

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI SALERNO
Scuola Dottorale “Antonio Genovesi”



Dottorato di Ricerca in Ingegneria ed Economia dell’Innovazione
(X Ciclo - Nuova Serie)

Tesi di Dottorato in
Metodi Matematici per l’Innovazione

**METODI, MODELLI E TECNOLOGIE AVANZATE
PER L’INNOVAZIONE DI SISTEMI DI SUPPORTO
ALLE DECISIONI IN SCENARI AD ALTA
COMPLESSITÀ**

Gerardo IOVANE

Tutor: prof. Stefano RIEMMA

Coordinatore: prof.ssa Alessandra AMENDOLA

Anno Accademico 2010-2011

Indice

Sommario.....	7
1. Introduzione	9
2. Complessità, Teoria dei Giochi e Teoria della Decisione	11
2.1 Simulazione e Teoria dei Giochi.....	11
2.2 Le basi classiche della Teoria dei Giochi.....	11
2.2.1 Classificazione	15
2.2.2 Strategie Dominanti.....	17
2.2.3 Strategie Miste	20
2.2.4 Equilibri di Nash.....	21
2.3 Dai Processi Deterministici alla Teoria della Complessità: Simulazione e Modellazione	24
2.4 Processi stocastici, sistemi dinamici ed applicazioni al contesto.....	38
2.4.1 Frattali, sistemi dinamici ed applicazioni al contesto	41
2.5 Primi Elementi utili di Teoria delle Decisioni.....	43
2.5.1 Decisioni in situazioni di estrema incertezza.....	47
3. Soft Computing: i diversi approcci alla logica sfumata.....	51
3.1 Logica Fuzzy.....	54
3.1.1 La Logica Fuzzy.....	54
3.1.2 Ragionamento Fuzzy	58
3.2 Reti Neurali	63
3.2.1 Reti Neurali Biologiche	64
3.2.2 Neuroni artificiali	66
3.2.3 Reti Neurali Artificiali.....	69
3.2.4. L'Apprendimento nelle Reti Neurali	74
3.2.5 Problemi di scelta e configurazione del modello	78
3.3 Reti Neurali Fuzzy	80
3.3.1 Modello di Rete Neurale Fuzzy Supervisionato.....	80
3.3.2 Modello di Rete Neurale Fuzzy Non Supervisionato.	82
3.4 Algoritmi Genetici.....	83
3.4.1 Introduzione agli Algoritmi Genetici	83
3.4.2 Algoritmo Genetico.....	89
4. Decision Support Systems (DSS).....	91

4.1	Introduzione al Supporto alle Decisioni	91
4.2	I DSS (Decision Support System)	92
4.2.1	Classificazione dei DSS	95
4.2.2	Utilità e scopi di un DSS	96
4.2.3	Componenti di un DSS	97
4.3	Un esempio di soluzione avanzata di DSS: il SACS.....	99
4.3.1	Introduzione al sistema.....	99
4.3.2	Dal modello COMP (Complex Order Multiphase Program) ai MMS (Mathematical Model for Security)	100
4.3.3	MMS: Mathematical Model for Security	105
4.3.4	Un esempio di interfaccia grafica per il SACS	113
5.1.	Scopo.....	118
5.2.	Indici Caratteristici (CSF – Critical Success Factor)	118
5.3.	Funzioni Obiettivo	122
5.4.	Scenari e Stati: Rappresentazione e Classificazione Statistica	129
5.4.1	Scenario S7	131
5.4.2	Scenario S6	142
5.4.3	Scenario S5	144
5.4.4	Scenario S4	145
5.4.5	Scenario S3	147
5.4.6	Scenario S2	148
5.4.7	Scenario S1	149
5.4.8	Scenario S0	149
5.4.9	Note conclusive sulla Sezione.....	149
5.5.	Scenari e Stati: Rappresentazione e Classificazione per Dinamica Evolutiva..	150
5.5.1	SEF – Scenari di Equilibrio Fondamentali	151
5.5.2	SEsF – Scenari Esplosivi Fondamentali	153
5.5.3	SIF – Scenari Implosivi Fondamentali.....	154
5.5.4	SAF – Scenari di Alterazioni Fondamentali.....	154
5.5.5	SSBF – Scenari di Squilibri Bipolari Fondamentali	157
5.5.6	SSMF – Scenari di Squilibri Multifasici Fondamentali	158
5.5.7	SDEsM – Scenari di Dominanza Esplosivi Multipesati.....	159
5.5.8	SDIM – Scenari di Dominanza Implosivi Multipesati.....	160

5.5.9 SDBEM – Scenari di Dominanza a Bassa Energia Multipesati.....	161
5.5.10 SDMEMTE – Scenari di Dominanza a Media Energia Multipesati con Trend	163
5.5.11 SDAEM – Scenari di Dominanza ad Alta Energia Multipesati	166
5.5.12 SAE – Scenari ad Alta Entropia	168
5.5.13 Considerazioni sulla Dinamica Evolutiva.....	170
5.6. Analisi Inferenziale e Probabilità associata agli Scenari	174
5.7. Decision Support System e Strategie Decisionali	179
5.7.1 Algoritmo DSS_1	187
5.7.2 Algoritmo DSS_2	192
5.7.3 Algoritmo DSS_3	194
5.7.4 Algoritmo DSS_4	196
5.7.5 Algoritmo DSS_5	201
5.7.6 Algoritmo DSS_6	203
5.7.7 Algoritmo DSS_7	208
5.7.8 Algoritmo DSS_8	213
5.7.9 Algoritmo DSS_9	218
5.7.10 Algoritmo DSS_10.....	223
5.7.11 Algoritmo DSS_11.....	228
5.7.12 Algoritmo DSS_12.....	233
5.7.13 Considerazioni sulle strategie decisionali del DSS basato sui MMS	238
5.8. Strategie Gestionali	247
5.9. Strategie Operative.....	249
5.9.1 Ottimizzazione per Contiguità.....	250
5.9.2 Ottimizzazione dell’Evoluzione di Indici di primario interesse	254
5.10. Conclusioni sul DSS basato sui MMS	257
6. Pianificazione in Ambito Amministrazione Difesa	261
6.1 Quadro di Riferimento.....	261
6.2 Obiettivi	262
6.3 Modellazione del Problema.....	264
6.4 Modelli Matematici per la Computazione delle Strategie Decisionali.....	265
6.4.1 Modellazione dell’Operational	265
6.4.2 Modellazione del Management	267

6.4.3 Modellazione della Governance.....	268
6.4 Approfondiment del Modello per i Microstati per la Pianificazione Strategica 270	
6.4.1 Introduzione.....	270
6.4.2 Definizione del Problema.....	271
6.4.3 Soluzione per microstati.....	271
6.4.4 Meccanismo di voting.....	273
6.4.5 Variazione di più indici contemporaneamente.....	276
6.5 Effetto Memoria nei processi decisionali.....	279
6.6 Considerazioni a margine sull'analisi personalizzata dei microstati.....	282
6.7 Esempio applicativo.....	283
7 Altri Esempi di Applicazione del DSS basato sui MMS.....	291
7.1 Applicazione all'Analisi del Comportamento Umano.....	291
7.1.1 HBR - Human Behaviour Resources.....	291
7.1.2 Modello Psicologico.....	299
7.1.3 Modello delle Capacità.....	301
7.1.4 Modello Mentale.....	302
7.1.5 Modello dei Livelli Neurologici.....	303
7.1.6 Modello delle Affettività.....	304
7.1.7 Modello delle Emozioni.....	305
7.1.8 Definizione della macro – funzione Comportamento.....	305
7.2 Applicazione alla Gestione del Potere.....	308
7.2.1 Introduzione.....	308
7.2.2 Cosmogonie.....	309
7.2.3 Modellazione del Problema.....	310
8 Prospettive Future: Simulation Anniling ed Applicazioni ai Sistemi di Supporto alle Decisioni per strutture complesse medico-sanitarie.....	313
8.1 I Problemi Stocastici con Dati di Input Casuali o Parzialmente Casuali.....	313
8.2 I Problemi Stocastici con Dati di Input Esatti.....	314
8.3 Il Simulated Annealing e l'Algoritmo di Metropolis.....	315
8.4 L'algoritmo del Simulated Annealing ed i Sistemi di Supporto alle Decisioni.....	320
8.4.1 Il SICS: Nascita ed Utilizzo.....	320
8.4.2 Il Rischio Cardiovascolare in Italia ed i Fattori di Rischio.....	321

8.5 Il SICS: Realizzazione del Concept	325
8.5.1 Raccolta Dati ed Individuazione del Macrostatò.....	325
8.5.2 Scelta delle Strategie Decisionali.....	330
8.5.3 Scelta delle Strategie Gestionali – I Tre Obiettivi	332
8.6 Il Simulated Annealing come base per la Strategia Decisionale	337
8.7 Il Simulated Annealing come base per la Strategia Gestionale	348
Conclusioni	356
Bibliografia	358

Sommario

Ad oggi le metodologie matematiche innovative, proprie della teoria della complessità e le tecnologie informatiche, nel contesto del softcomputing, possono fornire un utile supporto per lo studio, la definizione e successiva realizzazione di strumenti di supporto alle decisioni, che siano in grado di fornire non soltanto, come accadeva nel passato, la migliore decisione relativa ad una data tematica, ma soprattutto una strategia decisionale in grado di permettere il raggiungimento di un prefissato obiettivo utilizzando traiettorie decisionali ottime. Mentre nel passato, l'informatica, grazie ad esempio all'intelligenza artificiale, era in grado di fornire un decisore elettronico, oggi grazie alla teoria della complessità opportunamente impiegata in infrastrutture tecnologiche di softcomputing è possibile ottenere strumenti innovativi utili alla pianificazione; fornendo, altresì, non solo una decisione, che normalmente è già nota all'esperto di un dato settore, ma anche e soprattutto una strategia decisionale frutto della competizione di un grande numero di soluzioni possibili (non tutte valutabili normalmente in tempi brevi dall'uomo), nell'ottica di un'avanzata teoria dei giochi e delle simulazioni di pianificazione che si possa basare altresì su modelli multi-scala e multi-risoluzione e sui processi stocastici auto simili, ovvero scala invarianti. Inoltre, molto spesso, il decisore deve condividere le sue scelte con altri enti o entità deputate ad altre funzioni, quindi la soluzione proposta permette la costruzione di strategie decisionali ottime sia singolarmente che rispetto ad un decisore di governance, di management ed operational, che sia in un dato ente o che sia distribuito su più enti.

Obiettivo del presente studio è far emergere ed analizzare il contesto operativo di una struttura di Pianificazione che abbia come mission la definizione e l'istanziamento di esigenze operative e capacità tenendo conto di alcuni elementi fondanti e caratterizzanti (CSF – Critical Success Factor) delle attività, quali:

1. Come si intende operare nel futuro (breve, medio e lungo periodo);
2. Cosa si intende fare;

3. Quali azioni porre in essere al fine di raggiungere determinati obiettivi;
4. Quale sia lo spazio delle soluzioni ammissibili;
5. Come definire/individuare i parametri utili all'individuazione di criteri di valutazione/scelta;
6. Quali strumenti utilizzare per l'oggettiva definizione delle priorità e del timing.

In sintesi, quindi, a partire dall'analisi delle esigenze la ricerca ha l'obiettivo di considerare l'attività di modellazione e simulazione, affinché essa permetta di dare risposta al seguente tema fondante:

“Qual è il modello efficiente per allocare le risorse al fine di conseguire la massima efficacia dell'azione nel futuro? “

Il risultato è uno studio che dopo aver inquadrato le tematiche generali sulla teoria dei giochi, i modelli di descrizione della complessità ed i processi stocastici self-similari, la teoria della decisione, i sistemi di supporto alle decisioni, le diverse metodologie e tecnologie del soft-computing, analizza gli aspetti salienti e di dettaglio per la realizzazione di un motore computazionale avanzato di supporto alle decisioni in ambito complesso per fornire specifica risposta all'obiettivo, offrendo elementi di dettaglio e di esempio per una specifica realizzazione nell'ambito di interesse della ricerca. Le applicazioni considerate riguardano:

- Il Controllo, lo Sviluppo e la Sicurezza del Territorio;
- La Pianificazione in ambito Difesa;
- L'Analisi del Comportamento Umano;
- La Gestione del Potere.

1. Introduzione

La teoria dei giochi per decenni è stata alla base di molti processi di decisione nella maggior parte dei contesti operativi, manageriali e di governo. Di fatto però allorché si parli di soggetti razionali all'interno di una strategia di gioco (seppure punto di partenza perfettamente corretto), ciò circoscrive inequivocabilmente la simulazione/emulazione dei comportamenti umani che nella maggior parte dei casi decidono come operatori razionali, mentre in contesti di complessità, dove spesso per mancanza di informazione o incertezza della stessa, la decisione può apparire non razionale. In altre parole, il presente della teoria e delle applicazioni nei sistemi avanzati di supporto alle decisioni prevede sempre più l'uso della teoria dei sistemi complessi e del caos; così come nel futuro sarà sempre più necessario includere aspetti legati al comportamento umano, all'emotività ed all'affettività, quali parametri di rilievo nelle scelte decisionali.

Il presente studio intende fornire in prima istanza un quadro di riferimento aggiornato sullo stato dell'arte di pertinenza ed utilità relativamente alla teoria dei giochi, alla simulazione, alla logica sfumata ed al soft-computing, alle geometrie non euclidee (geometria frattale) per la descrizione di sistemi scala invarianti, ai processi stocastici self-similari, per lo sviluppo di sistemi di supporto alle decisioni in ambiti specifici quali il Controllo, lo Sviluppo e la Sicurezza del territorio, la Difesa e le attività degli Stati Maggiori, che intesi come sistemi aventi processi reali e naturali richiedono un significativo livello di necessità. L'obiettivo è quindi quello di consolidare gli avanzamenti moderni dello stato dell'arte per accogliere le più proficue metodologie matematiche e tecnologie informatiche che permettano di concepire e modellare sistemi di supporto alle decisioni che non forniscano semplicemente la decisione come oggi accade, sostituendosi di fatto al decisore e peraltro senza includere spesso l'esperienza dello stesso, ma che invece rappresentino grazie alla creazione di strategie decisionali a livello governance, management ed operational un reale supporto alle decisioni. Ciò poiché tipicamente l'esperto conosce esattamente quale sia l'obiettivo da raggiungere, mentre è rilevante avere un sistema che gli permetta di valutare l'impatto di alcune scelte rispetto ad altre e quindi definire

la strategia da perseguire per il raggiungimento del fissato obiettivo. In tal senso, il sistema di supporto alle decisioni diventa un reale simulatore che lascia “giocare le diverse strategie” e permette al decisore di valutare gli impatti ex post, ovvero dopo la simulazione dello scenario e del contesto, potendo avere così un reale supporto decisionale ed avendo considerato le conseguenze delle sue eventuali scelte in itinere od addirittura ancora prima di cominciare il processo decisionale. Così presentato, quindi, il problema della decisione diventa un tema di reverse engineering, nel senso che il decisore individua i parametri fondamentali in gioco (individuazione dei cosiddetti CSF – Critical Success Factor), definisce l’obiettivo finale che intende raggiungere ed il sistema mette in competizione le diverse strategie decisionali perseguibili, fornendo al decisore un quadro degli impatti di ciascuna scelta. A tal punto il decisore è in grado di decidere avendo un quadro simulato di quali costi/benefici può ottenere da una scelta rispetto ad un’altra. Pertanto, in seconda istanza, l’obiettivo del presente studio è la progettazione e la realizzazione di un concept e di un prototipo industriale di un avanzato sistema di supporto alle decisioni, che abbia come obiettivo quello di fornire come output non solo la/le decisioni migliori ovvero gli obiettivi da raggiungere, ma piuttosto le strategie decisionali da porre in essere e perseguire sia a livello governance, management, operational, sia in un’ottica superadditiva a livello di obiettivo finale armonizzando, ovvero ottimizzando, contemporaneamente le strategie decisionali di decisori sia di livello diverso (ovvero governance, management, operational) sia di enti diversi che operano simultaneamente (ovvero soluzioni multi-ente o multi-player). Lo studio si conclude con una specificazione/customizzazione del motore computazionale per il supporto alle decisioni in regime di complessità, basato sui MMS (Mathematical Models for Security) che descriveremo più avanti, ad un’istanza specifica dell’Amministrazione Difesa e degli Stati Maggiori, come può essere ad esempio la Pianificazione in ambito Logistico, per poi presentare altri contesti applicativi legati all’analisi del comportamento umano e della gestione del potere.

2. Complessità, Teoria dei Giochi e Teoria della Decisione

2.1 Simulazione e Teoria dei Giochi

Il concetto di simulazione, inteso come strumento per analizzare un'ampia varietà di tematiche, negli ultimi anni si sta espandendo notevolmente in campi differenti, che spaziano da quello militare, politico, economico, e delle relazioni internazionali, a quelli più propriamente scientifici della ricerca di base [1], [2], [3]. La simulazione rappresenta una delle principali fonti da cui ottenere rilevanti informazioni, desunte solitamente dall'esperienza, consentendo altresì un notevole risparmio di tempo e di risorse sia umane che economiche oltre a ridurre i rischi derivanti da sperimentazioni reali. Inoltre, in alcuni casi di notevole complessità l'approccio simulativo risulta l'unica via percorribile allo scopo di ottenere il test di ipotesi (o vision) ovvero per ottenere previsioni a partire da analisi sia qualitative che quantitative; a tale proposito si pensi all'uso di modelli non deterministici (stocastici) in cui il peso dei parametri può essere stimato solo a seguito di attività simulative. Di tali aspetti ci occuperemo più avanti in questo capitolo, mentre nei paragrafi successivi analizzeremo le basi classiche della simulazione e dei processi decisionali, ovvero la teoria dei giochi.

2.2 Le basi classiche della Teoria dei Giochi

Ormai da diversi decenni la teoria dei giochi trova applicazioni in ambiti diversi dall'economia, alle telecomunicazioni, dalla difesa, all'epidemiologia ed alla biologia, ecc.

Qui di seguito riportiamo alcuni degli elementi classici della teoria dei giochi soprattutto per coglierne i limiti in contesti a molte variabili dove diventa necessario l'utilizzo di tecniche moderne più raffinate proprie della teoria della complessità e delle decisioni in scenari complessi. Qui la parola "complesso" non deve forviare il lettore portandolo a riflettere sull'applicazione a casi complicati e quindi rari, poiché di fatto negli ultimi 10 anni si è compreso che la teoria della complessità è alla base della maggior parte dei processi naturali e delle azioni umane, comprese le decisioni.

Per perseguire l'obiettivo, relativo all'analisi di situazioni di conflitto sono state ideate apposite tecniche matematiche per poter elaborare, tramite linee razionali, delle azioni da parte di diversi decisori ("giocatori"). Pertanto, nell'accezione di nostro interesse, l'insieme delle tecniche matematiche qui utilizzate prenderanno il nome di "teoria dei giochi" [4].

La Teoria dei Giochi (TdG) si occupa dei *giochi di strategia*, cioè quei giochi in cui due o più soggetti interagiscono tra di loro e ciascuno di essi è in grado di influire sul risultato finale.

Anche alcuni giochi da tavolo veri e propri (gli scacchi, il poker, ecc) sono giochi di strategia. Tuttavia il nome TdG può fuorviare il lettore poco esperto e indurlo a ritenere che al centro dell'attenzione della TdG ci siano i giochi da salotto.

Non è così: al centro dell'attenzione vi sono tutte quelle situazioni di interazione in vari contesti come quello strategico, di difesa, delle relazioni internazionali e diplomatiche, economico, sociali, territoriali, ecc.

Ad esempio, le competizioni di carattere commerciale tra due o più aziende, le contrattazioni, le gare d'asta, i conflitti tra nazioni o tra singoli individui, oppure le divergenze decisionali tra i vari organi di governance (regioni, comuni, province) e di polizia per la gestione del territorio, sono tipiche interazioni tra giocatori per la teoria dei giochi.

Da un punto di vista operativo, normalmente si costruisce un modello per rappresentare la situazione in esame e, in particolare, ci si focalizza sulle ipotesi che si realizzano sugli intenti che guidano i giocatori, considerandoli come soggetti razionali che hanno l'intento di massimizzare il proprio profitto. Nello specifico ad esempio in un contesto territoriale il (giocatore) sindaco potrebbe decidere di tagliare una parte dei fondi destinati alla polizia municipale trovandosi in opposizione con il (giocatore) comandante della polizia municipale. Analogamente in ambito difesa il (giocatore) decisore ministeriale potrebbe allocare risorse di specifiche necessità tagliandole alle forze armate e trovandosi in opposizione con il giocatore comandante delle forze armate.

Nella teoria dei giochi si possono assumere due diversi ruoli: il ruolo positivo per spiegare la scelta di alcune strategie da parte di alcuni giocatori e il ruolo

prescrittivo per determinare quali situazioni di equilibrio potrebbero verificarsi come soluzione del problema.

Un concetto fondamentale è quello di soluzione, che viene definita come l'identificazione di più strategie compatibili con determinate assunzioni di razionalità e intelligenza dei decisori [5].

Per la risoluzione di un problema decisionale, assumeremo che un individuo decida simultaneamente e indipendentemente dalle scelte altrui e senza essere a conoscenza delle decisioni prese dall'altro individuo. Questo genere di problema decisionale è definito gioco [6].

Un primo esempio tanto semplice quanto esplicativo è il cosiddetto dilemma del prigioniero (DdP) la cui formulazione è la seguente:

“Vengono arrestati due rapinatori, li chiameremo A e B, che sono accusati di una rapina a mano armata sulla base di prove soltanto indiziarie mentre poi sono colpevoli, con certezza, della detenzione abusiva di armi da fuoco.

Il procuratore distrettuale della città ordina il loro arresto in celle separate e fa separatamente a ciascuno dei due il seguente discorso [7]:

<<Se tu confessi e il tuo complice non lo fa allora tu sarai prosciolto. Se tu non confessi e il tuo complice confessa, allora sarai condannato al massimo della pena e cioè 10 anni di carcere. Se confessate entrambi sarete entrambi condannati a 7 anni di carcere. Se nessuno dei due confessa riceverete entrambi la condanna ad un anno di carcere per il reato minore di detenzione abusiva di armi da fuoco per il quale ci sono già le prove>>”.

In questo caso i due “giocatori”, A e B, devono scegliere una delle due strategie: confessare o non confessare.

Il gioco può essere riassunto nella seguente tabella detta *matrice dei pagamenti* dove le righe indicano le strategie per il giocatore A e le colonne indicano le strategie per il giocatore B. Ogni valore della matrice sarà del tipo x/y cioè quanti anni di carcere toccano ad A (x) e a B (y) in corrispondenza delle due strategie da loro scelte.

	Confessa	Non confessa
Confessa	7/7	0/10
Non confessa	10/0	1/1

Tabella 2.1 – Dilemma del prigioniero

Sembrerebbe da questa matrice dei pagamenti che ad entrambi i giocatori convenga non confessare in modo da essere condannati ad un solo anno di carcere. Incredibilmente, però, si può vedere qui di seguito come due giocatori razionali si comportino diversamente.

La difficoltà sta nel fatto che un giocatore non sa quale strategia sceglierà l'avversario. Se lo sapesse egli sceglierebbe semplicemente quella tra le sue strategie che ottimizza il suo proprio pagamento.

Nella maggior parte dei giochi la risposta ottimale di A dipende da quale strategia ritiene che B sceglierà. Il DdP è atipico poiché la risposta ottimale di A è la stessa qualunque sia la strategia che possa scegliere B. Il giocatore A, perciò, non ha bisogno di conoscere o indovinare quale strategia userà B per dedurre quale sia la propria risposta ottimale. A, nonostante sembri essere la scelta migliore, non deve scegliere “non confessa” poiché la propria risposta ottimale è giocare “confessa”, qualsiasi cosa possa fare B. In TdG si esprime questo fatto dicendo che *la strategia “confessa” domina strettamente la strategia “non confessa”*, (ritorneremo su questo concetto in un paragrafo successivo).

Poiché B si trova di fronte esattamente allo stesso dilemma di A, la sua propria risposta ottimale è pure di scegliere sempre ‘confessa’ qualunque cosa possa fare A.

Perciò se A e B agiscono per massimizzare i propri pagamenti (cioè per minimizzare il numero di anni di carcere), ciascuno sceglierà di confessare. Il risultato sarà che entrambi confesseranno e che ciascuno sconterà sette anni di carcere mentre “se la sarebbero potuta cavare” con un solo anno di carcere se entrambi avessero rifiutato di confessare.

Questa strategia viene definita *pura*, ossia una strategia che fornisce una definizione completa del modo in cui un giocatore gioca una partita. In

particolare, essa determina quale scelta farà il giocatore in qualsiasi situazione che potrebbe affrontare.

Vedremo, poi, la differenza tra questo tipo di strategia e quella *mista* cioè quella strategia che definisce per un giocatore una distribuzione di probabilità sull'insieme delle strategie pure che costui ha a disposizione.

Ovviamente non tutti i giochi hanno una strategia che domina strettamente un'altra e quindi non è sempre facile comprendere quale sarà la scelta dei giocatori coinvolti nella partita. In quel tipo di giochi ciò che si fa è ricercare i cosiddetti equilibri di Nash, che prendono il nome dal noto matematico che li ha introdotti, che si basano sul concetto che *giocatori razionali opereranno le loro scelte di strategia in modo da raggiungere (se possibile) un "equilibrio" del gioco.*

Parleremo degli equilibri di Nash più avanti nel corso del capitolo.

2.2.1 Classificazione

I Giochi di strategia insorgono in contesti molto differenti tra di loro e, di conseguenza, espongono caratteristiche diverse da studiare. Possiamo usare la seguente classificazione.

1) *Momento di esecuzione della mossa.*

a) *Mosse sequenziali:* come nel gioco degli scacchi dove muove prima il Bianco, poi il Nero, poi di nuovo il Bianco, e così via.

b) *Mosse simultanee:* ad esempio in una gara d'appalto, i partecipanti fanno le loro offerte simultaneamente, senza conoscere le offerte degli altri concorrenti.

Questa distinzione è molto importante perché a seconda della tipologia di mossa da effettuare ci si pone domande differenti. Quando due giocatori sono coinvolti in un gioco con mosse sequenziali ognuno sarà portato a pensare "se faccio questo come risponderà il mio avversario?" e in alcuni casi si può anche pensare di perdere qualcosa, in termini di profitto, in quella data mossa per poi poter successivamente eseguire una mossa ben più redditizia.

Nei giochi con mosse simultanee ciascun giocatore deve immaginare cosa stanno pensando tutti gli altri, ma soprattutto deve essere consapevole del fatto che anche tutti gli altri stanno pensando come egli si comporterà.

2) *Tipo di "vincita".*

a) *Giochi a somma zero*: solitamente nei giochi strettamente competitivi come il calcio, il tennis, la borsa, e così via la vittoria di uno dei giocatori è in contrapposizione alla sconfitta dell'altro. Ad esempio nel gioco delle carte chi vince riceve in premio i soldi dell'avversario, ecco perché vengono definiti giochi a somma zero.

b) *Giochi a somma costante*: sono quei giochi in cui i giocatori devono trovare un certo equilibrio nello spartirsi la vincita e dove solitamente non c'è un solo vincitore.

Questa suddivisione non cambia, però, nulla dal punto di vista strategico. I giochi in ambito difesa, economici e sociali, quelli che a noi interessano maggiormente, raramente sono a somma zero. Tornando all'esempio fatto in precedenza l'ente ministeriale difesa e il comandante delle forze armate potrebbero arrivare ad un compromesso tra risparmio da parte del ministero e garanzia invariata per la sicurezza dei cittadini e dei soldati impiegati, ad esempio fornendo risorse laddove c'è una concentrazione maggiore di necessità, conflitti, ecc.

Lo stesso può valere per i conflitti tra sigle sindacali e datori di lavoro, perché si cerca attraverso dei compromessi di arrivare ad un accordo che accontenti entrambe le parti.

3) *Quantità di informazione.*

a) *Informazione perfetta*: è il caso di quei giochi in cui ciascun giocatore conosce esattamente la situazione in ciascun momento del gioco, come ad esempio gli scacchi. In questo tipo di giochi si può ovviamente immaginare quali saranno le possibili future mosse dell'avversario e si può tener conto, ovviamente, anche delle precedenti mosse per studiare a fondo l'avversario.

b) *Informazione imperfetta*: ad esempio nel poker, ciascun giocatore sa perfettamente quale siano le sue carte, ma non può conoscere la situazione degli altri giocatori.

Tutti i giochi con mosse simultanee sono evidentemente giochi con informazione imperfetta.

4) *Possibilità di accordo*.

a) *Gioco cooperativo*: un gioco, in cui i giocatori possono sottoscrivere degli accordi che sono vincolanti per essi. In questo tipo di giochi c'è un punto debole e cioè che, per far sì che un accordo sia vincolante per i concorrenti, è necessario che vi sia qualcuno che faccia rispettare tale accordo.

b) *Gioco non cooperativo*: un gioco in cui eventuali accordi tra i giocatori non sono vincolanti per essi. In questo tipo di giochi la cooperazione sorge allorché ciascun giocatore ha un interesse individuale nel rispettare l'accordo.

E' ovvio che in questo caso è l'interesse stesso a far sì che ogni concorrente rispetti l'accordo preso.

2.2.2 Strategie Dominanti

Finora abbiamo fornito una descrizione di quelle che sono le tipologie di gioco enfatizzando le caratteristiche dei giocatori e il loro modo di ragionare nel dover affrontare altri giocatori razionali al fine di massimizzare la loro funzione di utilità.

Un ruolo molto importante nella teoria dei giochi è assunto dal concetto di *dominanza* che è alla base delle scelte strategiche di ciascun giocatore durante una partita.

Tale concetto è facilmente intuibile e si basa sulle scelte razionali che ognuno di noi effettua ogni giorno quando si trova a dover scegliere tra più alternative e, ovviamente, sceglie quella più conveniente in termini di risparmio di tempo, di risparmio (o guadagno) di denaro, risparmio di km percorsi e così via. Non fa differenza il campo applicativo che stiamo considerando ed è questo che rende

la teoria dei giochi uno strumento davvero potente ed applicabile a qualsiasi situazione.

Però, Non sempre, purtroppo, il concetto di strategia dominante consente di trovare una strategia ottimale per un giocatore, perché non sempre in un gioco egli può contare sulla scelta ottima. Proprio per questo la dominanza consente di risolvere solo alcuni tipi di giochi, come vedremo nel seguito¹.

Intuitivamente se una strategia domina tutte le altre è detta strategia dominante e dato che stiamo considerando giocatori razionali possiamo anche pensare che sarà quella la strategia scelta dal giocatore.

Ben diversa è la situazione nel caso di giochi in cui i giocatori non possono contare su strategie dominanti.

Si consideri il gioco nella seguente tabella.

↓1	2 →	a	b
	A	4,3	3,7
	B	5,5	4,4
	C	7,6	2,4

Tabella 2.2 – Esempio di dominanza

¹ Un gioco in forma strategica identifica i giocatori, le strategie di ognuno di essi e i payoff associati a ogni situazione sociale, che rappresentano l'utilità di ogni giocatore di trovarsi in quella particolare situazione sociale.

Dato un gioco in forma strategica, si consideri un giocatore i e due sue strategie a_k^i e a_h^i . Sia a^{-i} un vettore che specifica le strategie degli altri $N-1$ giocatori e sia $u_i(a_k^i, a^{-i})$ l'utilità del giocatore i quando la sua strategia è a_k^i [5].

Se

$$u_i(a_k^i, a^{-i}) \geq u_i(a_h^i, a^{-i}) \quad \text{per ogni } a^{-i} \tag{1}$$

$$u_i(a_k^i, \hat{a}^{-i}) > u_i(a_h^i, \hat{a}^{-i}) \quad \text{per qualche } \hat{a}^{-i} \tag{2}$$

allora si dice che la strategia a_k^i domina debolmente la strategia a_h^i (equivalentemente, che a_h^i è debolmente dominata da a_k^i). Si dice, invece, che la strategia a_k^i domina strettamente la strategia a_h^i (equivalentemente, che a_h^i è strettamente dominata da a_k^i) se

$$u_i(a_k^i, a^{-i}) > u_i(a_h^i, a^{-i}) \quad \text{per ogni } a^{-i}. \tag{3}$$

Consideriamo le strategie A e B a disposizione del giocatore 1: in ogni caso al giocatore uno converrà giocare B rispetto ad A, poiché B domina strettamente A. Come si evince dalla tabella 1.2, infatti, si ha che $5 > 4$ e $4 > 3$ cioè le utilità della strategia B sono maggiori rispetto alla strategia A. Considerando, invece, B e C si può vedere come nessuna delle due strategie sia dominante poiché nella prima colonna (a) la strategia C domina la B essendo $7 > 5$, mentre nella seconda colonna (b) è la strategia B a dominare la C essendo $4 > 2$.

Stesso discorso vale per il giocatore 2 che ha a disposizione solo 2 strategie e tra le due, a e b, nessuna risulta essere dominante.

In questo tipo di gioco, detto anche gioco risolvibile per eliminazione iterata, ci viene in aiuto la razionalità dei giocatori: il giocatore 2 sa che 1 non giocherà mai A, essendo essa dominata, e quindi a quel punto il gioco viene semplificato come mostrato nella seguente tabella

↓1	2 →	a	b
	B	5,5	4,4
	C	7,6	2,4

Tabella 2.3 – Esempio di gioco semplificato

Ora la situazione è completamente diversa e per il giocatore 2 esiste una strategia dominante, cioè la a. A quel punto il giocatore 1, essendo anch'egli razionale, sa che il giocatore 2 giocherà a e sceglierà a sua volta di giocare C che è la strategia con utilità maggiore.

La soluzione, quindi, sarà proprio (C,a)².

² La definizione vista in precedenza considera dominata una strategia se ne esiste almeno un'altra, per lo stesso giocatore, che dà luogo sempre a un valore di utilità non minore (e in almeno un caso, strettamente maggiore). Vediamo ora un'interessante (e importante) definizione alternativa di strategia strettamente dominata, che nasce da un approccio diverso. Per semplicità lo illustriamo nel caso di due soli giocatori, ma la definizione ha validità assolutamente generale.

Supponiamo che un giocatore abbia un'idea della probabilità con cui l'altro giocatore giocherà le sue varie strategie. Ossia, supponiamo che lui/lei assegni una probabilità p_j al fatto che il giocatore 2 scelga la strategia b_j .

Se 1 sceglie di giocare la strategia a_k , la sua utilità attesa sarà

$$U_1(a_k) = p_1 u_1(a_k, b_1) + p_2 u_1(a_k, b_2) + \dots + p_m u_1(a_k, b_m)$$

Un giocatore razionale tenderà a massimizzare la propria utilità attesa, ossia sceglierà quella strategia a_k tale che $U(a_k) = \max_{i \in A} U(a_i)$. Chiaramente, se le probabilità p_j fossero note, il problema decisionale per il giocatore 1 sarebbe facilmente risolvibile: basterebbe calcolare l'utilità attesa di ciascuna possibile strategia a_k , e scegliere poi la strategia cui corrisponde l'utilità attesa più alta. Il fatto che le probabilità p_j non siano note a priori giustifica lo sforzo che è stato fatto, nel corso degli anni, di identificare comunque strategie "razionali" particolari (appunto, le soluzioni del gioco).

2.2.3 Strategie Miste

Dato l'insieme di azioni A^i a disposizione del giocatore i , una strategia mista per il giocatore i è una distribuzione di probabilità su tale insieme. Ossia, una strategia mista è un vettore di probabilità $(p^i_1, p^i_2, \dots, p^i_{n_i})$ sulle possibili azioni che il giocatore può intraprendere.

L'interpretazione letterale di una strategia mista prevede dunque che un giocatore prenda la sua decisione introducendo deliberatamente un elemento stocastico, e questo può sembrare irrazionale o addirittura bizzarro. In realtà esistono interpretazioni molto più sofisticate (e ragionevoli), anche se non ce ne occuperemo. Comunque, se accettiamo l'interpretazione per cui un gioco modella una situazione che può aver luogo più volte tra gli stessi giocatori senza legami strategici tra una ripetizione e l'altra (a titolo esemplificativo si pensi ad una simulazione in cui i due giocatori sono polizia-mafia, diverso invece è il caso polizia-singolo ladro o guerre contro avversari diversi in cui vi è un player diverso di volta in volta), la strategia mista può essere interpretata come la frequenza con cui il giocatore gioca le varie strategie, che chiameremo

Possiamo allora dare la seguente definizione alternativa: una strategia $\alpha^i_x \in A^i$ è strettamente dominata se non esiste alcun vettore di probabilità relativo alle scelte degli altri giocatori per cui giocare la strategia α^i_x massimizza l'utilità attesa del giocatore i .

$1 \downarrow 2 \rightarrow$	l	C	r
U	4,10	3,0	1,3
D	0,0	2,10	10,3

Tabella 2.4 - Gioco che illustra il confronto tra le due definizioni di dominanza.

Ovviamente, ci si può chiedere se le due definizioni viste finora siano o meno equivalenti. Apparentemente vi è una discrepanza tra le due definizioni di strategia dominata. La definizione precedente infatti richiede di confrontare tra loro strategie dello stesso giocatore, una strategia risulta dominata se ce n'è almeno un'altra che risulta migliore, qualunque sia la scelta dell'altro giocatore. Ora invece stiamo dicendo (definizione attuale) che una strategia è dominata se in nessun caso (ossia, per nessuna strategia dell'altro giocatore) massimizza l'utilità attesa di quel giocatore. In realtà, questa discrepanza è solo apparente, ma occorre estendere opportunamente il concetto di strategia, introducendo il concetto di strategia mista.

strategie pure, per distinguerle da quelle miste (chiaramente le strategie pure possono essere viste come un caso particolare di strategie miste)³.

2.2.4 Equilibri di Nash

Come accennato in precedenza non sempre i giochi ammettono soluzioni per i giocatori dettate dalla semplice dominanza di una rispetto ad un'altra, ma un concetto ben più importante è quello degli equilibri di Nash che prendono il nome dal matematico che per primo li introdusse.

Tale concetto prevede l'esistenza di uno stato di equilibrio, appunto, dal quale nessun giocatore "vuole" scostarsi (non per fermezza o prestigio, ma per razionale convenienza presunta).

Nei paragrafi precedenti abbiamo visto come le strategie associate a ciascun giocatore vengano definite pure se prese ognuna in modo equiprobabile, mentre vengono definite miste quando ad esse viene associata una certa probabilità che accadano. Gli equilibri di Nash sono applicabili ad entrambe le strategie e per questo nel seguito verranno illustrati in entrambi i casi di studio.

2.2.4.1 Equilibri di Nash in Strategie Pure

Dato un gioco in forma strategica, un profilo $a \in A$ di azioni è una N-pla di strategie a_1, a_2, \dots, a_N .

³ Dunque, la definizione data in questo paragrafo può enunciarsi dicendo che una strategia a_k è dominata se, qualunque sia la strategia mista giocata dall'altro giocatore, a_k non massimizza l'utilità attesa di quel giocatore. Come si riconcilia questa definizione con la definizione precedente? Non ne diamo una dimostrazione generale, ma ci limitiamo a osservare che nell'esempio in tabella 4, una volta introdotte le strategie miste, r risulta dominata anche rispetto alla prima definizione. Infatti, consideriamo la seguente strategia mista per 2: giocare l con probabilità q e c con probabilità $1 - q$ (e dunque r con probabilità 0). Se 1 gioca U , l'utilità attesa di 2 è $10q$; se 1 invece gioca D , l'utilità attesa di 2 è $10(1 - q)$. Ricordando che l'utilità attesa di r era 3, indipendentemente dalla giocata di 1, ecco che la strategia mista vista domina la strategia pura r per qualsiasi valore di q compreso fra 0.3 e 0.7: ecco dunque una strategia (benché mista) che domina la strategia pura r .

A questo punto, essendo giunti alla conclusione che r è una strategia dominata, possiamo procedere con l'eliminazione iterata, al termine della quale sopravvivrà solo la coppia di strategie pure (U, l).

E' interessante notare che alla fine l'equilibrio si ha in strategie pure, ma il fatto di aver esteso l'attenzione alle strategie miste ha consentito di giungere a una conclusione che non sarebbe stata altrimenti possibile.

Un profilo $\bar{a} = \{\bar{a}^1, \bar{a}^2, \dots, \bar{a}^N\}$ è un equilibrio di Nash se per ogni giocatore i si ha $u_i(\bar{a}^i, \bar{a}^{-i}) \geq u_i(a^i, \bar{a}^{-i})$ per ogni $a^i \in A^i$ dove \bar{a}^{-i} indica le strategie degli altri $N - 1$ giocatori.

Dunque, se \bar{a} è un equilibrio di Nash, ciascun giocatore i preferisce l'azione \bar{a}^i a qualunque altra, supponendo che tutti gli altri giocatori giochino \bar{a}^{-i} . In altre parole, nessun giocatore ha alcun motivo ragionevole di deviare rispetto al profilo di azioni di equilibrio.

Vediamo come sia relativamente semplice trovare gli equilibri di Nash nel dilemma del prigioniero visto in precedenza. In tale gioco, come abbiamo già visto in precedenza, ad entrambi i giocatori conviene confessare. Ciò significa che il profilo $a^* = (C, C)$ è un equilibrio di Nash.

In esempi come quello del dilemma del prigioniero determinare l'esistenza o meno di (almeno) un equilibrio di Nash è, come abbiamo visto, abbastanza semplice. Tuttavia non sempre esiste un equilibrio di Nash costituito da strategie pure.

Esistono teoremi che danno condizioni sufficienti affinché un gioco ammetta un equilibrio di Nash in strategie pure. Alcuni di questi teoremi non sono particolarmente intricati, ma fanno riferimento a situazioni abbastanza particolari e non ce ne occuperemo in questo studio, poiché non utili allo scopo.

In generale, non si può dunque dire molto sull'esistenza o meno di equilibri di Nash in strategie pure ed occorre ragionare per classi di giochi. Una classe per la quale la caratterizzazione degli equilibri di Nash può essere fatta in modo soddisfacente è quella dei giochi strettamente competitivi⁴.

⁴ Questi sono giochi con due soli giocatori (indicati come "1" e "2"), in cui un risultato positivo per un giocatore corrisponde necessariamente a uno negativo per l'altro, ovvero, dati due profili qualsiasi a e b , si ha che $a >_1 b$ (e dunque $u_1(a) \geq u_1(b)$) se e solo se $a <_2 b$ (e dunque $u_2(a) \leq u_2(b)$). Tali giochi sono anche detti a somma zero, in quanto si può assumere che $u_1(a) = -u_2(a)$, ossia quello che viene "vinto" da un giocatore è perso dall'altro (un po' come nei giochi d'azzardo).

Nei giochi a somma zero la rappresentazione del gioco in forma strategica può essere semplificata, perché per ogni coppia di azioni (x, y) basterà indicare l'utilità di uno solo dei due giocatori.

Supponiamo di essere il giocatore 1. Nel determinare la strategia più opportuna, un atteggiamento di tipo pessimistico è quello di prevedere che, data una azione $x \in A_1$, il giocatore 2 risponda sempre con l'azione per me più dannosa (e dunque per lui/lei più redditizia). Se cioè io gioco x , la cosa per me peggiore è che l'altro giocatore giochi l'azione $y(x)$, tale che

$$u_1(x, y(x)) = \min_{y \in A_2} u_1(x, y)$$

2.2.4.2 Equilibri di Nash in strategie miste

Il discorso svolto sugli equilibri di Nash cambia sostanzialmente se allarghiamo il nostro orizzonte di interesse per includere anche le strategie miste. Supponiamo cioè che ciascun giocatore abbia, al solito, un numero finito di strategie pure a propria disposizione, ma possa decidere di attuare una qualunque strategia mista definita su di esse.

Nel seguito consideriamo cioè un profilo di strategie miste p^1, p^2, \dots, p^N , in cui $p^i = (p_{i_1}^i, p_{i_2}^i, \dots, p_{i_{n_i}}^i)$ descrive la strategia mista del giocatore i . Con riferimento al giocatore i , indicheremo con

$p^{-i} = [p^1, p^2, p^{i-1}, p^{i+1}, \dots, p^N]$ il profilo delle strategie degli altri $N - 1$ giocatori.

Seguendo questo ragionamento, mi converrà allora giocare quella azione che massimizza il mio “payoff del caso peggiore”, ovvero, tra tutti i minimi di $y(x)$, sceglierò quell’azione x^* tale che

$$\min_{y \in A_2} u_1(x^*, y) = \max_{x \in A_1} \{ \min_{y \in A_2} u_1(x, y) \}$$

L’azione x^* massimizza il minimo risultato che ho la garanzia di ottenere, e per questo motivo prende il nome di maxminimizer per il giocatore 1.

Ovviamente, lo stesso tipo di ragionamento può essere fatto dall’altro giocatore, il che conduce a definire un maxminimizer y^* anche per il giocatore 2:

$$\min_{x \in A_1} u_2(x, y^*) = \max_{y \in A_2} \{ \min_{x \in A_1} u_2(x, y) \}$$

Esempio - Si consideri il gioco nella seguente tabella, in cui i numeri indicano le utilità del giocatore 1.

	y_1	y_2	y_3	y_4
x_1	5	4	3	4
x_2	6	-2	1	2
x_3	3	3	2	2

Tabella 2.5 – Esempio di equilibrio di Nash in strategie pure

Come si può verificare, (x_1, y_3) è un equilibrio di Nash: giocare diversamente, può far rischiare al giocatore 1 di conseguire un’utilità inferiore a 3 e al giocatore 2 un’utilità inferiore a -3. Come previsto dal Teorema 2, si ha in effetti che

$$u_1(x_1, y_3) = \max_x \min_y u_1(x, y)$$

e inoltre

$$u_1(x_1, y_3) = \min_y \max_x u_1(x, y)$$

ossia, x_1 e y_3 sono maxminimizer.

Dunque, se un equilibrio di Nash esiste, è costituito da una coppia di maxminimizer.

Il *supporto* di p^i è l'insieme delle strategie pure rappresentate in p^i , ossia l'insieme di strategie pure $a_k^i \in A^i$ tali che $p_k^i > 0$. Infine, indichiamo con P^i l'insieme di tutte le possibili strategie miste del giocatore i .

L'utilità attesa associata alla strategia mista p^i del giocatore i a fronte delle altre $N - 1$ strategie p^{-i} , può esprimersi come

$$U_i(p^i, p^{-i}) = p_1^i u_i(a_1^i, p^{-i}) + p_2^i u_i(a_2^i, p^{-i}) + \dots + p_{n_i}^i u_i(a_{n_i}^i, p^{-i})$$

Il concetto di equilibrio di Nash in strategie miste estende quello visto in strategie pure. Come prima, dato un profilo p^{-i} di strategie miste di tutti i giocatori tranne i , definiamo l'insieme delle migliori risposte del giocatore i :

$$B_i(p^{-i}) = \{p^i : U_i(p^i, p^{-i}) \geq U_i(\hat{p}^i, p^{-i}) \text{ per ogni } \hat{p}^i \in P^i\}$$

dove si è indicato con $U_i(p^i, p^{-i})$ l'utilità attesa per i derivante dal profilo di strategie miste (p^i, p^{-i}) .

In perfetta analogia col caso delle strategie pure, un equilibrio di Nash è allora un profilo $p^{*1}, p^{*2}, \dots, p^{*N}$ tale che, per ogni giocatore i , si ha $p^{*i} \in B_i(p^{*-i})$.

2.3 Dai Processi Deterministici alla Teoria della Complessità:

Simulazione e Modellazione

Grazie alla simulazione siamo capaci di verificare la funzionalità di un oggetto, di un insieme sistemico con la relativa dinamica evolutiva, di uno scenario operativo, ovvero di una vision contestualizzata mediante l'ausilio di un calcolatore; quest'ultima affermazione rende bene l'idea del risparmio in quanto non si richiede la messa in opera di una data operazione ma si richiede soltanto la possibilità di impiegare personale che sappia utilizzare opportunamente un computer, una workstation o un cluster computazionale a seconda della complessità della simulazione. A tale proposito risulta evidente che mentre per la prototipazione virtuale di un sistema d'arma sarà sufficiente un computer (più o meno evoluto a seconda delle specifiche del sistema d'arma), per una simulazione delle operazioni di un nostro contingente in teatro all'interno di una

data operazione multinazionale relativa ad un dato scenario e contesto sarà necessaria una grid computazionale o un cluster.

Si comprende, quindi, che in un'accezione più ampia la simulazione è l'imitazione di una operazione o di un sistema reale nel tempo, ovvero una tecnica di campionamento statistico controllato che può essere usata per studiare un sistema deterministico complesso o stocastico quando le tecniche analitiche e numeriche non sono sufficienti. Questo comprende la generazione di una storia artificiale del sistema e lo studio di questa storia, per tracciare le deduzioni sulle caratteristiche del sistema stesso. Ma ci sono altri esempi pregevoli in cui la simulazione si fonde con la teoria delle decisioni per realizzare defence o war game in cui il costo che si evita non è soltanto economico, ma è più propriamente quello sociale, di vite umane, o di beni e valori addirittura non economicamente valutabili come il valore della democrazia di una Nazione.

Si può fare ancora un altro esempio prendendo in considerazione dei giochi, presenti in rete, in cui viene simulata l'esistenza di una società parallela alla nostra in cui noi possiamo simulare la nostra vita utilizzando degli Avatar (termine che simboleggia la simulazione virtuale di un personaggio che ci rappresenta).

Quindi, in questo caso, abbiamo la generazione virtuale di un evento che ancora non esiste ma che potrebbe verificarsi (il che rappresenta un altro campo di applicazione). A tal proposito si richiama una diversa definizione di simulazione:

“La simulazione è la riproduzione del comportamento dinamico di un sistema reale che usa un modello (reale) per arrivare a conclusioni che possono essere applicate al mondo reale”.

Nel mondo antico l'interpretazione dei fenomeni naturali era di tipo essenzialmente deduttivo, a partire dai dogmi religiosi o dal sapere aristotelico. La grande rivoluzione si ebbe con la scoperta del metodo scientifico che viene attribuita a Galileo Galilei (1564-1642) ed è costituito dalle seguenti fasi:

- I. Osservare i fatti significativi;
- II. Giungere tramite induzione ad una ipotesi (modello) che, se vera, deve spiegare questi fatti;
- III. Dedurre, da questa ipotesi, delle conseguenze che si possono sottoporre ad analisi.

Un modello è rappresentato da un insieme di leggi matematiche e fisiche che opportunamente e razionalmente ordinate contribuiscono ad ottenere un output, dati degli input (questi ultimi possono anche derivare da altri modelli trasformandosi da output in input).

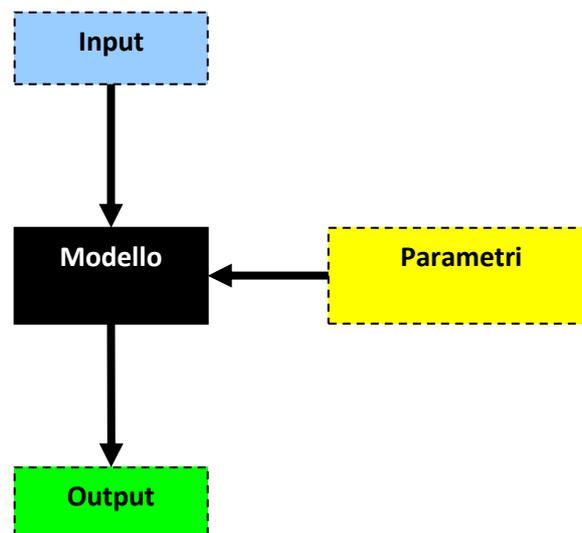


Figura 2.1: schema di una simulazione

Al fine di realizzare un simulatore l'operazione fondamentale è proprio la realizzazione di uno o più modelli che ripropongono "un'immagine astratta di una parte e di alcuni aspetti della realtà" (come ad esempio lo è una mappa, rispetto al territorio). Tuttavia non bisogna mai confondere un modello con la realtà stessa poiché il primo è una rappresentazione della seconda, più o meno precisa al fine di rispondere ad una serie di requisiti quali, ad esempio: adeguatezza della soluzione rispetto al problema, affidabilità della soluzione, costi, benefici, grado di generalità della soluzione, ecc. Tipicamente al fine di

valutare l'efficacia e l'efficienza del rapporto *realtà/realtà simulata* rispetto ad uno specifico tema viene costruito un indice di prestazione, semplice o composto, che è una funzione di più variabili indipendenti; tali variabili sono proprio i parametri su esposti ed altri ancora di specifica pertinenza al processo dinamico che si intende simulare o al sistema materiale che si desidera prototipare con l'ausilio di strumenti tipici della realtà virtuale.

I modelli non sono tutti realizzati allo stesso modo e quindi si ha la necessità di elencarne tre diverse tipologie:

- 1) *White-Box*: tali modelli sono caratterizzati dal fatto che si giunge ad un risultato utilizzando in maniera induttiva alcuni principi ben consolidati della fisica, della matematica, del contesto cognitivo specifico;
- 2) *Black-Box*: tali modelli sono l'esatto contrario dei precedenti in quanto si parte dal risultato e si cerca una serie di leggi euristiche che possa riprodurre il comportamento reale del sistema a cui si fa riferimento;
- 3) *Gray-Box*: tali modelli sono il risultato di una fusione delle tecniche di modellazione *White-Box* e *Black-Box*. Tali modelli oggi stanno assumendo una rilevanza sempre maggiore in relazione agli sviluppi informatici legati al quantum computing ed al soft-computing, ovvero grazie alla tecniche di computazione a logica sfumata.

Molto spesso i modelli vengono realizzati in modo da consentire, a chi ne fa uso, di effettuare una analisi multi-parametrica (questa procedura è quella che viene comunemente chiamata "What if"). Quest'ultima consiste nel permettere di ottenere risultati diversi a seconda dei parametri che vengono fatti variare:

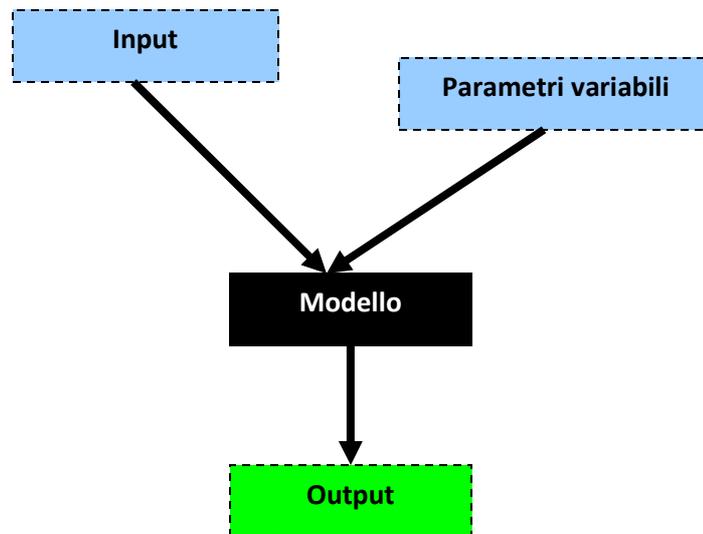


Figura 2.2: Analisi Parametrica

È utile, inoltre, riportare alcuni dei criteri che contribuiscono alla validazione di un modello:

- I. *Fisicità*. Il modello deve “assomigliare” alla realtà, deve prevalere la conoscenza a priori (a parità di altre condizioni);
- II. *Aderenza (o Precisione)*. I dati sperimentali devono essere spiegati (riprodotti) dal modello nel miglior modo possibile;
- III. *Generalizzabilità (o Predittività)*. Il modello deve essere in grado di prevedere il comportamento del sistema anche in quei casi per i quali non siano disponibili osservazioni sperimentali;
- IV. *Identificabilità*. Deve essere possibile stimare i parametri del modello e la loro significatività statistica;
- V. *Parsimonia*. Un modello è considerato più efficace e plausibile se di struttura semplice e con pochi parametri (laddove possibile attraverso un riduzionismo metodologico e non categorico);

VI. *Precisione Bilanciata*. Il modello più adeguato è un compromesso tra validità della struttura e precisione dei parametri (le diverse parti di un modello devono avere livelli di precisione comparabili).

La NATO ha sviluppato tre differenti categorie di simulazione:

- 1) *Live Simulation*: persone reali con attrezzature reali;
- 2) *Virtual Simulation*: persone reali con attrezzature simulate;
- 3) *Constructive Simulation*: persone simulate con attrezzature simulate.

La Live Simulation presenta le seguenti caratteristiche: i) può essere interfacciata con Virtual Simulation e Constructive Simulation; ii) utilizza attrezzature allo stato dell'arte per le operazioni; iii) si possono avere grandi spese per le risorse; iv) non si può effettuare una replica in tutto e per tutto.

La Virtual Simulation assiste l'operatore nel dare gli input di controllo per la simulazione, mentre il simulatore lo segue nella manipolazione della rappresentazione fisica. I simulatori sono noti alla collettività grazie alla realtà dei videogiochi; inoltre, va sottolineato che i simulatori vengono spesso utilizzati per eseguire quelle operazioni che, nel mondo reale, sarebbero notevolmente pericolose.

La Constructive Simulation è utilizzata principalmente per le attività organizzative e per le unità di comando. Questo tipo di simulazione prevede una piattaforma analitica per una varietà di accertamenti.

E' proprio in quest'ultima categoria che la Teoria dei Giochi propria delle simulazioni si può fondere con la Teoria delle Decisioni per realizzare Sistemi di Supporto alle Decisioni (DSS – Decision Support System) per ogni attività del contesto Difesa e non solo, come ad esempio le operazioni di pianificazione di stati maggiori Difesa o di Forze Armate. Nei CAX (Computer Assisted eXercises: CAX) della NATO [8] la modellazione dei processi - e quindi delle decisioni - può avere complessità variabile.

Le simulazioni possono rappresentare i seguenti elementi ambientali: condizioni del territorio; condizioni della luce; condizioni climatiche; elementi artificiali sul territorio: fumo, ecc; malattie; aree urbane; collegamenti stradali o di altro tipo.

L'impatto dell'ambiente può comprendere i seguenti aspetti: efficacia dei sensori; efficacia delle armi; efficacia del personale; qualità ed utilizzo degli approvvigionamenti.

Secondo la prospettiva dei componenti terrestri può essere necessario modellare battaglioni e compagnie in corrispondenza della misura delle forze allocate. Le unità possono essere descritte con varie tipologie di personale, descrizione di veicoli, sistemi di combattimento, approvvigionamenti, sensori, sistemi informativi e di comunicazione.

Ad esempio, per la componente aerea sono disponibili le seguenti opzioni: basi aeree; squadriglie; piloti, equipaggio ed altro personale; basi terrestri per la difesa aerea; basi terrestri per la ricerca radar; missioni aeree: offensive; difensive; missioni di supporto; missioni di trasporto; missioni di perlustrazione.

Per la componente navale sono disponibili le seguenti opzioni: mezzi di superficie e da immersione; mezzi per la deriva; mezzi anfibi; mezzi per operazioni a riva; navi provviste di missili ed armamenti da battaglia.

Per la componente logistica sono disponibili le seguenti opzioni: rifornimenti stabili o mobili; unità per la manutenzione; trasporti e personale medico.

Le forze speciali si suddividono in corpi specializzati ed unità di supporto alle missioni.

Utilizzando le suddette opzioni si possono realizzare le seguenti attività: movimentazione; combattimento; fuoco di supporto; difesa aerea; ricerca e ricognizione; attività ingegneristiche; comunicazione; attività mediche; sostentamento e manutenzione.

Infine, ogni volta che si effettuano delle operazioni militari sono necessarie delle interazioni con delle attività civili: trasporti civili; autorità di controllo dei movimenti; produzioni industriali; produzione di carburante; supporto medico civile; produzione di cibo ed acqua.

Quando i tool di supporto nelle funzioni di staff sull'ACCIS (Automated Command and Control Information System) hanno bisogno di interoperare con il mondo reale, è necessario realizzare un'interfaccia con il mondo virtuale simulato del CAX. Il mondo virtuale appena enunciato viene definito OES (Operational Environment Simulator) e si serve di Switch, Databases, CHI (Computer Human Interface) ed ICT (Information and Communication Technology) [9]. Ultimo, ma non per questo meno importante è da considerare il comportamento umano.

Il comportamento umano (HBR: Human Behavior Representation) è molto importante all'interno di un conflitto in quanto esso può influenzare l'andamento dell'intero evento [10]. Dalla precedente affermazione si può desumere che il comportamento è: i) un cambiamento fisico e mentale da uno stato all'altro; ii) è sempre orientato al raggiungimento di uno scopo; iii) è la reazione all'osservazione di un fenomeno esterno o ad uno stimolo interno; iv) è una integrazione di più processi psicologici e mentali; v) dipendente dall'individuo in quanto non tutti rispondiamo allo stesso modo ad un evento; vi) spesso non è né razionale né appropriato per le circostanze. Ha tre componenti in relazione tra loro: a) componente cognitiva; b) componente psicomotoria; c) componente socio-affettiva. In un certo senso si cerca di ricreare il comportamento umano attraverso una mappatura dei parametri che lo rappresentano nel mondo virtuale. Si cerca, di solito, di generare un modello che possa emulare ciò che accade nel nostro cervello; si parla, infatti, di ricezione delle informazioni nella memoria sensoriale, poi si passa alla memoria a breve termine ed infine si raggiunge la memoria di lungo termine.



Figura 2.3: Esempio del modello

Le caratteristiche del modello sono:

- Riduzione della complessità del mondo reale;
- Accentuazione di ciò che è considerato essenziale o importante;
- Trasparenza delle relazioni tra i componenti;
- Collocazione della rappresentazione in una certa prospettiva, basata sulla scelta dei componenti e sulle relazioni tra essi;
- Possibilità di studiare delle ipotesi per poi trarne delle conclusioni prima dell'attuazione di una decisione.

Gli aspetti fondamentali di un modello di comportamento umano sono:

- Modellazione non solo del comportamento ma anche degli scopi, che devono essere convertiti in oggetto SMART (Specific, Measurable, Acceptable, Realistic, Timed);
- L'oggetto SMART è la pietra miliare che permette di avere una modellazione ottimale date le circostanze;
- Il modello richiede l'analisi del livello comportamentale: i) singole azioni; ii) serie contingente di azioni; iii) serie di azioni eseguite in parallelo.

Tuttavia affinché il modello sia il più rispondente possibile alla realtà è necessario studiare anche altri concetti come: a) squadra; b) individuo; c) gruppo; d) organizzazione; e) folla; f) opinione pubblica.

Di seguito viene riportata una lista di funzioni mentali che è necessario modellare in modo sistematico ed appropriato:

- *Azione* - comportamento osservabile nel mondo esterno:
 - 1) Interazione con oggetti ed ambienti reali;
 - 2) Interazioni simboliche;
 - 3) Interazioni sociali:
 - a) Relazioni interpersonali;
 - b) Influenze dinamiche del gruppo;
 - c) Influenze organizzative.

- *Decisione* - comportamento non direttamente osservabile tra le persone:
 - 1) Consapevolezza della situazione;
 - 2) Lista di informazioni;
 - 3) Processo informativo.

- *Stati fisici e fisiologici*:
 - 1) Età;
 - 2) Valore;
 - 3) Emozioni;
 - 4) Motivazione;
 - 5) Allerta;
 - 6) Stress.

➤ *Cambiamenti dinamici del comportamento:*

- 1) Insegnamento ed istruzione;
- 2) Esperienze traumatiche;
- 3) Durata dello stress.

In generale, il comportamento non è mai corrispondente ad una azione elementare ma, al contrario, è sempre una combinazione di essi. Si può effettuare una distinzione in:

1) *Comportamento composto interno:*

- Obiettivi e persone provocano azioni e decisioni;
- La motivazione influenza la scelta individuale;
- Gli schemi influenzano le decisioni;
- Le decisioni si trasformano in azioni;
- L'età, l'umore, l'allerta e lo stress moderano le decisioni;
- L'età, l'umore, l'allerta e lo stress moderano direttamente le azioni;
- Le azioni cambiano l'umore, la motivazione e l'allerta;
- Le azioni cambiano le decisioni;
- Le decisioni cambiano umore e motivazione;
- Oggetti persone e stress tagliano fuori il processo decisionale.

2) *Comportamento composto esterno:*

- Le azioni cambiano gli obiettivi;
- Le azioni influenzano altre persone;

- Le azioni di altre persone e gli obiettivi fanno cambiare lo stato fisico e fisiologico di un individuo.

Ogni comportamento produce differenti dati che possono essere classificati in due modi:

1) Dati direttamente accessibili:

- Dati misurabili ed osservabili;
- Dati solo osservabili.

2) Dati che devono essere costruiti indirettamente attraverso la teoria ovvero attraverso un modello.

I dati che non sono osservabili dipendono da vincoli psicologici e per questo motivo bisogna cercare di renderli misurabili.

A tal punto, ogni tematica dovrebbe apparire nella sua reale complessità, da cui si comprende quanto sia utile se non indispensabile utilizzare metodi matematici avanzati per modellare fenomeni complessi come quelli reali, nel contesto Difesa in generale, e nello specifico nella pianificazione di azioni. Le metodologie matematiche da utilizzare non sono più quelle proprie del determinismo, ma piuttosto quella della teoria delle complessità per il supporto avanzato alle decisioni e le tecnologie informatiche non sono da considerarsi nella prospettiva del XX secolo, ovvero algoritmi e procedure automatiche, ma sono più propriamente quelle del Soft-Computing (computazione sfumata), che discuteremo più avanti nel dettaglio e di cui qui ci limitiamo a dare qualche esempio.

Un sistema a reti neurali artificiali, ad esempio, permette, infatti, di simulare quello che è il compito assolto dai neuroni. Infatti, in questo sistema troviamo delle funzioni che hanno il compito di pesare le informazioni provenienti dall'esterno e, se necessario, di immagazzinarle nel proprio sistema. In pratica le reti neurali rappresentano un sistema di auto apprendimento e scambio delle

informazioni (ogni neurone virtuale viene collegato ad altri neuroni mediante le sinapsi virtuali).

Gli algoritmi genetici hanno la capacità di evolvere nel tempo; ciò significa che, ad esempio, hanno anche la capacità di dimenticare, ovvero di variare dinamicamente i pesi relativi ad una data capacità di classificazione creando nuove classi, distruggendo vecchie categorie di informazione, ecc. Quindi si comprende facilmente, la grande utilità dell'intelligenza artificiale e del ruolo che essa possa giocare nelle simulazioni ovvero nei sistemi di supporto alle decisioni soprattutto in relazione alla modellazione di comportamenti e decisioni al fine di permettere al player di realizzare un'analisi sempre più realistica mirata ad un risultato di tipo predittivo o inferenziale in un dato ambito su cui è rilevante prendere delle decisioni.

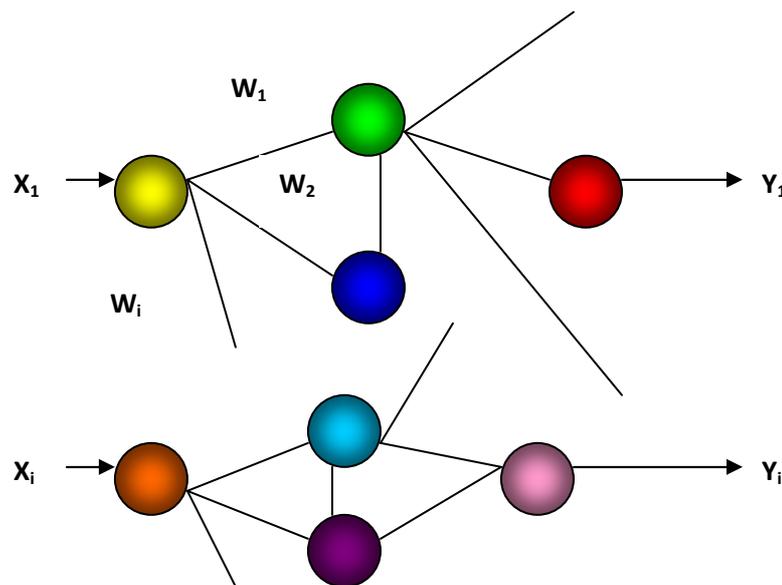


Figura 2.4: Esempio di reti neurali

La comparazione tra le reti neurali/algoritmi genetici ed il set di regole adattabili viene effettuata attraverso sette aree di interesse:

- 1) *Approssimazione di una funzione*: lo scopo è quello di approssimare una funzione implicita con un ordine di accuratezza arbitrario in modo da

sostenere il processo decisionale. Per il sistema di regole adattabili ogni regola può essere programmata tra i set di regole. Per le reti neurali/algoritmi genetici possono essere approssimate funzioni implicite con qualsiasi accuratezza;

- 2) *Utilizzo in situazioni simili*: l'obiettivo è quello di risolvere i problemi anche quando si presentano delle situazioni che non sono state previste ma che sono simili ad altre. Per il sistema di regole adattabili questa operazione è un po' complicata in quanto vi sono delle regole standard per ogni situazione. Per le reti neurali/algoritmi genetici questa operazione non presenta nessuna limitazione, dato che è un sistema in grado di imparare;
- 3) *Possibilità di adattamento*: lo scopo è di adattarsi alle varie situazioni con il minimo sforzo. Per il sistema di regole adattabili è possibile svolgere questa operazione settando opportunamente i parametri di governo. Le reti neurali/algoritmi genetici possono adattarsi a qualsiasi situazione gli si presenti;
- 4) *Possibilità di ottimizzazione*: l'obiettivo è quello di ottimizzare delle tecniche già utilizzate. Per il sistema di regole adattabili il set di regole può essere sensibilmente migliorato scegliendo opportunamente i parametri di governo. Per le reti neurali/algoritmi genetici ogni funzione può essere migliorata così come può essere approssimata con accuratezza arbitraria;
- 5) *Estensibilità*: per il sistema a regole adattabili si può avere una estensione incrementando il numero delle regole. Per le reti neurali, in caso di estensione, è necessario rieseguire tutta la fase di training; per gli algoritmi genetici è sufficiente alimentare semplicemente il sistema con nuove informazioni;
- 6) *Abilità di fornire spiegazione*: per il sistema a regole adattabili conoscendo la struttura delle regole e dei parametri di governo è possibile sapere perché vengano prese delle decisioni piuttosto che

altre. Per le reti neurali/algoritmi genetici questa operazione è indiretta così come per la mente umana;

- 7) *Sforzo costruttivo*: per il sistema a regole adattabili è necessario uno sforzo notevole al fine di effettuare una ottimizzazione. Le reti neurali/algoritmi genetici si ottimizzano da sole e quindi non è necessario nessuno sforzo.

In questo contesto, ovvero allorché si debbano descrivere comportamenti o azioni in condizioni di alta complessità, dove la logica deterministica, altrimenti detta “crisp” in contrapposizione a quella sfumata “soft”, il Modello di Teoria dell’Azione (MTA) cerca di visualizzare i processi del comportamento umano e di connetterli con le possibili situazioni che si possono verificare.

2.4 Processi stocastici, sistemi dinamici ed applicazioni al contesto

Il termine processo o sistema dinamico è legato all’idea di moto/azione di una qualsiasi entità che non permanga nel suo stato attuale. Da questa definizione si comprende facilmente l’importanza dei sistemi dinamici; essi, infatti, rappresentano la descrizione fisico-matematica di un qualsiasi sistema reale che abbia una sua evoluzione nel tempo. Pur nascendo in un contesto scientifico i sistemi dinamici nati ad esempio per la descrizione di fenomeni come il moto di una particella, di un sistema cosmologico [11], [12], o di sistemi composti come un fascio di nuclei o di un gas nell’atmosfera, oggi trovano applicazioni nei diversi ambiti da quello economico, a quello sociale fino al nostro legato alla sicurezza. Nel contesto economico-finanziario si pensi alle equazioni differenziali che regolano il tasso di interessi e la riduzione di capitale in un mutuo o anche l’analisi della ripresa della borsa nei mesi successivi ad un attentato relativamente al decadimento dello stato di tensione creatosi. Nel contesto sociale si pensi ai modelli di popolazione per lo studio di processi del tipo nascita-morte o preda-predatore che trovano notevoli e rilevanti applicazioni per lo studio di molti fenomeni sociali. Ancora si può pensare ad applicazioni nel settore medico-sanitario: basti considerare, infatti, le equazioni

differenziali che regolano un'epidemia SIS (Suscettibile-Infetto-Suscettibile) tipica di una malattia contagiosa, dal semplice raffreddore a malattie più importanti, o anche un'epidemia SIR (Suscettibile-Infetto-Rimossa), che riguarda quelle malattie in cui il malato o diventa immune o muore, ovvero non ritorna suscettibile - è questo il caso del morbillo, della peste o dell'AIDS [13]. Da questi pochi esempi, dovrebbe apparire chiara l'utilità dello studio di sistemi dinamici non solo negli ambiti della ricerca fondamentale, ma anche e soprattutto relativamente alle possibili applicazioni. E' evidente, infatti, che con l'ausilio di tali metodologie matematiche potremo descrivere il moto degli individui presenti in una piazza (ad esempio viste come particelle elementari) sotto la sollecitazione di una data forza (ad esempio un attacco terroristico esplosivo) al fine di creare un piano di prevenzione e magari di evacuazione dell'area. Così come si potrebbe prevedere il moto ottimo di risorse (umane, materiali, strumentali) in teatro sotto la sollecitazione di una forza ostile (nemica) al fine di creare un piano di attacco o ripiegamento in teatro.

E' utile osservare che volendo dedicare la giusta attenzione al problema in studio, la modellazione di un tale insieme di individui non può essere trattata con un modello classico di sistema dinamico, poiché i parametri che entrano in gioco non sono tutti noti e determinati a priori (a tale proposito si pensi alla reazione psicologica di un individuo in una tale circostanza, al comportamento individuale relativo ad una situazione di stress, ecc). Certo in prima battuta un principiante potrebbe pensare di modellare ognuno dei fattori in gioco, ma presto si accorgerà che ciò non permette di descrivere rapidamente le evoluzioni del sistema appesantendo computazionalmente il sistema di supporto alle decisioni. In altre parole, un tale problema è analogo a quello che affrontarono i fisici dell'epoca quando decisero di modellare sistemi a molti corpi come un gas; presto si resero conto che se l'obiettivo era quello di modellare il comportamento complessivo del sistema gassoso allora era inutile modellare il comportamento di una singola particella componente il gas. Pertanto, la tipologia di processo dinamico da considerare non sarà quella deterministica vista finora, bensì quella stocastica. Proprio in questo passaggio concettuale si colgono i limiti della teoria dei giochi tradizionale descritta precedentemente e si

avverte la necessità di utilizzare tecniche matematiche più sofisticate in grado di descrivere in modo naturale la complessità dei fenomeni o del decisore stesso. In altre parole, senza entrare in dettagli matematici, che non sono l'oggetto di questo studio, bisogna dire che nelle equazioni che regolano il processo di nostro interesse ci saranno dei parametri incogniti, ovvero nascosti, che saranno legati a funzioni di probabilità. In altre parole, rispetto al caso classico, ovvero deterministico, in cui note le condizioni iniziali e le equazioni che regolano il moto sarà automaticamente determinato lo stato del sistema ad ogni istante successivo, nel caso dei processi stocastici avremo uno spettro di stati possibili, ognuno dei quali avrà una data probabilità di accadimento. Sebbene un tale approccio possa apparire meno accattivante di quello deterministico, ha lo straordinario vantaggio di permettere all'analista lo studio di fenomeni complessi, per i quali non solo avrà una singola soluzione possibile ma uno spettro ampio con le relative probabilità di accadimento. Da un punto di vista dei sistemi di supporto alle decisioni, ciò significherà che i nuovi sistemi di supporto al decisore non dovranno fornire la decisione, ma un set di strategie di decisionali. E' evidente che tale analista con l'ausilio delle metodologie indicate avrà la capacità di simulare fenomeni di suo interesse e fare delle utili previsioni, che è proprio l'obiettivo per il quale abbiamo introdotto tali approcci e modelli. In [14] gli autori mostrano grazie all'uso dei processi stocastici come si possa modellare la distribuzione di potenza in una struttura militare utilizzando il concetto di evoluzione stocastica perturbata nel contesto della random dynamics.

Un lettore attento potrebbe chiedersi se il modello considerato per il piano di evacuazione ad esempio di Piazza Venezia a Roma per la sicurezza urbana possa essere adottato per Piazza del Plebiscito a Napoli per una questione di calamità naturale, o per l'aeroporto di Malpensa in caso di un attacco terroristico. Il vantaggio dei sistemi dinamici è che se essi rispondono ad una data fenomenologia allora basterà cambiare le condizioni al contorno e quelle iniziali per poter trovare un'infinità di soluzioni a problemi analoghi. Ma cosa dire se invece della piazza considerata ne abbiamo una più piccola o più grande che magari possiede una topologia differente? Tale domanda richiede un

approfondimento sul concetto di autosimilarità e sui processi invarianti in scala che ci porterà all'introduzione dei cosiddetti frattali e dei processi stocastici autosimilari [15].

2.4.1 Frattali, sistemi dinamici ed applicazioni al contesto

Una delle caratteristiche fondamentali dei frattali è di essere indipendenti dalla risoluzione. Tutti rimarrebbero stupiti se guardando un oggetto con una lente, il cui fattore di ingrandimento può essere variato a piacere, osservassero sempre la stessa immagine [16]. Ma la Natura non ha simili proprietà! Ne siamo davvero sicuri? Dall'inizio del processo educativo siamo stati abituati ad un riduzionismo, che seppure metodologico, conduce a categorizzare gli enti geometrici classificandoli in punti, rette piani, ecc, cioè enti con dimensioni intere. Un poligono, ad esempio un esagono, è un insieme di linee, enti cioè unidimensionali, che vive nel piano che ha due dimensioni. L'esagono al variare del fattore di ingrandimento (ovvero avvicinandoci ad esso) appare dipendere dalla risoluzione. Ma siamo sicuri che variando la risoluzione la Natura si mostri così elementare come i luoghi geometrici precedentemente descritti? Per rispondere è sufficiente uscire per una passeggiata e visitare la Costiera Amalfitana; presto ci si accorgerà che via via che ci si avvicina vedremo sempre lo stesso paesaggio, cioè bellissime vette che si precipitano a picco sul mare. Oppure basterà osservare un cavolfiore, un albero, una parete rocciosa, ecc. Ecco allora che comprendiamo come la Natura e la realtà che ci circonda siano simili a se stesse ed invarianti per risoluzione con dimensioni non necessariamente intere bensì fratte (da cui il termine frattale). Pertanto, la geometria frattale più che una teoria matematica fine a se stessa deve intendersi più correttamente come il linguaggio intimo della Natura.

Molto spesso confondiamo la nostra ignoranza individuale o epocale con l'indeterminismo che può esserci in un sistema dinamico atto a descrivere una data fenomenologia naturale. Complessità e caos hanno significati completamente diversi. I frattali matematici possono essere estremamente complessi, ma dietro la loro generazione vi è sempre una legge o un algoritmo

di generazione che permette di realizzarli. Il comportamento dinamico di un ammasso di nuvole, invece, possiede una componente stocastica, la cui casualità può generare un moto imprevedibile o un'inattesa precipitazione. La differenza tra complesso e caotico è netta ed evidente. La difficoltà principale, invece, è che chi deve distinguere è l'uomo; egli con il suo retaggio culturale, con i suoi limiti individuali, epocali e tecnologici trasforma un risultato, un'analisi o una classificazione in un neuro-risultato. In altre parole, il nostro cervello contribuisce inevitabilmente alla costruzione-comprensione di ciò che sta accadendo intorno a noi in una sorta di relativismo soggettivo di ciò che osserviamo. Detto ciò, si comprende come sia facile parlare della complessità infinita dei frattali matematici e come allo stesso tempo sia difficile descrivere l'infinita frattalità ed autosomiglianza della natura o addirittura dello stesso concetto di infinito [17].

I frattali nel nostro caso specifico ci possono aiutare ad estendere la modellazione della dinamica di individui da una piazza di una dimensione ad un'altra più grande o più piccola, possono esserci utili per normalizzare i risultati di analisi simulate al calcolatore per ottenere previsioni reali, possono essere lo strumento indispensabile per fare un'analisi sul moto di un individuo sospetto, quando è immerso in una massa di turisti all'interno di un aeroporto, possono aiutarci nella decisione della scelta del luogo più adatto per definire nel modo più utile le regole di ingaggio per un'azione in teatro, ecc. E' proprio grazie all'uso congiunto delle metodologie matematiche legate ai processi stocastici ed ai processi self-similari (autosimili) che si possono descrivere fenomeni complessi, noti come processi stocastici autosimilari, come il moto di individui all'interno di strutture autosimili ad esempio piazze, aeroporti, ferrovie e strade ad alta densità viste come entità integrate in tessuti urbani, oppure definire il percorso ottimale per la liberazione di ostaggi in un territorio ostile desertico, o con orografia particolarmente frastagliata e ignota [18].

2.5 Primi Elementi utili di Teoria delle Decisioni

La teoria delle decisioni studia il processo decisionale analizzando il comportamento degli attori da esso coinvolti ed esaminando, quindi, come questi prendono o dovrebbero prendere delle decisioni nel modo migliore possibile.

Il campo applicativo di tale teoria è assai vasto e comprende sia lo studio di situazioni assolutamente astratte che coinvolgono attori razionali, così come visto prima per la teoria dei giochi, sia problemi della vita reale fornendo un contributo pratico alla loro risoluzione.

Quel che si fa è indagare su quali siano le conseguenze delle differenti decisioni, descrivendo con strumenti logico-matematici i comportamenti supposti razionali degli attori coinvolti.

In questo capitolo si darà enfasi maggiore a come le decisioni dovrebbero essere prese per massimizzare il proprio benessere, non di come esse siano effettivamente prese.

Una prima distinzione da fare nella teoria delle decisioni è quella che contrappone le strategie individuali a quelle di gruppo. E' importante sottolineare che per strategia individuale si intende una strategia attuata non solo da un singolo individuo, ma anche da aziende, enti pubblici, nazioni e così via, purchè alla base vi sia il conseguimento di un unico obiettivo condiviso da tutti gli individui del gruppo. In questo tipo di strategie ci si concentra su come i vari individui agiscano per favorire i propri interessi, in modo egoistico senza dare rilevanza ad aspetti etici e morali.

In contrapposizione, invece, le decisioni di gruppo sono quelle decisioni prese da individui che appartengono alla stessa organizzazione, ma manifestano opinioni diverse riguardo le scelte che dovrebbero essere attuate e riguardo agli obiettivi che si vorrebbero raggiungere. Questo è l'ambito di studio più utilizzato nel nostro caso, dato che si tratta di decisioni prese da più individui che hanno un obiettivo comune, ma il cui conseguimento è vincolato a vari fattori propri dell'attività di ciascun individuo. La parte più rilevante della ricerca relativa alla teoria delle decisioni di gruppo è stata rivolta allo sviluppo di strategie comuni per governare i vari componenti del gruppo e alla distribuzione delle risorse

all'interno del gruppo stesso ed in questo ambito assumono, spesso, grande rilevanza aspetti etici e morali.

Ad ogni modo non importa quale decisione si stia prendendo in considerazione, sia essa individuale o di gruppo, ma quel che importa è studiare le azioni alternative (ad esempio l'assegnazione di un determinato budget ad una forza armata) perché ognuna produrrà delle conseguenze (ad esempio una diminuzione dei rischi) dipendenti dal contesto nel quale si sta prendendo la decisione (ad esempio il contesto della sicurezza).

Le decisioni sono quindi costituite da azioni, stati e conseguenze, con queste ultime che dipendono solitamente dall'azione e dallo stato in cui si trova il decisore al momento della decisione.

L'analista (che potrebbe essere il decisore stesso) deve quindi individuare l'insieme delle azioni, degli stati e delle conseguenze per poter caratterizzare in modo adeguato il problema e poter prendere la decisione migliore possibile. Una volta individuati questi tre elementi fondamentali si può procedere alla specificazione del problema che solitamente avviene attraverso la costruzione di tavole o alberi di decisione.

La specificazione di un problema decisionale implica alcune questioni importanti che vanno tenute in considerazione durante il processo decisionale.

La prima riguarda la descrizione appropriata degli stati di natura: ogni problema decisionale implica una serie di conseguenze e il decisore, per ognuna di esse, potrà dire se essa è migliore delle altre. Ma non è sempre facile per il decisore scegliere quale sia quella ideale e in questo ambito, così come per la teoria dei giochi vista in precedenza, assume particolare rilievo il concetto di dominanza che può aiutare il decisore a scegliere l'alternativa migliore, laddove le altre siano tutte peggiori dal punto di vista dell'utilità. Sfortunatamente però accade raramente nella realtà che vi siano decisioni che dominano su certe altre.

Un'altra questione rilevante è quella relativa alla distinzione tra decisione giusta e decisione razionale. Si dice giusta una decisione che porta al raggiungimento di risultati (conseguenze) ottimali. E' ovvio che in condizioni di completa conoscenza del futuro basterebbe semplicemente affidarsi alla decisione giusta che sicuramente sarà quella che porterà un vantaggio maggiore.

Purtroppo nella maggioranza dei casi le decisioni vanno prese in condizioni di conoscenza parziale delle informazioni e ciò risulta in un'impossibilità nel prendere la decisione giusta, semplicemente perché non si può sapere quale essa sia. Ciò che si può fare in questi casi è prendere la decisione razionale facendo una valutazione completa di tutte le informazioni parziali a disposizione.

Da quanto detto si evince che le situazioni decisionali vanno diversificate tra di loro ed è per questo che usualmente si utilizza la seguente distinzione:

1. Decisioni in situazioni di certezza;
2. Decisioni in situazioni di rischio;
3. Decisioni in situazioni di incertezza.

Indichiamo con $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_m\}$ l'insieme delle decisioni (azioni) alternative possibili, con $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_j, \dots, \theta_n\}$ l'insieme dei possibili stati di natura e con $C = \{c_{11}, c_{12}, \dots, c_{ij}, \dots, c_{mn}\}$ l'insieme delle conseguenze, dove le conseguenze sono funzione dell'azione a_i e dello stato θ_j

$$c_{ij} = f(a_i, \theta_j) \text{ per } i=1, 2, \dots, m ; j=1, 2, \dots, n.$$

Possiamo rappresentare il processo decisionale (dove è stato ipotizzato un numero discreto di alternative ed un numero discreto di stati di natura) in modo appropriato facendo ricorso alla tavola di decisione o all'albero di decisione.

Stato di natura	θ_1	θ_2	...	θ_j	...	θ_n
Azioni						
a_1	C_{11}	C_{12}	...	C_{1j}	...	C_{1n}
a_2	C_{21}	C_{22}	...	C_{2j}	...	C_{2n}
...
a_i	C_{i1}	C_{i2}	...	C_{ij}	...	C_{in}
...
a_m	C_{m1}	C_{m2}	...	C_{mj}	...	C_{mn}

Tabella 2.6 – Tavola di decisione

Se l'agente, il decisore, conoscesse lo stato di natura, ad esempio θ_j , il problema di scelta si ridurrebbe al confronto tra m conseguenze (nel nostro caso $C_{1j}, C_{2j}, \dots, C_{ij}, \dots, C_{mj}$) e la scelta razionale equivarrebbe alla scelta giusta, sempre che siano note le conseguenze ed il decisore sia in grado di esprimere, in modo razionale, le sue preferenze riguardo alle conseguenze stesse. Il comportamento razionale consente, in altre parole, l'individuazione dell'alternativa ottimale che comporta il conseguimento del massimo beneficio. Se lo stato di natura non è noto ma si dispone di una misura della probabilità dei vari stati di natura, si parla di decisioni in situazioni di rischio. Se non si dispone di alcuna informazione sulla probabilità dei vari stati di natura, si parla di decisioni in situazioni di incertezza. Si supponga ora che le conseguenze siano esattamente definite e che siano, ad esempio, espresse in termini monetari

$$Y_{ij} = C_{ij} = f(a_i, \theta_j) \quad \text{per } i=1, 2, \dots, m ; j=1, 2, \dots, n$$

e che il beneficio per il decisore sia rappresentato esclusivamente dal valore monetario assumendo, ragionevolmente, che un valore monetario più elevato sia preferito ad un valore monetario più basso. L'azione ottima è, pertanto, quella cui corrisponde il valore monetario più elevato. Quindi, nel caso in cui il decisore si trova ad operare in situazioni di certezza, di conoscenza, in altre parole, dello stato di natura, il problema decisionale è praticamente risolto: basterà, infatti, scorrere la colonna dei valori monetari, individuare il più elevato e scegliere l'azione corrispondente a tale valore.

Molto più problematico è il caso in cui il decisore si trova ad operare in situazioni di estrema incertezza. Se si guarda alla tabella 2.7, infatti, dove ai simboli algebrici sono stati sostituiti i simboli che rappresentano valori monetari, si vede chiaramente come, non essendo noto lo stato di natura, non sia possibile operare il confronto tra i valori numerici riportati nella Tavola a meno che non ci si riconduca ad una situazione analoga a quella prospettata in precedenza (situazione di certezza) dove ad ogni azione diversa corrisponde un solo valore numerico; si tratta, in altre parole, di passare, in qualche modo, da n

colonne ad una sola colonna. Questo tipo di decisioni saranno affrontate in dettaglio più avanti.

Stato di natura	Θ_1	Θ_2	...	Θ_j	...	Θ_n
<hr/>						
Azioni						
a_1	Y_{11}	Y_{12}	...	Y_{1j}	...	Y_{1n}
a_2	Y_{21}	Y_{22}	...	Y_{2j}	...	Y_{2n}
...
a_i	Y_{i1}	Y_{i2}	...	Y_{ij}	...	Y_{in}
...
a_m	Y_{m1}	Y_{m2}	...	Y_{mj}	...	Y_{mn}

Tabella 2.7 – Tavola di decisione con conseguenze monetarie

2.5.1 Decisioni in situazioni di estrema incertezza

Sono molto diffuse quelle situazioni in cui il decisore non è in grado, o non ha la volontà, di assegnare una qualche distribuzione di probabilità agli stati di natura possibili.

Si è reso, quindi, necessario stabilire dei criteri di decisione che possano suggerire al decisore una modalità di scelta in questo tipo di situazioni.

Prendiamo come esempio la tabella 2.8 che mostra un esempio di problema decisionale in forma tabellare e di seguito mostriamo i criteri di decisione con i diversi risultati che ognuno di essi è in grado di fornire al decisore.

Stato di natura	Θ_1	Θ_2	Θ_3	Θ_4	Θ_5
	Azioni				
a_1	0	0	0	0	0
a_2	-10	20	20	20	20
a_3	-20	10	40	40	40
a_4	-30	0	30	60	60
a_5	-40	-10	20	50	80

Tabella 2.8 – Esempio generico di tavola di decisione

Tra i criteri esistenti per la risoluzione al problema di decisione in tabella assumono un certo rilievo quelli che fondano il loro criterio di decisione su elementi caratteristici (ad esempio la realizzazione più favorevole, quella meno favorevole, ecc.) e che vengono mostrati di seguito.

1. *Criterio del max-min o criterio di Wald.* Esso consiste nello scegliere l'azione a^* che corrisponde al massimo nella colonna “peggiore, quello cioè con il minimo importo, ovvero

$$a^* = \max_i (\min_j Y_{ij})$$

Nell'esempio in tabella 2.8 l'insieme dei valori minimi associati alle azioni è nella prima colonna $\{a_1 = 0; a_2 = -10; a_3 = -20; a_4 = -30; a_5 = -40\}$ e il massimo risultato è dato da a_1 .

Dall'esempio si può facilmente intuire che questo criterio è proprio del pessimista estremo che è convinto che qualsiasi scelta egli intraprenda, si verificherà sempre lo stato di natura (andamento del mercato, condizioni economiche, ecc.) che gli porterà il beneficio minimo.

In poche parole il decisore pessimista cerca sempre di “cadere in piedi”, prendendosi il massimo dai benefici minimi che la natura secondo lui potrà offrirgli.

2. *Criterio del max-max.* Ovviamente in contrapposizione al pessimista estremo, c'è l'estremo ottimista, cioè colui che ritiene che, a prescindere da qualunque azione egli sceglierà, la natura sarà tanto buona con lui da far sì che si verifichi sempre lo stato di natura che gli garantisce il beneficio maggiore. Questa scelta è data da

$$a^* = \max_i (\max_j Y_{ij})$$

Nell'esempio in tabella 2.8 l'insieme dei valori massimi associati alle azioni è

{ $a_1 = 0$; $a_2 = 20$; $a_3 = 40$; $a_4 = 60$; $a_5 = 80$ } e il massimo beneficio si ottiene con a_5 .

Si può notare come questi due criteri siano agli antipodi, dato che prima l'azione a_5 era la peggiore che il pessimista potesse ragionevolmente scegliere e la migliore per l'ottimista.

3. *Criterio dell'equi-risultato.* Questo criterio si rifà un po' al detto "tagliare la testa al toro", cioè quando si è incerti su qualcosa ci si pone sempre nel mezzo per evitare di cadere troppo in errore. In questo caso, infatti, si considera ogni azione come se avesse la stessa importanza e si calcola il valore massimo della media aritmetica calcolata sui possibili valori derivanti da ciascuna azione.

Nell'esempio in tabella 2.8 l'insieme dei valori medi per ogni azione è { $a_1 = 0$; $a_2 = 14$; $a_3 = 22$; $a_4 = 24$; $a_5 = 20$ } e il massimo risultato ottenibile è 24, cioè l'azione a_4 .

Questo criterio è quello adottato dall'indeciso per antonomasia che non sa se essere più pessimista o più ottimista e decide di restare nel mezzo.

4. *Criterio di Savage o del min-max rimpianto.* Questo criterio prende il nome dal matematico che lo inventò. Esso si basa su quanto possa valere il rimpianto di una data scelta rispetto al valore massimo ottenibile. Per stabilire la scelta da effettuare si crea quella che viene definita per l'appunto "matrice dei rimpianti" definita come segue: per ogni elemento della tavola di decisione si sostituisce il dato originario con la differenza

tra il massimo dei risultati ottenibili dallo stato di natura (la colonna) corrispondente all'elemento considerato e il valore dell'elemento stesso. La tabella 2.9 riporta la matrice dei rimpianti per l'esempio in tabella 2.8.

Stato di natura	Θ_1	Θ_2	Θ_3	Θ_4	Θ_5
<hr/>					
Azioni					
a_1	0	20	40	60	80
a_2	10	0	20	40	60
a_3	20	10	0	20	40
a_4	30	20	10	0	20
a_5	40	30	20	10	0

Tabella 2.9 – Matrice dei rimpianti per l'esempio in tabella 1.3

Su questa matrice dei rimpianti si applica poi il criterio del min-max rimpianto cioè

$$a^* = \min_i (\max_j r_{ij})$$

L'insieme dei valori massimi associati alla matrice dei rimpianti risulta essere

{ $a_1 = 80$; $a_2 = 60$; $a_3 = 40$; $a_4 = 30$; $a_5 = 40$ } e viene scelta l'azione a_4 che ha il valore minimo.

In poche parole, con il criterio del min-max rimpianto il decisore cerca di minimizzare i danni di una decisione errata.

3. Soft Computing: i diversi approcci alla logica sfumata

Negli ultimi anni la teoria delle decisioni è stato uno dei principali temi considerato in molti settori della ricerca e dello sviluppo. Negli ultimi decenni, molti ricercatori hanno sviluppato numerosi metodi e sistemi, molti dei quali sono stati utilizzati con successo in applicazioni del mondo reale, come ad esempio l'analisi delle immagini satellitari, l'ambito biomedico, l'elaborazione dati, il processamento di dati biometrici e più recentemente, l'analisi dei dati finanziari, il processamento di informazioni in ambito security, l'analisi dei dati genomici, ecc. In queste applicazioni, la maggior parte dei metodi sono basati su paradigmi probabilistici, come la ben nota *inferenza Bayesiana*⁵, regole empiriche e sistemi decisionali. Dagli anni sessanta del secolo scorso sono state proposte diverse grandi ed epocali teorie utilizzando la logica fuzzy, gli algoritmi genetici, il calcolo evolutivo e le reti neurali: tutti questi metodi, approcci e teorie vengono tipicamente considerati come costituenti di un macro-ambito noto sotto il nome di *Soft Computing* (SC). Quando combinati con gli approcci ben consolidati della probabilità, questi nuovi metodi di SC diventano efficaci e potenti nell'ambito di applicazioni per contesti reali. La capacità di queste tecniche di includere l'imprecisione e l'incompletezza delle informazioni e di modellare i sistemi molto complessi li rende uno strumento utile in molti settori. Gli argomenti considerati in questo capitolo comprendono, ma non sono limitati solo a: algoritmi di Soft Computing per knowledge analysis e knowledge discovery, algoritmi di Soft Computing per riconoscimento, algoritmi di Soft Computing per il processamento di informazioni, loro codifica e decodifica.

Il *soft computing* si avvale delle caratteristiche delle sue tre principali branche:

- la possibilità di modellare e di controllare sistemi incerti e complessi, nonché di rappresentare la conoscenza in maniera efficiente attraverso le descrizioni linguistiche tipiche della *teoria degli insiemi fuzzy*;
- la capacità d'ottimizzazione degli *algoritmi genetici* la cui computazione si ispira alle leggi di selezione e mutazione tipiche degli organismi viventi;

⁵ L'*inferenza bayesiana* è un approccio all'inferenza statistica in cui le probabilità non sono interpretate come frequenze, proporzioni o concetti analoghi, ma piuttosto come livelli di fiducia nel verificarsi di un dato evento.

- la capacità di apprendere complesse relazioni funzionali come nel caso di *reti neurali*, ispirate a quelle proprie dei tessuti cerebrali.

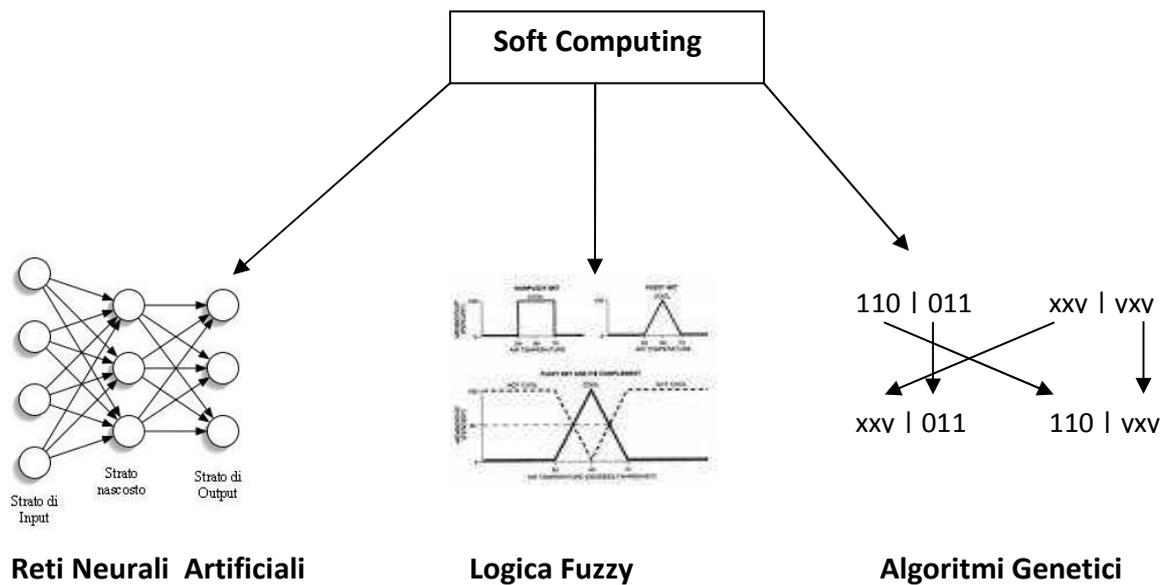


Figura 3.1: Principali branche del *Soft Computing*.

Nel SC tra i suoi tratti caratteristici troviamo, infatti, dati non certi, ambigui o incompleti, parallelismo consistente, casualità, soluzioni approssimate e sistemi adattativi. In estrema sintesi, paragonando il calcolo classico a quello soft, ne risulta lo schema delineato di seguito.

Calcolo classico (crisp)	Calcolo sfumato (soft)
<i>Programmabile rigidamente</i> <i>Basato sulla logica binaria</i> <i>Deterministico</i> <i>Impostato su dati esatti</i> <i>Operante in serie</i> <i>Fornisce risultati precisi</i>	<i>Addestrabile e adattativo</i> <i>Basato sulla logica a valori multipli</i> <i>Probabilistico o fuzzy</i> <i>Fondato su dati incerti, ambigui o incompleti</i> <i>Operante in parallelo</i> <i>Fornisce risultati approssimati</i>

Le metodologie costitutive del calcolo soft sono accomunate anche da un'altra caratteristica, precisamente la dipendenza dalla disponibilità di potenze di calcolo considerevoli: tutte, infatti, presuppongono uno sforzo computazionale rilevante, che soltanto i moderni computer hanno reso possibile sostenere in tempi ragionevoli.

Da un punto di vista storico possiamo considerare che le Reti Neurali nascono nel 1959, la Logica Fuzzy nel 1965, gli Algoritmi Genetici nel 1975 ed il ragionamento probabilistico (accanto alla originaria regola di Bayes) è stato iniziato nel 1967 con Dempster e nei primi anni 80 con i lavori di Pearl. Originariamente, ogni algoritmo aveva etichette ben definite e di solito potrebbe essere identificato con specifiche comunità scientifiche. Negli ultimi anni, migliorando la comprensione della forza e della debolezza di questi algoritmi, si è iniziato a sfruttare al meglio le loro caratteristiche e lo sviluppo di algoritmi ibridi. Queste denominazioni indicano una nuova tendenza di integrazione che riflette l'attuale ed elevato grado di integrazione tra le comunità scientifiche. Queste interazioni hanno fatto nascere il Soft Computing, un nuovo campo che combina la versatilità della Logica Fuzzy per rappresentare la conoscenza qualitativa, con i dati efficienti delle reti neurali per fornire adeguati perfezionamenti attraverso la ricerca locale, con la capacità di algoritmi genetici di effettuare efficiente ricerca globale "*coarse-granule*". Il risultato è lo sviluppo di algoritmi ibridi che sono superiori a ciascuna componente sottostante il SC che ci fornisce il meglio degli strumenti di soluzione dei problemi del mondo reale [19].

La Fuzzy Logic (FL) corrisponde ad un approccio matematico per tradurre la *fuzziness* (qui intesa come "confusione") di concetti linguistici in una rappresentazione che i computer possono capire e manipolare. Poiché la FL può trasformare le variabili linguistiche in quelle numeriche senza perdere il senso di verità lungo il percorso, essa permette la costruzione di modelli migliorati di ragionamento umano e di conoscenza approfondita. La FL e in generale, la teoria degli insiemi fuzzy, fornisce un'indicazione approssimativa, uno strumento efficace e flessibile per descrivere il comportamento di sistemi che sono troppo complessi o troppo mal definiti per ammettere una precisa analisi matematica con metodi e strumenti classici. Dal momento che la teoria degli insiemi fuzzy è una generalizzazione della classica teoria degli insiemi, si ha una maggiore flessibilità per catturare fedelmente i vari aspetti di una situazione di informazioni in condizioni di incompletezza o ambiguità. In questo

modo, oltre ad operare solo con variabili linguistiche, i moderni sistemi di fuzzy set sono progettati per gestire qualsiasi tipo di incertezza informativa.

La ricerca sulle reti neurali artificiali (ANN - Artificial Neural Network) prende, invece, ispirazione dai sistemi biologici neurali. Le ANN hanno alcuni attributi come approssimazione universale, la capacità di imparare e adattarsi al loro ambiente e la capacità di invocare deboli ipotesi sulla comprensione di fenomeni responsabili della generazione dei dati di input. Le ANN sono adatte a risolvere i problemi dove nessun modello analitico esiste o dove il modello analitico è troppo complesso per essere applicato. Le unità di base sono denominate neuroni artificiali che modellano in modo approssimato i principi di funzionamento delle loro controparti biologiche e compongono una ANN. Inoltre, le ANN modellano non soltanto i neuroni biologici, ma anche i loro meccanismi di interconnessione e alcune proprietà funzionali globali.

Passando, infine, al calcolo evolutivo possiamo dire che i meccanismi in corso di riproduzione naturale sono l'evoluzione, la mutazione e la sopravvivenza del più adatto. Essi permettono l'adeguamento delle forme di vita a particolari cambiamenti di ambiente mediante le successive generazioni. Da un punto di vista computazionale questo può essere visto come un processo di ottimizzazione.

L'applicazione di meccanismi di evoluzione a sistemi di calcolo artificiale è chiamato *Evolutionary Computing* (CE). Da ciò possiamo dire, quindi, che gli algoritmi evolutivi usano il potere della selezione per trasformare i computer in strumenti di ottimizzazione automatica. Gli CE process sono processi di ricerca efficienti, adattivi e robusti, che producono soluzioni vicino a quelle ottimali ed hanno una grande capacità di parallelismo implicito.

3.1 Logica Fuzzy

3.1.1 La Logica Fuzzy

La logica fuzzy (dall'inglese "sfumato", "sfuocato") è stata introdotta per formalizzare concetti del linguaggio naturale che non possono essere categoricamente riconosciuti come veri o falsi, ma che possono avere un certo grado di verità. Alla proposizione "Mario è un uomo" è possibile associare

immediatamente il valore logico “vero” o “falso” a seconda che Mario appartenga o meno all’insieme degli uomini. Proposizioni di questo tipo possono essere trattate, quindi, con la logica booleana. Se consideriamo, invece, proposizioni del tipo “la temperatura in questa stanza è confortevole”, non è possibile fare altrettanto perché non è possibile definire in modo netto l’insieme delle temperature confortevoli, a meno di fissare una convenzione per cui, ad esempio, sono considerate confortevoli tutte le temperature fra 19 e 21 gradi e non confortevoli tutte le altre; si tratta tuttavia di una sogliatura forzata, perché non spiega come mai una temperatura di 19.1 gradi sia considerata confortevole, mentre una di 18.9 non lo sia.

Da quanto detto precedentemente, si intuisce come la generalizzazione dalla logica booleana (detta anche logica crisp, dall’inglese “chiaro”, “preciso”) a quella Fuzzy passi per la generalizzazione del concetto di appartenenza di un elemento ad un insieme. Il concetto da cui si parte è la funzione di appartenenza o funzione caratteristica d’insieme, definita in logica Crisp come:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{sse } x \in A \\ 0 & \text{sse } x \notin A \end{cases}$$

In logica Fuzzy, la funzione di appartenenza può assumere un qualsiasi valore nell’intervallo [0,1] e quindi l’insieme non può essere indicato semplicemente elencandone gli elementi, ma va specificato per ciascuno di essi anche il grado di appartenenza. Si perviene così alla seguente definizione di un insieme fuzzy: data una collezione di oggetti x l’insieme A in X è l’insieme delle coppie ordinate

$$A = \{(x, \mu_A(x)) : x \in X\}$$

In alcuni testi si indica come codominio della funzione di appartenenza l’insieme M dei numeri reali non negativi con estremo superiore finito, togliendo la limitazione che la funzione possa assumere al massimo il valore 1.

In realtà questi insiemi, che vengono detti non normali, possono essere sempre resi normali dividendo per l’estremo superiore dell’insieme, ovvero $\sup_x \mu_A(x)$, quindi tanto vale considerare già funzioni comprese nell’intervallo [0,1].

Come per gli insiemi Crisp, il supporto di un insieme fuzzy è l'insieme di tutti gli elementi di X tali che $\mu_A(x) > 0$.

Fra le funzioni di appartenenza più utilizzate nei sistemi di comando e controllo fuzzy citiamo:

- Insieme singleton, in cui $\mu_A(x) = 1$ su alcuni elementi e $\mu_A(x) = 0$ altrove. Si tratta in pratica di insiemi Crisp;
- Insieme triangolare, in cui il massimo viene toccato in un solo punto, dopo una rampa ascendente ed una discendente
- Insieme trapezoidale, in cui a differenza del precedente insieme, il massimo (solitamente pari ad 1) viene toccato in corrispondenza di un intervallo di elementi di X e non in un solo elemento x .
- Insieme a campana, definito dalla seguente funzione :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{per } x \leq a \\ e^{-\frac{(x-b)^2}{2\sigma^2}} & \text{per } a < x \leq c \\ 0 & \text{per } x > c \end{cases}$$

Notiamo che si tratta di tutti insiemi convessi⁶.

Qui di seguito in nota 7 troviamo ulteriori dettagli di approfondimento matematico circa l'unione e l'intersezione di fuzzy set.

⁶ Si ricorda che un insieme fuzzy viene detto convesso quando la sua funzione di appartenenza è convessa, ovvero il suo grafico giace tutto al di sotto del segmento congiunte due suoi punti.

⁷ *Unione ed intersezione di fuzzy sets*

Anche le operazioni fra fuzzy-sets vengono definite in modo da generalizzare alcune proprietà tipiche delle corrispondenti operazioni in logica booleana. Dati due insiemi fuzzy:

$$S = \{(x, \mu_S(x)) : x \in X\}, \quad T = \{(x, \mu_T(x)) : x \in X\}$$

si definisce l'insieme intersezione V come:

$$V = S \cap T = \{(x, \mu_{S \cap T}) : x \in X\}$$

dove $\mu_{S \cap T} = f(\mu_S, \mu_T)$ rappresenta il grado di verità della proposizione "x soddisfa contemporaneamente i requisiti espressi da S e da T".

Dualmente si definisce l'insieme unione U come:

$$U = S \cup T = \{(x, \mu_{S \cup T}) : x \in X\}$$

Analogamente nella nota 8 si introducono i concetti di t-norme e di s-norme. Così come nella nota 9 si introduce il concetto di completamento di un fuzzy

dove $\mu_{S \cup T} = g(\mu_S, \mu_T)$ rappresenta il grado di verità della proposizione “x soddisfa almeno uno dei requisiti espressi da S o da T”.

Le principali proprietà che devono soddisfare le funzioni f e g sono:

1. continuità e non decrescenza rispetto a μ_S e μ_T , stretta crescita rispetto a μ_S
2. commutatività
3. $f(\mu_S, \mu_T) \leq \min(\mu_S, \mu_T)$ e $g(\mu_S, \mu_T) \geq \max(\mu_S, \mu_T)$
4. $f(1, 1) = 1$ e $g(0, 0) = 0$; questa proprietà permette di mantenere la coerenza delle due operazioni restringendosi al caso di insieme crisp (che può sempre essere visto come un caso particolare di insieme fuzzy):

- a. $\mu_{S \cap T} = f(\mu_S, \mu_T) = 1$, cioè un elemento è nell'insieme intersezione V, solo se $\mu_S = 1$ e $\mu_T = 1$, cioè se l'elemento è sia in S che in T;
- b. $\mu_{S \cup T} = g(\mu_S, \mu_T) = 0$, cioè un elemento non è nell'insieme unione U, solo se $\mu_S = 0$ e $\mu_T = 0$, cioè se l'elemento non è né in S né in T

5. proprietà associativa dell'unione rispetto all'intersezione

Si può dimostrare che due funzioni che rispettano certamente queste proprietà sono:

$\mu_{S \cap T} = f(\mu_S, \mu_T) = \min(\mu_S, \mu_T)$ per l'intersezione e $\mu_{S \cup T} = g(\mu_S, \mu_T) = \max(\mu_S, \mu_T)$ per l'unione.

⁸ t-norme e s-norme

Le due funzioni presentate in precedenza non esauriscono tuttavia le possibili scelte per definire l'unione e l'intersezione fra insiemi fuzzy.

Altri operatori che definiscono una intersezione fra fuzzy sets (o congiunzione fuzzy), che vengono indicate con t-norme, sono:

1. il prodotto algebrico:

$$f(\mu_S, \mu_T) = \mu_S \cdot \mu_T$$

2. il prodotto limitato :

$$f(\mu_S, \mu_T) = \max\{0, \mu_S + \mu_T - 1\}$$

3. il prodotto drastico :

$$f(\mu_S, \mu_T) = \begin{cases} \mu_S & \text{se } \mu_T = 1 \\ \mu_T & \text{se } \mu_S = 1 \\ 0 & \text{se } \mu_S, \mu_T < 1 \end{cases}$$

Altri operatori che definiscono invece l'unione fra fuzzy sets (o disgiunzione fuzzy), che vengono indicati con s-norme, sono:

1. la somma algebrica :

$$g(\mu_S, \mu_T) = \mu_S + \mu_T - \mu_S \cdot \mu_T$$

2. la somma limitata :

$$g(\mu_S, \mu_T) = \min\{1, \mu_S + \mu_T\}$$

3. la somma drastica :

$$g(\mu_S, \mu_T) = \begin{cases} \mu_S & \text{se } \mu_T = 0 \\ \mu_T & \text{se } \mu_S = 0 \\ 1 & \text{se } \mu_S, \mu_T > 0 \end{cases}$$

set, mentre in nota 10 quello di inclusione fra due insiemi ed in nota ¹¹ quello di prodotto cartesiano.

3.1.2 Ragionamento Fuzzy

Variabili Linguistiche

Una variabile linguistica è definita come la quintupla

$$\{x, T(x), U, G, M\}$$

⁹ Complemento di un fuzzy set

Se $\mu_A(x)$ è il grado con cui l'elemento x soddisfa il requisito espresso da A , $1 - \mu_A(x)$ sarà il grado con cui x non soddisfa il requisito espresso dall'insieme A .

Pertanto, l'insieme complemento di un fuzzy set A , si definisce come:

$$\bar{A} = \{(x, 1 - \mu_A(x)) : x \in X\}$$

Mentre unione e intersezione precedentemente definite soddisfano molte delle proprietà delle corrispondenti operazioni booleane, la complementazione non soddisfa due importanti proprietà:

1. l'unione di un insieme fuzzy e del suo complemento non restituisce l'insieme universo:

$$A \cup \bar{A} \neq X = \{(x, 1), \forall x \in X\}$$

2. l'intersezione di un insieme fuzzy col suo complemento non restituisce l'insieme vuoto:

$$A \cap \bar{A} \neq 0 = \{(x, 0), \forall x \in X\}$$

¹⁰ Inclusione fra due insiemi e definizione di sottoinsiemi

Si dice che un insieme fuzzy A è incluso in un insieme fuzzy B se

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

¹¹ Prodotto cartesiano e relazioni fuzzy

Dati n fuzzy sets

$$A_i = \{(x_i, \mu_{A_i}(x_i)) : x_i \in X_i, i = 1, \dots, n\}$$

si definisce il loro prodotto cartesiano come l'insieme fuzzy dato da:

$$A \doteq A_1 \times \dots \times A_n = \{(x, \mu_A(x)) : x \in X_1 \times \dots \times X_n\},$$

dove la funzione di appartenenza è

$$\mu_A(x) = \mu_{A_1 \times \dots \times A_n}(x) = \min_i \mu_{A_i}(x_i)$$

Notiamo che questa scelta permette di considerare nell'insieme prodotto solo gli elementi che appartengano a tutti gli insiemi considerati: è sufficiente che un elemento non appartenga ad uno degli insiemi perché il suo grado di appartenenza all'insieme prodotto sia nullo. Allo stesso modo, se un elemento presenta un basso grado di appartenenza anche per un solo insieme (mentre soddisfa egregiamente i criteri di tutti gli altri insiemi) il suo grado di appartenenza all'insieme prodotto sarà basso.

Gli unici elementi che appartengono all'insieme prodotto con grado elevato sono quelli che soddisfano con grado elevato il criterio di appartenenza a tutti gli insiemi.

Come per le relazioni crisp, una relazione fuzzy è un insieme di elementi del prodotto cartesiano, quindi è a sua volta un insieme fuzzy:

$$R = \{(x, y), \mu_R(x, y) : (x, y) \in X \times Y\}$$

Mentre nella logica booleana la relazione esisteva o non esisteva (l'elemento (x, y) apparteneva o non apparteneva al sottoinsieme R del prodotto cartesiano), nel caso fuzzy quanto più è alta la funzione di appartenenza della coppia (x, y) , tanto più è vero che esiste il legame fra x ed y espresso da R .

Questo concetto si può esemplificare considerando la relazione "x è approssimativamente uguale ad y".

dove

- x è il nome della variabile;
- $T(x)$ è l'insieme dei nomi (o termini) dei valori linguistici della variabile x ;
- U è l'universo del discorso;
- G è la regola sintattica che genera i nomi in $T(x)$;
- M è la regola semantica che assegna a ciascun nome il suo significato, cioè un insieme fuzzy.

Per chiarire una definizione apparentemente così astratta, consideriamo come esempio un ragionamento sull'anzianità o meno di un uomo a partire dalla sua età:

- il nome della variabile linguistica è ovviamente $x=età$;
- l'universo del discorso è un range di variabilità dei valori di x , ad esempio assumiamo $U=[0,100]$, misurato in anni;
- un esempio di insieme di nomi per x può essere $T(x)=(vecchio, molto vecchio, giovane, molto giovane)$;
- una regola che genera i nomi può essere ad esempio ottenuta applicando agli atomi "giovane" e "vecchio" i modificatori linguistici che saranno definiti successivamente;
- M è una regola che assegna a ciascun termine un insieme fuzzy; per il termine vecchio la regola potrebbe essere definita come segue:

$$M(\text{vecchio}) = \{(x, \mu_v(x)) : x \in U\},$$

dove

$$\mu_v(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x < 50 \\ [1 + (\frac{x-50}{5})^{-2}]^{-1} & \text{se } x > 50 \end{cases}$$

per altri termini la funzione di appartenenza sarà differente, ma simile.

Modificatori Linguistici

Sono avverbi del linguaggio naturale, come "molto", "abbastanza", "più o meno", "leggermente", ecc e modificano i termini in $T(x)$ ed i relativi insiemi fuzzy che ne determinano il significato.

Le modifiche avvengono applicando dei modelli matematici al grado di appartenenza A assunto dal termine in assenza di modificatori. Esempi di modificatori diffusi nel ragionamento fuzzy sono riportati in nota 12.

Regole di inferenza Fuzzy: Modus Ponens Generalizzato

Nella Logica Crisp la deduzione delle conseguenze a partire dalle premesse si ottiene mediante il modus ponens (MP):

- a) premessa: x è A
- b) implicazione: se x è A allora y è B
- c) conseguenza: y è B

L'esempio più diffuso di ragionamento con MP è

- a) premessa: Socrate è un uomo
- b) implicazione: Se Socrate è un uomo allora è mortale
- c) conseguenza: Socrate è mortale

Una simile deduzione è possibile solo se la premessa è interamente soddisfatta (cioè valore della funzione di appartenenza all'insieme degli uomini uguale ad 1), altrimenti non è possibile concludere nulla su B.

In logica fuzzy, invece, la premessa può essere soddisfatta con un qualsiasi grado compreso fra 0 e 1, quindi anche se x non è esattamente A, ma è in

¹² *Modificatori Linguistici*

- operatore di concentrazione : molto $A = A^2$; è detto in questo modo perché se la funzione di appartenenza ha un andamento a campana, dopo l'applicazione dell'operatore si ottiene una campana più concentrata attorno al punto di massimo.
- operatore di dilatazione : più o meno $A = \sqrt{A}$; applicando l'operatore di dilatazione ad una funzione di appartenenza con andamento a campana, la nuova funzione "più o meno A" risulta dilatata rispetto alla precedente.
- intensificatore di contrasto : aumenta i valori della funzione di appartenenza sopra 0.5 e diminuisce quelli sotto 0.5; il modello matematico che caratterizza l'operatore è:

$$\mu_{\text{int}(A)}(x) = \begin{cases} 2\mu_A(x)^2 & \text{se } \mu_A(x) < 0.5 \\ 1 - 2(1 - \mu_A(x))^2 & \text{se } \mu_A(x) > 0.5 \end{cases};$$

permette di avvicinare i risultati ottenuti col ragionamento fuzzy alla logica booleana senza passare per il taglio.

- più $A = A^{1.25}$
- meno $A = A^{0.75}$
- Nel caso di più modificatori applicati ad uno stesso termine, vale la seguente gerarchia per le precedenze
 - a) not e modificatore fuzzy
 - b) and
 - c) or

qualche relazione con tale insieme, deve essere possibile dedurre qualcosa su x , anche se non sarà esattamente B .

Per questo si ricorre al modus ponens generalizzato (GMP), in cui la premessa A' non coincide esattamente con il primo membro dell'implicazione, ma è in una qualche relazione con esso; allo stesso modo anche la conseguenza dedotta non sarà B , ma una proposizione B' in una qualche relazione con B :

- a) premessa: x è A'
- b) implicazione: se x è A allora y è B
- c) conseguenza: y è B'

Per trovare l'insieme fuzzy B' cui pervenire mediante il Modus Ponens Generalizzato, si guarda all'implicazione "se x è A allora y è B " come ad una relazione fuzzy R , detta funzione d'implicazione fuzzy; a questo punto si effettua la composizione dei due insiemi A' ed R secondo la regola del sup-min:

$$B' = A' \circ R \text{ con}$$

$$\mu_{B'}(y) = \sup_x \min\{\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y)\}$$

Per quanto riguarda la costruzione dell'implicazione fuzzy, sono state proposte diverse soluzioni, ad ulteriore dimostrazione che in logica fuzzy il progettista deve gestire diversi gradi di libertà: dalla scelta delle funzioni di appartenenza per definire i concetti espressi dagli insiemi (vecchiaia, confortevolezza, ecc) alla definizione del concetto di implicazione fuzzy.

Alcune delle funzioni di implicazione più usate sono:

- regola del minimo:

$$\mu_R(u, v) = \min\{\mu_A(u), \mu_B(v)\}$$

- regola del prodotto (Larsen):

$$\mu_R(u, v) = \mu_A(u) \cdot \mu_B(v)$$

- regola del max-min (Zadeh):

$$\mu_R(u, v) = \max\{\min\{\mu_A(u), \mu_B(v)\}, 1 - \mu_A(u)\}$$

- sequenza standard:

$$\mu_R(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{se } \mu_A(u) \leq \mu_B(v) \\ 0 & \text{se } \mu_A(u) > \mu_B(v) \end{cases}$$

Defuzzyficazione

Abbiamo visto dunque come calcolare il risultato di un'inferenza fuzzy. La forma fuzzy dell'output non costituisce però un valore molto utile, specialmente ad esempio per un attuatore, o qualche sistema deputato a comandare un dispositivo. Occorre pertanto riconvertirlo in valore deterministico attraverso un'operazione detta di "defuzzyficazione". Per ottenere tale risultato sono state proposte diverse metodologie di calcolo, le più utilizzate delle quali sono: i) la media dei massimi; la media pesata dei centri; iii) il metodo del baricentro; iv) centro delle somme, come riportate in nota 13.

¹³ *Media dei massimi*

Il valore dell'uscita viene ottenuto come media aritmetica dei valori di y in corrispondenza dei quali è massima l'altezza del fuzzy set inferito dalle regole. Sia cioè B' il fuzzy set inferito dalle regole e

$$hgt(B') = \left\{ y \mid \mu_{B'}(y) = \sup_{y \in B'} \mu_{B'}(y) \right\}$$

l'insieme dei valori di y per i quali è massima l'altezza B'(y). Si ha allora che

$$y_{out} = \frac{\int y dy}{\int dy}$$

Media pesata dei centri

Il valore dell'uscita viene ottenuto come rapporto tra la somma dei centri dei fuzzy set d'uscita pesati con i corrispondenti valori inferiti per essi dalle regole e la somma di tali pesi. Siano cioè b_i i valori inferiti dalle regole per i diversi fuzzy set relativi alla variabile di uscita e siano y_i i centri dei diversi fuzzy set; matematicamente si può allora scrivere:

$$y_{out} = \frac{\sum_i y_i b_i}{\sum_i b_i}$$

Metodo del baricentro

Il valore dell'uscita viene ottenuto come ascissa del baricentro dell'area inferita dalle regole nello spazio dei fuzzy set della variabile di uscita dell'algoritmo. La formula è pertanto:

$$y_{out} = \frac{\int y \mu(y) dy}{\int \mu(y) dy}$$

nel caso continuo e

$$y_{out} = \frac{\sum_i y_i \mu(y_i)}{\sum_i \mu(y_i)}$$

nel caso discreto.

I diversi calcoli di defuzzyficazione devono essere "plausibili", nel senso che il risultato deve essere conforme a quanto desiderato in fase di sintesi dell'algorithm; essi possono essere considerati in base alla valutazione di differenti criteri:

- *continuità*: un piccolo cambiamento di valore degli ingressi non deve portare ad un enorme mutamento nel valore dell'uscita defuzzificata (sotto questo aspetto il metodo della media dei massimi non fornisce garanzie assolute).
- *complessita' computazionale*: dal punto di vista della "leggerezza" del calcolo i metodi della media dei massimi e della media pesata dei centri sono da considerarsi preferibili.
- *accuratezza*: dal punto di vista della "risoluzione" del calcolo i metodi del baricentro e del centro delle somme conducono ai migliori prestazioni.

3.2 Reti Neurali

Il cervello umano è sicuramente la struttura nota più complessa e può essere considerato come una enorme rete neurale. Circa 100 miliardi di neuroni costituiscono i nodi di tale rete. Ciascun neurone può essere collegato a decine di migliaia di altri neuroni ed esistono pertanto milioni di miliardi di connessioni. Un neurone biologico è composto da un corpo cellulare o "soma" dal quale

Centro delle somme

Il valore dell'uscita viene ottenuto come nel caso del baricentro ma con la differenza che le aree dei fuzzy set della variabile di uscita vengono considerati singolarmente e quindi le parti sovrapposte vengono sommate due volte. Matematicamente si può scrivere:

$$y_{out} = \frac{\int y \left[\sum_k \mu_k(y) \right] dy}{\int \left[\sum_k \mu_k(y) \right] dy}$$

che nel caso discreto diventa:

$$y_{out} = \frac{\sum_i y_i \left[\sum_k \mu_k(y_i) \right]}{\sum_i \sum_k \mu_k(y_i)}$$

partono molti collegamenti (dendriti) che ricevono segnali da altri neuroni e un collegamento di uscita (assone) con il quale il neurone trasmette informazioni ad altri neuroni (attraverso i loro dendriti) (Fig. 3.2). Ogni neurone ha una soglia di attivazione caratteristica: se i segnali provenienti da altri neuroni la superano, il neurone si attiva e trasmette un segnale elettrico sull'assone che arriva ad altri neuroni. Fra assone e dendrite esiste una sottile intercapedine detta "sinapsi" che permette la trasmissione del segnale attraverso un processo elettrochimico. Lo spessore della sinapsi può variare nel tempo rafforzando o indebolendo il collegamento tra due neuroni. Il contenuto informativo momentaneo del cervello si suppone che sia rappresentato dall'insieme dei valori di attivazione di tutti i neuroni, mentre la memoria è rappresentata dai valori di collegamento (più o meno forte) di tutte le sinapsi. Due sono le caratteristiche fondamentali del funzionamento algoritmico ipotizzato per il cervello: la plasmabilità e la scomposizione dell'informazione in informazioni elementari "contenute" in ogni singolo neurone. La plasmabilità deriva dal fatto che le sinapsi possono modificarsi nel tempo interagendo con segnali dal mondo esterno. Non è assolutamente ancora chiaro il meccanismo di apprendimento del cervello, ma è chiaro che il rafforzamento e l'indebolimento dei collegamenti sinaptici costituisce la memorizzazione di una informazione.

3.2.1 Reti Neurali Biologiche

Come anticipato una *rete neurale biologica* (per esempio, il sistema nervoso centrale umano) è composta da particolari cellule, dette *neuroni*, tra loro interconnesse. L'attività di una rete neurale biologica è prodotta dallo scambio di segnali elettrochimici tra i neuroni.

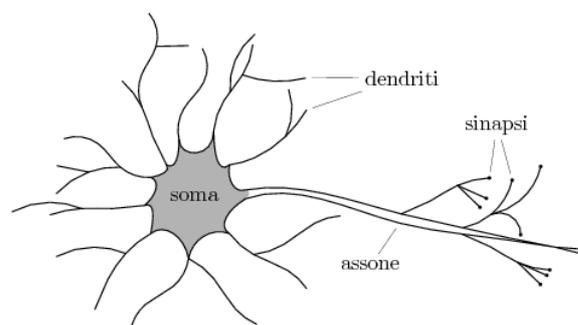


Figura 3.2: Rappresentazione schematica di un neurone biologico.

Un neurone, schematizzato in Fig. 3.2, come anticipato e qui meglio dettagliato, è dotato di un corpo cellulare, detto *soma*, dal quale si propagano numerosi prolungamenti brevi, detti *dendriti*, e un prolungamento lungo, detto *assone*. I dendriti e gli assoni sono dotati di ramificazioni, terminate da strutture di connessione, dette *sinapsi*, che consentono il collegamento tra l'assone di un neurone e un dendrite di un altro neurone. L'elaborazione prodotta da un singolo neurone consiste nell'acquisire, attraverso i suoi dendriti, i segnali provenienti dall'assone dei neuroni in ingresso, elaborare la risposta a tali stimoli nel soma e trasmettere tale segnale di risposta ai neuroni collegati al proprio assone. In particolare, quando la somma dei segnali di ingresso del neurone supera una certa soglia, il soma emette un impulso che viaggia lungo l'assone sotto forma di variazione di potenziale elettrico. Questo segnale si propaga fino alle sinapsi dei dendriti appartenenti ai neuroni collegati a valle e raggiunge tali dendriti mediante stimolazione effettuata da neurotrasmettitori chimici. La sinapsi può assumere due forme: eccitatoria e inibitoria, a seconda che il segnale da essa trasmesso vada a favorire o a contrastare il raggiungimento della soglia di emissione dell'impulso del neurone ricevente. Sebbene i segnali scambiati tra cellule neurali siano di tipo elettrico (mediato da neurotrasmettitori chimici), la velocità con la quale essi vengono elaborati dal singolo neurone è piuttosto bassa: raramente i neuroni possono generare più di 100 impulsi al secondo. Poiché i tempi di reazione sono dell'ordine dei decimi di secondo, risulta evidente che l'elaborazione non può transitare per più di una decina di livelli di neuroni. La potenza di calcolo del sistema nervoso centrale risiede quindi nell'elevato numero di elementi e nella densa rete di connessioni tra gli elementi stessi: si stima che il cervello umano sia composto da 100 miliardi (10^{11}) di neuroni e 100 bilioni (10^{14}) di sinapsi. Una caratteristica fondamentale del cervello è la capacità di apprendimento: ricordiamo il viso delle persone che abbiamo conosciuto, impariamo a fare operazioni (prima maldestramente, poi con maggiore naturalezza), riusciamo a valutare come si evolverà una certa situazione con l'esperienza di casi analoghi. Ciò è possibile perché alcune caratteristiche dei neuroni possono essere modificate. Questo è

principalmente dovuto a due fenomeni: la permeabilità della membrana della cellula e la plasticità sinaptica. La permeabilità influenza la soglia di reazione della cellula. La plasticità sinaptica è la capacità delle sinapsi di modulare la forza della connessione tra i neuroni: un collegamento debole farà sì che l'attività del neurone ricevente sia poco influenzata dall'attività del neurone trasmettitore [20].

3.2.2 Neuroni artificiali

Il *neurone artificiale* è un modello matematico che calcola una funzione, detta *funzione di attivazione*. Gli *ingressi* di tale funzione modellano gli stimoli che il neurone biologico riceve dagli altri neuroni, mentre il risultato calcolato (*uscita*) descrive il segnale trasmesso dal neurone lungo l'assone. Quindi, la funzione di attivazione del neurone artificiale trasforma i valori dell'insieme degli ingressi (*spazio degli ingressi*) in corrispondenti valori nell'insieme delle uscite (*spazio delle uscite*). Le caratteristiche dei neuroni descritte nel paragrafo precedente suggeriscono che il neurone artificiale sia un modello avente parametri capaci di modellare la soglia di reazione e la forza della connessione sinaptica: i primi caratterizzano il comportamento di una singola cella, mentre i secondi descrivono l'interazione tra coppie di cellule (per approfondimenti specifici su questa sezione si suggerisce [21]).

Il primo modello formale (matematico) di neurone è stato proposto da McCulloch e Pitts nel 1943, ben prima che i calcolatori digitali si diffondessero. La sua funzione di attivazione può assumere due valori: neurone attivo, 1, o silente, 0. Anche i *pesi sinaptici*, che modellano la forza della connessione tra una coppia di neuroni possono avere solo due valori: eccitatorio, 1, o inibitorio, -1. Il neurone di McCulloch e Pitts esegue la somma pesata degli stati dei neuroni a esso connessi, e, a seconda che tale valore sia maggiore o minore della soglia, assume lo stato attivo o passivo. Formalmente, lo stato del neurone i -esimo è descritto dalla seguente funzione di attivazione:

$$S_i = \begin{cases} 1, & \sum_j w_{ij} S_j \geq \theta_i \\ 0, & \sum_j w_{ij} S_j < \theta_i \end{cases}$$

dove S_k è lo stato del neurone k -esimo, w_{ij} è il peso del contributo dell'uscita del neurone j al neurone i , e θ_i è la soglia del neurone i -esimo. Le sommatorie sono estese all'insieme di neuroni che sono connessi al neurone considerato, i .

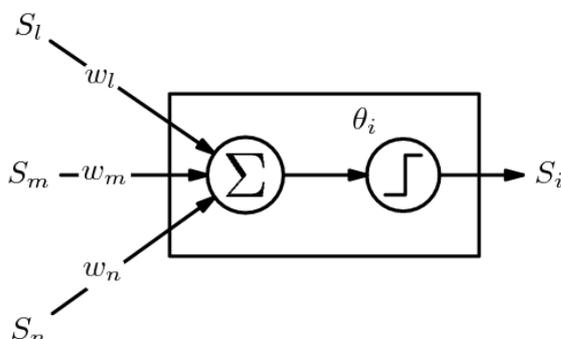


Figura 3.3: Rappresentazione schematica del neurone proposto da McCulloch e Pitts.

E' evidente che il modello proposto è basato su diverse semplificazioni del neurone biologico. La cellula neurale biologica integra nel tempo i contributi (asincroni) dei neuroni connessi, mentre nel modello matematico viene utilizzata la somma algebrica dei contributi. Inoltre, l'uscita è del tipo "tutto o niente" e non modulata nel tempo. Nonostante queste semplificazioni, una rete di questi neuroni, con i parametri opportunamente impostati, è in grado di calcolare qualsiasi funzione binaria (esattamente come le moderne macchine da calcolo) e, quindi, una qualsiasi funzione calcolabile.

Sono state formulate diverse varianti del modello di McCulloch e Pitts (detto anche *a soglia*, o *a gradino*). Esse si differenziano per le diverse funzioni di attivazione adottate, dalle quali i diversi modelli di neurone prendono il nome.

La nota 14 fornisce i dettagli formali di tali modelli.

¹⁴ Ponendo, per semplificare la notazione,

$$x = \sum_j w_{ij} S_j - \theta_i$$

citiamo le seguenti funzioni di attivazione:

- *segno (bipolare)*:

$$S_i = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$$

- *sigmoide*:

$$S_i = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

- *arcotangente*:

$$S_i = \arctan x$$

Sono stati considerati anche neuroni artificiali con funzioni di attivazione a simmetria radiale. Come avviene in alcuni neuroni biologici specializzati nella corteccia visiva, funzioni di questo tipo godono della proprietà di località, in quanto producono una risposta significativa solo in un intorno di un punto dello spazio degli ingressi. Questo punto è caratteristico del comportamento del singolo neurone ed è descritto dal parametro c , detto *centro* del neurone; esso rappresenta la posizione del neurone nello spazio di ingresso. L'ampiezza dell'intorno di risposta può essere modulata dal parametro σ , detto *fattore di scala*. La risposta del neurone ad uno stimolo è proporzionale alla distanza, r , tra lo stimolo, s , applicato al neurone e il suo centro, c :

$$r = \|s - c\|$$

Alcune funzioni a simmetria radiale sono descritte in nota 15.

Vanno infine citate le reti impulsive (*pulsed neural networks*), ma per via della loro complessità non saranno trattate in questo contesto poiché non verranno utilizzate e sono oggetto di studi specifici e più approfonditi. Tali reti sono

- *tangente iperbolica*:

$$S_i = \tanh \frac{x}{2}$$

- *lineare*:

$$S_i = x$$

- *lineare a tratti (rampa)*:

$$S_i = \begin{cases} 1, & x \geq \tan^{-1} \alpha \\ x \tan \alpha, & 0 \leq x \leq \tan^{-1} \alpha \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

Tutte queste funzioni (eccetto quella lineare) sono generalizzazioni della funzione gradino: aggiungendo un parametro per modificarne la pendenza, queste funzioni possono infatti ridursi alla funzione gradino.

¹⁵ Alcune funzioni a simmetria radiale sono:

- *gaussiana*:

$$S_i = \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma_i^2}\right)$$

- *multiquadrica*:

$$S_i = \sqrt{r^2 + \sigma_i^2}$$

- *thin-plate-spline*:

$$S_i = r^2 \log r$$

basate su neuroni del tipo “*integra-e-spara*”, i quali – secondo le attuali conoscenze – ricalcano più fedelmente il comportamento dei neuroni biologici ed utilizzano una codifica di tipo temporale per passare le informazioni tra i neuroni. Si noti però che queste reti sono molto più esigenti in termini di complessità computazionale rispetto alle reti tradizionali.

3.2.3 Reti Neurali Artificiali

Le *reti neurali artificiali* sono ottenute connettendo tra loro i neuroni artificiali descritti nel paragrafo precedente. Il comportamento esibito da tali reti mima alcuni comportamenti peculiari del cervello, tra cui le capacità di memorizzare un oggetto, richiamare dalla memoria tale oggetto partendo da una percezione parziale (come ricordarsi una canzone partendo dalla melodia), generalizzare a partire da esempi e raggruppare oggetti in base alle somiglianze tra essi (classificazione).

Sebbene tali comportamenti possano essere realizzati collegando i neuroni secondo un qualsiasi schema, l'utilizzo di schemi semplici e ordinati consente lo studio delle proprietà di tali modelli computazionali. Lo schema dei collegamenti è infatti spesso il fattore più caratterizzante dei modelli di rete neurale. Di seguito verranno illustrati i modelli principali: le *reti di Hopfield*, le *reti feed-forward*, le *reti ricorrenti* e le *reti competitive*.

Le *reti di Hopfield* sono reti completamente connesse: ogni neurone è connesso a ogni altro neurone della rete. Poiché la funzione di attivazione dei neuroni di una rete di Hopfield è di tipo bipolare, una tale rete con n neuroni è descritta dall'insieme delle soglie,

$$\{\theta_i \mid i = 1, \dots, n\}$$

e dall'insieme dei pesi sinaptici,

$$\{w_{ij} \mid i, j = 1, \dots, n\}$$

L'uscita del neurone in un certo istante di tempo è detta *stato del neurone*; l'insieme degli stati dei neuroni che compongono la rete definisce lo *stato della rete*.

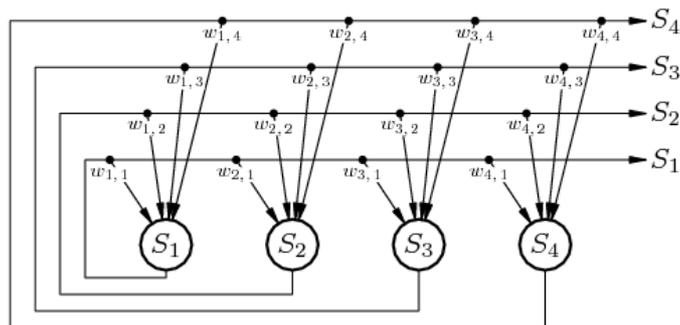


Figura 3.4: Rappresentazione schematica di una rete di Hopfield.

Sono possibili diversi modi di funzionamento della rete: seriale, parallelo, misto. In modo parallelo, tutti i neuroni modificano contemporaneamente il proprio stato; lo stato di ogni neurone, i , al tempo t , è definito da:

$$S_i(t) = \begin{cases} 1, & \sum w_{ij} S_j(t-1) - \theta_i \geq 0 \\ -1, & \sum w_{ij} S_j(t-1) - \theta_i < 0 \end{cases}$$

In modo seriale, solo un neurone per volta modifica il proprio stato. In modo misto, i neuroni cambiano stato a gruppi. Sotto opportune condizioni, è garantito il raggiungimento di uno stato stabile o il “ciclare” tra un numero fissato di stati: per una data configurazione e dato un certo stato iniziale, la rete evolverà verso uno stato stabile. Un opportuno apprendimento può configurare la rete in modo da imporle un certo insieme di stati stabili.

Una rete di Hopfield ha, inoltre, la capacità di raggiungere uno stato stabile a partire da una configurazione iniziale che assomiglia, anche solo parzialmente, a esso: ciò permette di realizzare una *memoria associativa*, cioè di memorizzare un certo numero di informazioni (gli stati stabili) e di richiamarle a partire da una porzione di tale informazione.

Sono possibili diverse varianti della rete di Hopfield. Esse si differenziano per il modello di neurone adottato o per il funzionamento asincrono dei neuroni, ma le caratteristiche principali rimangono le stesse del modello qui illustrato.

Le reti feed-forward multistrato sono così chiamate perché il flusso di informazioni tra i neuroni procede in modo unidirezionale. Si tratta, quindi, di reti parzialmente connesse nelle quali i neuroni sono organizzati in sottoinsiemi, detti *strati (layer)*. Gli strati sono ordinati e solo i neuroni di due strati consecutivi

sono direttamente connessi. Il primo strato (quello che riceve gli stimoli dall'esterno) viene detto *strato di ingresso*, mentre l'ultimo strato (quello che fornisce la risposta della rete) viene detto *strato di uscita*. Gli strati intermedi vengono detti *strati nascosti (hidden layer)*. Si può dimostrare che le reti neurali sigmoidali multistrato con almeno tre strati sono *approssimatori universali di funzioni* continue: per ogni funzione continua esiste almeno una rete di questo tipo in grado di approssimarla con un'accuratezza prefissata. Se i neuroni dello strato di uscita sono di tipo discreto (per esempio, a soglia), l'uscita della rete potrà assumere un insieme finito di valori discreti; si può così realizzare la *classificazione* degli ingressi, cioè associare a ciascun ingresso un valore tra le uscite, il quale identifica la sua classe di appartenenza. Un tipico esempio applicativo è la classificazione dei colori di un oggetto.

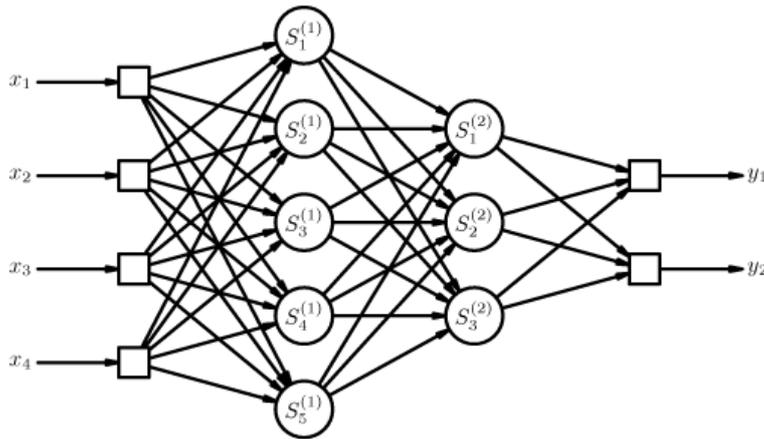


Figura 3.5: Rappresentazione schematica di una rete feed-forward multistrato.

Tipicamente, i neuroni dello stesso strato hanno la stessa funzione di attivazione mentre strati diversi possono avere funzioni di attivazioni differenti. L'uscita di ciascun neurone, i , del k -esimo strato della rete è definibile come:

$$S_i^{(k)} = f^{(k)} \left(\sum_j w_{i,j}^{(k)} S_j^{(k-1)} - \theta_i^{(k)} \right)$$

dove lo stimolo per il livello di ingresso, $S_j^{(0)}$, corrisponde agli esempi forniti alla rete, e $f^{(k)}$ è la funzione di attivazione utilizzata per lo strato k -esimo. Una particolare famiglia di reti feed-forward multistrato è costituita dalle reti a simmetria radiale (*Radial Basis Function*, RBF). Queste reti sono caratterizzate da neuroni con funzione di attivazione a simmetria radiale (spesso gaussiana).

Poiché è dimostrato che anche un solo strato è in grado di approssimare ogni funzione continua con un dato grado di accuratezza, tali reti vengono in genere strutturate con un singolo strato. La funzione, G , realizzata da una rete RBF è quindi una combinazione lineare di funzioni radiali:

$$G(s) = \sum_i w_i S_i(s; c_i, \sigma_i)$$

dove c_i e σ_i sono i parametri caratteristici dell' i -esimo neurone. I parametri strutturali (centri, c , e fattori di scala, σ) determinano la copertura dello spazio di ingresso da parte dei neuroni, cioè la regione dello spazio degli ingressi alla quale la rete risponde significativamente. I pesi sinaptici modellano il valore di uscita della rete in risposta agli ingressi.

Le *reti ricorrenti* sono reti multistrato parzialmente connesse in cui le risposte di uno o più strati possono essere conservate e fornite come ingresso negli istanti successivi. Il comportamento di queste reti è quindi dinamico: l'uscita fornita da una rete a un certo istante non dipende solo dallo stimolo fornito in ingresso all'istante considerato, ma anche dalla storia passata.

La conservazione delle informazioni degli istanti precedenti è affidata a connessioni con ritardo temporale (*retroazione*). A seconda del numero di tali connessioni (eventualmente con differenti ritardi), è possibile far considerare alla rete gli effetti di istanti precedenti. Per esempio, nella rete schematizzata in Fig. 3.6 sono state inserite connessioni con due diversi ritardi.

Le reti ricorrenti sono chiaramente più complesse delle reti feed-forward multistrato, ma sono capaci di modellare sistemi con comportamento dinamico.

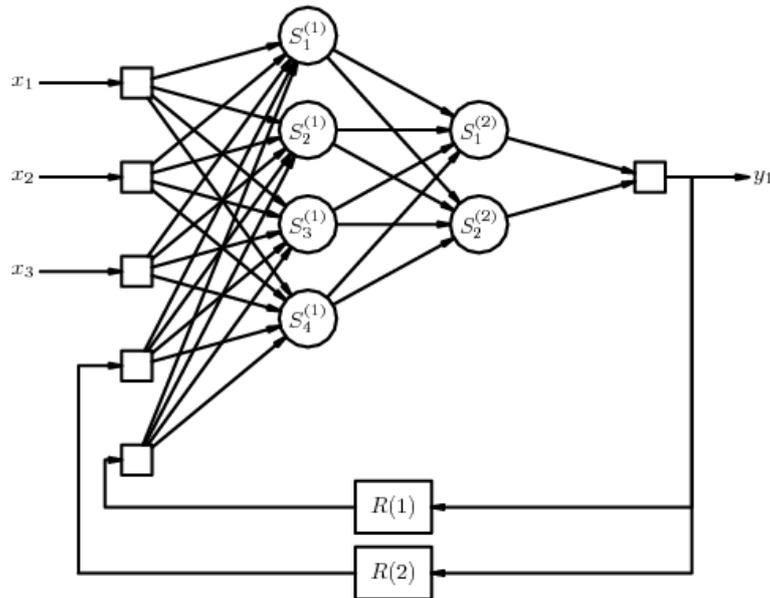


Figura 3.6: Rappresentazione schematica di una rete ricorrente.

Le reti competitive sono modelli neurali che si auto-organizzano in modo da essere in grado di individuare gli aspetti che caratterizzano o differenziano gli esempi di un dato insieme. Esse strutturano i propri neuroni in modo che ciascuno rappresenti un sottoinsieme degli esempi presentati alla rete in apprendimento. Ogni neurone della rete è quindi in competizione con gli altri per rappresentare il maggior numero possibile di esempi simili. Lo spazio in cui sono definiti degli esempi è detto *spazio delle caratteristiche* e le sue coordinate sono dette *caratteristiche*. Una opportuna funzione distanza definita su ciascuna coppia di elementi di questo spazio definisce il grado di somiglianza tra gli elementi della coppia. Ogni neurone è definito come un elemento dello spazio delle caratteristiche.

Una volta configurata, la rete risponde a uno stimolo attivando il neurone, i , più vicino allo stimolo stesso (*winning neuron*), la cui uscita S_i (posizione nello spazio delle caratteristiche) rappresenta le caratteristiche medie degli elementi dello spazio delle caratteristiche appartenenti al sottoinsieme (detto *cluster*) rappresentato dal neurone stesso. Pertanto, la rete raggruppa (*clustering*) gli esempi in sottoinsiemi in modo che elementi nello stesso sottoinsieme siano molto simili tra loro e che i vari sottoinsiemi abbiano caratteristiche medie molto

differenti. In ambito statistico, questo rappresenta l'approssimazione di una distribuzione.

Queste reti neurali possono essere parzialmente o totalmente connesse. Alcuni modelli sono dotati di parametri aggiuntivi che permettono di descrivere la topologia dell'insieme rappresentato (*topology representing network*). Tra le reti di questo tipo, le più famose sono le *Self Organizing Map* (SOM) di Kohonen. I neuroni di una SOM sono posti nei nodi di una griglia, i cui lati descrivono la relazione di somiglianza tra i neuroni stessi e, quindi, tra i cluster che essi rappresentano. Poiché ogni neurone rappresenta un cluster nello spazio delle caratteristiche e ha una posizione sulla griglia, la rete neurale definisce una mappatura delle caratteristiche (*feature mapping*) tra lo spazio (generalmente multidimensionale) delle caratteristiche e lo spazio (generalmente bidimensionale) della griglia.

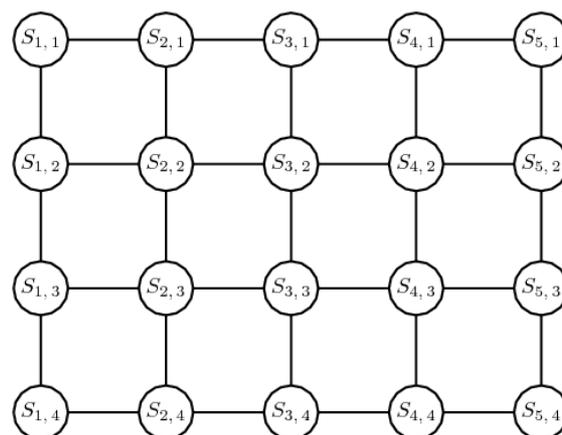


Figura 3.7: Rappresentazione schematica di una rete SOM bidimensionale: il neurone posto nel nodo (i,j) ha uscita $S_{i,j}$.

3.2.4. L'Apprendimento nelle Reti Neurali

Il comportamento effettivo di una rete neurale, cioè la funzione esibita all'esterno, dipende dalla configurazione dei suoi parametri. Tramite un opportuno algoritmo, detto di *apprendimento* (*learning*) o *addestramento* (*training*), la scelta dei valori dei parametri della rete può essere effettuata a partire da un insieme di esempi del comportamento desiderato. Al termine dell'apprendimento, la rete neurale deve essere in grado di *generalizzare* il comportamento descritto dagli esempi presentati durante la fase di

configurazione, cioè deve essere capace di produrre una risposta significativa anche se sollecitata da un ingresso mai utilizzato in apprendimento.

In letteratura sono stati proposti diversi algoritmi di apprendimento in base al modello di neurone ed allo schema di collegamento adottato per strutturare la rete. Si possono individuare due categorie di algoritmi di apprendimento:

- l'apprendimento supervisionato,
- l'apprendimento non supervisionato.

Nell'apprendimento supervisionato, sono fornite alla rete neurale le coppie composte dall'insieme degli esempi da applicare agli ingressi della rete stessa e dai corrispondenti valori che si desidera siano prodotti in uscita. Questa modalità di apprendimento è tipicamente usata per configurare reti neurali per l'approssimazione di funzioni e per la classificazione. La nota 16 riporta alcuni dettagli sull'apprendimento supervisionato.

¹⁶ Tra i vari algoritmi di apprendimento supervisionato sono qui presentati alcuni particolarmente significativi: l'algoritmo di retropropagazione (*backpropagation*), l'apprendimento ibrido (*hybrid learning*) e l'apprendimento per rinforzo (*reinforcement learning*).

L'algoritmo detto retropropagazione (*backpropagation*) è quello più utilizzato per l'apprendimento supervisionato. Questa tecnica si basa sulla valutazione dell'errore commesso dalla rete neurale in funzione dei parametri della rete stessa e sulla sua diminuzione tramite una modifica dei parametri operata nella direzione del gradiente della funzione errore. Per via della necessità di calcolare il gradiente della funzione calcolata dalla rete neurale, tale tecnica può essere utilizzata solo se la funzione di attivazione dei neuroni è derivabile rispetto ai parametri da configurare. L'algoritmo modifica i parametri di configurazione in base al contributo che essi danno alla diminuzione dell'errore. Ad ogni passo di apprendimento, si presenta un esempio agli ingressi della rete neurale, si calcola la relativa uscita prodotta dalla rete e la si confronta con il valore di uscita atteso. La differenza tra il valore di uscita dell'esempio e il valore di risposta della rete neurale costituisce l'errore commesso dalla rete stessa. Procedendo a ritroso dall'uscita della rete verso i neuroni più interni, si calcola il gradiente dell'errore rispetto ai parametri dei neuroni considerati e lo si utilizza per modificare i parametri stessi in modo da far diminuire l'errore.

Per esempio, si consideri una rete *feed-forward* multistrato a due strati nascosti per l'approssimazione di una funzione reale definita sull'insieme dei numeri reali (quindi, con un neurone di ingresso ed uno di uscita). L'insieme di addestramento sarà composto da un insieme di coppie di numeri reali, $\{(x_i, y_i)\}$, quale descrizione del comportamento di tale funzione. Il neurone dello strato di ingresso funge da distributore del valore presentato in ingresso e ha funzione di attivazione lineare ($S_i^{(0)} = x$). L'uscita dei neuroni del primo strato sarà:

$$S_j^{(1)} = f^{(1)}\left(\sum_k w_k^{(1)} x - \theta_j^{(1)}\right)$$

Tali valori costituiscono l'ingresso del secondo strato nascosto, che fornirà in uscita:

$$S_i^{(2)} = f^{(2)}\left(\sum_j w_{i,j}^{(2)} S_j^{(1)} - \theta_i^{(2)}\right)$$

Infine, lo strato finale (per semplicità un neurone lineare) produrrà l'uscita della rete neurale:

$$\tilde{y} = \sum_i w_i^{(3)} S_i^{(2)}$$

La presentazione alla rete dell'esempio (x, y) comporta un errore di approssimazione, E , pari a:

$$E = (y - \tilde{y})^2$$

L'errore viene usualmente calcolato utilizzando il quadrato della distanza tra l'uscita attesa e l'uscita reale in modo da ottenere un valore indipendente dal segno e facilmente derivabile.

L'algoritmo di backpropagation, sfruttando la proprietà della derivata di funzioni composte, aggiorna i pesi sinaptici con le seguenti regole:

$$\begin{aligned}\Delta w_i^{(3)} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i^{(3)}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \tilde{y}} \frac{\partial \tilde{y}}{\partial w_i^{(3)}} \\ \Delta w_{i,j}^{(2)} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^{(2)}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \tilde{y}} \frac{\partial \tilde{y}}{S_i^{(2)}} \frac{S_i^{(2)}}{\partial w_{i,j}^{(2)}} \\ \Delta w_j^{(1)} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_j^{(1)}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \tilde{y}} \frac{\partial \tilde{y}}{S_i^{(2)}} \frac{S_i^{(2)}}{S_j^{(1)}} \frac{S_j^{(1)}}{\partial w_j^{(1)}}\end{aligned}$$

dove η è il *fattore di adattamento* (o *tasso di apprendimento*) che controlla la velocità con cui si cerca di discendere verso il minimo dell'errore. Analoghe formule possono essere derivate per gli altri parametri della rete (per esempio per le soglie).

L'algoritmo di backpropagation soffre di alcuni problemi. Il più grave è l'incapacità di riuscire a evitare i minimi locali della funzione errore. Quando si verifica questa situazione, si ha che piccole variazioni dei parametri fanno aumentare l'errore, mentre una variazione dei parametri di ampia entità consentirebbe di diminuirlo, ma il valore di η adottato non consente di spostarsi a sufficienza. Inoltre, l'algoritmo di backpropagation non fornisce garanzie sul numero di iterazioni necessarie per giungere nel minimo dell'errore. Per questi motivi, sono generalmente adottate alcune varianti dell'algoritmo di backpropagation, quali il *simulated annealing* e l'uso dei *momenti*. Il *simulated annealing* prende il nome da una tecnica utilizzata in metallurgia, che consiste nel riscaldare un metallo e poi raffreddarlo seguendo una ben determinata curva di raffreddamento che consente di orientare i cristalli in maniera ottimale. Nell'algoritmo di backpropagation, il *simulated annealing* consiste nell'aggiungere nella funzione errore un termine casuale che la renda priva di minimi locali all'inizio dell'addestramento. Il valore di questo termine si riduce progressivamente con il procedere dell'addestramento, facendo emergere pian piano la vera forma dell'errore. L'ipotesi su cui si fonda questa tecnica è che il minimo globale emerga prima degli altri minimi e che la rete riesca a individuarlo prima che emergano gli altri minimi locali. Lo svantaggio principale è il notevole incremento del costo computazionale. La tecnica dei *momenti* consiste nell'aggiungere un termine moltiplicativo al tasso di apprendimento, η , in modo che quest'ultimo aumenti se si sta seguendo un percorso che riduce l'errore, ma che diminuisca se invece l'errore tende a crescere.

L'*apprendimento ibrido* (*hybrid learning*) è una tecnica più efficiente dell'algoritmo di backpropagation per l'addestramento di reti del tipo, ad esempio, RBF. L'architettura delle reti RBF, infatti, rende possibile l'adozione di due diverse tecniche di apprendimento per i due gruppi di parametri (parametri strutturali e pesi sinaptici). I parametri strutturali possono essere definiti usando un algoritmo che identifichi le regioni coperte dagli esempi di apprendimento (per esempio, mediante una tecnica di clustering). I pesi sinaptici, $\{w_i\}$, possono poi essere calcolati come soluzione di un sistema lineare, con un minor sforzo computazionale rispetto alla backpropagation. Per esempio, per configurare una rete RBF avente n neuroni utilizzando un insieme di addestramento costituito da M coppie, $\{(x_k, y_k) : k = 1, \dots, M\}$, si può scrivere un sistema lineare di M equazioni in n incognite. Infatti, per ogni coppia (x_k, y_k) degli esempi di apprendimento si dovrebbe avere:

$$y_k = \sum_{i=1}^n w_i g_i(x_k)$$

dove $g_i(x_k)$ è la risposta dell' i -esimo neurone all'ingresso x_k . Si può quindi scrivere il seguente sistema lineare:

$$\begin{cases} y_1 = w_1 g_1(x_1) + w_2 g_2(x_1) + \dots + w_n g_n(x_1) \\ \vdots \\ y_M = w_1 g_1(x_M) + w_2 g_2(x_M) + \dots + w_n g_n(x_M) \end{cases}$$

Nell'apprendimento non supervisionato, è fornito solo l'insieme degli esempi da applicare agli ingressi ed è la rete neurale che autonomamente organizza la propria configurazione. Questa modalità di apprendimento è adatta per il clustering e per le memorie associative. La nota 17 riporta alcuni dettagli sull'apprendimento supervisionato.

in cui le incognite sono i pesi sinaptici, $\{w_i\}$. Poiché il numero di esempi, M , è usualmente maggiore del numero di neuroni, n , il sistema risulta sovradimensionato. Ciò consente di trovare una approssimazione anziché una interpolazione degli esempi, soluzione apprezzata soprattutto se i dati sono affetti da rumore. L'apprendimento per rinforzo (*reinforcement learning*) è una tecnica di apprendimento che modifica i parametri solo in base all'adeguatezza della risposta prodotta dalla rete neurale, mimando un addestramento del tipo premio-punizione. La differenza principale rispetto agli altri metodi di addestramento supervisionati consiste nel tipo di valutazione che viene fornito alla rete neurale. Mentre nei tradizionali algoritmi di addestramento supervisionato si adopera la metafora dell'istruttore, il quale suggerisce alla rete la correzione da apportare, nel reinforcement learning si adotta la metafora del critico, il quale valuta la risposta della rete solo come corretta o sbagliata. L'addestramento mediante reinforcement learning è computazionalmente più costoso (e quindi è più lento) dell'apprendimento mediante backpropagation, ma può essere efficacemente utilizzato per l'apprendimento di sequenze temporali.

¹⁷ L'apprendimento non supervisionato è utilizzato per reti neurali che devono scoprire regolarità (*pattern*) nell'insieme degli esempi utilizzati per l'apprendimento, in modo che emergano le regolarità che caratterizzano questi esempi. L'apprendimento non supervisionato è quindi possibile solo quando gli esempi contengono qualche tipo di ridondanza: esempi ridondanti si assomigliano e la rete tenderà a riconoscerli come appartenenti alla stessa categoria. A seconda dell'architettura della rete neurale e dell'algoritmo di addestramento utilizzato, l'apprendimento non supervisionato può essere utilizzato per realizzare clustering, codifica, o mappatura di caratteristiche.

L'esempio più diffuso di algoritmo di apprendimento non supervisionato è quello utilizzato per le reti SOM. L'apprendimento consiste nel presentare alla rete neurale un esempio alla volta. Il winning neuron (neurone vincente) corrispondente viene spostato nella direzione dell'esempio presentato, diminuendo l'errore che si commette rappresentando l'esempio considerato con il winning neuron. Al fine di realizzare una mappatura graduale, anche i neuroni topologicamente vicini vengono spostati verso l'esempio considerato, in proporzione inversa alla distanza topologica dal winning neuron; ciò consente di avere una certa somiglianza tra i neuroni topologicamente vicini e, quindi, fa sì che essi rappresentino regioni dello spazio delle caratteristiche simili tra loro. Man mano che l'addestramento progredisce, vengono consentiti spostamenti sempre più brevi, stabilizzando l'apprendimento ed evitando che esempi visti nei passi precedenti siano "dimenticati".

Altre reti neurali competitive possono essere viste come varianti delle SOM, dalle quali si differenziano tipicamente per la regola di adattamento adottata o per la struttura topologica dei neuroni. La struttura topologica può essere del tutto assente o auto-organizzante. L'aggiornamento della posizione dei neuroni può avvenire modificando più neuroni a ogni passo di addestramento, come nel *softmax* (o *winner-take-most*).

Le reti di Hopfield sono reti neurali con addestramento non supervisionato, in quanto l'insieme degli esempi di addestramento costituisce sia l'ingresso sia l'uscita della rete. La tecnica di apprendimento più semplice è basata sulla *regola di Hebb*: se due neuroni si attivano in risposta agli stessi stimoli, la loro connessione si rinforza, come avviene in neuroni biologici. Nelle reti di Hopfield, l'apprendimento che abbiamo è realizzato dalla regola di adattamento:

$$\Delta w_{ij} = S_i S_j$$

dove il peso della connessione riguardante l' i -esimo e il j -esimo neurone viene incrementata solo se entrambi i neuroni sono attivati dalla presentazione di un esempio da memorizzare.

3.2.5 Problemi di scelta e configurazione del modello

Per utilizzare le reti neurali in un problema reale è necessario scegliere:

- la topologia della rete,
- il modello di neurone,
- il numero di neuroni,
- l'algoritmo di apprendimento da adottare.

Quando il problema è semplice, queste scelte non risultano particolarmente critiche per la qualità della soluzione risultante: anche una rete piccola riesce ad approssimare la funzione cercata, gli esempi coprono i casi che possono presentarsi, e il tempo di elaborazione richiesto dall'addestramento è relativamente basso. Nel caso i risultati non siano soddisfacenti, si possono spesso utilizzare ulteriori risorse per raggiungere lo scopo (ad esempio: uno strato o alcuni neuroni in più, un tempo di addestramento più lungo, o un insieme di esempi più completo).

Per problemi complessi, quali solitamente quelli reali in cui approcci computazionali tradizionali non sono consigliabili, le scelte progettuali sono più delicate. Il problema da risolvere fornisce una prima indicazione per la scelta del modello, in base all'esperienza accumulata in letteratura o dall'esperto. Per esempio, per un problema di approssimazione di funzione, è noto che una rete feedforward multistrato è il primo modello candidato da considerare.

La scelta del modello di neurone da impiegare è legata all'algoritmo di addestramento ed al tipo di uscite che si desiderano. Per esempio, un neurone con funzione di attivazione continua è adatto ad approssimare funzioni continue e può essere configurato con la backpropagation.

Il numero di neuroni determina il numero di parametri da configurare. La scelta di tale valore è spesso ottenuta bilanciando vincoli contrastanti: per esempio, un numero elevato di neuroni consente, potenzialmente, una maggiore accuratezza nella rappresentazione della funzione che approssima l'insieme degli esempi, ma richiede anche un elevato tempo di addestramento. Inoltre, il numero di neuroni è anche legato al numero di esempi disponibili: se ci sono

pochi esempi, non è ragionevole utilizzare un elevato numero di neuroni poiché sarà computazionalmente costoso configurarli adeguatamente per raggiungere la qualità desiderata di comportamento. Inoltre, anche il tipo di esempi e l'entità del rumore presente sugli esempi incidono sulla scelta del numero di neuroni. L'esatto rapporto tra numero di esempi e di neuroni della rete neurale dipende fortemente da tutti i fattori sopra evidenziati. La scelta del numero di neuroni è quindi un problema complesso, per il quale esistono in letteratura soltanto linee guida metodologiche che possono però aiutare nell'affrontarne la soluzione.

Per problemi semplici la valutazione della capacità di generalizzazione di una rete neurale può essere di tipo qualitativo, ma problemi di reale interesse applicativo richiedono una valutazione quantitativa della soluzione ottenuta: una volta terminato l'addestramento, si deve essere in grado di fornire una misura delle prestazioni di una rete neurale. Ciò può essere ottenuto suddividendo l'insieme degli esempi disponibili in due parti: l'*insieme di apprendimento (training set)* è utilizzato per l'addestramento della rete, mentre l'*insieme di verifica (test set)* è utilizzato per valutare quanto la rete abbia correttamente appreso il training set e sia in grado di generalizzarlo adeguatamente. Questo schema può essere esteso anche per guidare la scelta del modello da adottare: si possono addestrare diversi modelli sugli esempi di training e poi valutare quale modello si comporta meglio. In tal caso, l'insieme degli esempi deve essere suddiviso in tre parti: insieme di apprendimento, *insieme di validazione (validation set)* e insieme di verifica. Il validation set consente di verificare quale tra i modelli configurati con il training set si comporta meglio, senza impiegare né esempi già utilizzati per l'addestramento, né quelli poi usati per provarne le capacità di generalizzazione.

I problemi che tipicamente si devono affrontare nell'apprendimento sono di due tipi, apparentemente di carattere opposto: la rete neurale non riesce ad apprendere gli esempi oppure li apprende fin troppo bene. Nel primo caso, si può trattare di una scelta errata del modello di neurone, della struttura della rete neurale o del numero di neuroni; oppure gli esempi potrebbero non avere alcuna correlazione tra loro e, quindi, non ci si può aspettare che la rete neurale ne trovi una. Il secondo caso (*overfitting*) si manifesta quando il numero di

parametri della rete è troppo elevato per la cardinalità dell'insieme di training. In tal caso, l'apprendimento può arrivare a configurare la rete neurale in modo da ricostruire perfettamente gli esempi, perdendo però la capacità di generalizzarli. Per evitare questo problema si possono usare varie tecniche, per esempio bloccare l'addestramento dopo pochi passi (*early stopping*), aggiungere rumore agli esempi di addestramento, oppure penalizzare i pesi sinaptici troppo grandi (*weight decay*).

3.3 Reti Neurali Fuzzy

Il punto debole di un sistema di controllo fuzzy è nella creazione delle regole. Un modo per rendere automatici sia i processi di creazione che quelli di affinamento delle regole è integrare i sistemi di controllo fuzzy con dei sistemi adattivi come ad esempio le reti neurali. Le reti neurali non supervisionate si rivelano più adatte alla creazione di regole, mentre quelle supervisionate all'affinamento delle stesse.

La soluzione ottimale è sicuramente quella di utilizzarle entrambe: *apprendimento ibrido*. Una Rete Neurale Fuzzy è una rete in cui l'informazione viaggia all'interno di essa o parte di essa sotto forma di concetti fuzzy. Questo vuol dire che tale rete è costituita da una prima parte che realizza la fuzzificazione delle informazioni ricevute come input e da una seconda parte che defuzzifica il risultato dell'elaborazione in modo da fornirlo come output sotto forma di scalare.

3.3.1 Modello di Rete Neurale Fuzzy Supervisionato

La rete è dotata di cinque tipi di neuroni che contraddistinguono i vari livelli:

1. Neuroni Input: funzione di input;
2. Neuroni Term: fuzzificazione (producono il grado di appartenenza ai fuzzy set);
3. Neuroni Rule: regole d'inferenza fuzzy;
4. Neuroni Hidden: funzione di elaborazione;

5. Neuroni Output: funzione di output.

Pertanto, i neuroni Input e Term costituiscono il fuzzificatore, i neuroni Rule il processo inferenziale, i neuroni Hidden e Output il defuzzificatore. Possiamo avere ad esempio, tre neuroni Term per ogni input e quindi tre fuzzy set per ogni input che sono: “Basso”, “Medio” e “Alto” (ovvero anche cinque che rappresentano i livelli basso, medio-basso, medio, medio-alto, alto). L’output dei neuroni Term è il grado di appartenenza dell’input a ciascuno di questi fuzzy set. Le funzioni di appartenenza adottate sono di tipo sigmoidale inversa per “Basso”, gaussiana per “Medio” e sigmoidale per “Alto” (vedi Fig. 3.8).

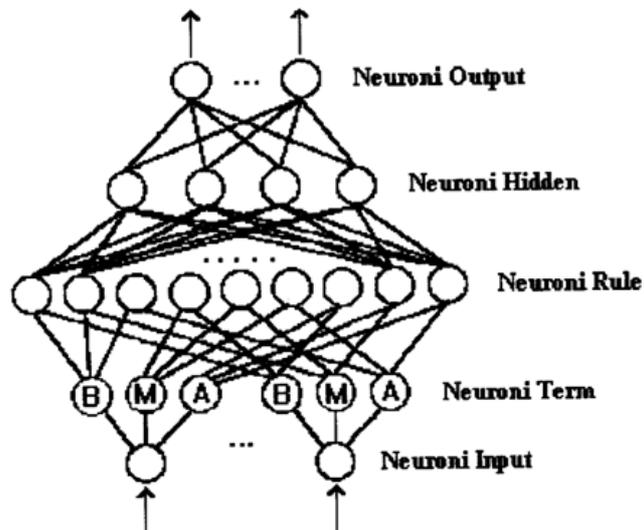


Figura 3.8: Schema delle rete considerata.

L’apprendimento per tale rete può essere diviso in due parti¹⁸:

¹⁸ Il punto 1 è la fase non supervisionata dell’apprendimento: i primi due livelli della rete vengono considerati come un insieme di mappe di Kohonen, ciascuna associata ad ogni input e con un ingresso ed una mappa output costituita dai neuroni Term corrispondenti a quell’input. Del training set costituito da input e target vengono considerati soltanto gli input. I vettori di peso sono adesso ad una sola dimensione che è rappresentata dalla media di ciascuna funzione di appartenenza. L’aggiustamento delle medie è dettato dalla seguente regola:

$$\mu(t+1) = \mu(t) + \alpha[x(t) - \mu(t)]$$

dove μ indica la media, x l’input e α il tasso di apprendimento.

Le varianze dei neuroni Term di ogni mappa vengono aggiustate secondo la seguente regola:

$$\sigma_i = \frac{|\mu_i - \mu|}{r} \quad i = A, M, B$$

in cui μ è la media più vicina all’input per quella mappa, σ_i e μ_i sono media e varianza del neurone Term i , mentre r è un fattore di sovrapposizione in genere fissato a 2.5.

1. Aggiustamento di medie e varianze per i neuroni Term;
2. Adattamento delle connessioni tra neuroni Rule e neuroni Hidden e tra neuroni Hidden e neuroni Output.

3.3.2 Modello di Rete Neurale Fuzzy Non Supervisionato.

Presenta la medesima ossatura su cui è costruita la RNF Supervisionata

Per i nostri scopi ci siamo riferiti ai lavori fatti considerando 3 tipi diversi di apprendimento non supervisionato, cioè:

1. MLSOM (Multi-Layer-Self-Organizing-Maps)
2. Neural-Gas
3. Maximum Entropy

L'apprendimento viene attribuito soltanto al modulo neurale, il modulo fuzzy segue un particolare apprendimento che viene indicato come fase di "*Prepare to Learning*". Ciò che accade in questa fase è un'organizzazione dei Fuzzy Set adeguati agli input che vengono forniti alla rete e viene eseguita indipendentemente dal tipo di apprendimento scelto per il modulo neurale. Anche in questo caso l'apprendimento per la rete è suddiviso in due fasi:

1. Adattamento Medie e Varianze dei neuroni Term,
2. Training del Modulo Neurale.

Il punto 2 può essere scelto dall'utente tra le alternative a disposizione, il punto 1 (*Prepare to Learning*), invece, viene comunque eseguito.

La fase di training vera e propria, quindi, interessa quasi esclusivamente il Modulo Neurale.

Il Training Set contiene tutti i pattern che si vogliono far classificare alla rete; tali pattern vengono dati in input alla rete affinché questa produca l'output al livello Rule in funzione di una prima classificazione Fuzzy. Una volta ottenuto l'output al livello Rule si procede all'applicazione dell'algoritmo di apprendimento prescelto considerando come rete coinvolta solo il Modulo Neurale. La rete viene, pertanto, addestrata ad effettuare il Clustering sugli output del livello

Il punto 2 viene realizzato seguendo l'algoritmo di Backpropagation, considerando come rete coinvolta solo la parte al di sopra dei neuroni Rule. I target per l'apprendimento vengono presi nel training set e gli input sono output dei neuroni Rule ottenuti dall'elaborazione dei pattern presi nello stesso training set.

Rule, ovvero impara a classificare le valutazioni fuzzy effettuate sui pattern input del Training Set.

3.4 Algoritmi Genetici

3.4.1 Introduzione agli Algoritmi Genetici

Gli Algoritmi Genetici (AG) costituiscono un sottoinsieme degli Algoritmi Evolutivi, termine generico che indica una gamma di sistemi di risoluzione dei problemi affini ai processi evolutivi basati sull'utilizzo del calcolatore. Oltre agli algoritmi genetici, essi comprendono la Programmazione Evolutiva, le Strategie Evolutive, i Sistemi Classificatori e la Programmazione Genetica.

In genere gli algoritmi utilizzati nelle discipline di Intelligenza Artificiale operano la ricerca di un massimo o di un minimo globale in uno spazio finito sulla base di vincoli sullo spazio delle soluzioni. Da un punto di vista formale possiamo dire che, dato un elemento X appartenente a uno spazio cartesiano D (nel caso in cui n sia la cardinalità di D , allora X sarà un vettore), e data una funzione $f:D \rightarrow R$ detta funzione obiettivo, allora la ricerca dell'ottimo globale è la ricerca di un X^* in D che massimizza tale funzione, cioè tale che $f(X) \leq f(X^*)$. Fattori come la presenza di più punti di massimo locale, vincoli sul dominio D , la non linearità, possono rendere la ricerca molto difficoltosa, per cui il problema non è risolvibile in tempi accettabili. Allora si fa uso di algoritmi di tipo euristico che, pur risolvendo il problema con gradi di incertezza e non assicurando la convergenza della ricerca alla soluzione, richiedono tempi di convergenza minori.

Da qui la distinzione tra i metodi e le formulazioni "*forti*" e "*deboli*". I primi sono orientati alla soluzione di un problema specifico, sulla base della conoscenza del dominio particolare e della rappresentazione interna del sistema in esame. Le buone soluzioni ottenute sono difficilmente adattabili ad altri compiti se non con risultati non soddisfacenti. I metodi deboli utilizzano poca conoscenza del dominio, non sono orientati ad un target specifico e risolvono una vasta gamma

di problemi. Gli algoritmi evolutivi sono algoritmi di ricerca euristici, considerati metodi deboli. Tuttavia è stata ultimamente introdotta la nuova tipologia dei metodi deboli evolutivi, metodi che hanno inizialmente poca conoscenza del dominio, ma che durante la loro evoluzione acquistano maggiore consapevolezza del problema, implementando alcune caratteristiche dei metodi forti; in tali casi si parla di *intelligenza emergente*.

Tra la fine degli anni '50 e l'inizio degli anni '60 del secolo scorso i ricercatori nel campo della computazione evolutiva cominciarono ad interessarsi ai sistemi naturali nella convinzione che potessero costituire un modello per nuovi algoritmi di ottimizzazione. In questa ottica, i meccanismi dell'evoluzione possono essere adatti per affrontare alcuni dei più pressanti problemi computazionali, riguardanti la ricerca della soluzione tra un numero enorme di alternative. Ad esempio, per risolvere il problema della progettazione delle proteine con l'aiuto del calcolatore occorre costruire un algoritmo che individui una proteina con determinate caratteristiche tra un numero elevatissimo di possibili sequenze di aminoacidi. Analogamente, possiamo ricercare una serie di regole, o equazioni, che permettano di prevedere l'andamento dei mercati finanziari, ovvero il dimensionamento della forza e la sua distribuzione relativamente alla pianificazione di una missione in uno specifico teatro. Algoritmi del genere dovranno essere adattivi ed "interagire" con un ambiente mutevole.

Da questo punto di vista gli organismi possono essere considerati ottimi risolutori di problemi, poiché sono in grado di sopravvivere nel loro ambiente, sviluppano comportamenti ed abilità che sono il risultato dell'evoluzione naturale.

L'evoluzione biologica è assimilabile ad un metodo di ricerca all'interno di un grandissimo numero di soluzioni, costituite dall'insieme di tutte le sequenze genetiche, i cui risultati, le soluzioni desiderate, sono organismi altamente adattati, dotati di forte capacità di sopravvivenza e di riproduzione in un ambiente mutevole, che trasmetteranno alle generazioni future il loro materiale genetico.

Essenzialmente, l'evoluzione di una specie è regolata quindi da due processi fondamentali: la selezione naturale e la riproduzione sessuale, quest'ultima determina la ricombinazione del materiale genetico dei genitori generando un'evoluzione molto più rapida di quella che si otterrebbe se tutti i discendenti contenessero semplicemente una copia dei geni di un genitore, modificata casualmente da una mutazione. Si tratta di un processo ad alto grado di parallelismo: non opera su un individuo per volta, ma mette alla prova e cambia milioni di individui in parallelo.

In breve, un algoritmo genetico (AG) è un algoritmo iterativo che opera su una popolazione di sistemi che codificano le possibili soluzioni di un dato problema. I diversi sistemi sono valutati tramite una funzione che ne misura la capacità di risolvere il problema e li classifica come “degni” di riproduzione. La nuova popolazione si evolve in base ad operatori random, ispirati alla ricombinazione ed alla mutazione genetica. Il ciclo completo è ripetuto fino al raggiungimento di un dato criterio di fermata.

L'utilizzo degli algoritmi genetici è essenzialmente legato alla programmazione dell'intelligenza artificiale in robotica, alla biocomputazione, allo studio dell'evoluzione dei sistemi cellulari paralleli, a particolari problemi di gestione e sistemi di ottimizzazione in ingegneria, ma anche ai più evoluti sistemi di supporto alle decisioni.

Gli Algoritmi Genetici hanno, quindi, i seguenti punti di forza:

- possibilità di risolvere problemi complessi senza conoscere il preciso metodo di soluzione;
- capacità di auto-modificazione in base al mutamento del problema;
- capacità di simulare alcuni fenomeni data una struttura e modalità operative isomorfe con quelle dell'evoluzione biologica.

I primi tentativi di progettazione di strumenti di ottimizzazione, le Strategie Evolutive di Rechemberg e la Programmazione Evolutiva di Fogel, Owens e Walsh, non produssero risultati interessanti, poiché i test di biologia dei primi anni '60 del secolo scorso mettevano in risalto l'operatore della mutazione, piuttosto che il processo riproduttivo per la generazione di nuovi geni. A metà degli anni '60 un progresso significativo fu segnato dalla proposta di John

Holland, i cui Algoritmi Genetici sottolinearono per la prima volta l'importanza della riproduzione sessuale: la ricombinazione dei genomi.

In alcune applicazioni, gli AG trovano buone soluzioni in tempi ragionevoli. In altre possono impiegare giorni, mesi o anche anni per trovare una soluzione accettabile. Ma poiché essi lavorano con popolazioni di soluzioni indipendenti, è possibile distribuire il carico computazionale su più calcolatori, che produrranno simultaneamente diverse ipotesi con la conseguente riduzione dei tempi di calcolo (per un'approfondimento sul tema degli algoritmi genetici si rimanda a [22]).

a) L'evoluzione naturale

Le modalità di azione del principio darwiniano della selezione naturale possono essere così riassunte.

- L'evoluzione naturale agisce sul materiale genetico (genotipo) di un individuo e non sulle sue caratteristiche fisiche, il fenotipo. Ogni variazione che promuove l'adattamento di un individuo emerge dal patrimonio genetico, non da ciò che i genitori avranno eventualmente appreso durante la loro vita.
- La selezione naturale favorisce la riproduzione degli individui che migliorano l'adattabilità all'ambiente mutevole ed elimina gli individui della minore potenzialità riproduttiva. Dal punto di vista genetico, la selezione naturale promuove quelle particolari combinazioni genetiche che danno vita ad un organismo più efficiente, selezionando il genotipo, non il fenotipo.
- La riproduzione è il nucleo centrale del processo evolutivo: la variabilità generazionale di una specie è determinata dalla ricombinazione genica e dalle piccole mutazioni casuali del codice genetico. Le differenze tra individuo e genitori sono così stabilite. La variabilità è una condizione essenziale dell'evoluzione.
- L'evoluzione naturale opera su intere popolazioni attraverso processi ciclici e generazionali determinati esclusivamente dalle contingenze ambientali e dalle interazioni fra i vari organismi.

La terminologia utilizzata si ispira direttamente agli studi sull'evoluzione naturale e biologica.

La combinazione delle ipotesi darwiniane con la genetica ha dato luogo a principi che costituiscono le basi della genetica delle popolazioni, la spiegazione dell'evoluzione a livello genetico delle popolazioni.

Una popolazione è definita come un gruppo di individui della stessa specie, che operano e si incrociano nello stesso luogo.

In biologia i cromosomi sono i filamenti di DNA che fungono da progetto per l'organismo. Ogni cromosoma è composto da geni, ognuno dei quali codifica una particolare proteina, che a sua volta determina le caratteristiche specifiche dell'organismo, come, ad esempio il colore degli occhi. Le posizioni dei geni all'interno del cromosoma sono dette *locus* e le diverse configurazioni delle proteine sono dette *alleli*. La maggior parte degli organismi presentano più di un cromosoma, il cui insieme è detto *genoma*. Per *genotipo* si intende l'insieme dei geni del genoma. Il risultato finale dell'evoluzione fetale, cioè l'individuo, è detto *fenotipo*.

La riproduzione sessuale consiste nella ricombinazione (incrocio) del materiale genetico dei genitori che dà luogo a un nuovo patrimonio completo per i discendenti. Possono verificarsi le mutazioni su singole parti del DNA. La *fitness* è l'idoneità dell'individuo, la probabilità che esso viva abbastanza da riprodursi. La selezione naturale promuove come genitori per la generazione successiva gli individui che hanno i fenotipi più adatti, codificati da particolari genotipi. Essa può essere direzionale, nel caso favorisca l'aumento di frequenza di una forma estrema di un carattere, stabilizzante se favorisce gli individui portatori di una forma intermedia di un certo carattere e divergente se sono favorite le forme estreme di un carattere a scapito di quelle intermedie.

L'evoluzione si basa quindi sui seguenti meccanismi.

- Mutazione di alleli: fonte primaria di variabilità genetica.
- Flusso genico: variazione delle frequenze degli alleli, dovuta ai movimenti migratori di alcuni individui, con conseguente introduzione o rimozione di determinati genotipi.

- Deriva genetica: variazioni imprevedibili nelle frequenze degli alleli nel caso in cui una popolazione abbia un piccolo numero di componenti. In effetti, da un punto di vista probabilistico è più facile che eventi poco probabili si verifichino in una popolazione piccola, con effetti maggiori.

b) L'evoluzione artificiale

Nella terminologia degli Algoritmi Genetici il cromosoma codifica una soluzione candidata di un dato problema di ricerca. Nel modello di Holland a codifica binaria, il cromosoma identifica una stringa di bit, i geni sono i bit della stringa e gli alleli, come proprietà dei geni, possono essere 1 o 0.

Il *crossover* è la ricombinazione del materiale genetico di due genitori, alcune parti dei geni risultati migliori vengono scambiate, nell'ipotesi che questo possa migliorare il risultato della funzione di fitness nel successivo "passo evolutivo". Ci sono varie tecniche di crossover. Una delle più semplici è la "*single point crossover*" che consiste nel prendere due cromosomi e tagliare le loro stringhe di codifica in un punto a caso. Si creano così due teste e due code. A questo punto si scambiano le teste e le code, ottenendo due nuovi cromosomi. Il crossover non è applicato sempre, ma con una probabilità p_c . Nel caso in cui non viene applicato, i due figli sono semplicemente le copie dei genitori. Sperimentalmente si può vedere che il miglioramento diventa apprezzabile solo dopo un certo numero di passi.

La mutazione consiste nella modifica casuale di alcune parti dei geni con valore di *fitness* più basso, in base a coefficienti definiti inizialmente. Queste modifiche puntano a migliorare il valore della funzione per il gene in questione. In realtà non è corretto pensare di mutare solo i cromosomi con fitness più bassa; al fine di garantire una maggiore capacità esplorativa dell'algoritmo (e non cadere nel ritrovamento di un ottimo locale) sono ritenute utili anche le mutazioni di cromosomi con valore di fitness alto. In definitiva, le mutazioni servono soprattutto a esplorare lo spazio di ricerca, non hanno quindi scopo migliorativo. Il fenotipo è il significato del cromosoma, cioè la decodifica della soluzione candidata del problema. Nelle applicazioni comuni si utilizzano individui a singolo cromosoma, quindi i termini genotipo, cromosoma e individuo sono

equivalenti. Nei casi in cui la codifica del cromosoma rappresenti direttamente una soluzione candidata, come in alcune applicazioni in cui il cromosoma è una stringa di numeri reali anziché di bit, anche i termini genotipo e fenotipo possono coincidere.

3.4.2 Algoritmo Genetico

Un algoritmo genetico semplice può essere rappresentato nei passi raffigurati nella figura 3.9 sottostante.

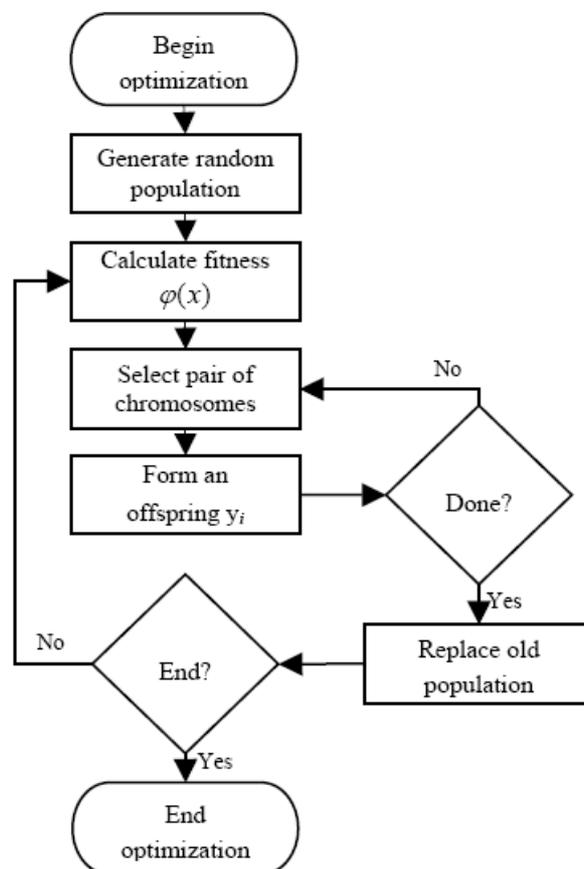


Figura 3.9: Flowchart di un Algoritmo Genetico.

Si ha quindi quanto segue.

1. Inizia con una popolazione generata casualmente di N cromosomi, dove N è la dimensione della popolazione, l lunghezza del cromosoma x ;
2. Calcola il valore della funzione di *fitness* $\varphi(x)$, di ogni cromosoma x nella popolazione;

3. Ripeti fino a che N proli siano create:
 - a. In modo probabilistico selezionare una coppia di cromosomi dal valore attuale della popolazione utilizzando la funzione di *fitness*;
 - b. Produrre una prole Y_i utilizzando il crossover e gli operatori di mutazione, dove $i = 1, 2, \dots, N$;
 - c. Sostituire l'attuale popolazione con una appena creata;
 - d. Passare al punto due.

Nel caso di un algoritmo genetico semplice, tutta la popolazione è formata di stringhe aventi la stessa lunghezza. Queste stringhe contengono informazioni codificate. A titolo di esempio in [23] un AG è utilizzato per migliorare il contrasto di immagini.

La *fitness* di ogni individuo è misurato calcolando la somma dell'intensità del bordo. L'individuo più idoneo è considerato come quello, che genera la maggior parte delle intensità di bordi. Gli individui meno adatti sono estinti ed il loro posto è preso dalle proli recentemente generate. Le proli sono create durante il crossover e le mutazioni. Il crossover, come detto precedentemente, è un'operazione dove nuovi cromosomi - proli sono prodotti fondendo le parti di altri cromosomi - genitori. La mutazione è il rimpiazzamento casuale dei bit del cromosoma. Così le proli formano una nuova generazione che sostituisce quella vecchia. Tale processo di evoluzione può essere terminato, utilizzando varie condizioni, come ad esempio raggiungere la soglia predefinita di fitness in modo che l'evoluzione considera un certo numero di generazioni o fitness e converge in uno specifico valore [22].

4. Decision Support Systems (DSS)

4.1 Introduzione al Supporto alle Decisioni

Nell'ambito della gestione di processi più o meno complessi è molto importante poter trovare i giusti compromessi tra le decisioni prese dai vari organi coinvolti (players). Le decisioni, infatti, possono essere in contrapposizione e potrebbe essere estremamente dannoso per una data realtà operativa, di management o di governance se ognuno decidesse di perseguire solo il proprio obiettivo, senza cercare una via di mezzo tra quella che è la propria scelta e quelle degli altri.

I tipi di decisioni si possono dividere in due categorie, caratterizzate da quali organi siano coinvolti:

- Decisioni intra-dominio: sono quelle decisioni che coinvolgono più decisori facenti parte dello stesso organo, sia esso di governance, di management o di operation.
- Decisioni inter-dominio: sono quelle decisioni che coinvolgono, comunque, più decisori ma in questo caso essi appartengono ad organi diversi, ad esempio un presidente di provincia (governance) potrebbe essere in disaccordo con una decisione presa dal comandante della polizia locale (operation), ovvero un comandante di una missione estera (operation), potrebbe essere in disaccordo con un membro politico dell'organo NATO (governance).

Nella maggioranza dei casi ciò che succede è che i decisori hanno un obiettivo condiviso, ma ognuno mira a raggiungerlo in base a quelli che sono i propri metodi ed obiettivi secondari dettati dalla natura della carica istituzionale ricoperta. E' ovvio, ad esempio, che il sindaco di una città e il capo della polizia municipale vogliano entrambi la sicurezza dei cittadini, ma al primo interessa un ritorno politico, essendo in primis un politico e magari è più sensibile alla "sicurezza percepita", mentre al secondo interessa che diminuisca il numero di reati (sicurezza effettiva).

Da questa premessa si intuisce come prendere delle decisioni, laddove i decisori siano in contrasto tra di loro, è un compito arduo e per questo è complicato, anche per gli esperti, comprendere dove una decisione sia corretta

piuttosto che un'altra. Questo perché è oneroso poter prevedere tutte le possibili conseguenze di una decisione, ma da un lato una decisione corretta può far sì che il territorio continui a crescere nel migliore dei modi, mentre dall'altro una decisione sub-ottimale, magari portata avanti solo per conseguire un obiettivo settoriale, può far peggiorare quella stessa realtà sistemica (ad esempio territoriale).

E' proprio per questi motivi che le metodologie matematiche avanzate e l'informatica può venire in aiuto ai decisori fornendo i mezzi per poter scegliere, nel modo migliore, tra "un'infinità" di scelte che un essere umano, seppur esperto, non potrebbe mai considerare in toto perché richiederebbero anni di analisi, se non tutta la vita, a dispetto di pochi secondi di computazione macchina.

4.2 I DSS (Decision Support System)

Nell'ambito della gestione di risorse e servizi negli ultimi anni si è assistito ad un progressivo sviluppo dei sistemi di supporto alle decisioni, applicati a diversi ambiti della gestione, come ad esempio la mappatura dei crimini su un territorio, lo studio della crescita demografica di un territorio, il contrasto di incendi boschivi, la gestione delle risorse idriche, energetiche, di sistemi e processi logistici, di risorse della difesa, ecc.

Un *processo decisionale* è una successione di attività elementari che hanno luogo nel momento in cui un individuo o un'organizzazione prende una decisione. Ogni attività produce dei risultati che alimentano le attività successive.

I processi decisionali possono essere svariati e possono dipendere dai soggetti coinvolti o dall'ambito nel quale sono avviati.

Si è soliti riconoscere tre paradigmi decisionali. Il primo è quello razionale che mira ad una massimizzazione del valore atteso in termini di introito, minimizzazione di costi, rischi, ecc. Il secondo paradigma si basa sull'uso di euristiche piuttosto che di tecniche di ottimizzazione, tipiche della ricerca operativa, per raggiungere il massimo rendimento conseguibile con una

determinata scelta. Il terzo paradigma scompone il processo decisionale in una serie di confronti successivi fino ad arrivare ad una alternativa ottimale. Ovviamente tutti e tre i paradigmi per poter funzionare necessitano di una grosse mole di informazioni che possa consentire al sistema di poter elaborare quante più alternative avendo un quadro quanto più possibile preciso della situazione in cui ci si trova ad attuare la decisione. Per questo ci si affida a sistemi di memorizzazione: database (o data warehouse), aggregazione dati, sistemi di rappresentazione, profili e così via.

Un DSS (Decision Support System) è un sistema software di supporto ai processi decisionali, cioè fornisce supporto a coloro che devono prendere decisioni strategiche in contesti particolarmente complessi per i quali l'essere umano potrebbe avere difficoltà a stabilire quale sia la scelta più giusta da intraprendere, o meglio ancora quale sia la strategia decisionale da porre in essere per raggiungere un determinato obiettivo.

Questo tipo di sistemi differisce molto dai sistemi classici di trattamento delle informazioni perché richiede che il sistema e il decision maker, cioè l'utente che deve prendere la decisione, siano in perfetta simbiosi. Ciò significa che il decisore deve conoscere esattamente cosa il DSS può fare per lui e gli sviluppatori devono sapere esattamente come utilizzare ed integrare la tecnologia al servizio del processo di decisione.

Nel processo decisionale, quindi, il DSS è il più vicino al decision maker e alla decisione vera e propria e per arrivare al risultato finale atteso dal decisore deve inglobare due componenti: EDP e MIS.

L'*EDP (Electronic Data Processing)* è il sistema che processa i dati e che da questi estrapola le informazioni necessarie al DSS affinché possa giungere ad una conclusione vicina a ciò che il decision maker si attende; il *MIS (Management Information Systems)* prende in input le informazioni dall'EDP e si occupa di elaborare tali informazioni al fine di fornire in output le possibili scelte o le opzioni possibili nella presa della decisione. Quindi un DSS utilizza queste due componenti in modo simbiotico per estrapolare una possibile decisione assieme al contributo del decision maker. I DSS, infatti, non operano

come i sistemi classici, diffusi nell'ambito della ricerca operativa, che cercano di fornire in output una soluzione ottima che massimizzi la funzione obiettivo richiesta e quindi una risposta definitiva al problema. Questi sistemi combinano modelli o tecniche analitiche tradizionali, come la teoria dei giochi, con funzioni di elaborazione dei dati, facendo sì, attraverso un'elevata interattività, da supportare il decisore nel processo decisionale anche se esso non è né un matematico né un utente esperto di calcolatori.

Nell'ambito di studio dei DSS si è soliti rappresentare il processo decisionale con il modello proposto da H. Simon negli anni '60 del secolo scorso, ma ritenuto ancora oggi una delle colonne portanti del processo decisionale. Tale modello suddivide il processo in 3 fasi principali e da ognuna delle quali è possibile tornare alle precedenti.

- *Intelligence*: è la fase in cui si raccolgono informazioni sia dall'ambiente esterno che interno per individuare e circoscrivere un problema da affrontare.
- *Design*: questa fase consiste nel comprendere il problema, generare soluzioni possibili ed analizzarle. E' in questa fase che intervengono le capacità e l'esperienza del decisore, nonché la sua creatività, soprattutto nel generare le alternative.
- *Choice*: in questa fase si procede alla valutazione e quindi alla scelta delle alternative formulate nella fase precedente. Si definiscono a tal fine dei parametri e degli indicatori che permettano di fare sia confronti fra i piani d'azione che previsioni su quali saranno le conseguenze delle scelte.

Generalmente il processo decisionale può venire schematizzato nelle seguenti fasi:

- analisi e definizione del problema;
- ricerca delle possibili soluzioni;
- valutazione e scelta della soluzione tra le alternative individuate;
- implementazione della decisione;

- controllo e monitoraggio dei risultati ottenuti.

4.2.1 Classificazione dei DSS

A partire dalle fasi viste nel paragrafo precedente si possono individuare le tre categorie seguenti.

1. *DSS data oriented*. La loro operatività si basa sul trattamento dei dati contenuti nei database, detta anche base di conoscenza (sistemi di knowledge management), ed hanno lo scopo di analizzare il problema, ricercare e consigliare una possibile soluzione e controllare successivamente i risultati ottenuti sulla base delle decisioni prese.

In poche parole, per assistere il processo decisionale raccolgono i dati necessari e creano correlazioni tra di loro secondo precisi criteri che consentono di estrapolare le informazioni utili al decisore nel prendere la decisione. Il decision maker può, attraverso questo tipo di sistemi, ricercare autonomamente le informazioni di cui ha bisogno, con la possibilità di raffinare il processo di ricerca in corso d'opera ottenendo informazioni sempre più complete in conseguenza di un'acquisizione maggiore delle stesse.

I DSS data oriented possono, a loro volta, essere distinti in:

- *DSS data retrieval*, attraverso i quali chi interroga il database accede ad una o più informazioni, fornite separatamente senza alcuna elaborazione di correlazione;
- *DSS data analysis*, che producono le informazioni richieste attraverso la ricerca e la successiva correlazione di più informazioni prelevate da uno o più database.

2. *DSS model oriented*. Tramite questo tipo di DSS è possibile simulare le possibili soluzioni al problema, in modo da stabilire quale sia la soluzione migliore. Questi DSS hanno lo scopo di riprodurre, in senso logico-matematico mediante un calcolatore, il modello di decisioni assunte in una determinata situazione di responsabilità del decisore, effettuando

una serie di analisi variabili che mirano a valutare la situazione modificando sia la decisione da prendere, sia lo scenario in cui essa deve essere presa.

3. *DSS esperti, ossia basati “sull’intelligenza artificiale” e/o sulla teoria della complessità.* Questi DSS cercano di sostituirsi al decisore esperto, emulandone i comportamenti. L’intelligenza artificiale consiste nell’introduzione nella memoria (database) sia dei fatti, degli elementi, relativi ad un certo fenomeno, sia delle regole relative a ciò che normalmente intendiamo per conoscenza di un determinato fenomeno. I sistemi che a questa base di conoscenza affiancano una logica per ricercare la soluzione più valida al problema in esame, ad esempio utilizzando la teoria della complessità, vengono tecnicamente chiamati “sistemi esperti”.

4.2.2 Utilità e scopi di un DSS

Nel processo decisionale si ha a che fare con varie tipologie di decisione che possono essere classificate in 3 tipologie.

- *Decisioni strutturate* – sono decisioni per le quali è possibile giungere ad una soluzione mediante un algoritmo, ossia una serie di regole deterministiche e ben definite; è per questo motivo che tali decisioni sono anche dette programmabili.
- *Decisioni non strutturate* – in contrapposizione alla tipologia precedente, questo tipo di decisioni non ha una procedura decisionale prestabilita e, di conseguenza, vengono dette non programmabili.
- *Decisioni semi-strutturate* – sono decisioni che hanno una struttura mista, cioè presentano contemporaneamente caratteristiche delle due tipologie viste finora.

Risulta ovvio da tale classificazione che i DSS, come nel nostro caso, servano a supportare il decisore in quei problemi in cui i dati e le informazioni da tenere in considerazione sono difficili da mettere in correlazione per giungere ad una soluzione ottimale. Per questo motivo i DSS si progettano per supportare decisioni semi-strutturate o non strutturate mentre per la terza tipologia, come già detto, basta un algoritmo.

Lo scopo dei DSS, invece, non è quello di trovare un algoritmo risolutivo per poi automatizzarlo (anche perché così facendo si risolverebbero solo problemi ben definiti) ma di dare un supporto ai processi decisionali non strutturati tramite un continuo dialogo con il decisore e tramite il continuo aggiornamento della conoscenza del sistema.

4.2.3 Componenti di un DSS

Il tipo di software predominante è quello costituito da *pacchetti di routine*. Le routine possono essere algoritmi di ottimizzazione, euristiche, sistemi esperti o quanto altro sia a disposizione.

Per favorire l'accesso trasparente è necessario un *linguaggio di programmazione di alto livello*. Infatti, tramite un tale linguaggio, selezionando una parola chiave, non viene chiamata la procedura, ma formulato un quesito. E' poi il sistema che interpreta il quesito ed, eventualmente ponendo ulteriori quesiti, individua la routine ad hoc. A tal fine sempre più, oggi, con lo sviluppo della *intelligenza artificiale* si cerca da un lato di sviluppare meta linguaggi naturali che rendano semplice la formulazione dei quesiti e dall'altro di sintetizzare nel sistema una "intelligenza". Sono state sviluppate nell'ultimo decennio delle *regole comportamentali* del sistema, ossia dei ragionamenti di tipo standard generali che gli consentano un dialogo adeguato al processo decisionale dell'utente.

Altri componenti che stanno diventando fondamentali sono l'*interfaccia grafica* e la *multimedialità* del sistema. Per la prima è chiaro che operare scelte su un supporto grafico che visualizza dati e diagrammi è molto più semplice che leggere tabulati di dati e scrivere comandi. Il *DGMS (Dialog Generation*

Management Software) è il software che realizza l'interfaccia utente; definisce, quindi, il tipo di interazione con esso. Determina le richieste che l'utente può fare, quali risposte può ottenere e in che modo; inoltre lo guida nell'uso del DSS. Questa parte del sistema software è fondamentale per il successo di un DSS, poiché l'utente è fortemente interessato alle capacità di comunicazione del sistema e a come si fornisce l'interazione uomo – macchina oltre che alle sue capacità di elaborazione. Per la seconda si può parlare ormai della possibilità di dialogare con il computer tramite voce o comandi touch screen.

Un altro componente, non meno importante, è la *base dati*. Essa contiene dati e informazioni che, direttamente o indirettamente, interessano l'utente. Con dati insufficienti non si può operare una scelta decisionale efficiente. In genere, però, si è interessati solo ad alcuni tipi di dati, a certe opportune aggregazioni, non a tutti o almeno non ad ogni dettaglio (ragionamento in condizioni di informazioni incomplete). Un DSS deve quindi avere una base dati indipendente rispetto alle basi dati gestionali e spesso integrata con informazioni esterne. I modelli di database che si possono utilizzare sono quelli *relazionali, gerarchici, a rete, a regole*. Il modello a rete sta diventando prevalente grazie anche alla capacità di supportare gli altri modelli e alla integrazione di reti di calcolatori. In questo caso la delocalizzazione dei dati riduce i costi di gestione con una minima perdita di efficienza dovuta ai tempi di accesso più lenti. Il *DBMS (Data Base Management Software)* è il software che permette di definire schematicamente l'organizzazione dei dati, memorizzarli, modificarli e gestirli, permettendo una interrogazione semplice della base dati.

Infine, un componente fondamentale del DSS è il *modellatore*. Esso rappresenta l'insieme delle regole matematiche per il trattamento delle informazioni ed ha il compito di generare il problema, ossia il sistema che si vuole migliorare. Tale attività viene realizzata grazie alla base dati ed agli ulteriori input da parte dell'utente. Il modello verrà poi utilizzato dalle routine per la scelta diretta del decision maker o per la scelta del sistema in risposta ad un quesito dell'utente.

Dal punto di vista dell'architettura tecnologica si possono identificare 3 livelli di base.

Il livello 1° dell'architettura è costituito dai sistemi informativi “alimentanti” di tipo operativo che possono essere sistemi integrati di tipo *ERP* o *non ERP* (Enterprise Resource Planning), correnti o storici, sistemi dedicati al Customer Support o varie applicazioni delle tecnologie Web (eCommerce, Portali, eSupply Chain, ecc.).

Tra il livello 1° e 2° si trovano alcuni strumenti software specialistici dedicati alla mappatura, pulizia e trasferimento dei dati elementari nelle basi dati fisiche del 2° livello. Quest'ultimo rappresenta il livello delle basi dati direzionali, realizzate con approcci logici di *Datawarehousing* o di *Datamarting* e alimentate anche dai dati di ambiente esterno all'ente: queste basi dati direzionali “disaccoppiano” l'ambiente operativo e transazionale dall'ambiente del controllo, delle analisi e delle decisioni manageriali soprastante, e integrano molteplici fonti di dati. A questo livello i dati direzionali possono essere archiviati sia con le tecnologie dei database relazionali, sia con le tecnologie dei database multidimensionali che consentono analisi specifiche di tipo *OLAP* (On-Line Analytical Processing), nonché di ottenere coerenti prestazioni tecniche nell'analisi e nella navigazione interattiva dei dati finalizzate al supporto decisionale.

Queste basi dati alimentano a loro volta il livello 3° dell'architettura.

Questo è il livello dei sistemi di Bi (Business Intelligence), costituiti da svariate tipologie di strumenti software, pacchetti applicativi (analytic applications, Decision Support System), e software tools (Executive Information System toolkit, analisi multidimensionale, reporting).

4.3 Un esempio di soluzione avanzata di DSS: il SACS

4.3.1 Introduzione al sistema

Per la risoluzione di un qualsiasi problema, sia esso reale o teorico, senza alcun dubbio l'approccio corretto, che porta ad una soluzione accettabile o ottima (ammesso che ce ne sia una), è tale da utilizzare una formulazione matematica del problema stesso. Ovviamente per problemi semplici e di natura quotidiana, la matematica basilare è più che sufficiente. Ma per problemi di

comando, controllo, analisi e decisione in condizioni di complessità notevole, è necessario un sostanziale background di conoscenze in termini di analisi matematica, calcolo avanzato e teoria della complessità.

In questa sezione per completare il presente capitolo analizziamo il sistema SACS (Sistema Avanzato di Controllo, Supervisione e Sviluppo del Territorio), che è una specifica implementazione dei MMS (Mathematical Model for Security) di G.Iovane [24], che verranno meglio descritti nel capitolo successivo come base di partenza per la realizzazione di un motore computazionale (engine), quale risposta di ricerca al problema in studio in questa ricerca.

Tale sistema è un avanzato sistema di supporto alle decisioni, per i motivi indicati in [25], che riassumeremo qui di seguito. Infatti, esso a differenza dei tradizionali DSS (Decision Support System) non suggerisce semplicemente una decisione, ma una strategia decisionale, ovvero una sequenza di decisioni che permettono di raggiungere un prefissato obiettivo per il Governo, il Controllo, lo Sviluppo e la Sicurezza Avanzata del Territorio. Il SACS oltre ad avere un potente motore decisionale, che esprime la sua capacità attraverso il suggerimento di una strategia decisionale ottima rispetto alle scelte dell'utente ovvero dell'Organo di Governance, contiene al suo interno anche un set significativo di strategie gestionali ed operative. Grazie, quindi alla pila concettuale "decidere-gestire-operare", il sistema SACS fornisce all'organo di governo del territorio un potente strumento di supporto non solo decisionale, ma anche gestionale ed operativo.

4.3.2 Dal modello COMP (Complex Order Multiphase Program) ai MMS (Matematical Model for Security)

La metodologia che riportiamo qui di seguito, parte da un modello euristico-speculativo, denominato COMP (Complex Order Multiphase Program) [26] per l'analisi del territorio, per arrivare all'inquadramento del COMP, inteso come una specifica istanza applicativa dei MMS, e quindi all'ideazione di un'applicazione computazionale che è il SACS.

Il modello COMP può essere riassunto in quattro parole chiave, ovvero Programma, Multifase, Ordine, Complessità. L'autore, infatti, definisce tali aspetti nel modo seguente:

- Programma: consiste in un modello di analisi e/o interpretazione definito almeno in base alle dimensioni frattali di ogni fenomeno morfologicamente configurato.
- Multifase: consiste di diversi moduli di analisi e/o interpretazione di fenomeni autonomi o integrabili per fasi, secondo l'ordine morfologico della configurazione.
- Ordine: consiste nella definizione dei meccanismi che determinano una certa configurazione secondo la propria o le proprie regole morfologiche.
- Complessità: affinché un determinato sistema sia complesso occorre che vi sia almeno una regola morfologica, quindi almeno una struttura conservativa, per cui abbia assunto quella determinata configurazione. Viceversa consideriamo un determinato sistema caotico quando una configurazione si è determinata in modo causale, senza alcuna struttura conservativa e, di conseguenza, in assenza di morfologia.

L'obiettivo dichiarato di tale modello è di fornire uno strumento di misurazione della complessità fenomenologica di un evento.

Al fine di realizzare un modello quantitativo a partire dal COMP è necessario:

- 1 definire un ambiente di lavoro (sistema di riferimento);
- 2 individuare i soggetti e gli oggetti dell'evento;
- 3 definire le condizioni iniziali (stato iniziale del soggetto/i in studio) ed il contorno (vincoli al problema, ad esempio ambientali, sociali, politici, economici, etc);
- 4 definire le dinamiche evolutive (dominanti/globali e locali) attraverso la transizione tra stati diversi.

Per rispondere a tale esigenza, si è osservato come i MMS possano fornire un inquadramento concettuale prima ed un modello quantitativo dopo, affinché il COMP possa essere effettivamente applicabile alla creazione di un DSS per

l'analisi del territorio. Al fine di meglio comprendere tale metodologia analizziamo il seguente case study, posto in termini di fenomeni terroristici.

Come noto, esistono molte definizioni di terrorismo e molteplici declinazioni in relazione all'aggettivo che lo accompagna come ad esempio terrorismo religioso, terrorismo informatico, etc.

Tali minacce asimmetriche nelle diverse forme hanno sempre un massimo comune denominatore che è rappresentato da: i) simbolismo; ii) violenza a fini politici/sociali etc.; iii) finalità intimidatorie; iv) vittime civili che sperimentano una forte condizione di disagio.

Un'analisi generalista del terrorismo risulta tipicamente inadeguata, poiché esistono molteplici fattori peculiari, tipizzati e contestuali, nonché diversi parametri strutturali, di sostegno e finanziabilità dei gruppi terroristici. Pertanto, da un punto di vista metodologico al fine di individuare strategie di contrasto ed analizzare in modo organico la molteplice e variegata complessità dei parametri in gioco è necessario effettuare un'analisi in almeno tre iper-dimensioni distinte: i) iper-dimensione fisica; ii) iper-dimensione logica; iii) iper-dimensione funzionale.

In tale scenario le iperdimensioni si caratterizzano con uno spazio a più dimensioni dove ad ogni dimensione è associato un parametro caratteristico. Nel caso specifico della iperdimensione fisica ad essa può associarsi uno spazio a più dimensioni dove le singole dimensioni sono ad esempio il luogo, il tempo, l'estensione del fenomeno ed altri parametri di tipo strutturale come ad esempio l'orografia del territorio etc. Questa prima iperdimensione ha la funzione di georeferenziare il fenomeno individuando i fulcri per eventuali attività di network analysis.

La seconda iperdimensione è rappresentata anch'essa da uno spazio a più dimensioni dove le dimensioni, in questo caso, riguardano parametri che tengono conto di condizioni legate ad esempio a fattori storico-culturali, matrici religiose, background economico-finanziario, fine politico, grado di violenza criminale, livello di clandestinità.

La terza iperdimensione è, invece, rappresentata da uno spazio che analizza aspetti che mirano a costruire un quadro del modus operandi; in particolare, le

diverse dimensioni dello spazio rappresentativo sono legate all'organizzazione funzionale del gruppo terroristico, alle modalità con cui preparano ed attuano le azioni terroristiche, alle modalità che riguardano le scelte degli obiettivi sensibili ed al rapporto costi/benefici relativamente alla massimizzazione dell'azione intimidatoria ed alla diffusione della paura nelle masse obiettivo dell'attentato.

Definiamo allora iperspazio lo spazio n-dimensionale strutturato le cui dimensioni sono rappresentate dalle tre precedenti iperdimensioni (vedi Figura 4.1).

Una tale analisi ha il vantaggio di poter avere una rappresentazione matematica che permette di effettuare valutazioni sia di tipo qualitativo, come accade con altri approcci, ma anche in più possiede un notevole potere espressivo da un punto di vista quantitativo. Infatti, se associamo ad ognuno dei parametri in gioco, rappresentato da una specifica dimensione del nostro iperspazio, un valore numerico x che assume i valori tra 0 ed 1, ovvero se $x \in [0,1] \subset \mathfrak{R}$, saremo in grado di effettuare stime quantitative del fenomeno in studio individuando così quali possono essere le migliori azioni di prevenzione e contrasto.

Inoltre, un tale metodo, che matematicamente rientra nei cosiddetti processi di fuzzificazione, ovvero quei processi che rimappano i valori possibili di una data grandezza in un intervallo $(0,1)$, ha il vantaggio che se si associa al valore zero l'evento impossibile ed al valore uno l'evento certo avremo che un dato evento di probabilità intermedia avrà una possibilità P di incidere data proprio dal valore percentuale assunto $x \in (0,1)$. A tal punto per l'analisi di un dato fenomeno terroristico potranno utilizzarsi i classici strumenti della probabilità e della statistica inferenziale attraverso l'uso, ad esempio, di probabilità composte o condizionate per descrivere fenomeni o attività complesse ovvero si potranno utilizzare metodologie matematiche innovative nate proprio per descrivere fenomeni complessi, stocastici e autosimilari come ad esempio i frattali, i processi dinamici stocastici autosimilari, le catene di Markov, l'analisi multiscala e multi-risoluzione.

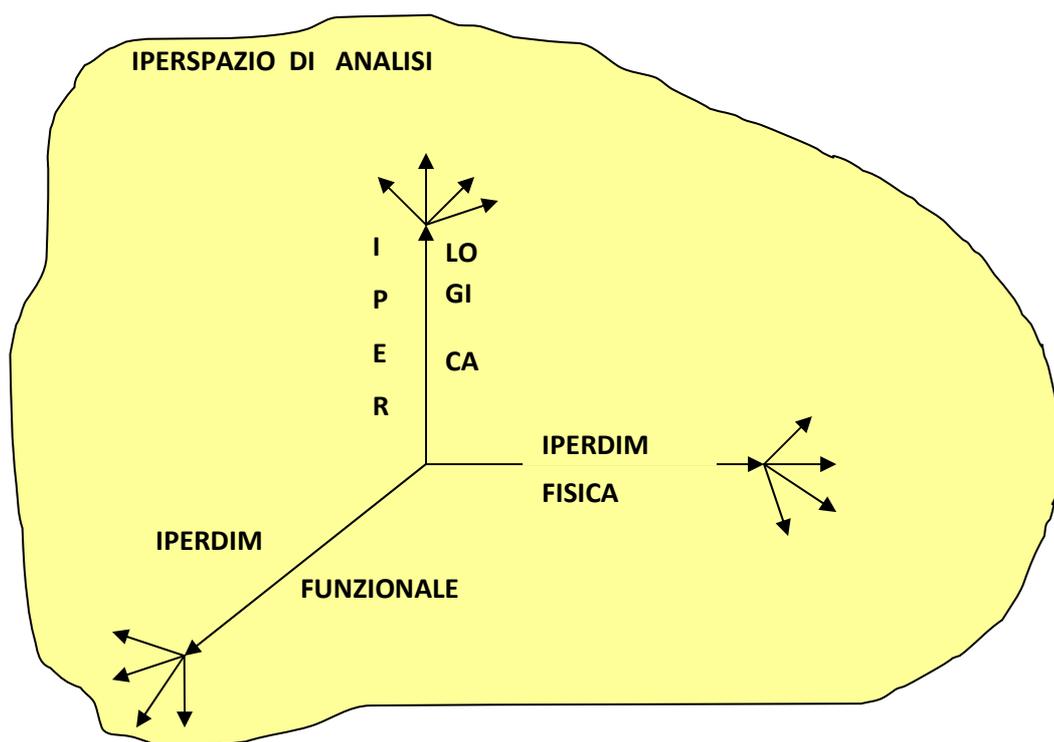


Figura 4.1: Esempio di iperspazio di analisi ed iperdimensioni

In questo approccio un dato evento diventa un punto a cui è associato un set di proprietà e probabilità in questo spazio a più dimensioni (l'iperspazio), che è sia uno spazio degli stati che uno spazio degli eventi. Viceversa un dato fenomeno terroristico sarà matematicamente rappresentato dall'insieme di transizioni da uno stato ad un altro. L'analisi dei parametri legati a stati successivi da un punto di vista metodologico permetterà di effettuare sia analisi di contesto e di scenario (approccio deduttivo) che analisi di tipo previsionale (approccio induttivo – esperienziale simulato).

È facile comprendere che una tale metodologia ha il suo focus sull'evento e sulla sua dinamica; pertanto, da un punto di vista informatico esso trova subito una similarità con le tecniche di programmazione, cosiddette object oriented. Grazie agli strumenti innovativi dell'ICT si potranno implementare le metodologie matematiche suddette, realizzando tool ad hoc per l'analisi e la previsione all'interno di una infrastruttura informatica innovativa e specialistica per l'attività di intelligence.

È evidente quindi come un approccio siffatto sia più efficace da un punto descrittivo e predittivo e permetta di individuare azioni di contrasto più efficienti rispetto ad analisi del fenomeno terrorismo di tipo più tradizionale, in cui si analizzano aspetti come le forme (ovvero terrorismo nazionalista e indipendentista o estremista o internazionale), o come le manifestazioni (ovvero contro i beni o le persone), etc.”

Da ciò e da quanto detto relativamente al modello COMP risulta chiara la necessità di una ridefinizione del modello al fine di renderlo adatto a fornire risultati quantitativi, che è quello che vedremo nel seguente paragrafo.

4.3.3 MMS: Mathematical Model for Security

Da quanto finora detto relativamente al modello COMP, segue che

- Il Programma (del modello COMP) rappresenta un’istanziamento (ovvero destrutturazione) di un modello di analisi a partire da uno spazio (o iperspazio) detto metamodello dove coesistono diversi e molteplici aspetti che non vengono (tutti) necessariamente istanziati.
- Le Multifasicità (del modello COMP) sono le diverse dimensioni o iperdimensioni a seconda della complessità (chiamate anche fasi) del fenomeno; in altre parole sono i parametri principali (ovvero di dominanza) da cui dipende un evento.
- L’Ordine (del modello COMP) si riferisce alla dinamica evolutiva di un fenomeno; esso fornisce elementi di caratterizzazione dinamica per la transizione, ad esempio, dallo stato normale allo stato di alert o allo stato critico; come applicazione pratica si pensi al caso di un evento di criminalità organizzata internazionale ad alta densità di operatori (ad esempio traffico di stupefacenti): è evidente che avremo transizioni di stato al variare del tempo e delle azioni di coloro i quali pongono in essere il traffico illecito. Facendo riferimento al caso di studio ciò che qui stiamo considerando è la dinamica di un punto che rappresenta lo stato della merce nell’iperspazio, le cui dimensioni potrebbero essere quella fisica o spaziotemporale (ovvero luogo ed intervallo di tempo relativamente al traffico), l’iperdimensione logica, ovvero la logica

formale e delle relazioni che muove i trafficanti piuttosto che i clienti/consumatori-spacciatori e l'iperdimensione funzionale ovvero il modus operandi degli operatori del traffico.

- La Complessità (del modello COMP) fornisce un indice di destrutturazione (ovvero il livello di destrutturazione) del fenomeno quando è possibile, ovvero quando si ha a che fare con un fenomeno complesso; quando ciò non accade, ovvero quando si ha a che fare con un fenomeno caotico, fornisce un indice di caoticità. Da un punto di vista più strettamente formale si tratta di uno stesso indice in entrambi i casi che al di sotto di una certa soglia critica fornisce il livello di complessità e di possibile destrutturazione, al di sopra di tale soglia fornisce il livello di caoticità (diversamente detto di criticità o entropia impulsiva).

Le teoria del caos e della complessità vengono generalmente descritte attraverso una teoria matematica nota come Logica Fuzzy con implementazioni informatico-computazionali note come Soft-Computing, come descritto precedentemente nel presente studio.

Nello specifico, le regole classiche della logica formale e relazionale, non forniscono risultati utili quando vengono applicate a scenari molto complessi, tendendo a restituire informazioni parziali o incomplete. In tali contesti a far da padrona è la Logica Fuzzy, o delle sfumature, in quanto pur inglobando il concetto booleano di vero/falso essa ci permette anche di codificare asserzioni linguistiche del tipo parzialmente vero, quasi falso, ecc. Come visto nel caso di studio le variabili in gioco invece di assumere solo i valori vero/falso (ovvero 0 e 1) possono assumere tutti i valori tra zero ed uno. Ponendo come certezza del materializzarsi di un evento il valore 1, è chiaro che eventi con valori tendenti a uno indicheranno una maggiore propensione alla concretizzazione degli stessi, viceversa con valori tendenti allo zero di un evento si potrà assumere che molto probabilmente esso non accadrà. Basterà poi moltiplicare tale valore per 100 per tradurlo in un valore di tipo probabilistico. È proprio per tale motivo che l'iperspazio introdotto usa delle metriche di tipo fuzzy, ovvero permettere di inquadrare un fenomeno ed associargli un grado di pericolosità espresso in termini percentuali. Il Soft-Computing, ovvero Computazione Sfumata, in chiave

estremamente semplificata e non rigorosa rappresenta la controparte informatica della Logica Fuzzy, applicata quando si ha a che fare con fenomeni di una tale complessità da rendere necessario il non prendere in considerazione alcuni parametri meno significativi. Un simile approccio non è meno preciso delle logiche formali o deterministiche classiche; a tal proposito riprendo l'esempio riportato in [24]. Si pensi di voler descrivere la dinamica di uno sciame di api; è evidente che lo studio dello sciame se riferenziato a quello di ogni singola ape richiederebbe lo studio contemporaneo di un sistema di n equazioni per n api. Ciò comporterebbe la necessità di ottimi sistemi di computazione matematica e di rilevanti risorse computazionali. Viceversa, proviamo a fare una destrutturazione dell'informazione. Nello sciame ci sarà l'ape regina con le sue guardie/protettrici, le api esploratrici e le api operaie. Allora fuzzificando il sistema avremo che il moto dello sciame avrà soltanto tre sottodinamiche, ovvero quello del gruppo dell'ape regina (dinamica dominante), quello del gruppo delle api esploratrici (dinamica di avanguardia) e quella del gruppo della api operaie (dinamica di retroguardia o di post-moto).

Da questo banale esempio si evince che, senza perderne di precisione e generalità, siamo in grado di descrivere il moto dello sciame senza studiare la dinamica di ogni singolo componente del gruppo. Il vantaggio di tale approccio consta (oltre l'aspetto di semplicità computazionale) nella capacità di avere una metodologia invariante in scala, ovvero che situazioni con dieci, diecimila o diecimilioni di componenti dello sciame, ottengono tutte una rapida e opportuna risposta al problema.

L'esempio presentato in prima analisi potrebbe sembrare non appropriato al contesto, ma da un'analisi più attenta si comprende che se sostituiamo al concetto di ape regina quello di carico di droga, al concetto degli esploratori quello della rete di narcotrafficienti tra Italia e Albania ed al gruppo della api operaie quello della catena di distribuzione allora è facile comprendere che abbiamo creato un modello di fuzzy logic per lo studio di fenomeni di traffico internazionale di stupefacenti. Analogamente, il dispiegamento di una forza armata in teatro o la pianificazione per un ufficio logistico non hanno un livello di complessità diverso da quello appena descritto; pertanto, come vedremo

anche tali istanze applicative potranno essere trattate con simili approcci formali. Definito l'iperspazio di lavoro quindi, la dinamica evolutiva di un dato fenomeno potrà essere modellata attraverso equazioni ad hoc che sono in grado di descrivere le transizioni di stato attraverso meccanismi di dominanza definiti dall'esperto del settore specifico.

Lo schema seguente mostra la procedura logico-funzionale da adottare nell'analisi di un fenomeno di interesse e l'effetto dei vari concetti introdotti dal modello COMP sulla logica di processo.

Nello specifico si parte dal meta-modello, ovvero dal prototipo di modello (modello astratto), e con l'uso del concetto "Programma" del COMP si passa al Modello (Modello Contestualizzato); grazie al concetto "Analisi Multifasi" si definiscono poi le variabili in gioco e le relazioni d'ordine tra esse esistenti al fine di definire il sistema di riferimento composto da iperspazio ed iperdimensione. È qui che l'evento diventa un punto in uno spazio multidimensionale, come quello indicato in figura 4.1, di cui si analizzeranno sia proprietà statiche che dinamiche (evolutive).

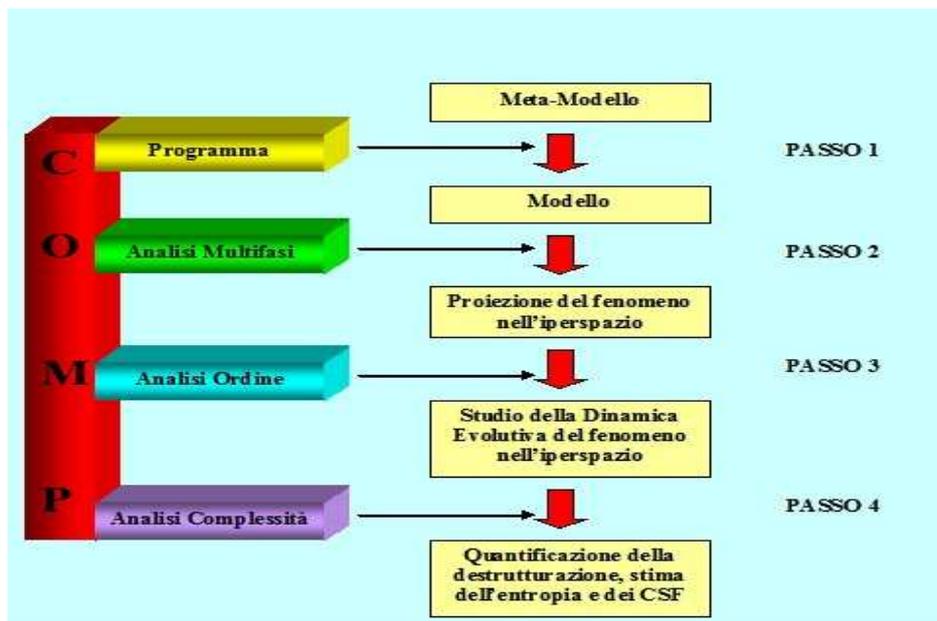


Figura 4.2 – Modello COMP e suo inquadramento nei MMS

In particolare, le proprietà statiche ci forniranno una fotografia dello stato dei fatti relativamente ad un dato evento o sistema critico o all'equilibrio; la

dinamica evolutiva permetterà, invece, di analizzare il fenomeno durante una sua evoluzione al fine di individuare eventuali criticità o più in generale i CSF (Critical Success Factor) di una data iniziativa/strategia. Infatti, grazie al concetto “Analisi Ordine” verranno effettuate analisi inferenziali relativamente alla dinamica di un dato fenomeno. A seconda della fenomenologia in studio si potrà distinguere tra dinamiche globali e locali utilizzando modelli dinamici che rispondono a statistiche di tipo Bose-Einstein o Fermi-Dirac per le dinamiche dominanti (globali), ovvero di approssimazioni del tipo “primi vicini” per descrivere dinamiche locali.

Tipici parametri da fuzzificare potrebbero essere:

1. Rilevanza dell'oggetto,
2. Ricorrenza del soggetto,
3. Effetto deterrenza,
4. Grado di eversione,
5. Risonanza comunicativa,
6. Indice di violenza.

Con l'uso del concetto “Analisi Complessità” si svolgerà una quantificazione di tutti i parametri di rilievo in gioco, quali ad esempio parametri di destrutturazione per comprendere il livello di granularità opportuna per analizzare il fenomeno, la stima dell'entropia del sistema per comprendere il livello operativo d'esercizio (normale, critico, supercritico, ecc) ed il peso multivariato dei CSF (Critical Success Factor) al fine di ricondurre il sistema/l'evento in regime ordinario (o stazionario).

Tornando al concetto di Controllo del Territorio, da un punto di vista metodologico al fine di individuare strategie operative ed analizzare in modo organico la molteplice e variegata complessità dei parametri/indici in gioco, è necessario effettuare un'analisi in un Iperspazio costruito su tre iper-dimensioni distinte:

- i) Iper-dimensione fisica;
- ii) Iper-dimensione logica;
- iii) Iper-dimensione funzionale.

In tale scenario le iperdimensioni si caratterizzano con uno spazio a più dimensioni dove ad ogni dimensione è associato uno o più parametri caratteristici.

Nel caso specifico della iperdimensione fisica ad essa può associarsi uno spazio a tre dimensioni dove le singole dimensioni sono la latitudine, la longitudine ed il tempo. Questa prima iperdimensione ha la funzione di georeferenziare il fenomeno individuando i fulcri per eventuali attività di network analysis e localizzarlo temporalmente.

La seconda iperdimensione è rappresentata da uno spazio a 2 dimensioni dove le dimensioni, in questo caso, sono l'indice demografico e l'indice economico. La terza iperdimensione è, invece, rappresentata da uno spazio a 5 dimensioni, che sono connesse all'indice ambientale, organizzativo, politico, psicologico ed etico.

Definiamo allora iperspazio lo spazio n-dimensionale strutturato le cui dimensioni sono rappresentate dalle tre precedenti iperdimensioni.

Questa analisi è vantaggiosa perché si basa su una rappresentazione matematica che permette di effettuare valutazioni sia di tipo qualitativo, ma soprattutto possiede un notevole potere espressivo da un punto di vista quantitativo. Infatti, se associamo ad ognuno dei parametri in gioco, rappresentato da una specifica dimensione del nostro iperspazio, un valore numerico x saremo in grado di costruire eventi composti dai diversi indici su cui effettuare operazioni matematiche, effettuare attività di monitoraggio ed estrarre previsioni.

Gli obiettivi da perseguire, applicando i MMS saranno i seguenti:

1. La conoscenza dello stato del territorio e dei fenomeni che su essi sono attivi;
2. La completezza e quindi l'affidabilità dell'informazione acquisita attraverso la georeferenziazione dell'informazione e la localizzazione temporale degli eventi;
3. La capacità di associare e contestualizzare eventi all'interno di scenari classificabili, che permettano di offrire all'organo di governance un supporto all'individuazione di:

- a) Strategie Decisionali (SD);
- b) Strategie Gestionali (SG);
- c) Strategie Operative (SO).

Quindi da un punto di vista decisionale il sistema avrà un flusso informativo come quello qui di seguito riportato nella figura 4.3. In altre, parole il DSS realizza la seguente Pila concettuale a tre livelli gerarchici:

- Individuazione dei CSF (Critical Success Factor)
- Scelta della Strategia Decisionale per il DSS
- Computazione di DSS

Successivamente i risultati del DSS, ovvero quelli in forma simbolica, vengono trasformati in strategie gestionali, ovvero codificati in linguaggio naturale accessibile a tutti e semplice da interpretare al fine di porre in essere le strategie di interesse.

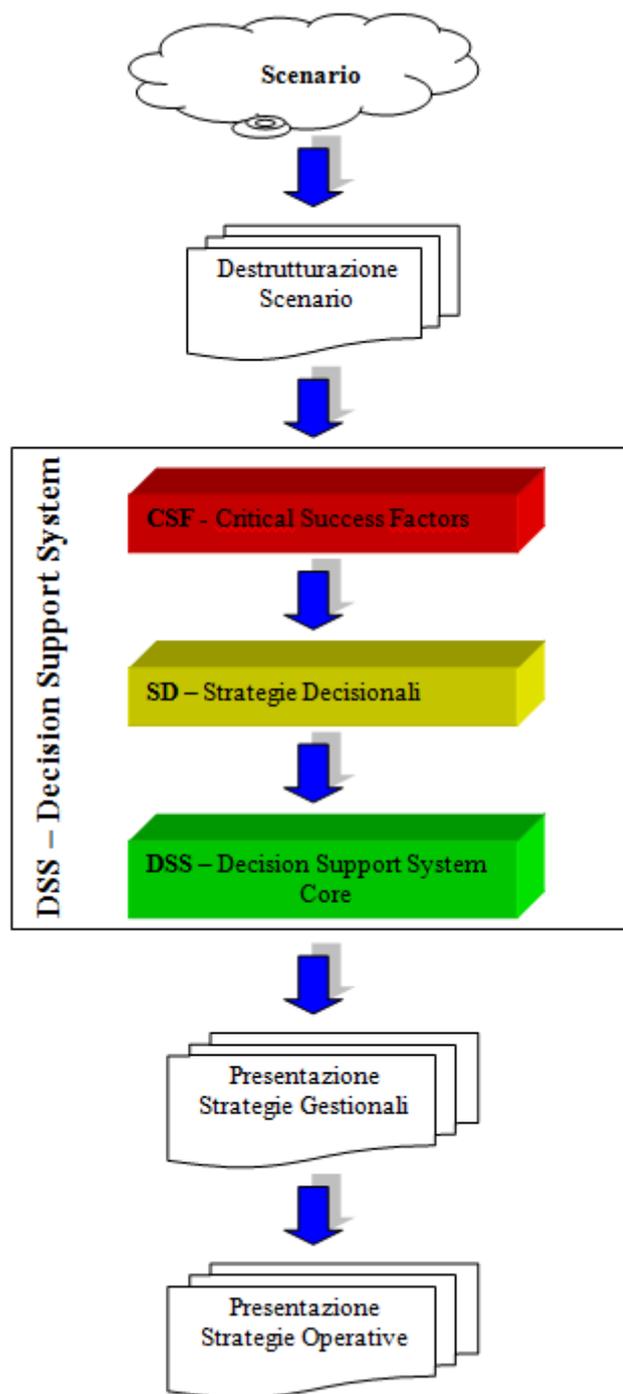


Figura 4.3: DSS ed Input/Output ad esso relativo

4.3.4 Un esempio di interfaccia grafica per il SACS

In questo paragrafo verrà fornita una breve descrizione di una GUI (Graphical User Interface) di un applicativo basato sul SACS per creare mappe del crimine per un fissato territorio di interesse. Cio' permetterà di concludere il capitolo generale sui DSS, avendo trattato concettualmente cosa essi rappresentano e la loro utilità per i decisori, come si possano costruire modelli computazionali, come i MMS, di grande generalità grazie all'alto livello di astrazione e capaci di includere metodologie specifiche, come ad esempio il COMP, quali tipi di interfacce sia necessarie per agevolare il lavoro dei fruitori di tali sistemi e tecnologie.

La GUI, che qui presentiamo, fornisce all'end user un pannello multifunzione che consente la gestione di rilevazioni di attività criminali sul territorio preventivamente (o in real time) registrate in un digital repository, georeferenziandone i dati, che verranno poi tracciati sulle mappe del territorio fornite dal servizio Google Maps. Dal programma stesso, l'utente, dopo aver effettuato il login per accedere alle attività avanzate, connesse alla gestione dei dati del database, sul quale poggia l'intera struttura, può a sua volta aggiungere, modificare o cancellare rilevazioni, georeferenziandone il contenuto tramite l'inserimento diretto delle coordinate, tramite indirizzo (che verrà tradotto dal servizio di geocoding di Google Maps), o tramite inserimento del marker direttamente con doppio click sulla mappa. Sono previste suddivisioni dei reati connessi alle rilevazioni in 9 categorie, identificate da un colore univoco, tale da rendere più immediata ed efficace la localizzazione visiva sulla mappa. Concettualmente il programma si può suddividere in 2 macro livelli contenenti a loro volta dei micro livelli con i loro sub livelli. Sostanzialmente abbiamo:

- Macro livello ACQUISITION con i Microlivelli
 - Server
 - Client
- Macro livello PROCESS con i Microlivelli
 - Data processing
 - Google Service Request

Il tutto poi troverà riscontro nella visualizzazione di una mappa tematica territoriale che mostra la situazione criminologica nell'area prescelta dall'utente con i rispettivi crimini di interesse. Con l'integrazione con l'engine del SACS, poi, è divenuto possibile fare richiesta al SACS su una specifica rilevazione di un crimine o su una serie di reati clusterizzati secondo alcune caratteristiche, per ottenere le strategie da attuare per riportare il sistema territorio ad una situazione di equilibrio entropico.

La seguente figura ha l'obiettivo di rendere più comprensibili queste fasi.

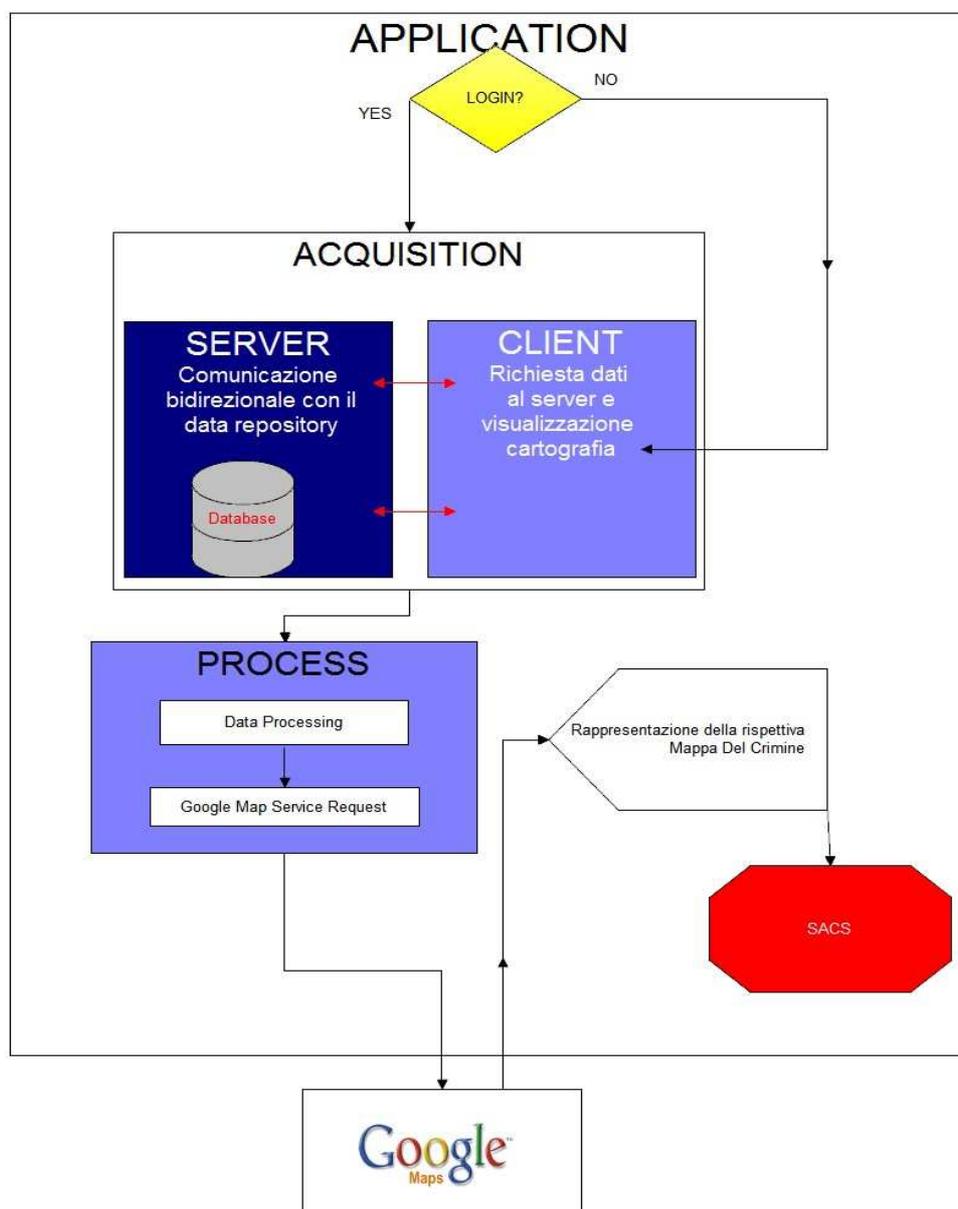


Figura 4.4: Infrastruttura Principale dell'applicazione.

La figura 4.5 evidenzia invece come il sistema centrale possa essere alimentato attraverso sensori territoriali (ad esempio dispositivi PDA) in dotazione alle forze deputate al controllo del territorio, realizzando così un sistema pervasivo di acquisizione delle informazioni (diversamente noto in letteratura specialistica come sparse sensing) e realizzando altresì un'infrastruttura concettuale di rete intelligente per la protezione di infrastrutture critiche (diversamente nota in letteratura specialistica come smart grid).

La figura 4.6 mostra, invece, un esempio di pannello dell'interfaccia che evidenzia la distribuzione dei crimini su un territorio specifico; mentre, la figura 4.7 definisce e classifica i diversi reati in base ad un colore prestabilito di rappresentazione sulla mappa. Per il dettaglio sui macrolivelli Acquisition e Process si rimanda a [27].

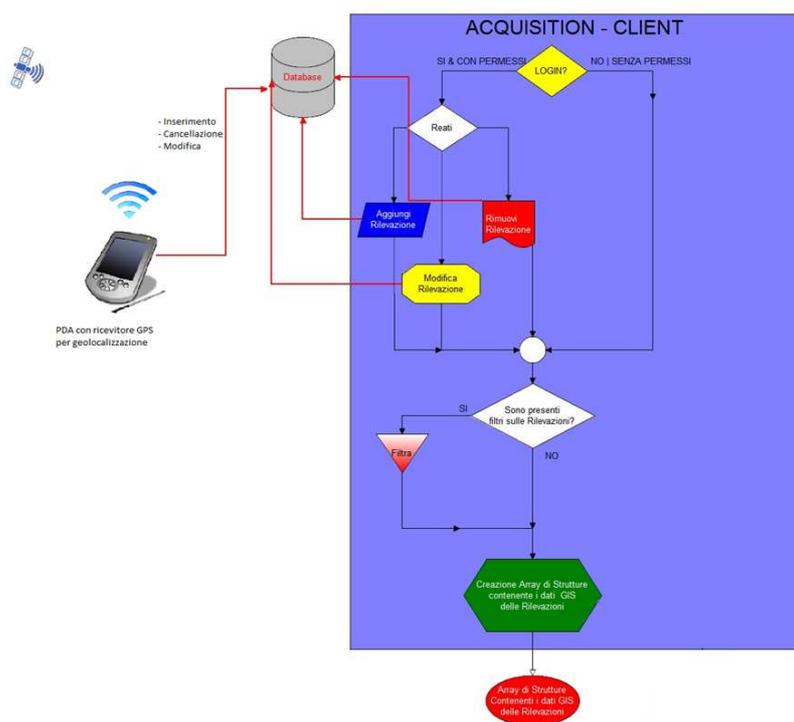


Figura 4.5: Architettura del sistema per aggiunta modifica e cancellazione di una rilevazione

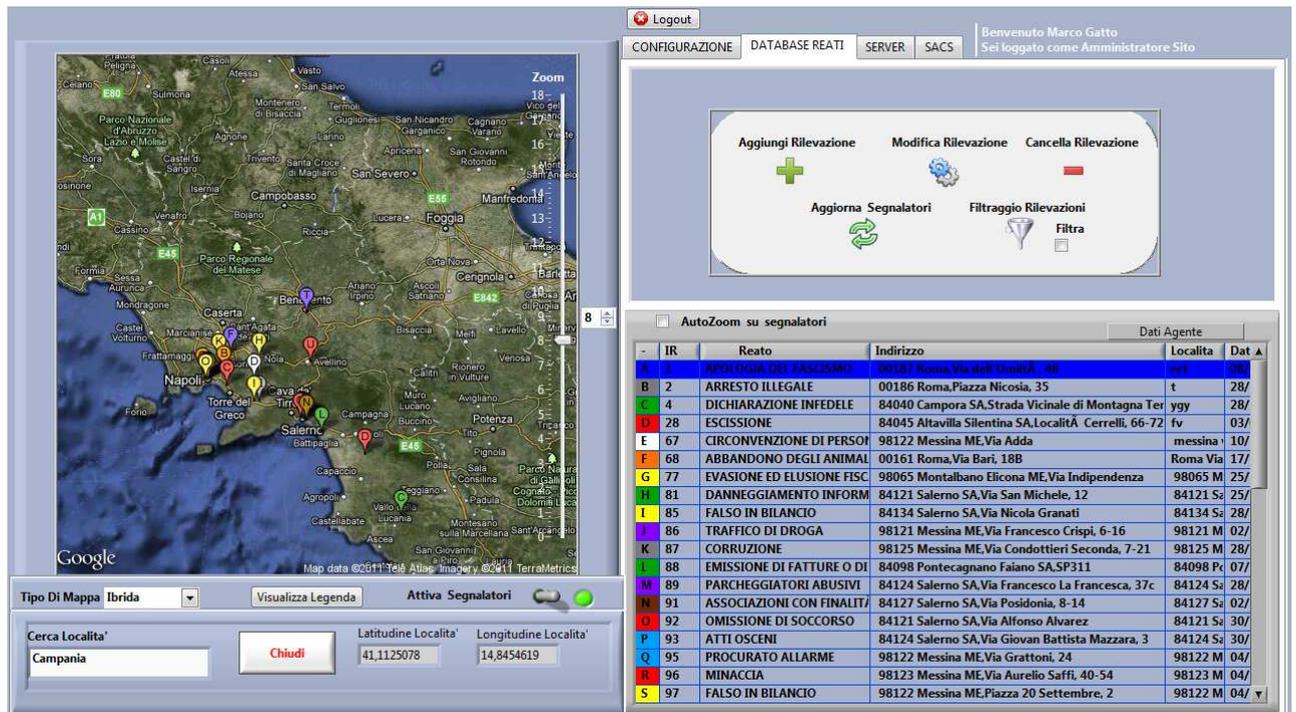


Figura 4.6: Front-end relativo all'utente loggato con a sinistra la mappa tematica, in basso a destra la lista di rilevazioni presenti nel database e in alto a destra il pannello di controllo delle rilevazioni.

■	REATI GENERICI
■	REATI CONTRO IL PATRIMONIO
■	PRATICHE ILLEGALI
■	REATI DEL PUBBLICO UFFICIALE
■	REATI CONTRO LA PERSONA
■	REATI ECONOMICI
■	REATI DI INFANZIA
■	REATI ASSOCIATIVI
■	REATI CONTRO GLI ANIMALI

Figura 4.7: Legenda della classificazione dei reati

Una importante funzionalità che deve avere un DSS è la capacità di clusterizzare le informazioni. La figura 4.8 mostra due esempi di clusterizzazione, che evidenziano come in un'area ci sia la prevalenza di una data fenomenologia criminale rispetto ad un'altra.

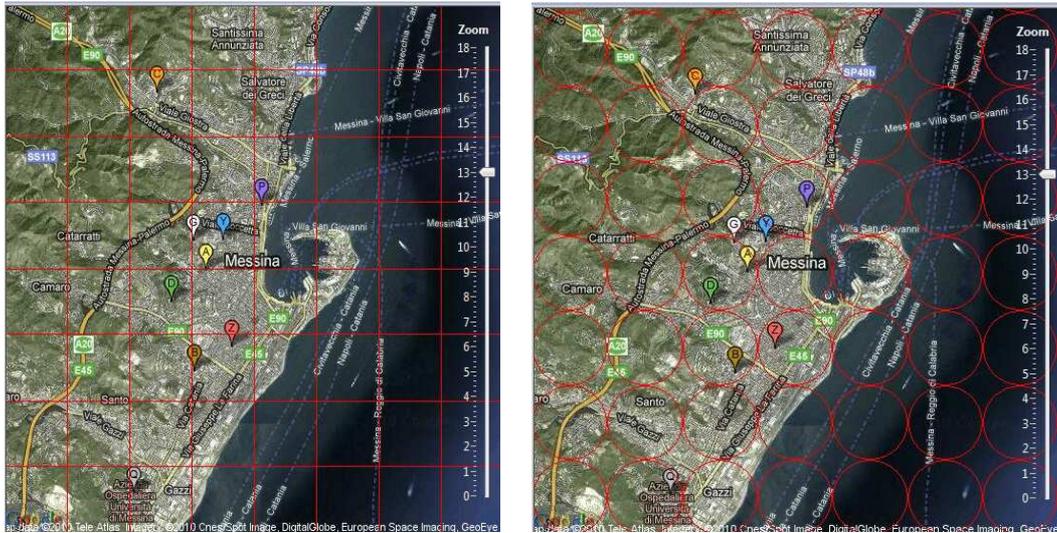


Figura 4.8: Modelli ed esempi di clusterizzazione delle informazioni, dove nell'immagine di sinistra si nota una clusterizzazione a griglia quadrata, mentre a destra è a griglia circolare

Infine, la figura 4.9 mostra la clusterizzazione di un reato, su un'area specifica (centro sud prima, campania dopo e Napoli alla fine). Dal risultato appare evidente come il sistema non solo sia in grado in automatico di circoscrivere l'area di interesse, ma dall'immagine si nota anche l'ispessimento della linea che circoscrive i luoghi, corrispondente ad un'intensificazione del fenomeno via via che si cambia scala. Inoltre, il cambio di colore indica che su una scala emerge un data criminalità che è diversa su un'altra scala; nello specifico su scale interregionale troviamo l'emersione di una criminalità contro il patrimonio, su scala provinciale di una maggiore incidenza di crimini economici, per arrivare a crimini e reati contro la persona su scala comunale.

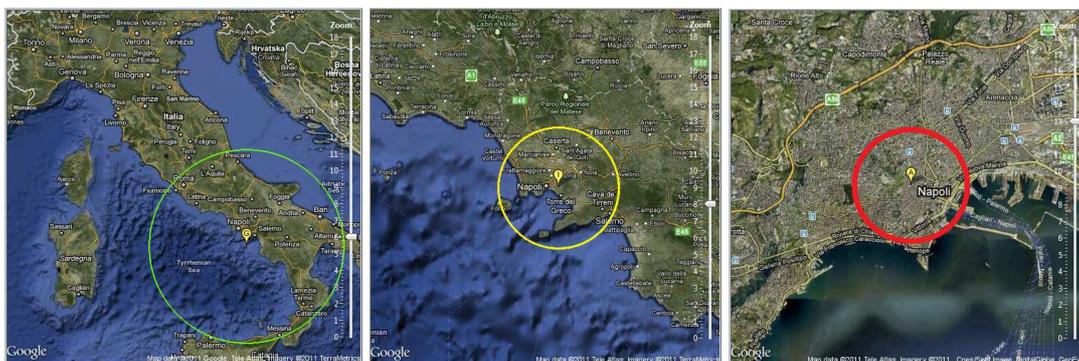


Figura 4.9: Clusterizzazione per Reati economici con scelta del dominio Napoli

5. Un Motore Computazionale basato sui MMS (Mathematical Models for Security)

5.1. Scopo

Nell'ambito dei MMS (Mathematical Model for Security) proposti dall'autore in precedenti lavori in ambito Strategico, Difesa e Sicurezza, Obiettivo del seguente metodo è la costruzione di un sistema computazionale di tipo DSS (Decision Support System) basato sulle piu' avanzate tecniche computazionali legate alla teoria delle complessità. Lo stesso può essere applicato ad un generico scenario operativo, che necessiti di analizzare ambiti reali, ovvero di una complessità tale che i tradizionali sistemi decisionali basati sul determinismo non forniscono una risposta sufficiente od esaustiva. Per semplicità e chiarezza specificheremo l'engine computazionale (il cuore del sistema) al caso visto nel precedente capitolo, ovvero al controllo del territorio. Resta inteso, invece, che sarà sufficiente cambiare il nome dei parametri di base (ovvero i CSF-Critical Success Factor) e le logiche di aggregazione dei parametri stessi (funzioni obiettivo) per impiegare l'engine in contesti completamente diversi; ciò proprio grazie all'alta potenza del motore computazionale legata alla sua alta generalità e capacità di adattarsi allo scenario ed al contesto operativo di specifico interesse.

5.2. Indici Caratteristici (CSF – Critical Success Factor)

Cio' che oggi chiamiamo teoria del caos e della complessità fu inizialmente prodotta da matematici con il nome di "teoria ergodica", poiché il termine "teoria del caos" fu introdotto solo alla metà del ventesimo secolo.

La teoria ergodica si occupa principalmente dello studio matematico del comportamento medio, a lungo termine, di sistemi dinamici. Come noto in greco *érgon* significa energia ed *odòs* strada o percorso; pertanto, Ludwig Boltzmann, prima, e Josiah Gibbs, dopo, introdussero tale termine con riferimento ai

sistemi meccanici complessi ai quali era attribuita la proprietà di assumere tutti gli stati dinamici microscopici compatibili con il loro stato macroscopico durante la loro evoluzione spontanea. In altre parole, ad uno stato macroscopico potevano corrispondere più stati microscopici.

Come vedremo, infatti, introducendo due variabili di stato quali l'energia interna E di un sistema (ad esempio un sistema urbano) e l'entropia S (ovvero il grado di disordine ed imprevedibilità evolutiva del sistema urbano), ad una coppia prefissata (S,E) corrisponderanno più stati del sistema in una data localizzazione.

Al fine di realizzare lo scopo vengono introdotti i seguenti sette indici (CSF) e vengono definite ed implementate le seguenti Funzioni Obiettivo.

Indici Rappresentativi per la Definizione di Strutture Conservative

X_1 – Indice Demografico;

X_2 – Indice Ambientale;

X_3 – Indice Economico;

X_4 – Indice Organizzativo;

X_5 – Indice Politico;

X_6 – Indice Psicologico;

X_7 – Indice Etico.

Come vedremo il modello sottostante il sistema è una istanza di MMS (Mathematical Model for Security). Tali modelli proposti dall'autore usano spazi n -dimensionali come precedentemente descritti.

Nello specifico, abbiamo anticipato nel capitolo precedente, che da un punto di vista metodologico al fine di individuare strategie operative ed analizzare in modo organico la molteplice e variegata complessità dei parametri/indici in

gioco è necessario effettuare un'analisi in un Iperspazio costruito su tre iper-dimensioni distinte:

- i) Iper-dimensione fisica;
- ii) Iper-dimensione logica;
- iii) Iper-dimensione funzionale.

In tale scenario le iperdimensioni si caratterizzano con uno spazio a più dimensioni dove ad ogni dimensione è associato uno o più parametri caratteristici.

Nel caso specifico della iperdimensione fisica ad essa può associarsi uno spazio a tre dimensioni dove le singole dimensioni sono la latitudine, la longitudine ed il tempo indicati ad esempio da un GPS. Questa prima iperdimensione ha la funzione di georeferenziare il fenomeno individuando i fulcri per eventuali attività di network analysis e localizzarla temporalmente.

La seconda iperdimensione è rappresentata da uno spazio a 2 dimensioni dove le dimensioni, in questo caso, sono l'indice demografico e l'indice economico.

La terza iperdimensione è, invece, rappresentata da uno spazio a 5 dimensioni, che sono connesse all'indice ambientale, organizzativo, politico, psicologico, etico.

Definiamo allora iperspazio lo spazio n-dimensionale strutturato le cui dimensioni sono rappresentate dalle tre precedenti iperdimensioni.

Come anticipato, in questo approccio un dato evento diventa un punto a cui è associato un set di indici e probabilità in questo spazio a più dimensioni (l'iperspazio), che è sia uno spazio degli stati che uno spazio degli eventi. Viceversa un dato fenomeno sarà matematicamente rappresentato dall'insieme di transizioni da uno stato ad un altro. L'analisi dei parametri legati a stati successivi da un punto di vista metodologico permetterà di effettuare sia analisi di contesto che di scenario (approccio deduttivo) che analisi di tipo previsionale (approccio induttivo – esperienziale simulato).

E' facile comprendere che una tale metodologia ha il suo focus sull'evento e sulla sua dinamica. Grazie agli strumenti innovativi dell'ICT si potranno implementare le metodologie matematiche suddette, realizzando tool ad hoc per l'analisi e la previsione all'interno di una infrastruttura informatica innovativa e specialistica per l'attività di intelligence, di analisi, di comando e controllo, di sostenibilità locale e/o globale.

E' evidente, quindi, come un approccio siffatto sia più efficace da un punto descrittivo e predittivo e permetta di individuare azioni di prevenzione e contrasto più efficienti rispetto ad analisi di un dato fenomeno di tipo più tradizionale, in cui si analizzano aspetti come le forme o come le manifestazioni, ecc del fenomeno stesso. Grazie ad un tale modello, infatti, sarà possibile implementare strategie gestionali all'interno di una piattaforma informatica che realizzino un DSS (Decision Support System).

Tali indici rappresentano le variabili indipendenti del modello computazionale e pertanto saranno i loro valori ad essere raccolti in campo.

Gli indici potranno assumere sei valori distinti, ovvero $X_i = 0,1,2,3,4,5$ con $i=1,\dots,7$.

I valori assunti dagli indici avranno il seguente significato, ovvero forniranno i seguenti valori semantici di modellazione:

0 – non acquisito;

1 – basso;

2 – medio basso;

3 – medio o normale;

4 – medio alto;

5 – alto.

La n-pla $(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7)$ rappresenta, puntualmente e ad un dato istante, lo stato del sistema in studio. Da un punto di vista della modellazione

avanzata la rete di sensori puo' essere paragonata ad una catena di oscillatori armonici. Le loro oscillazioni potranno essere di tipo armonico e quindi a conservazione dell'energia o anarmoniche e quindi con dissipazione energetica. Il valore 3 corrisponde ad un sistema equilibrato conservativo. I valori 2 e 4 rappresentano, invece, un sistema con alterazione e quindi con dissipazione energetica e con relativo aumento dell'entropia propria, il primo con trend implosivi (ovvero il 2) il secondo (ovvero il 4) con trend esplosivo. Infine, i valori 1 e 5 rappresentano sistemi caratterizzati da parametri lontani dall'equilibrio, fortemente anarmonici e dissipativi e quindi ad alta entropia, di cui il primo (ovvero l'1) prossimo all'implosione ed il secondo (ovvero il 5) prossimo all'esplosione. Lo zero indicherà la mancanza di informazione; pertanto, il metodo proposto ed il sistema computazionale realizzato gestirà attraverso le funzioni obiettivo anche informazione parziale ed incompleta formulando ipotesi di inferenza statistica per il supporto alle decisioni.

5.3. Funzioni Obiettivo

In questa sezione introduciamo le diverse funzioni obiettivo f_j , abbreviate successivamente con FOTS - Funzione Obiettivo Territorio Sicuro, utili al raggiungimento dello scopo. Gli obiettivi principali da perseguire saranno i seguenti:

- 1) La conoscenza dello stato del territorio e dei fenomeni che su essi sono attivi;
- 2) La completezza e quindi l'affidabilità dell'informazione acquisita attraverso la georeferenziazione dell'informazione e la localizzazione temporale degli eventi;
- 3) La capacità di associare e contestualizzare eventi all'interno di scenari classificabili, che permettano di offrire all'organo di governance un supporto all'individuazione di:
 - 3.1) Strategie Decisionali (SD);
 - 3.2) Strategie Gestionali (SG);

3.3) Strategie Operative (SO).

La formulazione matematica del problema può essere presentata in due diverse tipologie e con diversi livelli di astrazione.

Una modellazione molto avanzata e quindi estremamente realistica deve prevedere effetti di memoria (evanescente) che da un punto di vista modellistico implicano nella funzione obiettivo la presenza di termini derivativi del primo ordine (o addirittura superiore) per le variabili in gioco, ovvero le X_i . Viceversa un approccio più semplice è quello tipico della teoria del controllo che spesso si ferma ad una formulazione in termini di combinazione lineare. In altre parole, stiamo assumendo di non conoscere esattamente la funzione f e di analizzarla a diversi livelli di approssimazione (non lineare nel primo caso, lineare nel secondo)¹⁹.

Entrando nel dettaglio realizzativo definiamo la prima funzione obiettivo $FOTS_1=f_1$ come qui di seguito riportato:

$$f_1 : A \times \dots \times A \subset \mathcal{R}^7 \rightarrow B \times C \subset \mathcal{R}^2$$

dove $A=\{0,1,2,3,4,5\} \subset \mathbb{N}$ e $B=[0,12] \subset \mathbb{N}$, $C=[7,35] \subset \mathbb{N}$.

¹⁹ Relativamente al livello di astrazione, come si vedrà in prima approssimazione si dovrà trattare con una $f: X \subset \mathcal{R}^{10} \rightarrow Y \subset \mathcal{R}^7$, ma da un'analisi più raffinata si comprende che tale funzione vive in uno spazio di Sobolev pesato $H^{2,2}_G$ dove G è un peso opportuno. Infatti, per quanto concerne le componenti della f , se ad esempio consideriamo la prima che rappresenta "la conoscenza dello stato del territorio e dei fenomeni che su essi sono attivi", si comprende che è importante conoscere sia come varia il tasso (f_1'), sia come varia tale variazione (f_1''). Poiché vogliamo che tali funzioni non divergano, in norma, devono essere quadrato sommabili; inoltre, necessitando di spazi pesati si comprende perché è necessario considerare $H^{2,2}_G$.

Appare evidente, inoltre, che per un completo utilizzo del modello sarà necessaria anche una storicizzazione delle informazioni al fine di ottenere un sistema che sia da un lato adattivo e dall'altro contestualizzato di supporto alle decisioni.

Da un punto di vista computazionale se definiamo E l'energia interna del sistema in esame - rappresentato dallo stato considerato - come $E = \frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 \alpha_i X_i$ e

S la sua Entropia come $S = \frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 \alpha_i |X_i - \tilde{X}|$ si ha che la funzione obiettivo è:

$$f_1 = (E, S) = \left(\frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 \alpha_i X_i, \frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 \alpha_i |X_i - \tilde{X}| \right)$$

dove \tilde{X} è la mediana dei valori assunti da parametri caratteristici (ovvero dai CSF), i coefficienti α_i sono opportuni coefficienti di normalizzazione definiti nel modo seguente:

$$\alpha_i = \frac{\beta_i}{5}$$

con β_i parametro di accensione (o di peso relativo) e tale che $\beta_i \in [0,1] \subset \mathfrak{R}$.

In assenza di uno storico informativo si assume $\beta_i = 1$ e si può scegliere anche di non normalizzare (ovvero moltiplicare per 1/7) come faremo in seguito per semplicità e senza perderne di generalità.

Da un punto di vista formale si è soliti dire che $f_i \in BV(0,1)$ dove BV è lo spazio delle funzioni a valori limitati (Bounded Value) nell'intervallo $[0,1] \subset \mathfrak{R}$.

La scelta dell'intervallo suddetto deriva dal fatto che in tal modo la funzione obiettivo f_1 restituirà un valore tra zero ed uno che potrà essere associato direttamente, attraverso un processo di fuzzificazione, ad una probabilità di incidenza degli indici su una data specifica alterazione territoriale.

La funzione FOTS f_1 risponde, quindi, al primo obiettivo, ovvero conoscere lo stato del territorio e dei fenomeni che su essi sono attivi.

Da quanto detto in precedenza un modello più accurato potrebbe prevedere anche potenze di ordine superiore al primo nelle variabili X_i o termini derivativi.

Tenuto conto, però, della quasi totale assenza già di modelli lineari analoghi a quello considerato, in questa sede si preferisce non complicare ulteriormente la modellazione.

La funzione FOTS f_1 per costruzione non risponde, però, al secondo obiettivo, ovvero localizzare temporalmente e georeferenziare l'informazione proveniente dal campo (termine tecnico per indicare il territorio). Per rispondere a tale requisito sarà necessario produrre una generalizzazione della funzione stessa. A tale proposito si introduce la funzione FOTS seguente, FOTS_2= f_2 così definita

$$f_2 : T \times P \times A \times \dots \times A \subset \mathfrak{R}^{10} \rightarrow T \times S \times B \times C \subset \mathfrak{R}^5$$

dove T rappresenta il dominio temporale ed P il dominio spaziale definito per mezzo delle due coordinate, latitudine e longitudine, fornite dal GPS.

Tale funzione, quindi, permette di risolvere temporalmente e spazialmente gli eventi. Da un punto di vista computazionale si ha una funzione di 10 variabili a valori reali nello spazio pentadimensionale sull'insieme dei numeri reali, ovvero una funzione vettoriale a valori vettoriali così definita

$$f_2 = (f_{2,1}, f_{2,2}, f_{2,3})$$

dove

$$f_{2,1} = t$$

con t parametro temporale appartenente al dominio T, e

$$f_{2,2} = (long, lat)$$

con (long, lat) coppia di georeferenziazione GPS,

$$f_{2,3} = f_1 \cdot$$

Per costruzione, quindi, la funzione FOTS f_2 risponde ai due primi obiettivi.

Potrebbe accadere che l'operatore non fornisca informazioni complete, ovvero su tutte e sette gli indici. Cio' potrebbe accadere per diversi motivi, come ad esempio:

- C'e' necessita di intervento rapido e quindi notifica soltanto l'alterazione o le alterazioni piu' significative,
- Ci sono alterazioni sensibili solo di alcuni indici e pertanto non notifica gli altri,
- ecc.

Il risultato sar  di notevole complessit  per il sistema, che dovr  gestire informazioni incomplete e parziali. Pertanto, per far fronte a tale complessit  sar  necessario prevederle da modello.

Nello specifico il sistema assocer  all'indice non fornito il valore zero, che implicher  automaticamente nella successiva storicizzazione il congelamento dell'indice al valore precedentemente introdotto. Se cio' risolve il problema della gestione degli input nel sistema dal client al server, non fornisce invece una risposta esaustiva in termini dei servizi da predisporre per il monitoraggio e l'analisi. In altre parole, c'e' bisogno di dare risposta al terzo dei temi considerati nei tre obiettivi a cui devono asservire le FOTS. Allora al fine di controllare tali aspetti di incompletezza delle informazioni si introducono due parametri di output nella funzione obiettivo, definiti rispettivamente, Vicinanza e Completezza.

La Vicinanza rappresenta l'appartenenza di un output ad un dato scenario (ad esempio di equilibrio, esplosivo, implosivo, etc); pertanto

$$V: A \times \dots \times A \subset \mathfrak{R}^7 \rightarrow S \subset \mathfrak{R}$$

dove $S \subset \mathfrak{N}$   lo spazio degli scenari ammissibili che descriveremo successivamente.

La completezza fornisce, invece, il livello di completezza informativa rispetto ai sette indici; essa   definita come segue

$$C: A \subset \mathcal{R} \rightarrow B \subset \mathcal{R}$$

che da un punto di vista computazionale puo' essere espressa come

$$C = n/7$$

dove n è il numero di indici che assumo valori diversi da zero. In tal modo si è in grado di offrire risposta anche al terzo degli obiettivi individuati all'inizio della sezione.

In conclusione, la funzione obiettivo completa da considerare sarà FOTS_3= f_3 come qui di seguito formalmente descritta:

$$f_3 : T \times S \times A \times \dots \times A \subset \mathcal{R}^{10} \rightarrow T \times S \times B \times Sc \times B \subset \mathcal{R}^7$$

Detto in altre parole, il raggiungimento dello scopo del monitoraggio di alterazioni territoriali si ottiene grazie ad una funzione vettoriale a valori vettoriali, ovvero una funzione di 10 variabile reali (input) che restituisce un vettore reale a sei componenti (output). I dieci input sono il tempo, la latitudine, la longitudine ed i sette indici caratteristici, mentre i sette output sono il tempo, la latitudine, la longitudine, l'energia associata allo stato, l'entropia associata allo stato, lo scenario risultante, la completezza informativa.

Da un punto di vista computazionale si avrà

$$f = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7)$$

dove

$$f_1 = t$$

con t parametro temporale appartenente al dominio T,

$$f_2 = long ,$$

con long corrispondente a longitudine di georeferenziazione GPS,

$$f_3 = lat ,$$

con lat corrispondente a latitudine di georeferenziazione GPS,

$$f_4 = E,$$

corrispondente all'Energia Interna di FOTS_1,

$$f_5 = S,$$

corrispondente all'Entropia di FOTS_1,

$$f_6 = m$$

dove m è uno degli scenari dello spazio Sc,

$$f_7 = n/7$$

dove n è il numero di indici che assumo valori diversi da zero.

Attenzione a non confondere FOTS_3= f_3 che è una funzione vettoriale con f_3 =lat che è una sua componente.

Da un punto di vista formale, utilizzando la notazione vettoriale, cio' puo' scriversi nel modo seguente:

$$\mathbf{f}(t, \text{long}, \text{lat}, X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7) = t\mathbf{e}_1 + \text{long} \mathbf{e}_2 + \text{lat} \mathbf{e}_3 + E\mathbf{e}_4 + S \mathbf{e}_5 + m \mathbf{e}_6 + n/7 \mathbf{e}_7$$

dove f è il campo vettoriale , corrispondente all'obiettivo finale da monitorare ed i versori \mathbf{e}_k con $k=1, \dots, 7$ sono i versori dello spazio vettoriale 7-dimensionale di output.

A partire da tale funzione obiettivo, come si vedrà in seguito, saranno costruite tre altre funzioni obiettivo piu' complesse come qui di seguito riportate:

- Funzione Obiettivo per la costruzione di Strategie Decisionali Ottime, FOTS_SD;
- Funzione Obiettivo per la costruzione di Strategie Gestionali Ottime, FOTS_SG;
- Funzione Obiettivo per la costruzione di Strategie Operative Ottime, FOTS_SO.

La complessità di FOTS_SD, FOTS_SG, FOTS_SO è tale da richiedere specifiche sezioni che qui seguono ed a cui si rimanda per l'approfondimento.

5.4. Scenari e Stati: Rappresentazione e Classificazione Statistica

Nella sezione precedente abbiamo introdotto lo spazio degli scenari; qui di seguito riassumiamo le diverse categorie possibili per poi dettagliarle.

Da un punto di vista matematico il numero di scenari possibili è molto alto; infatti, tale numero è espresso in termini di disposizioni con ripetizione di lunghezza 7 degli elementi del set $\{1,2,3,4,5\}$ ed è pertanto dato da 5^7 diverse possibilità. Detto in altre parole il numero totale di scenari possibili è $78125=5^7$.

Ai fini dell'analisi è conveniente clusterizzare i 78125 scenari in classi aventi delle proprietà comuni. Qui di seguito presentiamo una clusterizzazione statistica al fine di effettuare un'analisi sulle deviazioni da stati fondamentali; nel paragrafo successivo, viene presentata una classifica più evoluta in termini di dinamiche evolutive.

La clusterizzazione degli scenari in classi gioca un ruolo molto importante; infatti, la clusterizzazione in classi in questa fase modellistica permetterà nella fase di analisi di destrutturare l'informazione e quindi costruire modelli di supporto decisionale analitici ed automatici. In altre parole, utilizzando un approccio termodinamico mostreremo che i 78125 scenari possono essere visti come stati microscopici ai quali può essere associato un numero di stati macroscopici, espressi in termini di variabili di stato, quale l'energia interna E e l'entropia S , drasticamente più basso.

Le classi di scenari clusterizzate con tecnica statistica verranno indicate con la sigla $S\#$ dove il simbolo $\#$ sarà un numero progressivo crescente a partire da 7. Uno scenario, quindi, conterrà più n-ple a sette componenti. Ogni n-ple a sette componenti descrive uno stato del sistema. Le componenti sono i sette indici caratteristici $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7$, che una volta assegnati caratterizzano univocamente uno stato del sistema in studio. Poiché i sistemi possono avere

dinamiche diverse in funzione anche di altri parametri come lo spazio od il tempo potrebbe accadere che tutti gli indici variano contemporaneamente o solo alcuni di essi hanno dei gradienti, mentre i rimanenti permangono in uno stato precedentemente valutato.

La tabella seguente riporta le diverse possibilità.

Scenario	Caratterizzazione Scenario
S7	Dei 7 indici tutti sono variabili
S6	Dei 7 indici 6 sono variabili ed 1 è fisso
S5	Dei 7 indici 5 sono variabili e 2 sono fissi
S4	Dei 7 indici 4 sono variabili e 3 sono fissi
S3	Dei 7 indici 3 sono variabili e 4 sono fissi
S2	Dei 7 indici 2 sono variabili e 5 sono fissi
S1	Dei 7 indici 1 è variabile e 6 sono fissi
S0	Dei 7 indici 1 è variabile e 6 sono fissi

Anche se sarà oggetto di analisi approfondita nella sezione 5.5 è interessante anticipare fin d'ora che esiste un legame tra i suddetti scenari e la tipologia di dinamica del sistema in studio. Proprio grazie ad una approfondita attività modellistica al fine di meglio rispondere a requisiti di analisi i sette scenari suddetti nella sezione successiva verranno riorganizzati in 12. In ogni caso le seguenti osservazioni restano valide.

Lo scenario S7 è idoneo a descrivere o un sistema di cui non vi è memoria nel senso che non esistono rilevazioni precedenti od un sistema a dinamica variabile, in cui in piccoli intervalli di tempo o di spazio ci si devono attendere stati diversi. Un tale scenario è, pertanto, uno scenario ad altissima variabilità sia da un punto di vista energetico che entropico. A priori è, quindi, uno scenario che puo' facilmente tendere ad essere caotico.

Lo scenario S6 mostra l'insorgenza di una permanenza, nel senso che abbiamo che uno dei sette indici non varia; cio' vuol dire che comincia a sorgere un ordinamento; in ogni caso la variabilità è molto alta e quindi avremo a che fare con sistemi ad alta entropia informazionale e tendenti al caos.

Lo scenario S5 mostra un maggiore radicamento di ordine rispetto ai casi precedenti; infatti abbiamo 2 indici fissi. In ogni caso due indici fissi sono a confronto con 5 variabili e pertanto domina la variabilità, l'instabilità ed il disordine rispetto all'ordine.

Nello scenario S4 troviamo una situazione leggermente scompensata verso il disordine; mentre in S3 ordine e disordine invertono il loro ruolo, nel senso che abbiamo a che fare con scenari che contengono stati con 4 indici fissi e 3 variabili. In altre parole, in S3 si ha a che fare con un sistema i cui stati sono piu' facilmente prevedibili; esso comincia a stabilizzarsi nel tempo ed assumere una specifica connotazione.

In S2 si trova una situazione in cui solo due indici sono variabili pertanto si ha a che fare con sistemi che esprimono una dinamica estremamente prevedibile ed ordinata.

Infine, lo scenario S1 è uno scenario ad una sola variabilità; gli stati in esso contenuti sono detti prossimi ad uno stato di immobilizzazione o congelamento.

S0 rappresenta uno scenario fondamentale, ovvero a minima variazione in cui il sistema tende a permanere nel suo stato (sistema congelato). Al di sotto di S0 troviamo l'immobilità, mentre al disopra di S7 troviamo il caos.

Cominciamo con l'analizzare prima lo scenario S7 piu' nel dettaglio e poi gli altri; esso è il piu' completo, infatti, rappresenta una partizione dello spazio degli stati con i suoi $5^7=78125$ stati ammissibili.

5.4.1 Scenario S7

Lo scenario S7 puo' destrutturarsi in 13 sottoinsiemi significativi di stati (o Subscenari). Essi si ottengono tenendo in considerazione la caratterizzazione.

Per caratterizzazione intendiamo i diversi modi in cui si può ottenere la n-pla dei sette indici. Nello specifico distingueremo le seguenti 13 caratterizzazioni:

1. **7**: sette indici uguali;
2. **6+1**: sei indici uguali ed uno diverso;
3. **5+2**: cinque indici uguali, due diversi ed uguali tra loro;
4. **5+1+1**: cinque indici uguali e due diversi;
5. **4+3**: quattro indici assumono un valore e tre un altro;
6. **4+2+1**: quattro indici assumono un valore, due un altro ed uno un altro ancora;
7. **4+1+1+1**: cinque indici uguali e tre diversi;
8. **3+3+1**: tre indici assumono un valore, tre un altro ed uno un altro ancora;
9. **3+2+2**: tre indici assumono un valore, due un altro e due un altro ancora;
10. **3+2+1+1**: tre indici assumono un valore, due un altro, uno altro, uno un altro ancora;
11. **3+1+1+1+1**: tre indici uguali e quattro diversi;
12. **2+2+2+1**: due indici assumono un valore, due un altro, due altro, uno un altro ancora;
13. **2+2+1+1+1**: due indici assumono un valore, due un altro, tre sono diversi.

Ulteriori sub-scenari seppure tecnicamente realizzabili non sarebbero di particolare interesse applicativo.

La seguente tabella riassume gli aspetti salienti dei diversi sub scenari dello scenario S7.

Subscenario	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati	E	S
S7_1	7	5	$5 \times (7!/7!) = 5$	[7,35]	0
S7_2	6+1	20	$20 \times (7!/6!) = 140$	[8,34]	[1,4]
S7_3	5+2	20	$20 \times (7!/5!2!) = 420$	[9,33]	[2,8]
S7_4	5+1+1	30	$30 \times (7!/5!) = 1260$	[10,32]	[2,7]
S7_5	4+3	20	$20 \times (7!/4!3!) = 700$	[10,32]	[3,12]
S7_6	4+2+1	60	$60 \times (7!/4!2!) = 6300$	[11,31]	[3,11]
S7_7	4+1+1+1	20	$20 \times (7!/4!) = 4200$	[13,29]	[4,9]
S7_8	3+3+1	30	$30 \times (7!/3!3!) = 4200$	[12,30]	[4,12]
S7_9	3+2+2	30	$30 \times (7!/3!2!2!) = 6300$	[14,29]	[4,11]
S7_10	3+2+1+1	60	$60 \times (7!/3!2!) = 25200$	[14,28]	[5,11]
S7_11	3+1+1+1+1	5	$5 \times (7!/3!) = 4200$	[17,25]	[6,9]
S7_12	2+2+2+1	20	$20 \times (7!/2!2!2!) = 12600$	[16,26]	[6,10]
S7_13	2+2+1+1+1	10	$10 \times (7!/2!2!) = 12600$	[18,24]	[7,10]

Per ognuno dei 13 subscenari S7_# riportiamo alcuni esempi di stati ammissibili:

Esempi di S7_1: 5555555, 4444444, ..., 1111111;

Esempi di S7_2: 5555551, 5555552, ..., 5555554, ..., 1111112, ..., 1111115;

Esempi di S7_3: 5555511, 5555522, ..., 5555544, ..., 1111122, ..., 1111155;

Esempi di S7_4: 5555512, ..., 5555534, ..., 1111123, ..., 1111145;

Esempi di S7_5: 5555111, ..., 5555444, ..., 1111222, ..., 1111555;

Esempi di S7_6: 5555112, ..., 5555443, ..., 1111223, ..., 1111554;

Esempi di S7_7: 5555123, ..., 5555412, ..., 1111234, ..., 1111523;

Esempi di S7_8: 5551112, ..., 5554441, ..., 2221113, ..., 2221115;

Esempi di S7_9: 5551122, ..., 5553344, ..., 1112233, ..., 1114455;

Esempi di S7_10: 5551123, ..., 5554423, ..., 1112234, ..., 1115534;

Esempi di S7_11: 5551234, ..., 1112345;

Esempi di S7_12: 5544331, ..., 3311554;

Esempi di S7_13: 5544123, ..., 2211345.

Il numero totale di subscenari è pari a 330. Tale valore si calcola attraverso la ben nota espressione del calcolo combinatorio per il calcolo delle combinazioni con ripetizione di $n=5$ elementi distinti presi $k=7$ alla volta, ovvero

$$C_{n,k} = \binom{n+k-1}{k} = \frac{(n+k-1)!}{k!(n-1)!}$$

che nel caso in studio diventa:

$$C_{5,7} = \binom{5+7-1}{7} = \frac{11!}{7!4!} = 330$$

La somma dei subscenari risulta, infatti, 330; essa però contiene un'informazione in più poiché lo scenario in esame, ovvero con sette indici variabili, è stato destrutturato in subscenari del tipo, sette indici uguali, sei uguali ed uno diverso, ecc. Tale destrutturazione si è resa necessaria per calcolare il numero di stati appartenenti ad ogni sottoscenario, ovvero usando il linguaggio termodinamico per calcolare il numero di stati microscopici corrispondenti allo stesso stato macroscopico. Esso è dato dal prodotto del numero di sottoscenari per il numero di permutazioni con ripetizione della specifica caratterizzazione. In altre parole, per il calcolo degli stati si è moltiplicato il numero di componenti del subscenario con la seguente relazione

$$P_{k,k_1,k_2,\dots,k_r} = \frac{k!}{k_1!k_2!\dots k_r!}$$

con k lunghezza della sequenza di elementi e k_1, k_2, \dots, k_r numero di volte che si ripetono rispettivamente il primo, il secondo, ..., l' r -esimo elemento.

Sommando il numero di stati riportati nella tabella precedente si ottiene una partizione dell'insieme degli stati, ovvero $5^7=78125$.

La figura 5.1 riporta lo schema dei subscenari nel piano energia-entropia ES. Mentre nella figura 5.2 troviamo ulteriori dettagli, ovvero in essa in grigio sono stati riportati i 13 livelli di entropia nell'intervallo ammissibile 0-12 ed i 29 livelli energetici nell'intervallo ammissibile 7-35. Inoltre, per brevità nelle caselle sono stati indicati i subscenari $S7_#$ con il solo ultimo numero $\#$. Infine abbiamo diviso la superficie di occupazione piana in 9 aree come qui di seguito riportate:

- I. bassa entropia, bassa energia (colore blu);
- II. bassa entropia, media energia (colore celeste);
- III. bassa entropia, alta energia (colore verde);
- IV. media entropia, bassa energia (colore lilla);
- V. media entropia, media energia (colore bianco);
- VI. media entropia, alta energia (colore rosa);
- VII. alta entropia, bassa energia (colore giallo);
- VIII. alta entropia, media energia (colore arancione);
- IX. alta entropia, alta energia (colore rosso).

I	IV	VII
II	V	VIII
III	VI	IX

Figura 5.1: Suddivisione dello spazio degli Stati

Da un punto di vista dell'analisi è evidente che lo stato migliore è quello rappresentato dal colore verde, ovvero il III corrispondente al caso "alta

energia-bassa entropia". Cio' vuol dire che il sistema in esame ha una dinamica rapida che non crea disordine.

I due peggiori, per motivi diversi che descriveremo, sono, invece, il VII (colore giallo) ed il IX (colore rosso).

L'area VII (colore giallo) descrive stati caratterizzati da una bassa energia ed un'alta entropia. Questo stato è il peggiore se l'obiettivo è quello di ricondurre il sistema ad una situazione di maggiore equilibrio. In altre parole, sarà necessario attendere un tempo lungo per riequilibrare il sistema il cui stato caratteristico cade nell'area gialla.

L'area IX (colore rosso) descrive gli stati caratterizzati da un'alta energia ed un'alta entropia. Si tratta quindi di sistemi caratterizzati da una dinamica ad alta velocità vicina al caos. Le istituzioni avranno, quindi, tempi di decisione molto bassi, ma se le decisioni adottate saranno corrette il sistema data l'alta energia potrà essere riequilibrato in tempi molto piu' brevi rispetto ai casi raccolti nell'area VII.

L'ultima area estrema è la I (colore blu) caratterizzata da una bassa energia ed una bassa entropia. Essendo bassa l'energia, i sistemi rappresentati da stati inclusi in scenari che ricadono in quest'area avranno una dinamica molto lenta che non crea disordine visto che l'entropia è molto bassa. Quest'area descrive tipicamente o piccole realtà operative (ad esempio nel caso territoriale i centri urbani) o centri medio-grandi con patologie dinamiche corrispondenti a stasi degli indici.

Oltre a tali aree piu' estremali dobbiamo considerare anche delle aree rappresentati scenari piu' ibridi. Tali aree sono l'area II (colore celeste), l'area IV (colore lilla), l'area VI (colore rosa), l'area VIII (colore arancione). Delle quattro aree ibride le migliori sono la II e la VI dove l'entropia ha sempre valori medi inferiori – in importanza - rispetto all'energia. Piu' svantaggiosi sono, invece, gli scenari e gli stati che ricadono nelle aree IV ed VIII dove c'e' un'entropia piu' significativa rispetto all'energia del sistema. Nello specifico, l'area VIII fatta eccezione delle VII e IX è la peggiore in assoluto.

Infine, lo stato V (colore bianco) è caratterizzato da un completo equilibrio tra entropia ed energia che assumo entrambe valori medi.

Come vedremo in seguito, le aree VII e IX sono aree non occupate da stati ammissibili da un punto di vista fisico-matematico, ovvero da stati in cui gli indici assumono valori in scala 1-5. L'area VII rappresenta, infatti, il caos a bassa energia, mentre la IX il caos ad alta energia.

La Figura 5.2 mostra, quindi, i diversi subscenari $S7_{\#}$ indicati solo con $\#$ nel piano SE, ovvero al variare dell'Energia e dell'Entropia. Come si vede fissata la coppia (S,E) ad essa possono corrispondere uno o più subscenari.

Dalla figura 5.2 si evince che alcuni stati macroscopici caratterizzati dalle coppie (S,E) non sono ammissibili e sono stati indicati in grigio. Nello specifico le aree VII e IX non presentano stati ammissibili al loro interno e pertanto sono da considerarsi già stati fuori dal controllo poiché caotici.

In relazione alla figura precedente qui di seguito, nella figura 5.3, riportiamo il livello di degenerazione delle diverse coppie ordinate (S,E), da cui si evince come i livelli più degeneri si abbiano in corrispondenza dell'area centrale della figura, area V (colore bianco), seguita dall'area IV e VI, poi dalla II ed VII, ed infine dalla VII, dalla IX, dalla III e dalla I. per livello di degenerazione intendiamo la presenza di più subscenari per la stessa coppia (S,E).

		ENTROPIA												
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ENERGIA	7	1												
	8		2											
	9			2,3										
	10				2,4,5									
	11				5	2,3,4,6								
	12			3		8	4,6							
	13		2		6		8,9	3,4,5,6,7						
	14	1		4		6,9		8,10	4,6,7					
	15		2		4,6		6,9,10	5	9,10	3,6,7				
	16			2,3		4,7,8	6	9,10,12	8	10	5,6,7			
	17				2,4,5	3,6	6,7,10	10	10,12	8,9	8,9,11	6		
	18				4,5	3,4,6	6,10	7,10	10,12	9,13	8,10	10	6	
	19			2,3		7,8	4,6	6,9,10,12	6,8,11	10,13	5,12	9,10	10	5
	20		2		4,6		7,8,9,10	3,5,7	9,10,13	6,10	12,13	8,12	10	8
	21	1		4		4,6,9		8,10,11	6	9,12,13	10	13	9	8
	22		2		4,6		7,8,9,10	3,5,7	9,10,13	6,10	12,13	8,12	10	8
	23			2,3		7,8	4,6	6,9,10,12	6,8,11	10,13	5,12	9,10	10	5
	24				4,5	3,4,6	6,10	7,10	10,12	9,13	8,10	10	6	
	25				2,4,5	3,6	6,7,10	10	10,12	8,9	8,9,11	6		
	26			2,3		4,7,8	6	9,10,12	8	10	5,6,7			
	27		2		4,6		6,9,10	5	9,10	3,6,7				
	28	1		4		6,9		8,10	4,6,7					
	29		2		6		8,9	3,4,5,6,7						
	30			3		8	4,6							
	31				5	2,3,4,6								
	32				2,4,5									
	33			2,3										
	34		2											
	35	1												

Figura 5.2: Allocazione dei subscenari S7_# (indicati con la sola #); per semplicità nella figura è utilizzata la numerazione araba invece di quella romana

		ENTROPIA												
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ENERGIA	7	1												
	8		1											
	9			1										
	10				3									
	11				1	4								
	12			1		1	2							
	13		1		1		2	5						
	14	1		1		2		2	3					
	15		1		2		3	1	2	3				
	16			2		3	1	3	1	1	3			
	17				3	2	3	1	2	2	3	1		
	18				2	3	2	2	2	2	2	1	1	
	19			2		2	2	4	3	2	2	2	1	1
	20		1		2		4	3	3	2	2	2	1	1
	21	1		1		3		3	1	3	1	1	1	1
	22		1		2		4	3	3	2	2	2	1	1
	23			2		2	2	4	3	2	2	2	1	1
	24				2	3	2	2	2	2	2	1	1	
	25				3	2	3	1	2	2	3	1		
	26			2		3	1	3	1	1	3			
	27		1		2		3	1	2	3				
	28	1		1		2		2	3					
	29		1		1		2	5						
	30			1		1	2							
	31				1	4								
	32				3									
	33			2										
	34		1											
	35	1												

Figura 5.3: Livello di degenerazione dei subscenari S7_#

La figura 5.4 mostra il numero di stati microscopici, rappresentati da una n-pla a sette componenti, corrispondenti allo stesso stato macroscopico, rappresentato dalla fissata coppia (S,E).

		ENTROPIA												
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ENERGIA	7	1												
	8		7											
	9			28										
	10				84									
	11				35	175								
	12			21		140	294							
	13		7		105		350	413						
	14	1		42		315		700	462					
	15		7		147		735	35	1050	441				
	16			28		392	105	1260	140	1260	350			
	17				84	126	735	420	1680	350	1190	210		
	18				77	168	525	1050	1050	1680	560	840	105	
	19			28		350	252	1365	1085	1680	1295	630	420	35
	20		7		147		980	266	2310	945	1890	770	420	140
	21	1		42		462		1820	420	2730	840	1260	420	140
	22		7		147		980	266	2310	945	1890	770	420	140
	23			28		350	252	1365	1085	1680	1295	630	420	35
	24				77	168	525	1050	1050	1680	560	840	105	
	25				84	126	735	420	1680	350	1190	210		
	26			28		392	105	1260	140	1260	350			
	27		7		147		735	35	1050	441				
	28	1		42		315		700	462					
	29		7		105		350	413						
	30			21		140	294							
	31				35	175								
	32				84									
	33			28										
	34		7											
	35	1												

Figura 5.4: Distribuzione degli stati nel piano SE.

Infine, la figura 5.5 rappresenta il numero di microstati per ogni area.

485	5110	0
785	45780	20370
485	5110	0

Figura 5.5: Frequenza relativa delle varie Aree valutate in termini del numero di stati microscopici.

Considerando che il numero totale di stati è 78125 possiamo esprimere i risultati della figura 5.5 in termini di probabilità di occorrenza statistica (vedi figura 5.6).

0,62	6,54	0
1,00	58,60	26,07
0,62	6,54	0

Figura 5.6: Probabilità espressa in % delle Aree valutate in termini del numero di stati microscopici.

Come detto nella precedente sezione, i sistemi possono avere dinamiche diverse in funzione anche di altri parametri come lo spazio od il tempo e quindi potrebbe accadere che tutti gli indici variano contemporaneamente (caso generale trattato ed indicato con la sigla S7) o che solo alcuni di essi hanno dei gradienti, mentre i rimanenti permangono in uno stato precedentemente valutato. Inoltre, si potrebbe valutare l'opportunità di creare le condizioni opportune di transizione forzata da uno stato ad un altro dovendo/volendo tenere fissi alcuni indici e far variare gli altri. In tali ipotesi diventa interessante considerare anche gli scenari da S6 a S0.

5.4.2 Scenario S6

Lo studio dello scenario S6 si ottiene da S7 riducendo di una dimensione lo spazio degli stati.

Il numero totale di subscenari è pari a 84. Tale valore si calcola attraverso la ben nota espressione del calcolo combinatorio per il calcolo delle combinazioni con ripetizione di $n=4$ elementi distinti presi $k=6$ alla volta, ovvero nel caso in studio si ha

$$C_{5,6} = \binom{4+6-1}{6} = \frac{9!}{6!3!} = 84$$

In altre parole, l'avere un parametro fisso da un punto di vista matematico si esprime riducendo di una unità l'insieme degli elementi da scegliere, quindi passando dai cinque di $\{1,2,3,4,5\}$ ai quattro ottenuti scartando quello fisso ed abbassando di una unità la lunghezza della sequenza, ovvero passando da 7 a 6.

Anche in questo caso come per S7, tale scenario può essere destrutturato in subscenari contenti gli stessi elementi a meno di permutazioni.

Nel dettaglio lo scenario S6 si destruttura nei seguenti 9 subscenari ottenuti tenendo in considerazione la caratterizzazione

1. **6**: sei indici uguali;
2. **5+1**: cinque indici uguali ed uno diverso;
3. **4+2**: quattro indici uguali, due diversi ed uguali tra loro;
4. **4+1+1**: quattro indici uguali e due diversi;
5. **3+3**: tre indici assumono un valore e tre un altro;
6. **3+2+1**: tre indici assumono un valore, due un altro ed uno un altro ancora;
7. **3+1+1+1**: tre indici uguali e tre diversi;
8. **2+2+2**: due indici assumono un valore, due un altro e due un altro ancora;

9. **2+2+1+1**: due indici assumono un valore, due un altro e due sono diversi.

La tabella seguente riporta il numero di subscenari e stati. Viceversa non si calcoleranno le entropie e le energie poiché in questi casi l'informazione è incompleta, ovvero, non è nota a priori l'informazione circa l'indice che si considera fisso; inoltre, qualora si desiderino calcolare le energie e le entropie sarebbe di maggiore interesse calcolare quelle relative al riequilibrio del sistema, ma ciò esula dallo scopo di questa sezione, rientrando in un ambito di strategie gestionali per la realizzazione di un DSS particolarmente avanzato ed oggetto di studi ad hoc.

Effettuando la somma degli stati si trova che essa risulta pari a 4096, che coincide con il valore teorico atteso ovvero 4^6 pari proprio al numero di combinazioni di 4 elementi presi 6 alla volta (essendo stato fissato il settimo elemento). La tabella precedente possiede però un maggiore potere espressivo visto che suddivide in sottoscenari lo scenario S6 destrutturando l'informazione.

SubscENARIO	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati
S6_1	6	4	$4 \times (6!/6!) = 4$
S6_2	5+1	12	$12 \times (6!/5!) = 72$
S6_3	4+2	12	$12 \times (6!/4!2!) = 180$
S6_4	4+1+1	12	$12 \times (6!/4!) = 360$
S6_5	3+3	6	$6 \times (6!/3!3!) = 120$
S6_6	3+2+1	24	$24 \times (6!/3!2!) = 1440$
S6_7	3+1+1+1	4	$4 \times (6!/3!) = 480$
S6_8	2+2+2	4	$4 \times (6!/2!2!2!) = 360$
S9_9	2+2+1+1	6	$6 \times (6!/2!2!) = 1080$

5.4.3 Scenario S5

Lo studio dello scenario S5 si ottiene da S7 riducendo di due il numero di dimensioni o da S6 riducendo di una.

Il numero totale di subscenari è pari a 56. Tale valore si calcola attraverso le combinazioni con ripetizione di $n=4$ elementi distinti presi $k=5$ alla volta, ovvero ipotizzando che dei sette indici due siano fissi ed uguali; pertanto, nel caso in studio si ha

$$C_{4,5} = \binom{4+5-1}{5} = \frac{8!}{5!3!} = 56$$

In altre parole, l'aver un parametro fisso da un punto di vista matematico si esprime riducendo di una unità l'insieme degli elementi da scegliere, quindi passando dai cinque di $\{1,2,3,4,5\}$ ai quattro ottenuti scartando quello fisso ed abbassando di due unità la lunghezza della sequenza, ovvero passando da 7 a 5. Da un punto di vista puramente statistico potremmo considerare anche il caso $n=3$ e $k=5$, corrispondente a fissare due indici con valore diverso, ma ciò non è di interesse della presente analisi, poiché fornirebbe alla fine come unico risultato quello di ricomporre, ovvero ristrutturare, lo spazio degli eventi fino ad arrivare ai 5^7 . Invece, noi siamo proprio interessati al caso in cui in una sequenza abbiamo due indici fissi che assumono un dato valore e gli altri sono diversi.

Anche in questo caso come S7 ed S6, tale scenario può essere destrutturato in subscenari contenenti gli stessi elementi a meno di permutazioni.

Nel dettaglio lo scenario S5 si destruttura nei seguenti 6 subscenari ottenuti tenendo in considerazione la caratterizzazione

1. **5**: cinque indici uguali;
2. **4+1**: quattro indici uguali ed uno diverso;
3. **3+2**: tre indici uguali, due diversi ed uguali tra loro;
4. **3+1+1**: tre indici assumono un valore, uno un altro ed uno un altro ancora;

5. **2+2+1:** due indici assumono un valore, due un altro ed uno un altro ancora;
6. **2+1+1+1:** due indici assumono un valore e tre sono diversi.

La tabella seguente riporta il numero di subscenari e stati. A differenza di S7, e come per S6, non si calcoleranno le entropie e le energie poiché in questi casi l'informazione è incompleta.

SubscENARIO	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati
S5_1	5	4	$4 \times (5!/5!) = 4$
S5_2	4+1	12	$12 \times (5!/4!) = 60$
S5_3	3+2	12	$12 \times (5!/3!2!) = 120$
S5_4	3+1+1	12	$12 \times (5!/3!) = 240$
S5_5	2+2+1	12	$12 \times (5!/2!2!) = 360$
S5_6	2+1+1+1	4	$4 \times (5!/2!) = 240$

Effettuando la somma degli stati si trova che essa risulta pari a 1024, che coincide con il valore teorico atteso ovvero 4^5 pari proprio al numero di combinazioni di 4 elementi presi 5 alla volta (essendo stati fissati due indici che assumo lo stesso valore). La tabella precedente possiede però un maggiore potere espressivo visto che suddivide in sottoscenari lo scenario S5 destrutturando l'informazione.

5.4.4 Scenario S4

Lo studio dello scenario S4 si ottiene da S7 riducendo di tre il numero di dimensioni.

Il numero totale di subscenari è pari a 35. Tale valore si calcola attraverso le combinazioni con ripetizione di $n=4$ elementi distinti presi $k=4$ alla volta, ovvero

ipotizzando che dei sette indici tre siano fissi ed uguali; pertanto, nel caso in studio si ha

$$C_{4,4} = \binom{4+4-1}{4} = \frac{7!}{4!3!} = 35$$

In altre parole, l'aver un parametro fisso da un punto di vista matematico si esprime riducendo di una unità l'insieme degli elementi da scegliere, quindi passando dai cinque di {1,2,3,4,5} ai quattro ottenuti scartando quello fisso ed abbassando di tre unità la lunghezza della sequenza, ovvero passando da 7 a 4. Anche in questo caso, come in quelli precedenti, tale scenario può essere destrutturato in subscenari contenti gli stessi elementi a meno di permutazioni.

Nel dettaglio lo scenario S4 si destruttura nei seguenti 5 subscenari ottenuti tenendo in considerazione la caratterizzazione

1. **4:** quattro indici uguali;
2. **3+1:** tre indici uguali ed uno diverso;
3. **2+2:** due indici assumono un valore ed altri due un altro;
4. **2+1+1:** due indici assumono un valore, uno un altro ed uno un altro ancora;
5. **1+1+1+1:** quattro indici diversi.

La tabella seguente riporta il numero di subscenari e stati. A differenza di S7, e come per S6-S5, non si calcoleranno le entropie e le energie.

Subscenario	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati
S4_1	4	4	$4 \times (4!/4!) = 4$
S4_2	3+1	12	$12 \times (4!/3!) = 48$
S4_3	2+2	6	$6 \times (4!/2!2!) = 36$
S4_4	2+1+1	12	$12 \times (4!/2!) = 144$
S4_5	1+1+1+1	1	$1 \times (4!) = 24$

Effettuando la somma degli stati si trova che essa risulta pari a 256, che coincide con il valore teorico atteso ovvero 4^4 pari proprio al numero di combinazioni di 4 elementi presi 4 alla volta (essendo stati fissati tre indici che assumo lo stesso valore). La tabella precedente possiede però un maggiore potere espressivo visto che suddivide in sottoscenari lo scenario S4 destrutturando l'informazione.

5.4.5 Scenario S3

Lo studio dello scenario S3 si ottiene da S7 riducendo di quattro il numero di dimensioni.

Il numero totale di sottoscenari è pari a 20. Tale valore si calcola attraverso le combinazioni con ripetizione di $n=4$ elementi distinti presi $k=3$ alla volta, ovvero ipotizzando che dei sette indici quattro siano fissi ed uguali; pertanto, nel caso in studio si ha

$$C_{4,3} = \binom{4+3-1}{3} = \frac{6!}{3!3!} = 20$$

In altre parole, l'aver un parametro fisso da un punto di vista matematico si esprime riducendo di una unità l'insieme degli elementi da scegliere, quindi passando dai cinque di $\{1,2,3,4,5\}$ ai quattro ottenuti scartando quello fisso ed abbassando di quattro unità la lunghezza della sequenza, ovvero passando da 7 a 3. Anche in questo caso, come in quelli precedenti, tale scenario può essere destrutturato in sottoscenari contenti gli stessi elementi a meno di permutazioni.

Nel dettaglio lo scenario S3 si destruttura nei seguenti 3 sottoscenari ottenuti tenendo in considerazione la caratterizzazione

1. **3**: tre indici uguali;
2. **2+1**: due indici uguali ed uno diverso;
3. **1+1+1**: tre indici diversi.

La tabella seguente riporta il numero di subscenari e stati. A differenza di S7, e come per S6-S4, non si calcoleranno le entropie e le energie.

Subscenario	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati
S3_1	3	4	$4 \times (3!/3!) = 4$
S3_2	2+1	12	$12 \times (3!/2!) = 36$
S3_3	1+1+1	4	$4 \times (3!) = 24$

Effettuando la somma degli stati si trova che essa risulta pari a 64, che coincide con il valore teorico atteso ovvero 4^3 pari proprio al numero di combinazioni di 4 elementi presi 3 alla volta (essendo stati fissati quattro indici che assumo lo stesso valore). La tabella precedente possiede però un maggiore potere espressivo visto che suddivide in sottoscenari lo scenario S3 destrutturando l'informazione.

5.4.6 Scenario S2

Lo studio dello scenario S2 si ottiene da S7 riducendo di cinque il numero di dimensioni.

Il numero totale di subscenari è pari a 10. Tale valore si calcola attraverso le combinazioni con ripetizione di $n=4$ elementi distinti presi $k=2$ alla volta, ovvero ipotizzando che dei sette indici cinque siano fissi ed uguali; pertanto, nel caso in studio si ha

$$C_{4,2} = \binom{4+2-1}{2} = \frac{5!}{2!3!} = 10$$

Lo scenario S2 si destruttura nei seguenti 2 subscenari ottenuti tenendo in considerazione la caratterizzazione

1. **2:** due indici uguali;
2. **1+1:** due indici diversi.

Qui di seguito si riportano le possibilità

Subscenario	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati
S2_1	2	4	$4 \times (2!/2!) = 4$
S2_2	1+1	6	$6 \times (2!) = 12$

Effettuando la somma degli stati si trova che essa risulta pari a 16, che coincide con il valore teorico atteso ovvero 4^2 pari proprio al numero di combinazioni di 4 elementi presi 2 alla volta (essendo stati fissati cinque indici che assumo lo stesso valore). La tabella precedente possiede però un maggiore potere espressivo visto che suddivide in sottoscenari lo scenario S2 destrutturando l'informazione.

5.4.7 Scenario S1

Lo studio dello scenario S1 si ottiene da S7 riducendo di sei dimensioni. Esso ha un unico subscenario dato dalla variabilità di un singolo elemento scelto fra quattro. Pertanto sarà quattro anche il numero di stati previsti pari a 4^1 .

5.4.8 Scenario S0

Lo scenario con nessun elemento variabile o equivalentemente con sette elementi fissi coincide con il suo unico subscenario e con il suo unico elemento costituito da una sequenza con sette indici uguali. L'unico stato possibile è ovviamente previsto anche teoricamente visto che è dato da 4^0 .

5.4.9 Note conclusive sulla Sezione

Quale nota conclusiva va detto che per gli scenari S6-S0 abbiamo considerato gli indici fissi non solo uguali, ma anche considerati come un blocco monolitico,

ovvero essi non possono mescolarsi con gli altri indici della sequenza altrimenti il numero di stati aumenterebbe significativamente.

Quanto analizzato in S6-S0 mostra non solo, come del resto è ovvio, che al crescere del numero di indici che vengono considerati fissi decresce il numero di possibilità che avremo per riportare all'equilibrio il sistema, ma abbiamo trovato anche le diverse possibilità che abbiamo per farlo, ovvero abbiamo determinato i diversi subscenari.

Per parlare di equilibrio di un sistema purtroppo la presente rappresentazione o classificazione in famiglie di scenari non è sufficiente, così come non è sufficiente per determinare trend ed effettuare analisi previsionali. Per tali motivi nella sezione che segue adotteremo una rappresentazione più avanzata ed idonea al raggiungimento degli obiettivi indicati.

5.5. Scenari e Stati: Rappresentazione e Classificazione per Dinamica Evolutiva

In questa sezione, invece di adottare una classificazione statistica degli scenari in subscenari si adotterà una tecnica di analisi più evoluta che realizza una clusterizzazione più idonea allo studio delle dinamiche evolutive di un sistema rappresentato dai sette indici introdotti.

I quasi ottantamila (precisamente i 78125) casi vengono raccolti in 12 classi di scenari fondamentali, così definite:

1. SEF – Scenari di Equilibrio Fondamentali;
2. SEsF – Scenari Esplosivi Fondamentali;
3. SIF – Scenari Implosivi Fondamentali;
4. SAF – Scenari di Alterazioni Fondamentali;
5. SSBF – Scenari di Squilibri Bipolari Fondamentali;
6. SSMF – Scenari di Squilibri Multifasici Fondamentali;
7. SDEsM – Scenari di Dominanza Esplosivi Multipesati;

- 8. SDIM – Scenari di Dominanza Implosivi Multipesati;
- 9. SDBEM – Scenari di Dominanza a Bassa Energia Multipesati;
- 10. SDMEMTE – Scenari di Dominanza a Media Energia Multipesati con Trend;
- 11. SDAEM – Scenari di Dominanza ad Alta Energia Multipesati;
- 12. SAE – Scenari ad Alta Entropia.

5.5.1 SEF – Scenari di Equilibrio Fondamentali

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di equilibrio che sono considerati fondamentali, espressi in termini dei CSF.

SEF – Scenari di Equilibrio Fondamentali								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
1	Equilibrio a media energia	3	3	3	3	3	3	3
2	Equilibrio a bassa energia	2	2	2	2	2	2	2
3	Equilibrio a bassissima energia	1	1	1	1	1	1	1
4	Equilibrio ad alta energia	4	4	4	4	4	4	4
5	Equilibrio ad altissima energia	5	5	5	5	5	5	5

Il caso N=1 rappresenta una situazione di equilibrio neutro tra le situazioni ottimali (ovvero quelle di equilibrio); esso è lo scenario di equilibrio a media energia, ovvero uno scenario descritto da indici caratteristici che pur avendo una propria dinamica non producono alterazioni significative. In tale sottoscenario E=21 e S=0

Il caso N=2 è un equilibrio a bassa energia; cio' vuol dire che il sistema ha una dinamica lenta. In tale sottoscenario E=14 e S=0

Il caso N=3 corrisponde al caso di scenario congelato; in altre parole in tal caso il sistema ha una dinamica pressoché nulla. Esso è sostanzialmente diverso dal caso N=1 dove pur essendoci dinamica lo scenario è all'equilibrio; in questo caso, invece, esiste una dinamica estremamente lenta, proprio come se lo

scenario fosse congelato. Pertanto, qualora ci fossero alterazioni esse saranno molto lente o di tipo transiente. In tale sottoscenario $E=7$ e $S=0$

Il caso $N=4$ corrisponde ad uno scenario significativamente energetico e che pertanto può diventare instabile, poiché piccole fluttuazioni possono indurre alterazioni o squilibri. In tale sottoscenario $E=28$ e $S=0$

Il caso $N=5$ corrisponde ad uno scenario all'equilibrio, ma ad altissima energia; pertanto, piccole oscillazioni se non bilanciate rapidamente possono portare al caos. In tale sottoscenario $E=35$ e $S=0$

I cinque sottoscenari SEF hanno la caratteristica di avere $E \in [7,35]$ ed $S=0$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area I (colore blu), II (colore celeste), III (colore verde).

Nel modello di DSS (Decision Support System), proprio come nella teoria del caos e della complessità, i SEF rappresentano cinque attrattori fondamentali. Il massimo attrattore di equilibrio è il SEF_5, mentre il minimo è il SEF_3. Ai cinque potremmo aggiungere anche gli estremi inferiore e superiore rispettivamente. L'inferiore rappresenterebbe l'inizio dello spazio di ibernazione, il superiore quello di caos. In tal caso avremmo sette attrattori e si potrebbe creare anche un match tra il modello proposto e la teoria delle catastrofi di René Thom [28]. L'engine che stiamo considerando in tale studio è in stretta relazione con la teoria delle catastrofi; ciò poiché il motore computazionale qui considerato per il supporto alle decisioni, proprio grazie alla teoria delle morfogenesi di René Thom, affronta e determina soluzioni in scenari di alta complessità. Nel linguaggio matematico, una catastrofe è un punto critico (o stazionario, o singolare) degenere (o non regolare) di una superficie liscia (ovunque derivabile) definita in uno spazio euclideo di dimensione n , in quanto a tali punti corrispondono biforcazioni radicali nel comportamento del sistema. Pertanto, quelli che noi chiamiamo attrattori fondamentali, sono proprio le strutture conservative che il decisore deve conoscere e tenere in conto, poiché il sistema spontaneamente tenderebbe a tali situazioni per raggiungere soluzioni sistemiche di equilibrio.

5.5.2 SEsF – Scenari Esplosivi Fondamentali

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari esplosivi fondamentali, espressi in termini dei CSF.

I sette SEsF sono scenari fortemente instabili per almeno una delle componenti sistemiche (corrispondente all'indice caratteristico esplosivo con valore 5).

I sette sottoscenari SEsF hanno la caratteristica di avere $E \in [23,29]$ ed $S \in [1,7]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area II (colore celeste), III (colore verde), V (colore binaco), VI (colore rosa).

SEsF – Scenari Esplosivi Fondamentali								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
6	Esplosione Demografica	5	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆
7	Esplosione Ambientale	a ₁	5	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆
8	Esplosione Economica	a ₁	a ₂	5	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆
9	Esplosione Organizzativa	a ₁	a ₂	a ₃	5	a ₄	a ₅	a ₆
10	Esplosione del Sistema Politico	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	5	a ₅	a ₆
11	Esplosione Psicologica	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	5	a ₆
12	Esplosione Etica	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆	5

con a_i intero e tale che $2 \leq a_i \leq 4$.

5.5.3 SIF – Scenari Implosivi Fondamentali

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari implosivi fondamentali, espressi in termini dei CSF.

SIF – Scenari Implosivi Fondamentali								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
13	Implosione Demografica	1	b ₁	b ₂	b ₃	b ₄	b ₅	b ₆
14	Implosione Ambientale	b ₁	1	b ₂	b ₃	b ₄	b ₅	b ₆
15	Implosione Economica	b ₁	b ₂	1	b ₃	b ₄	b ₅	b ₆
16	Implosione Organizzativa	b ₁	b ₂	b ₃	1	b ₄	b ₅	b ₆
17	Implosione del Sistema Politico	b ₁	b ₂	b ₃	b ₄	1	b ₅	b ₆
18	Implosione Psicologica	b ₁	b ₂	b ₃	b ₄	b ₅	1	b ₆
19	Implosione Etica	b ₁	b ₂	b ₃	b ₄	b ₅	b ₆	1

con b_i intero e tale che $2 \leq b_i \leq 4$.

I sette SIF sono scenari dominati dalle componenti sistemiche b_i , anche se è in corso una implosione di almeno un indice caratteristico (corrispondente all'indice caratteristico implosivo con valore 1).

I sette sottoscenari SIF hanno la caratteristica di avere $E \in [13,25]$ ed $S \in [1,7]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area I (colore blu), II (colore celeste), IV (colore lilla), V (Colore bianco).

5.5.4 SAF – Scenari di Alterazioni Fondamentali

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di alterazione considerati fondamentali, espressi in termini dei CSF.

SAF – Scenari di Alterazioni Fondamentali								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
20	Alterazione Bifasico a Basso Impatto (AS_BI)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
21	Alterazione Bifasico ad Alto Impatto (AS_AI)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
22	Alterazione Bifasico a Basso Impatto (AB_BI)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
23	Alterazione Bifasico ad Alto Impatto (AB_AI)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
24	Alterazione Trifasico ad Impatto Compensato (AB_IC)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
25	Alterazione Bifasico a Basso Impatto (AM_BI)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
26	Alterazione Bifasico ad Alto Impatto (AM_AI)	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇

con i coefficienti c_i definiti come segue caso per caso.

Il Caso N.20 è così caratterizzato:

$$\exists i \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: c_i \neq 3, c_i = 2, c_j = 3 \text{ con } j \neq i$$

Il Caso N.21 è così caratterizzato:

$$\exists i \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: c_i \neq 3, c_i = 4, c_j = 3 \text{ con } j \neq i$$

Il Caso N.22 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: c_i \neq 3, c_i = 2, c_k \neq 3, c_k = 2, c_j = 3 \text{ con } j \neq i, k$$

Il Caso N.23 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: c_i \neq 3, c_i = 4, c_k \neq 3, c_k = 4, c_j = 3 \text{ con } j \neq i, k$$

Il Caso N.24 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: c_i \neq 3, c_i = 2, c_k \neq 3, c_k = 4, c_j = 3 \text{ con } j \neq i, k$$

Il Caso N.25 è così caratterizzato:

$$\exists \text{ tre indici } i, k, r \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: c_i = c_k = c_r \neq 3, c_i = c_k = c_r = 2, c_j = 3 \text{ con } j \neq i, k, r$$

Il Caso N.26 è così caratterizzato:

$$\exists \text{ tre indici } i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: c_i = c_k = c_r \neq 3, c_i = c_k = c_r = 4, c_j = 3 \text{ con } j \neq i, k, r$$

Gli Scenari SAF sono scenari dominati dal valore 3; essi indicano situazioni di primo non equilibrio, ovvero alterazioni che normalmente indicano l'abbandono di un livello di equilibrio. Sono situazioni in cui è auspicabile l'intervento dell'organo di governo per riportare il sistema alla normalità. In tali situazioni, infatti, il caso di successo dell'azione di riequilibrio sarà breve o moderatamente breve ed efficace.

I sette sottoscenari SAF hanno la caratteristica di avere $E \in [18, 24]$ ed $S \in [1, 3]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono tutti nell'area II (colore celeste). Nello specifico si ha la situazione rappresentata nella seguente tabella.

Subscenario	Caratterizzazione	N.Subscenari	N.Stati	E	S
20	6+1	1	$7!/6!=7$	20	1
21	6+1	1	$7!/6!=7$	22	1
22	5+2	1	$7!/5!2!=21$	19	2
23	5+2	1	$7!/5!2!=21$	23	2
24	5+1+1	1	$7!/5!=42$	21	2
25	4+3	1	$7!/4!3!=35$	18	3
26	4+3	1	$7!/4!3!=35$	24	3

I nomi dei subscenari SAF mettono in evidenza la presenza di una ulteriore variabilità indicata dal termine Fase (bifasico, trifasico, etc); tale variabile esprime il numero di valori diversi che gli indici possono assumere; pertanto bifasico significherà che tutti gli indici assumo due valori possibili, trifasico tre valori, ecc.

5.5.5 SSBF – Scenari di Squilibri Bipolari Fondamentali

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di squilibrio bipolari considerati fondamentali, espressi in termini dei CSF.

SSBF – Scenari di Squilibri Bipolari Fondamentali								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
27	Squilibrio bipolare di massimo spread a dominanza esplosiva	d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇
28	Squilibrio bipolare di massimo spread a dominanza implosiva	d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇
29	Squilibrio bipolare di massimo spread vario	d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇

con i coefficienti d_i definiti come segue caso per caso.

Il Caso N.27 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: d_i = 1, d_k = 5, 2 \leq d_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k \text{ e } \sum_{j=1}^5 d_j > 15$$

con E ∈ [22,26] ed S ∈ [4,8]

Il Caso N.28 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: d_i = 1, d_k = 5, 2 \leq d_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k \text{ e } \sum_{j=1}^5 d_j < 15$$

con E ∈ [16,20] ed S ∈ [4,8]

Il Caso N.29 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1,2,3,4,5,6,7\}: d_i = 1, d_k = 5, 2 \leq d_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k \text{ e } \sum_{j=1}^5 d_j = 15$$

con E=21 ed S=4,6,8

E' facile verificare che nel caso di subscenari di SSBF si ha E ∈ [16,26] ed S ∈ [4,8], da cui è possibile verificare che essi ricadono tutti nell'area V (colore bianco).

5.5.6 SSMF – Scenari di Squilibri Multifasici Fondamentali

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di squilibrio multifasici considerati fondamentali, espressi in termini dei CSF.

SSMF – Scenari di Squilibri Multifasici Fondamentali								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
30	Squilibrio multifasici a dominanza esplosiva	d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇
31	Squilibrio multifasici a dominanza implosiva	d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇
32	Squilibrio multifasici equilibrato	d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇

con i coefficienti d_i definiti come segue caso per caso.

Il Caso N.30 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: d_i = 1, d_k = 2, d_r = 3, d_s = 4, d_t = 5, e \sum_{j=1}^2 d_j > 6$$

con E ∈ [22, 25] ed S ∈ [7, 9]

Il Caso N.31 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: d_i = 1, d_k = 2, d_r = 3, d_s = 4, d_t = 5, e \sum_{j=1}^2 d_j < 6$$

con E ∈ [17, 20] ed S ∈ [7, 9]

Il Caso N.32 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: d_i = 1, d_k = 2, d_r = 3, d_s = 4, d_t = 5, e \sum_{j=1}^2 d_j = 6$$

con E=21 ed S ∈ [6, 10].

Unendo i tre subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SSMF si ha E ∈ [17, 25] ed S ∈ [6, 10], da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area V (colore bianco), VIII (colore arancione).

5.5.7 SDEsM – Scenari di Dominanza Esplosivi Multipesati

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di dominanza esplosivi multipesati, espressi in termini dei CSF.

SDEsM – Scenari di Dominanza Esplosivi Multipesati								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
33	Esplosione bipesato	e ₁	e ₂	e ₃	e ₄	e ₅	e ₆	e ₇
34	Esplosione tripesato	e ₁	e ₂	e ₃	e ₄	e ₅	e ₆	e ₇
35	Esplosione quadripesato	e ₁	e ₂	e ₃	e ₄	e ₅	e ₆	e ₇
36	Esplosione pentapesato	e ₁	e ₂	e ₃	e ₄	e ₅	e ₆	e ₇
37	Esplosione esapesato	e ₁	e ₂	e ₃	e ₄	e ₅	e ₆	e ₇

con i coefficienti e_i definiti come segue caso per caso.

Il Caso N.33 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: e_i = e_k = 5, \quad 2 \leq e_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k$$

con E ∈ [20, 30] ed S ∈ [2, 8].

Il Caso N.34 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: e_i = e_k = e_r = 5, \quad 2 \leq e_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con E ∈ [27, 31] ed S ∈ [3, 9].

Il Caso N.35 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: e_i = e_k = e_r = e_s = 5, \quad 2 \leq e_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con E ∈ [26, 32] ed S ∈ [3, 9].

Il Caso N.36 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: e_i = e_k = e_r = e_s = e_t = 5, \quad 2 \leq e_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t$$

con $E \in [29,33]$ ed $S \in [2,6]$.

Il Caso N.37 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t, u \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: e_i = e_k = e_r = e_s = e_t = e_u = 5, \quad 2 \leq e_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t, u$$

con $E \in [32,34]$ ed $S \in [1,3]$.

Unendo i cinque subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SDEsM si ha $E \in [20,34]$ ed $S \in [1,9]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area II (colore celeste), III (colore verde), V (colore bianco), VI (colore rosa), VIII (colore arancione).

5.5.8 SDIM – Scenari di Dominanza Implosivi Multipesati

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di dominanza implosivi multipesati, espressi in termini dei CSF.

SDIM – Scenari di Dominanza Implosivi Multipesato								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
38	Implosione bipesato	g ₁	g ₂	g ₃	g ₄	g ₅	g ₆	g ₇
39	Implosione tripesato	g ₁	g ₂	g ₃	g ₄	g ₅	g ₆	g ₇
40	Implosione quadripesato	g ₁	g ₂	g ₃	g ₄	g ₅	g ₆	g ₇
41	Implosione pentapesato	g ₁	g ₂	g ₃	g ₄	g ₅	g ₆	g ₇
42	Implosione esapesato	g ₁	g ₂	g ₃	g ₄	g ₅	g ₆	g ₇

con i coefficienti g_i definiti come segue caso per caso.

Il Caso N.38 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: g_i = g_k = 1, \quad 2 \leq g_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k$$

con $E \in [12,22]$ ed $S \in [2,8]$.

Il Caso N.39 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: g_i = g_k = g_r = 1, 2 \leq g_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con $E \in [11, 17]$ ed $S \in [3, 9]$.

Il Caso N.40 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: g_i = g_k = g_r = g_s = 1, 2 \leq g_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con $E \in [10, 16]$ ed $S \in [3, 9]$.

Il Caso N.41 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: g_i = g_k = g_r = g_s = g_t = 1, 2 \leq g_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t$$

con $E \in [9, 13]$ ed $S \in [2, 6]$.

Il Caso N.42 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t, u \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: g_i = g_k = g_r = g_s = g_t = g_u = 1, 2 \leq g_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t, u$$

con $E \in [8, 10]$ ed $S \in [1, 3]$.

Unendo i cinque subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SDIM si ha $E \in [8, 22]$ ed $S \in [1, 9]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area I (colore blu), II (colore celeste), IV (colore lilla), V (colore bianco), VIII (colore arancione).

5.5.9 SDBEM – Scenari di Dominanza a Bassa Energia Multipesati

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di dominanza a bassa energia multipesati, espressi in termini dei CSF.

SDBEM – Scenari di Dominanza a Bassa Energia Multipesati								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
43	Dominanza a Bassa Energia tripesato	h ₁	h ₂	h ₃	h ₄	h ₅	h ₆	h ₇
44	Dominanza a Bassa Energia quadripesato	h ₁	h ₂	h ₃	h ₄	h ₅	h ₆	h ₇
45	Dominanza a Bassa Energia pentapesato	h ₁	h ₂	h ₃	h ₄	h ₅	h ₆	h ₇
46	Dominanza a Bassa Energia esapesato	h ₁	h ₂	h ₃	h ₄	h ₅	h ₆	h ₇

con i coefficienti h_i definiti come segue caso per caso. Si noti che non si considera il caso bimodale poiché il sistema sarebbe dominato da un altro livello energetico (ovvero medio o medio alto).

Il Caso N.43 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: h_i = h_k = h_r = 2, \quad 3 \leq h_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con $E \in [18, 22]$ ed $S \in [3, 6]$.

Il Caso N.44 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: h_i = h_k = h_r = h_s = 2, \quad 3 \leq h_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con $E \in [17, 20]$ ed $S \in [3, 6]$.

Il Caso N.45 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: h_i = h_k = h_r = h_s = h_t = 2, \quad 3 \leq h_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t$$

con $E \in [16, 18]$ ed $S \in [2, 4]$.

Il Caso N.46 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t, u \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: h_i = h_k = h_r = h_s = h_t = h_u = 2, \quad 3 \leq h_j \leq 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t, u$$

con $E \in [15, 16]$ ed $S \in [1, 2]$.

Unendo i quattro subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SDBEM si ha $E \in [15,22]$ ed $S \in [1,6]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area I (colore blu), II (colore celeste), IV (colore lilla), V (colore bianco), VIII (colore arancione).

5.5.10 SDMEMTE – Scenari di Dominanza a Media Energia Multipesati con Trend

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di dominanza a media energia multi pesati con trend, espressi in termini dei CSF.

SDMEMTE – Scenari di Dominanza a Media Energia Multipesato con Trend								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
47	Dominanza a Media Energia tripesato trend up	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
48	Dominanza a Media Energia quadripesato trend up 1	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
49	Dominanza a Media Energia quadripesato trend up 2	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
50	Dominanza a Media Energia pentapesato trend up	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
51	Dominanza a Media Energia esapesato trend up	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
52	Dominanza a Media Energia tripesato trend down	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
53	Dominanza a Media Energia quadripesato trend down 1	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
54	Dominanza a Media Energia quadripesato trend down 2	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
55	Dominanza a Media Energia pentapesato trend down	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
56	Dominanza a Media Energia esapesato trend down	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
57	Dominanza a Media Energia tripesato equi-trend	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇
58	Dominanza a Media Energia pentapesato equi-trend	l ₁	l ₂	l ₃	l ₄	l ₅	l ₆	l ₇

con i coefficienti l_i definiti come segue caso per caso. Si noti che non si considera il caso bimodale poiché il sistema sarebbe dominato da un altro livello energetico (ovvero medio basso o medio alto).

Il Caso N.47 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = 3, l_{j_1} = l_{j_2} = l_{j_3} = 4, l_s = 2 \text{ con } j_1, j_2, j_3, s \neq i, k, r$$

con $E=23$ ed $S=4$.

Il Caso N.48 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = 3, l_j = 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con $E=24$ ed $S=3$.

Il Caso N.49 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = 3, l_j = 2, l_{t_1} = l_{t_2} = 4 \text{ con } j, t_1, t_2 \neq i, k, r, s$$

con $E=22$ ed $S=3$.

Il Caso N.50 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = l_t = 3, l_j = 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t$$

con $E=23$ ed $S=2$.

Il Caso N.51 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t, u \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = l_t = l_u = 3, l_j = 4 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t, u$$

con $E=22$ ed $S=1$.

Il Caso N.52 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = 3, l_{j_1} = l_{j_2} = l_{j_3} = 2, l_s = 4 \text{ con } j_1, j_2, j_3, s \neq i, k, r$$

con $E=19$ ed $S=4$.

Il Caso N.53 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = 3, l_j = 2 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con E=18 ed S=3.

Il Caso N.54 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = 3, l_j = 4, l_{t_1} = l_{t_2} = 2 \text{ con } j, t_1, t_2 \neq i, k, r, s$$

con E=20 ed S=3.

Il Caso N.55 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = l_t = 3, l_j = 2 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t$$

con E=19 ed S=2.

Il Caso N.56 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t, u \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = l_t = l_u = 3, l_j = 2 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t, u$$

con E=20 ed S=1.

Il Caso N.57 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = 3, l_{j_1} = l_{j_2} = 2, l_{s_1} = l_{s_2} = 4 \text{ con } j_1, j_2, s_1, s_2 \neq i, k, r$$

con E=21 ed S=4.

Il Caso N.58 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: l_i = l_k = l_r = l_s = l_t = 3, l_{j_1} = 2, l_{j_2} = 4 \text{ con } j_1, j_2 \neq i, k, r, s, t$$

con E=21 ed S=2.

Unendo i dodici subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SDMEMTE si ha $E \in [18, 24]$ ed $S \in [1, 4]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area II (colore celeste), V (colore bianco).

5.5.11 SDAEM – Scenari di Dominanza ad Alta Energia Multipesati

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari di dominanza ad alta energia multipesati, espressi in termini dei CSF.

SDAEM – Scenari di Dominanza ad Alta Energia Multipesati								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
59	Dominanza ad Alta Energia tripesato	m ₁	m ₂	m ₃	m ₄	m ₅	m ₆	m ₇
60	Dominanza ad Alta Energia quadripesato	m ₁	m ₂	m ₃	m ₄	m ₅	m ₆	m ₇
61	Dominanza ad Alta Energia pentapesato	m ₁	m ₂	m ₃	m ₄	m ₅	m ₆	m ₇
62	Dominanza ad Alta Energia esapesato	m ₁	m ₂	m ₃	m ₄	m ₅	m ₆	m ₇

con i coefficienti m_i definiti come segue caso per caso. Si noti che non si considera il caso bimodale poiché il sistema sarebbe dominato da un altro livello energetico (ovvero medio o medio alto).

Il Caso N.59 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = 4, \quad 2 \leq m_j \leq 3 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con E ∈ [20, 24] ed S ∈ [3, 6].

Il Caso N.60 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = m_s = 4, \quad 2 \leq m_j \leq 3 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con E ∈ [22, 25] ed S ∈ [3, 6].

Il Caso N.61 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s, t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = m_s = m_t = 4, \quad 2 \leq m_j \leq 3 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t$$

con E ∈ [24, 26] ed S ∈ [2, 4].

Il Caso N.62 è così caratterizzato:

$\exists i, k, r, s, t, u \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = m_s = m_t = m_u = 4, 2 \leq m_j \leq 3 \text{ con } j \neq i, k, r, s, t, u$

con $E \in [26, 27]$ ed $S \in [1, 2]$.

Unendo i quattro subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SDAEM si ha $E \in [20, 27]$ ed $S \in [1, 6]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area II (colore celeste), III (colore verde), V (colore bianco), VI (colore rosa).

5.5.12 SAE – Scenari ad Alta Entropia

Qui di seguito si riporta la classificazione degli scenari ad alta entropia, espressi in termini dei CSF.

SAE – Scenari ad Alta Entropia								
N	Tipologia Scenario	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
63	Quadripesato Bifasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
64	Quadripesato Trifasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
65	Quadripesato Quadrifasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
66	Bi-Tripesato Trifasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
67	Tripesato Quadrifasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
68	Tripesato Pentafasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
69	Tri-Bipesato Quadrifasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇
70	Bi-Bipesato Pentafasico	n ₁	n ₂	n ₃	n ₄	n ₅	n ₆	n ₇

con i coefficienti n_i definiti come segue caso per caso.

Il Caso N.63 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = m_s = 1, 2, 5, 4, m_j = 5, 4, 2, 1 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con E ∈ [16, 26] ed S ∈ [9, 12].

Il Caso N.64 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = m_s = 1, 5, m_{j_1} = m_{j_2} = 5, 4, 1, 2, m_l = 1, 2, 3, 4, 5 \text{ con } j, l \neq i, k, r, s$$

con E ∈ [16, 26] ed S ∈ [9, 11].

Il Caso N.65 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r, s \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = m_s = 1, 5, m_{j_1} = 3, 1, m_{j_2} = 4, 2, m_{j_3} = 5, 3 \text{ con } j \neq i, k, r, s$$

con E ∈ [16, 26] ed S=9.

Il Caso N.66 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = 1, 4, 5 - 2, 5 \quad m_j = 1, 2, 3, 4, 5 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con $E \in [17, 25]$ ed $S \in [9, 12]$.

Il Caso N.67 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = 1, 4, 5, \quad m_j = 5, 4, 3, 2, 1 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con $E \in [18, 24]$ ed $S \in [9, 11]$.

Il Caso N.68 è così caratterizzato:

$$\exists i, k, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = m_r = 1, 5, \quad m_j = 5, 4, 3, 2, 1 \text{ con } j \neq i, k, r$$

con $E \in [17, 25]$ ed $S=9$.

Il Caso N.69 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = 1, 2, 3, 4, 5, \quad m_j = 5, 4, 3, 2, 1 \text{ con } j \neq i, k$$

con $E \in [19, 23]$ ed $S \in [9, 10]$.

Il Caso N.70 è così caratterizzato:

$$\exists i, k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}: m_i = m_k = 1, 2, 5, \quad m_j = 4, 3, 2, 1 \text{ con } j \neq i, k$$

con $E \in [21, 22]$ ed $S \in [9, 10]$.

Unendo gli otto subscenari precedenti è facile verificare che nel caso di scenari SAE si ha $E \in [16, 26]$ ed $S \in [9, 12]$, da cui è possibile verificare che essi ricadono nell'area VIII (colore arancione).

5.5.13 Considerazioni sulla Dinamica Evolutiva

La tabella seguente sintetizza quanto ottenuto. La figura 5.7 riporta il quadro di sovrapposizione dei diversi subscenari trattati in questa sezione, mentre le tabelle successive forniscono un sinottico dettagliato delle sovrapposizioni rispettivamente.

Scenario	Energia	Entropia
SEF	$E \in [7,35]$	$S=0$
SEsF	$E \in [23,29]$	$S \in [1,7]$
SIF	$E \in [13,25]$	$S \in [1,7]$
SAF	$E \in [18,24]$	$S \in [1,3]$
SSBF	$E \in [16,26]$	$S \in [4,8]$
SSMF	$E \in [17,25]$	$S \in [6,10]$
SDEsM	$E \in [20,34]$	$S \in [1,9]$
SDIM	$E \in [8,22]$	$S \in [1,9]$
SDBEM	$E \in [15,22]$	$S \in [1,6]$
SDMEMTE	$E \in [18,24]$	$S \in [1,4]$
SDAEM	$E \in [20,27]$	$S \in [1,6]$
SAE	$E \in [16,26]$	$S \in [9,12]$

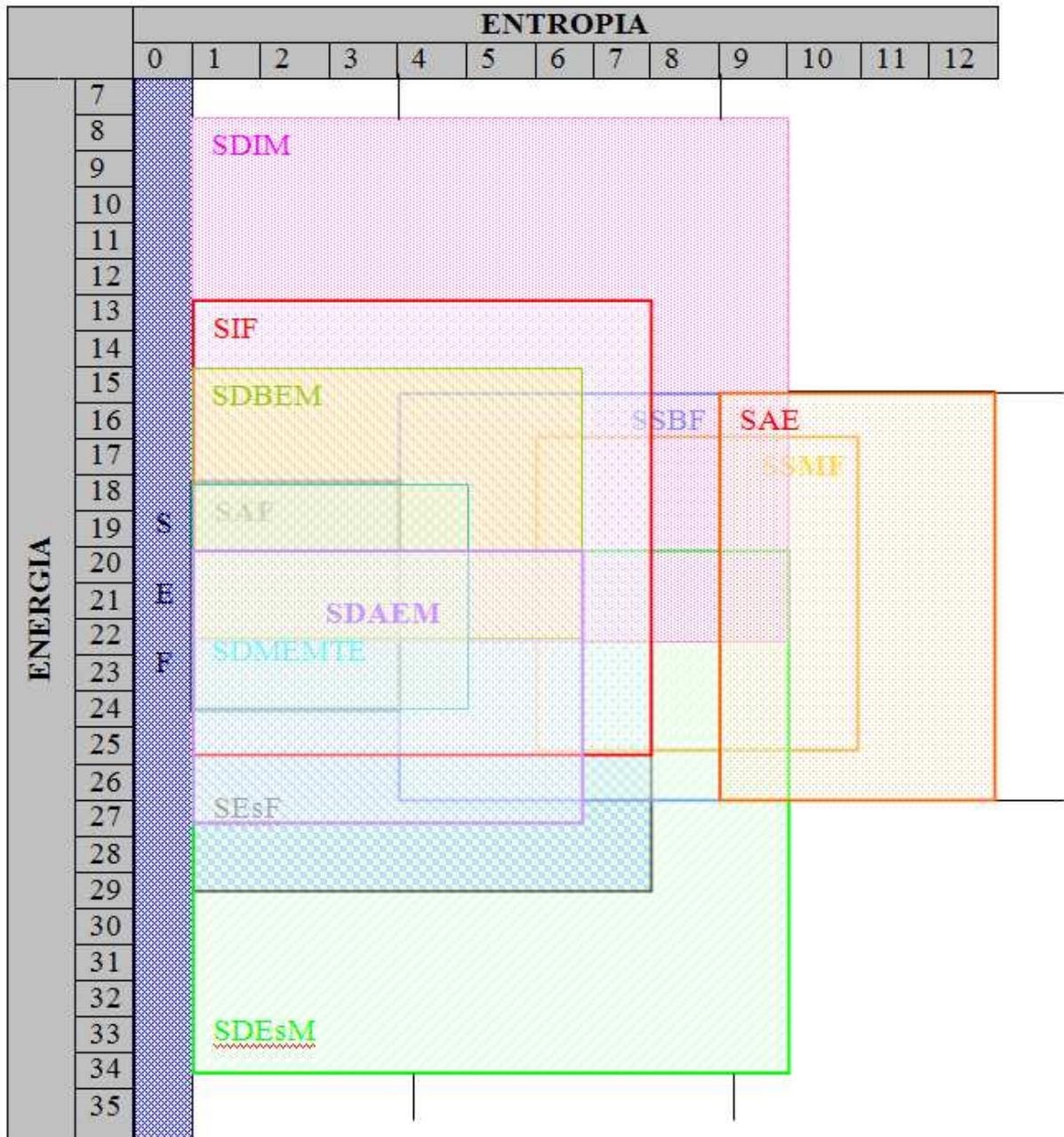


Figura 5.7: Quadro di sovrapposizione

Si noti che

$SAF \subset SIF$

$SDBEM \subset SDIM$

$SDBEM \subset SIF$

SDMEMTE_CSIF

SDMEMTE_CSAF

SDAEM_CSDE_sM

Tutti gli altri stati non sono classificati come fondamentali. Il termine fondamentale si riferisce, quindi, alla struttura formale della sequenza ovvero dello stato e non a quanto uno stato possa essere importante oppure no.

Tale classificazione è stata realizzata nell'ipotesi di informazione completa ovvero nessuno degli indici assume il valore nullo. Qualora cio' accada tutti gli scenari precedenti devono essere opportunamente riscaldati in analogia a quanto descritto passando dall'analisi di S7 fino ad S0. Per evitare allora di ripetere piu' volte lo stesso concetto l'approccio migliore è quello di effettuare una prima valutazione circa l'eventuale incompletezza dell'informazione e normalizzare i dati.

Qui di seguito riportiamo un quadro riassuntivo degli scenari. Tale sinottico riassume anche gli aspetti essenziali delle transizioni da uno scenario ad un altro in termini di energia ed entropia che useremo per la costruzione di strategie di Governance e gestionali.

In particolare, procedendo da sinistra verso destra aumenta l'entropia e quindi si passa da stati piu' ordinati a stati piu' disordinati. Procedendo dall'alto verso il basso si transisce da stati a bassa energia a stati a piu' alta energia.

Come anticipato il quadro complessivo risulta è il seguente:

Blu: stati a bassa energia dinamica ordinati;

Celeste: stati di media dinamica ordinati;

Verde: stati ad alta dinamica ordinati;

Lilla: stati a bassa dinamica mediamente ordinati;

Bianco: stati di media dinamica mediamente ordinati

Rosa: stati ad alta dinamica mediamente ordinati;

Giallo: stati a bassa dinamica altamente disordinati (caos freddo o caos a bassa energia);

Arancione: stati di media dinamica altamente disordinati;

Rosso: stati ad alta dinamica altamente disordinati (caos caldo o caos ad alta energia).

L'area blu quindi è un'area prossima ad un congelamento energetico-entropico, ovvero tratta sistemi dinamici prossimi alla stasi. Facendo un paragone con le stagioni è l'equivalente dell'Inverno. In questi casi sarà difficile, laborioso e time consuming per lo staff di Governance riportare il sistema in un'area di maggiore dinamica.

L'area Verde è invece relativa a stati altamente energetici ed ordinati. Rappresenta quindi un sistema in condizioni ottimali. Usando la metafora delle stagioni, la sua stagione equivalente è la Primavera.

L'area Rossa è relativa a stati altamente energetici e disordinati. Usando la metafora delle stagioni, la sua stagione equivalente è l'Estate. L'organo di Governance dovrà essere molto attento alle strategie poste in essere per portare il sistema ad una entropia inferiore, inoltre dovrà essere tempestivo, poiché il sistema avendo alta energia avrà una risposta molto rapida. Esso è già caotico, ovvero ci sono parametri off-scale, ovvero il sistema è fuori dalla statistica di controllo descritta in S7.

L'area Gialla è caratterizzata da una bassa energia ed un alto disordine; riequilibrare un sistema rappresentato da uno stato di tale area è un lavoro molto gravoso e che richiede tempo e risorse da impiegare visto che l'energia è bassa; anche in questo caso abbiamo a che fare con stati caotici off-scale. Nella metafora delle stagioni l'area gialla è l'Autunno

Usando la metafora delle stagioni, le altre aree sono equivalenti ai cambi di stagione e quindi hanno un comportamento ibrido a seconda della

interposizione tra le quattro aree suddette. Fa eccezione l'area bianca che rappresenta situazioni neutre.

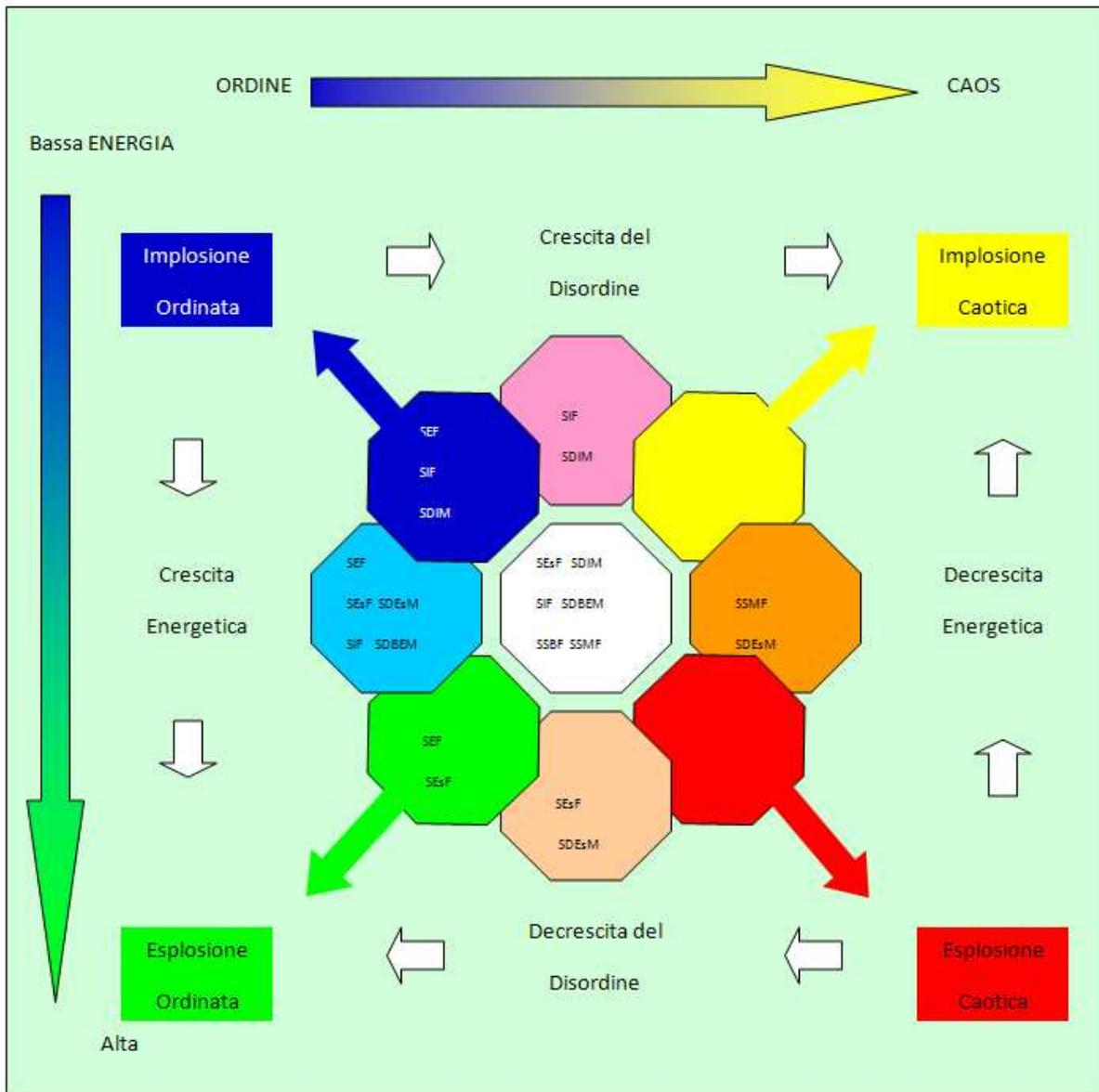


Figura 5.8: Quadro riepilogativo

5.6. Analisi Inferenziale e Probabilità associata agli Scenari

Gli scenari introdotti non sono equiprobabili, così come non sono equiprobabili le classi di scenari. Ciò rende complessa la trattazione degli eventi; pertanto, qui di seguito riportiamo una tabella riassuntiva sulla probabilità di ogni scenario

e sulla sua cardinalità. Tali risultati sono stati ottenuti attraverso l'analisi combinatoria.

Inoltre, come notato i diversi scenari della sezione precedente non sono disgiunti.

N. Caso	Casi Possibili su Casi Totali	Probabilità di Accadimento (%)	Cardinalità dello Spazio
SEF	$(5)/5^7$	0,0064	5
1	$1/5^7$	0,00128	1
2	$1/5^7$	0,00128	1
3	$1/5^7$	0,00128	1
4	$1/5^7$	0,00128	1
5	$1/5^7$	0,00128	1
SEsF	$(7 \times 3^6)/5^7$	6,53	5103
6	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
7	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
8	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
9	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
10	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
11	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
12	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
SIF	$(7 \times 3^6)/5^7$	6,53	5103
13	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
14	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
15	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
16	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
17	$3^6/5^7$	0,93312	3^6

18	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
19	$3^6/5^7$	0,93312	3^6
SAF	$168/5^7$	0,21504	168
20	$7/5^7$	0,00896	7
21	$7/5^7$	0,00896	7
22	$21/5^7$	0,02688	21
23	$21/5^7$	0,02688	21
24	$42/5^7$	0,05376	42
25	$35/5^7$	0,04480	35
26	$35/5^7$	0,04480	35
SSBF	$(7 \times 6 \times 3^5)/5^7$	13,06368	10206
27	$(7 \times 6 \times 94)/5^7$	5,053440	3948
28	$(7 \times 6 \times 94)/5^7$	5,053440	3948
29	$(7 \times 6 \times 55)/5^7$	2,956800	2310
SSMF	$29400/5^7$	21,50400	16800
30	$\{10 \times [7!/(2! \times 2!)]\}/5^7$	8,06400	6300
31	$\{10 \times [7!/(2! \times 2!)]\}/5^7$	8,06400	6300
32	$\{5 \times [7! / 3!]\}/5^7$	5,37600	4200
SDEsM	$9723/5^7$	12,44544	9723
33	$\{3 \times [7!/(2! \times 5!)] + 6 \times [7!/(2! \times 4!)] + 6 \times [7!/(2! \times 2! \times 3!)] + 3 \times [7!/(2! \times 3!)] + 3 \times [7!/(2! \times 2! \times 2!)]\}/5^7$	7,33824	5733
34	$\{3 \times [7!/(3! \times 4!)] + 6 \times [7!/(3! \times 3!)] + 3 \times [7!/(3! \times 2! \times 2!)] + 3 \times [7!/(3! \times 2!)]\}/5^7$	3,62880	2835
35	$\{3 \times [7!/(4! \times 3!)] + 6 \times [7!/(4! \times 2!)] + 7!/4!\}/5^7$	1,20960	945

36	$\{3 \times [7! / (5! \times 2!) + 7! / 5!]\} / 5^7$	0,24192	189
37	$(3 \times 7) / 5^7$	0,02688	21
SDIM	$9723 / 5^7$	12,44544	9723
38	$\{3 \times [7! / (2! \times 5!)] + 6 \times [7! / (2! \times 4!)] + 6 \times [7! / (2! \times 2! \times 3!)] + 3 \times [7! / (2! \times 3!)] + 3 \times [7! / (2! \times 2! \times 2!)]\} / 5^7$	7,33824	5733
39	$\{3 \times [7! / (3! \times 4!)] + 6 \times [7! / (3! \times 3!)] + 3 \times [7! / (3! \times 2! \times 2!)] + 3 \times [7! / (3! \times 2!)]\} / 5^7$	3,62880	2835
40	$\{3 \times [7! / (4! \times 3!)] + 6 \times [7! / (4! \times 2!)] + 7! / 4!\} / 5^7$	1,20960	945
41	$\{3 \times [7! / (5! \times 2!) + 7! / 5!]\} / 5^7$	0,24192	189
42	$(3 \times 7) / 5^7$	0,02688	21
SDBEM	$1330 / 5^7$	1,70240	1330
43	$\{2 \times [7! / (3! \times 4!)] + 2 \times [7! / (3! \times 3!)] + [7! / (3! \times 2!)]\} / 5^7$	0,98560	770
44	$\{2 \times [7! / (4! \times 2!)] + 2 \times [7! / (4! \times 2!)]\} / 5^7$	0,53760	420
45	$\{2 \times [7! / (5! \times 2!)] + 7! / 5!\} / 5^7$	0,16128	126
46	$(2 \times 7) / 5^7$	0,01792	14
SDMEMTE	$868 / 5^7$	1,11104	868
47	$[7! / (3! \times 3!)] / 5^7$	0,17920	140
48	$[7! / (4! \times 3!)] / 5^7$	0,04480	35
49	$[7! / (4! \times 2!)] / 5^7$	0,13440	105
50	$[7! / (5! \times 2!)] / 5^7$	0,02688	21
51	$7 / 5^7$	0,00896	7
52	$[7! / (3! \times 3!)] / 5^7$	0,17920	140

53	$[7!/(4! \times 3!)]/5^7$	0,04480	35
54	$[7!/(4! \times 2!)]/5^7$	0,13440	105
55	$[7!/(5! \times 2!)]/5^7$	0,02688	21
56	$7/5^7$	0,00896	7
57	$[7!/(3! \times 2! \times 2!)]/5^7$	0,26880	210
58	$(7!/5!)/5^7$	0,05376	42
SDAEM	$1330/5^7$	1,70240	1330
59	$\{2 \times [7!/(3! \times 4!)] + 2 \times [7!/(3! \times 3!)] + [7!/(3! \times 2!)]\}/5^7$	0,98560	770
60	$\{2 \times [7!/(4! \times 2!)] + 2 \times [7!/(4! \times 2!)]\}/5^7$	0,53760	420
61	$\{2 \times [7!/(5! \times 2!)] + 7!/5!\}/5^7$	0,16128	126
62	$(2 \times 7)/5^7$	0,01792	14
SAE	$1330/5^7$	23,38560	18270
63	$\{6 \times [7!/(4! \times 3!)]\}/5^7$	0,26880	210
64	$\{8 \times [7!/(4! \times 2!)]\}/5^7$	1,07520	840
65	$\{2 \times [7!/(4!)]\}/5^7$	0,53760	420
66	$\{9 \times [7!/(3! \times 3!)] + 6 \times [7!/(3! \times 2! \times 2!)]\}/5^7$	3,22560	2520
67	$\{12 \times [7!/(3! \times 2!)]\}/5^7$	6,45120	5040
68	$\{2 \times [7!/(3!)]\}/5^7$	2,15040	1680
69	$\{8 \times [7!/(2! \times 2! \times 2!)]\}/5^7$	6,45120	5040
70	$\{2 \times [7!/(2! \times 2!)]\}/5^7$	3,22560	2520

5.7. Decision Support System e Strategie Decisionali

Grazie all'analisi descritta nei precedenti paragrafi è possibile associare ad ogni stato, inteso come microstato caratterizzato dai 7 indici, un macrostato, ovvero uno stato caratterizzato dalla coppia di variabili di stato (S,E). Cio' fatto è possibile o fissare le variabili dell'iperdimensione fisica, ovvero latitudine, longitudine e localizzazione temporale, o si puo' aggregare i dati (gli stati) spazialmente, temporalmente o spaziotemporalmente attraverso la teoria dei momenti con la creazione di quattro indici: i) di un indice di posizione (come la media aritmetica, la mediana o la moda); ii) indice di dispersione (come il campo di variazione, la varianza, lo scarto quadratico medio); iii) indice di asimmetria; iv) indice di curtosi. Per meglio comprendere l'utilità dell'aggregazione si pensi a dover prendere una decisione che non riguarda uno specifico luogo corrispondente alle coordinate latitudine, longitudine e tempo, ma che riguarda una strada, un quartiere o un'intera città. Si comprende allora la necessità di un maggiore livello di sintesi.

Individuato il macro stato considerato, caratteristico dei luoghi fissati ad un dato tempo, lo scopo del Decision Support System (DSS) sarà quello di suggerire una Strategia Gestionale, ovvero una strategia operativa o di Governance, che indichi come condurre il macrostato considerato, ovvero lo stato del sistema per una particolare coppia (S,E) ad uno piu' vantaggioso. Si precisa, inoltre, che transizioni tra microstati all'interno di un macrostato non sono oggetto di questo modello. Esse, infatti, sarebbero trasformazioni equi-entropiche ed equi-energetiche, mentre l'obbiettivo del DSS è di suggerire strategie che minimizzino (o riducano) l'entropia e massimizzino (o aumentino) l'energia interna.

Il risultato viene raggiunto per step successivi funzionali all'obbiettivo finale. L'obbiettivo finale è la cattura dello stato corrente da parte di uno dei 5 attrattori fondamentali. Tale obbiettivo si puo' raggiungere utilizzando diversi algoritmi in corrispondenza di diverse strategie.

In altre parole, il sistema realizza la seguente Pila concettuale a tre livelli gerarchici:

- Individuazione dei CSF (Critical Success Factor)
- Scelta della Strategia Decisionale per il DSS
- Computazione di DSS

Successivamente i risultati del DSS, ovvero quelli in forma simbolica, verranno trasformati in strategie gestionali, ovvero codificati in linguaggio naturale accessibile a tutti e semplici da interpretare al fine di porre in essere le strategie di interesse. Per tali aspetti si rimanda alla sezione successiva, mentre qui di seguito analizzeremo i diversi algoritmi, ovvero le diverse strategie decisionali, previste all'interno del DSS.

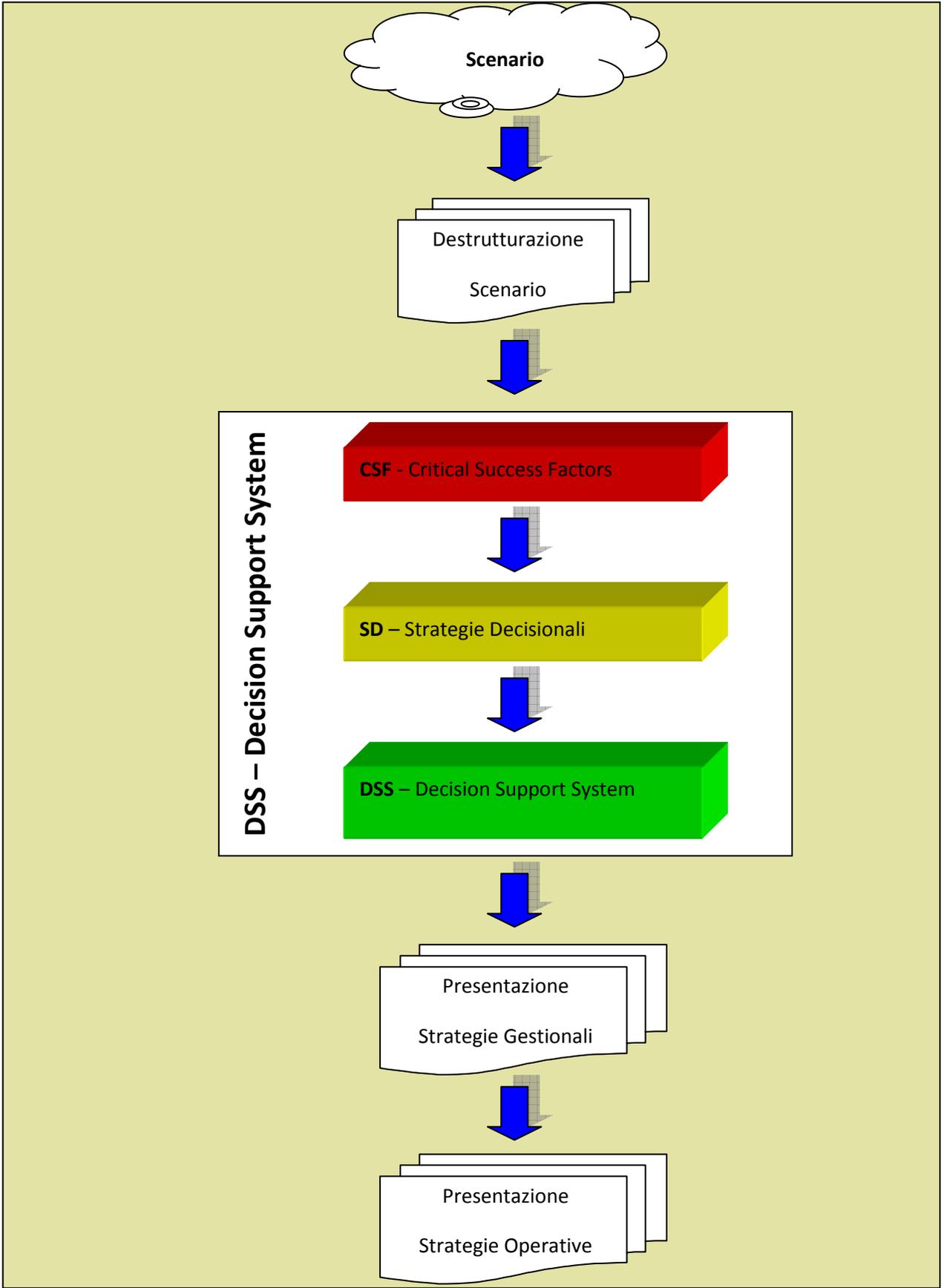


Figura 5.9: DSS ed Input/Output ad esso relativo

Gli algoritmi che analizzeremo hanno l'obiettivo di raggiungere uno dei cinque attrattori, ovvero di minimizzare l'entropia. Ciò può realizzarsi attraverso diverse strategie decisionali corrispondenti a diversi path da seguire nel piano SE.

L'obiettivo si realizza imponendo la minimizzazione dell'entropia fino a quando essa non risulti essere uguale a zero.

Essendoci 5 attrattori fondamentali esisteranno cinque direzioni privilegiate (dominanze globali). Di fatto, però, fissato un punto di coordinate (S,E) avremo otto direzioni possibili (dominanze locali) in relazione alla matrice tre per tre centrata sullo stato di interesse e denominata ottoconnesso (vedi figura 5.10).

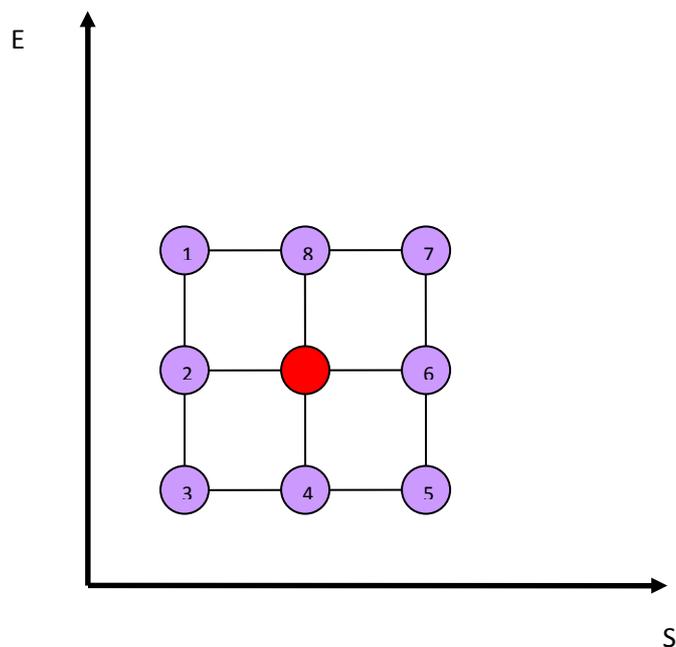


Figura 5.10: Ottoconnesso dello stato corrente (quello centrale colorato in rosso) nel piano SE con gli stati contigui (colorati in viola)

Da un punto di vista vettoriale fissato lo stato (ovvero il macrostato) caratterizzato dalla coppia (S,E), le otto direzioni possibili saranno individuate dai seguenti vettori direzionali:

$$\vec{v}_1 = (S - 1)\hat{e}_1 + (E + 1)\hat{e}_2,$$

$$\vec{v}_2 = (S - 1)\hat{e}_1,$$

$$\vec{v}_3 = (S - 1)\hat{e}_1 + (E - 1)\hat{e}_2,$$

$$\vec{v}_4 = (E - 1)\hat{e}_2,$$

$$\vec{v}_5 = (S + 1)\hat{e}_1 + (E - 1)\hat{e}_2,$$

$$\vec{v}_6 = (S + 1)\hat{e}_1,$$

$$\vec{v}_7 = (S + 1)\hat{e}_1 + (E + 1)\hat{e}_2,$$

$$\vec{v}_8 = (E + 1)\hat{e}_2$$

dove \hat{e}_1 è il versore del primo asse coordinato, ovvero quello dell'entropia S, mentre \hat{e}_2 è il versore del secondo asse coordinato, ovvero quello dell'energia E.

Relativamente alle diverse direzioni abbiamo le seguenti considerazioni.

- La direzione 1 è la migliore in assoluto poiché induce uno spostamento verso uno stato ad entropia inferiore ed energia superiore.
- La direzione 2 può considerarsi una buona strategia e gerarchicamente subordinata alla precedente in termini di priorità, poiché rispetto all'obiettivo finale induce uno spostamento verso uno stato ad entropia inferiore, mantenendo costante l'energia del sistema; tale trasformazione è, quindi, isoenergetica con diminuzione dell'entropia.
- La direzione 3 può considerarsi una buona strategia e gerarchicamente subordinata alle precedenti in termini di priorità, poiché rispetto all'obiettivo finale induce uno spostamento verso uno stato ad entropia inferiore, conducendo però anche ad una diminuzione dell'energia del sistema.
- La direzione 4 può considerarsi una strategia locale transitoria e gerarchicamente subordinata alle precedenti in termini di priorità, poiché è inefficace rispetto all'obiettivo finale dato che induce uno spostamento verso uno stato senza variazione di entropia conducendo, però, anche

ad una diminuzione dell'energia del sistema; come vedremo essa è da preferirsi alle direzioni 5,6,7 ed ha una valenza di pari rilevanza rispetto alla 8; tale trasformazione è anche detta isoentropica con riduzione di energia.

- La direzione 5 può considerarsi una strategia locale transitoria e gerarchicamente subordinata a tutte le altre in termini di priorità, poiché è la peggiore in assoluto visto che produce un aumento dell'entropia ed una diminuzione dell'energia; talvolta per un singolo step può essere usata per uscire da una situazione di stallo, ovvero è l'unica direzione dove è possibile raggiungere uno stato contiguo, cioè a distanza minima (vedi figura 5.11).
- La direzione 6 è in generale anch'essa una cattiva strategia visto che è migliore solo rispetto alla 5; può considerarsi, quindi, una strategia locale transitoria e gerarchicamente subordinata a tutte le altre ad eccezione della 5; essa produce un aumento dell'entropia ad energia costante; anch'essa talvolta per un singolo step può essere usata per uscire da una situazione di stallo (vedi figura 5.12); tale trasformazione è isoenergetica con aumento di entropia.
- La direzione 7 è in generale anch'essa una cattiva strategia visto che è migliore solo rispetto alla 5 ed alla 6 essendo subordinata gerarchicamente alle altre in termini di priorità; può considerarsi, quindi, una strategia locale transitoria; essa produce un aumento dell'entropia e dell'energia; l'aumento dell'energia conduce comunque al raggiungimento di un obiettivo, che però è secondario rispetto alla minimizzazione dell'entropia ed è per tale motivo che la si considera una strategia transitoria; inoltre, l'aumento di energia presuppone che l'organo di Governance sia pronto a prendere decisioni più rapidamente visto che un sistema a più alta energia ha una dinamica più veloce (vedi figura 5.13).
- La direzione 8 può considerarsi una strategia locale transitoria e gerarchicamente subordinata alla 1,2,3, mentre è da preferirsi rispetto alla 5,6,7; come la 4 conduce ad una transizione ad entropia costante,

mentre però la 4 conduce ad una diminuzione dell'energia la 8 conduce ad un aumento energetico; relativamente all'aumento di energia valgono le considerazioni fatte per la direzione 7; tale trasformazione è quindi isoentropica con aumento di energia.

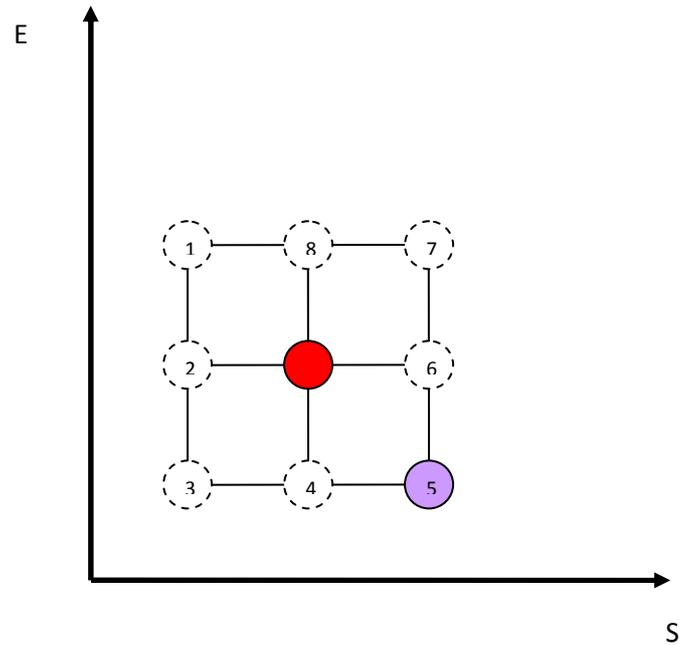


Figura 5.11: Ottoconesso dello stato corrente (quello centrale colorato in rosso) nel piano SE con un solo stato contiguo (il 5 colorato in viola)

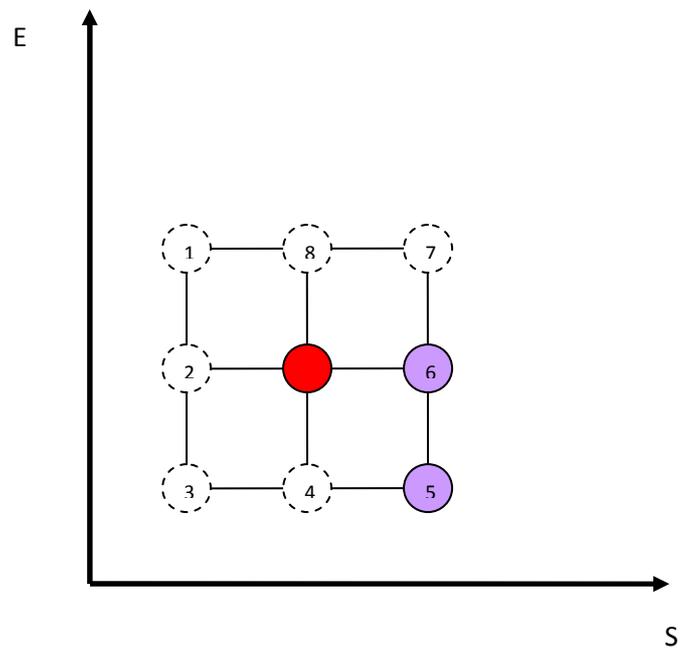


Figura 5.12: Ottoconesso dello stato corrente (quello centrale colorato in rosso) nel piano SE con due soli stati contigui (il 5 ed il 6 colorati in viola)

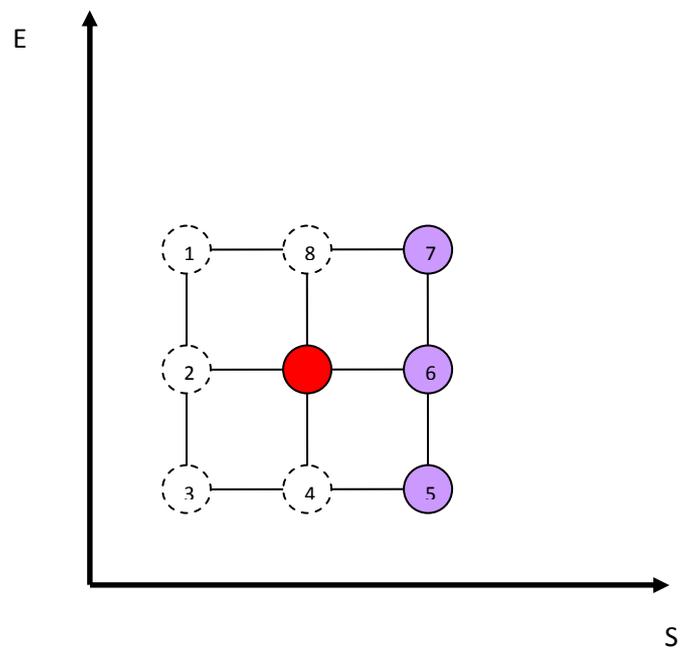


Figura 5.13: Ottoconesso dello stato corrente (quello centrale colorato in rosso) nel piano SE con tre soli stati contigui (il 5, il 6 ed 7 colorati in viola)

5.7.1 Algoritmo DSS_1

Questo primo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 1,2,3,8,4,7,6,5 (in ordine di preferenza).

Pertanto, la prima priorità è una trasformazione che conduca ad uno stato con minore entropia e maggiore energia (direzione 1), qualora cio' non sia possibile poichè non è permesso lo stato rappresentato dalla coppia (S-1, E+1); la seconda priorità è data da una trasformazione isoenergetica con riduzione dell'entropia (direzione 2); la terza priorità è data da una trasformazione che riduce l'entropia del sistema attraverso un raffreddamento dello stesso (direzione 3). Qualora nessuna delle tre precedenti trasformazioni è permessa vuol dire che nello stato in cui si trova il sistema non può transire nell'immediato in uno stato a minore entropia. Pertanto, la strategia globale tenta di uscire da una tale situazione di stallo attraverso una trasformazione isoentropica con aumento di energia (direzione 8). Qualora neppure la direzione 8 sia possibile, la strategia decisionale tenta ancora con un'opzione isoentropica, ma questa volta con riduzione dell'energia e relativo raffreddamento del sistema (direzione 4). Qualora non sia possibile neppure attuare una trasformazione isoentropica è indispensabile aumentare transitoriamente l'entropia. In questo caso il DSS prova ad attuare prima una strategia con aumento energetico (direzione 7); qualora cio' non sia permesso il sistema di decisione prevede una trasformazione isoenergetica con aumento dell'entropia (direzione 6); infine, qualora non sia permessa nessuna delle precedenti trasformazioni in ultima istanza il sistema di decisioni attua la strategia corrispondente alla direzione 5.

Nella sua globalità tale strategia decisionale tende a minimizzare l'entropia tentando di massimizzare l'energia. In ogni caso la dinamica è dominata dalla minimizzazione dell'entropia; detto in altre parole il sistema tenta sempre di ridurre prima l'entropia e tra le trasformazioni mesoentropiche possibili sceglie quelle a piu' alta energia. Da un punto di vista formale esistono tre livelli di

decisione: i) le direzioni 1,2,3; ii) le direzioni 8,4; iii) le direzioni 7,6,5. Tali direzioni ordinate esattamente nell'ordine indicato realizzano una strategia decisionale globale che tra le trasformazioni mesoentropiche sia preferita quella a più alta energia. Ad esempio tra 1,2,3 viene preferita la 1, poi la due ed infine la 3; tra la 8 e la 4 viene preferita la 8 ed infine tra la 7,6,5 si prova in prima battuta la 7 ovvero quella a più alta energia delle tre, poi la mesoenergetica, ovvero la 6 ed infine la 5, che corrisponde a quella con riduzione energetica.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.14 mostra quanto descritto, dove con il verde vengono colorate le prime tre scelte, ovvero quelle corrispondenti a trasformazioni con riduzione dell'entropia, con il giallo le trasformazioni isoentropiche, mentre con l'arancione quelle con aumento di entropia. I numeri interni allo stato indicano lo stato stesso, mentre i numeri esterni il loro relativo ordinamento gerarchico.

Nelle figure 5.15-5.20 si riportano alcuni microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_1. Come si vede da tali figure il sistema tende a minimizzare l'entropia massimizzando in ogni step l'energia con il risultato globale di una minimizzazione dell'entropia ed un aumento dell'energia rispetto allo stato di partenza. Tale Algoritmo può essere indicato anche come $DSS(\uparrow\uparrow E | \min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che aumenta in modo sostenuto l'energia (simbolo $\uparrow\uparrow E$), condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia (simbolo $\min S$).

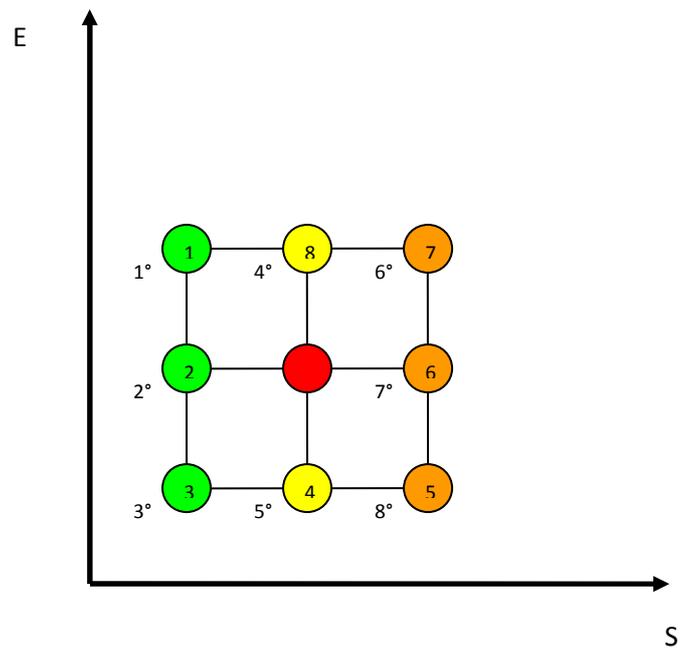


Figura 5.14: Algoritmo DSS_1 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

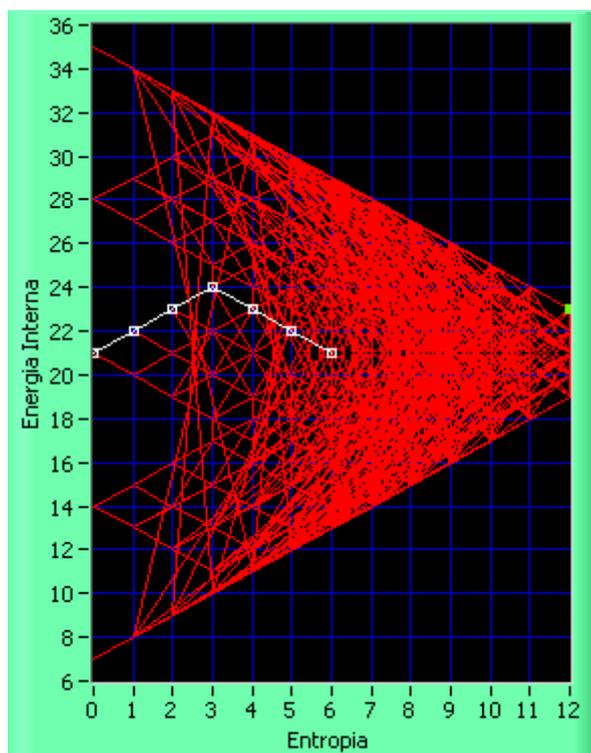


Figura 5.15: L'algoritmo usato è il DSS_1, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

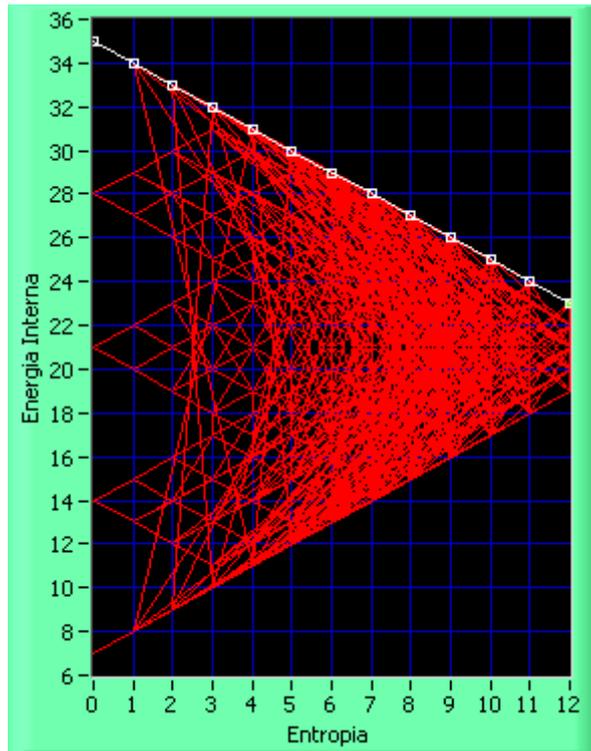


Figura 5.16: L'algoritmo usato è il DSS_1, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

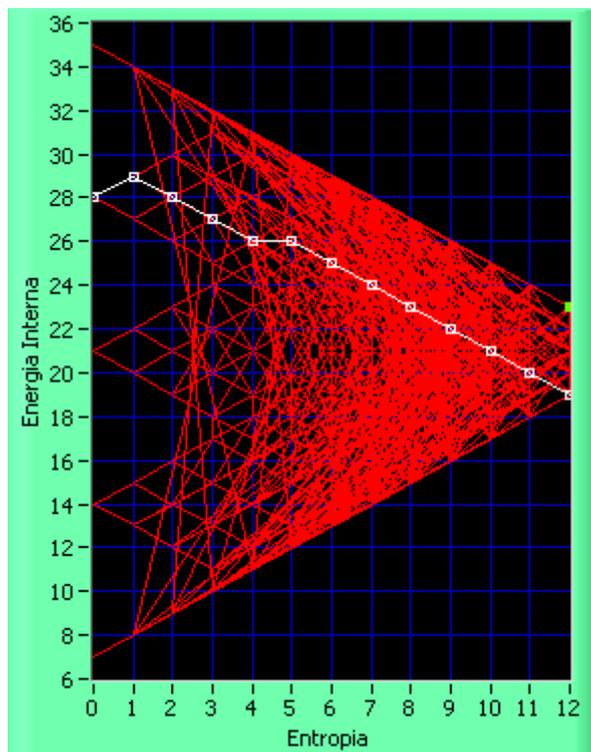


Figura 5.17: L'algoritmo usato è il DSS_1, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28)

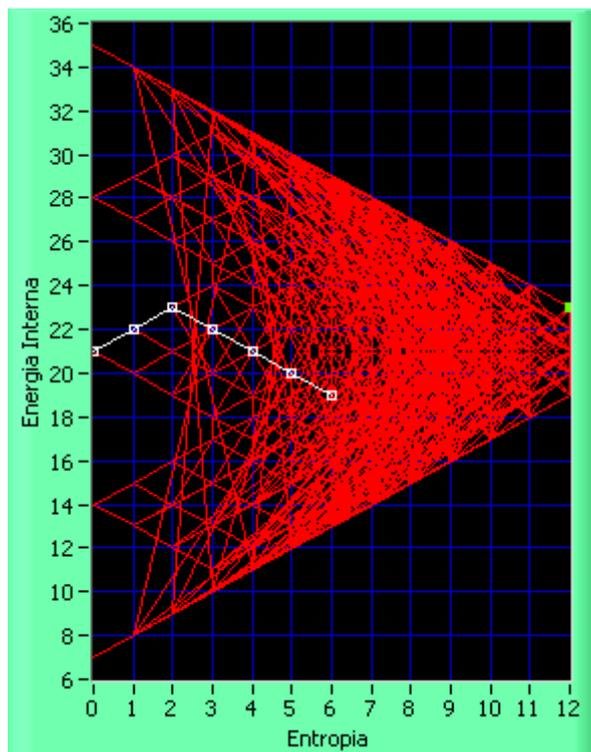


Figura 518: L'algorithmo usato è il DSS_1, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

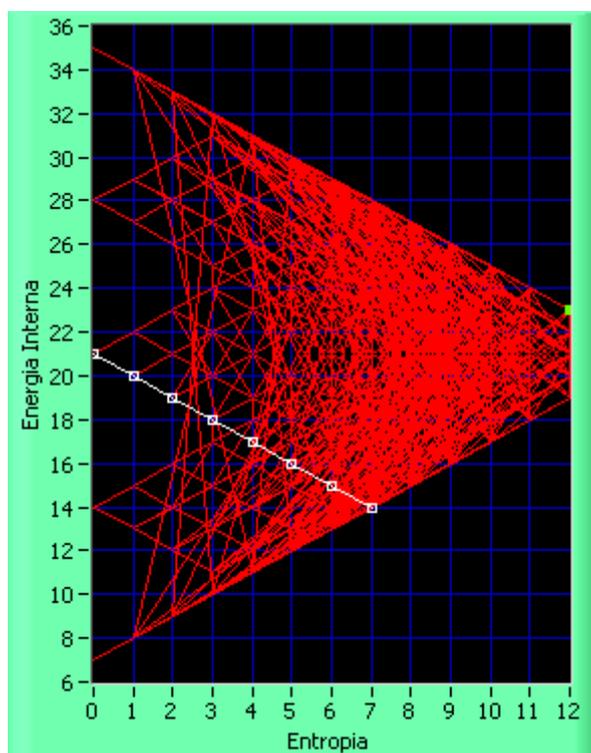


Figura 5.19: L'algorithmo usato è il DSS_1, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

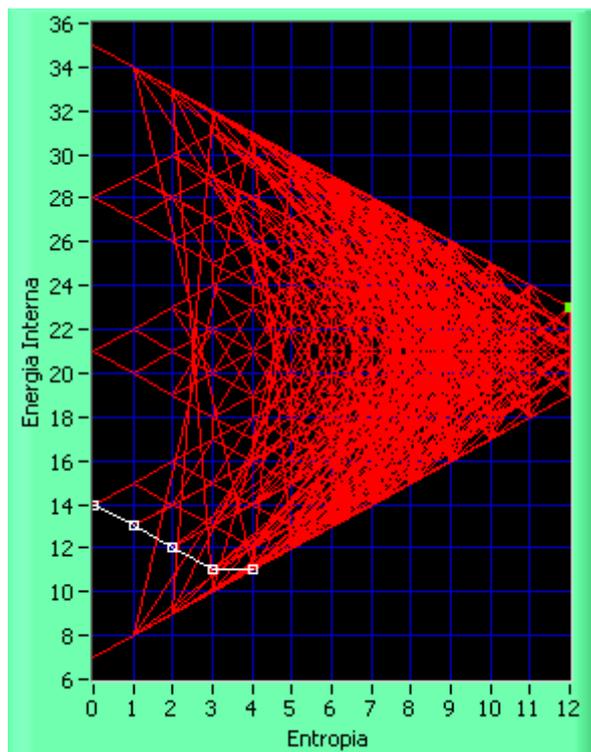


Figura 5.20: L'algoritmo usato è il DSS_1, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11) , mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

5.7.2 Algoritmo DSS_2

Questo secondo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 1,2,3,4,8,5,6,7.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.21 mostra che il DSS_2 è simile al DSS_1 nel senso che il sistema tende a minimizzare l'entropia attraverso la priorità degli stati in verde; allorché, ciò non risulti possibile il sistema di decisione passa alle trasformazioni mesoentropiche (quelle in giallo), in questo caso però sceglie prima quella a minore energia – ovvero la 4 – e poi quella a maggiore energia – ovvero la 8. La stessa differenza rispetto al DSS_1 la troviamo relativamente alle trasformazioni con aumento di entropia in cui si

parte dalla scelta a più bassa energia per arrivare a quella più alta. Una tale strategia decisionale globale, pertanto, è più conservativa rispetto alla precedente, nel senso che pur perseguendo l'obiettivo di minimizzare l'entropia, nel caso in cui ciò non si realizzi con le trasformazioni verso gli stati contrassegnati con il verde, si sceglie di procedere con trasformazioni o mesoentropiche o ad aumento di entropia, ma tentando di abbassare l'energia del sistema ovvero raffreddandolo. Una tale strategia decisionale è consigliabile nei casi di stati di partenza ad alta energia, mentre è da escludersi nei casi di bassa energia, poiché ciò potrebbe portare al congelamento del sistema. Inoltre, la scelta di una strategia che tendenzialmente in situazioni non vantaggiose, ovvero quando non è possibile transire verso stati contrassegnati in verde, si opta per una strategia ad abbassamento energetico permette di porre in essere strategie di Governance a dinamica più lenta, fornendo ai decisori maggiore tempo per decidere come operare.

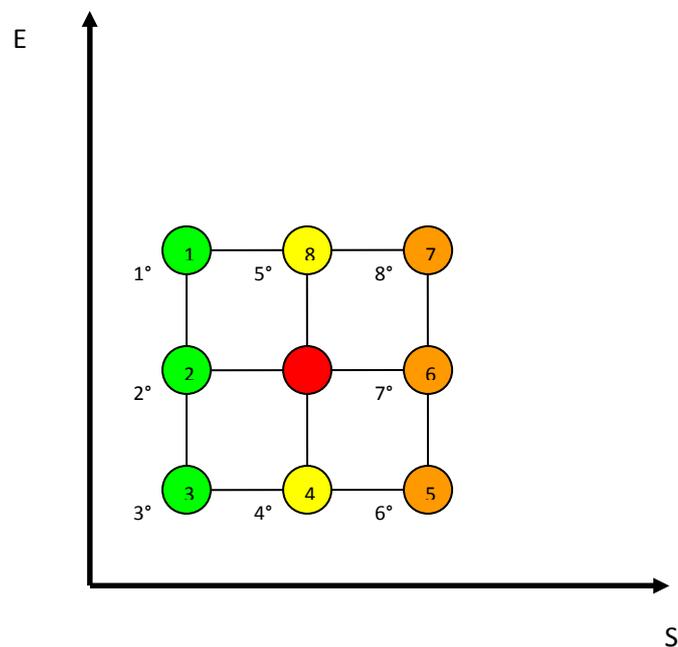


Figura 5.21: Algoritmo DSS_2 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

In questo caso non si riportano le figure nello spazio SE come fatto per il DSS_1 poiché scegliendo quei microstati considerati le due strategie decisionali fornirebbero risultati analoghi. Da ciò consegue che il sistema tende a minimizzare l'entropia massimizzando in ogni step l'energia, se stiamo considerando trasformazioni con abbassamento dell'entropia (colore verde), mentre abbassando l'energia se stiamo nel caso di trasformazioni corrispondenti ai colori in giallo o arancione. Il risultato globale è una minimizzazione dell'entropia ed un aumento dell'energia rispetto allo stato di partenza. Tale Algoritmo può essere indicato anche come $DSS(\uparrow:\downarrow E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che tendenzialmente aumenta l'energia (simbolo $\uparrow:\downarrow E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia (simbolo $\min S$).

5.7.3 Algoritmo DSS_3

Questo terzo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 1,2,8,3,4,5,6,7.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.22 mostra il comportamento del DSS_3. Esso fermo restando l'obiettivo finale di minimizzare l'entropia, tenta di raggiungere tale risultato in prima battuta massimizzando anche l'energia (vedi trasformazioni in verde), qualora ciò non sia possibile tenta di minimizzare l'entropia abbassando l'energia (trasformazioni in giallo); qualora neppure ciò risulti possibile, costretto transitoriamente a dover aumentare l'entropia (trasformazioni di colore arancione) attua ciò partendo dall'energia più bassa (trasformazione 5) fino ad arrivare a quella più alta (trasformazione 7).

In questo caso si riporta solo la figura 5.23, che è l'unico stato in cui si manifesta una strategia differente rispetto al DSS_1 ed al DSS_2. Da ciò consegue che il sistema tende a minimizzare l'entropia massimizzando in ogni step l'energia più significativamente rispetto ai DSS precedenti se si considerano trasformazioni con abbassamento dell'entropia od al più

conservazione dell'entropia stessa. Il risultato globale è una minimizzazione dell'entropia ed un aumento dell'energia rispetto allo stato di partenza. Tale Algoritmo può essere indicato anche come $DSS(\uparrow:\uparrow E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che tenta prima di aumentare l'energia e se non riesce l'abbassa (simbolo $\uparrow:\uparrow E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia (simbolo $\min S$).

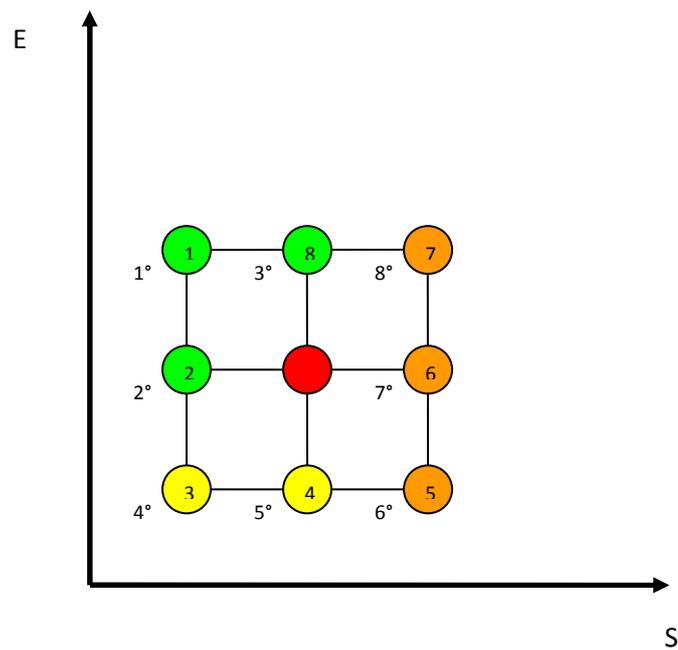


Figura 5.22: Algoritmo DSS_3 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

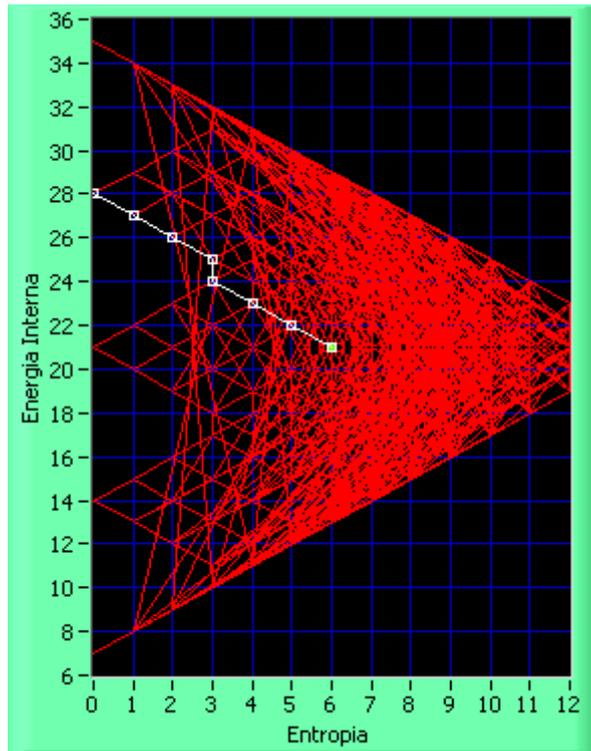


Figura 5.23: L'algoritmo usato è il DSS_3, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28).

5.7.4 Algoritmo DSS_4

Questo quarto algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 8,1,2,3,4,5,6,7.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.24 mostra il comportamento del DSS_4. Esso, fermo restando l'obiettivo finale di minimizzare l'entropia, tenta di raggiungere tale risultato in modo da aumentare in ogni step l'energia, anche se ciò implica una trasformazione isoentropica (priorità della trasformazione 8).

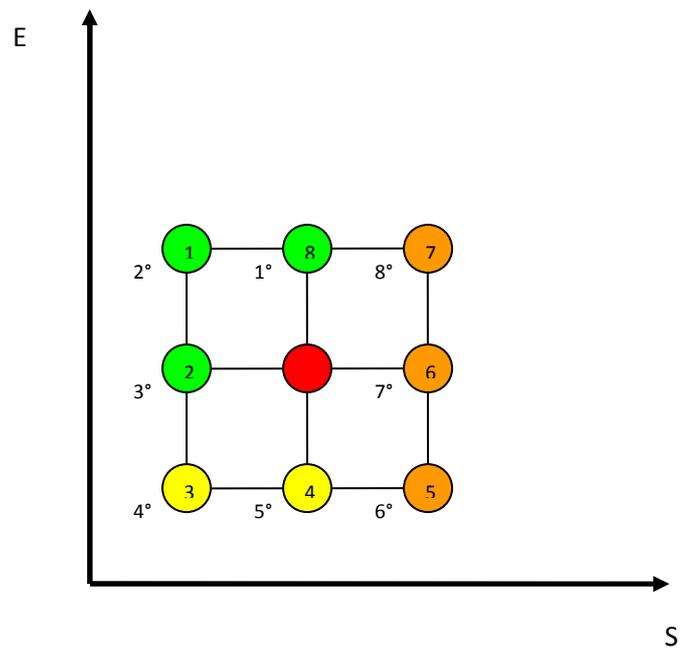


Figura 5.24: Algoritmo DSS_4 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.25-5.30 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_4. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step a massimizzare l'energia e poi a minimizzare l'entropia massimizzando in ogni step l'energia con il risultato globale di una minimizzazione dell'entropia ed un aumento dell'energia rispetto allo stato di partenza. Tale Algoritmo puo' essere indicato anche come $DSS(\uparrow\uparrow:E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che aumenta l'energia come prima priorità del singolo step (simbolo $\uparrow\uparrow:E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

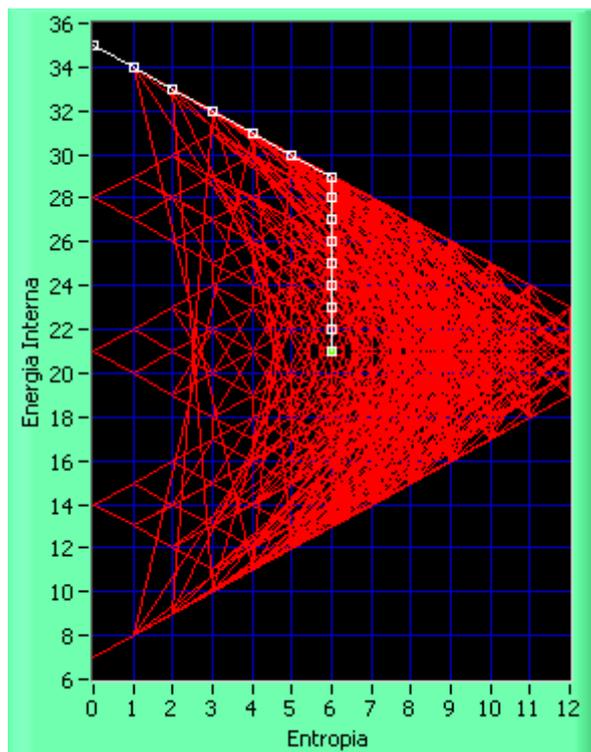


Figura 5.25: L'algoritmo usato è il DSS_4, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

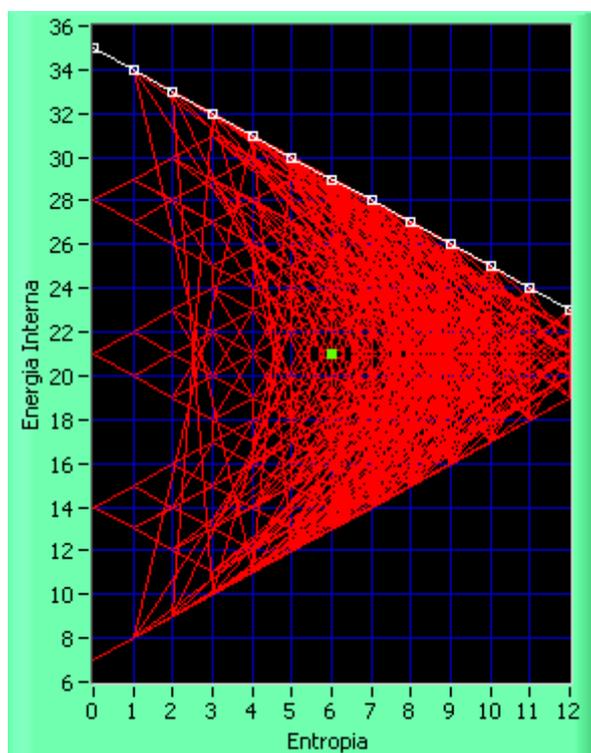


Figura 5.26: L'algoritmo usato è il DSS_4, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

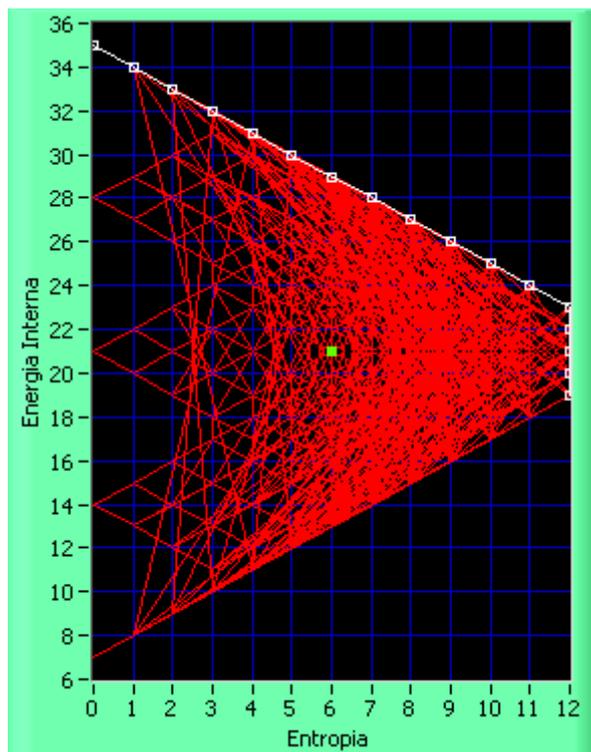


Figura 5.27: L'algoritmo usato è il DSS_4, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

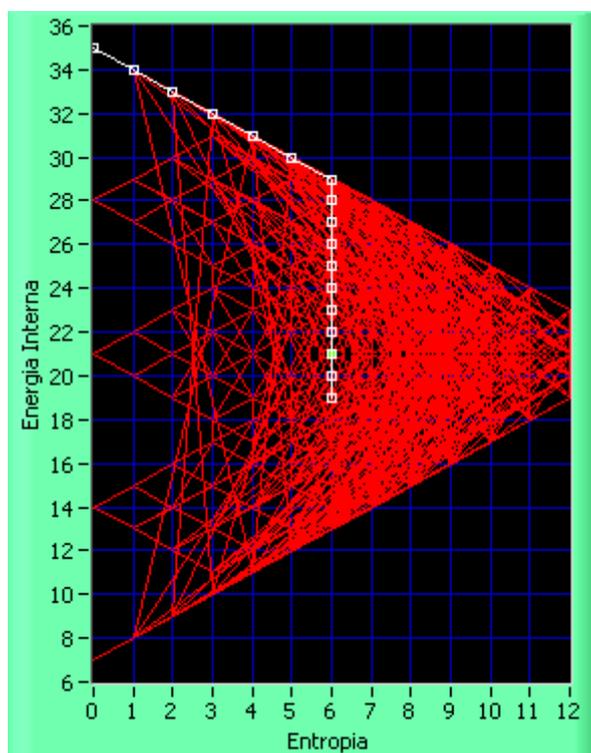


Figura 5.28: L'algoritmo usato è il DSS_4, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

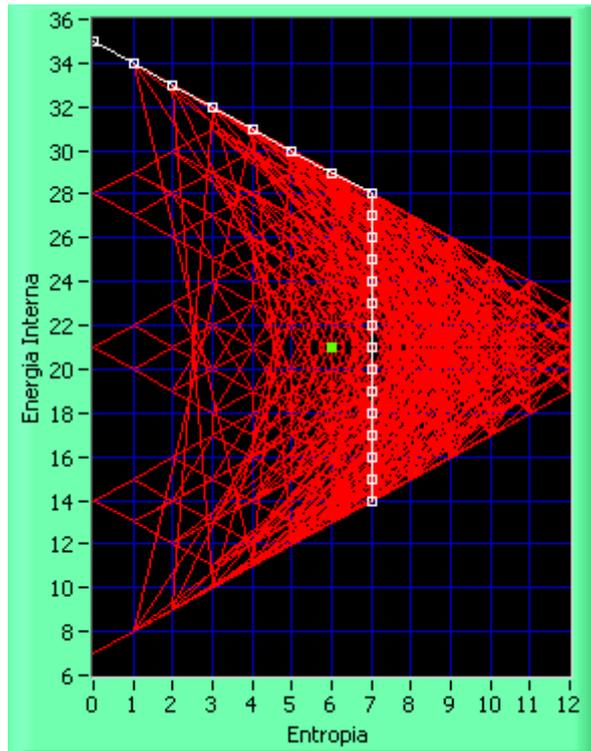


Figura 5.29: L'algorithmo usato è il DSS_4, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

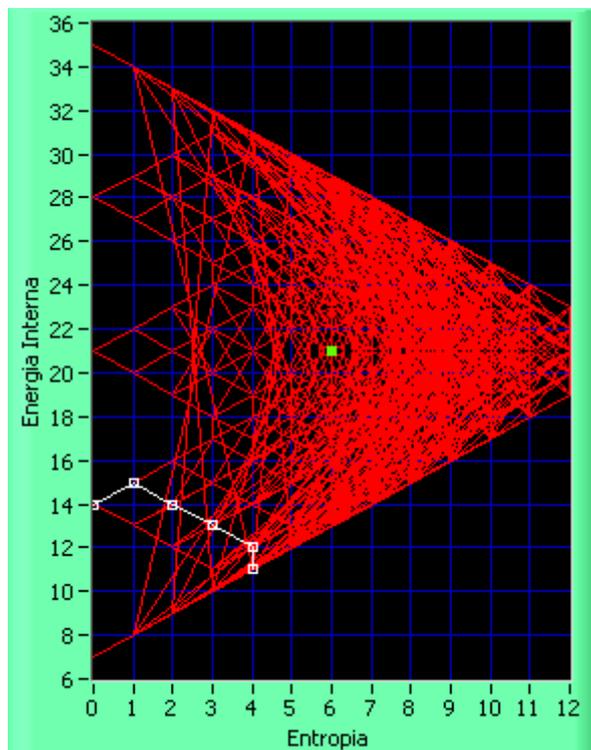


Figura 5.30: L'algorithmo usato è il DSS_4, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

5.7.5 Algoritmo DSS_5

Questo quinto algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 8,1,7,2,6,3,4,5.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.31 mostra il comportamento del DSS_5. Esso, fermo restando l'obiettivo finale di minimizzare l'entropia, tenta di raggiungere tale risultato massimizzando in ogni step innanzitutto l'energia anche a scapito di un aumento entropico (trasformazione 7). Quando non riesce ad aumentare l'energia tenta trasformazioni isoenergetiche, altrimenti ipoenergetiche. Nel caso di trasformazioni iperenergetiche, il DSS_5 fornisce la prima priorità alla trasformazione 8 (isoentropica), poi alla 1 (ipoentropica), ed infine alla 7 (iperentropica). Nel caso di trasformazioni isoenergetiche (colore giallo) tra le due possibilità considera prioritaria quella con minore entropia, lo stesso dicasi per quelle ipoenergetiche (colore arancione).

In questo caso si riporta solo l'esempio riportato in figura 5.32, poiché tutti gli altri esempi forniscono la stessa strategia del DSS_4, essendo simili tra loro, nella parte iniziale delle decisioni (ovvero prima opzione di scelta trasformazione 1 e seconda opzione di scelta trasformazione 2).

Tale Algoritmo può essere indicato anche come $DSS(\uparrow\uparrow\uparrow E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che aumenta l'energia come assoluta priorità del singolo step (simbolo $\uparrow\uparrow\uparrow E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

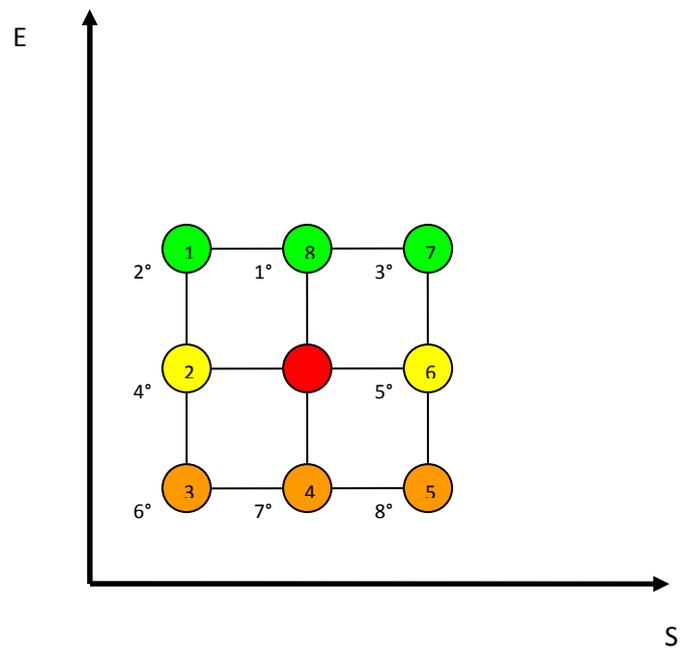


Figura 5.31: Algoritmo DSS_5 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

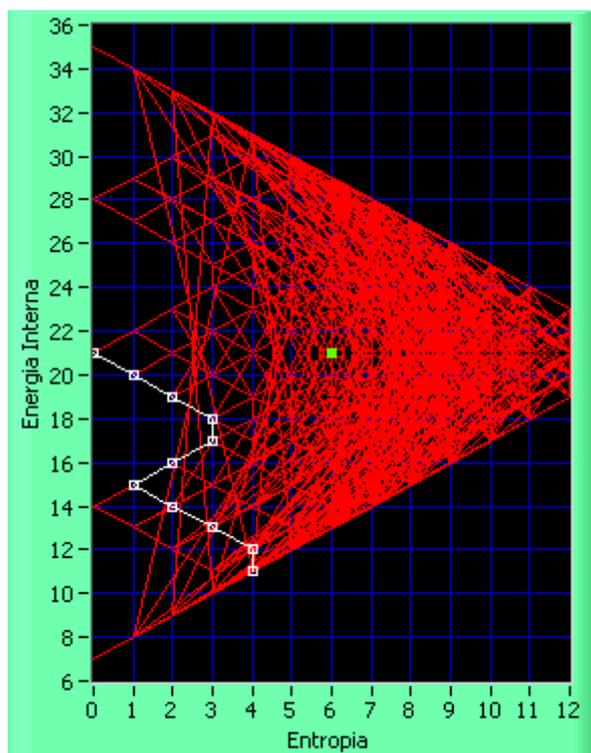


Figura 5.32: L'algoritmo usato è il DSS_5, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

5.7.6 Algoritmo DSS_6

Questo sesto algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili) ovvero dalla posizione centrale verso i punti 2,3,4,1,5,8,7,6.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.33 mostra il comportamento del DSS_6. Esso fermo restando l'obiettivo finale di minimizzare l'entropia, tenta di raggiungere tale risultato abbassando globalmente l'energia del sistema. Cio' si evince dal fatto che le prime priorità (le tre colorate in verde) sono o trasformazioni isoenergetiche o ipoenergetiche. In ogni singola trasformazione (ovvero per ogni step), essendo la prima priorità una trasformazione isoenergetica il sistema tenderà a conservare l'energia dello stato iniziale. Qualora cio' non sia possibile il DSS, con il presente algoritmo, tenta una tra le due strategie in giallo, ovvero prima ad aumentare l'energia abbassando l'entropia, ovvero ad abbassare l'energia ed aumentare transitoriamente l'entropia. Qualora neppure il secondo set di trasformazioni sia permesso, il DSS attua una delle tre strategie del terzo gruppo (ovvero quelle colorate in arancione) nel seguente ordine aumento isoentropico dell'energia (trasformazione 8), aumento dell'energia e contestuale aumento dell'entropia (trasformazione 7), aumento isoenergetico dell'entropia (trasformazione 6).

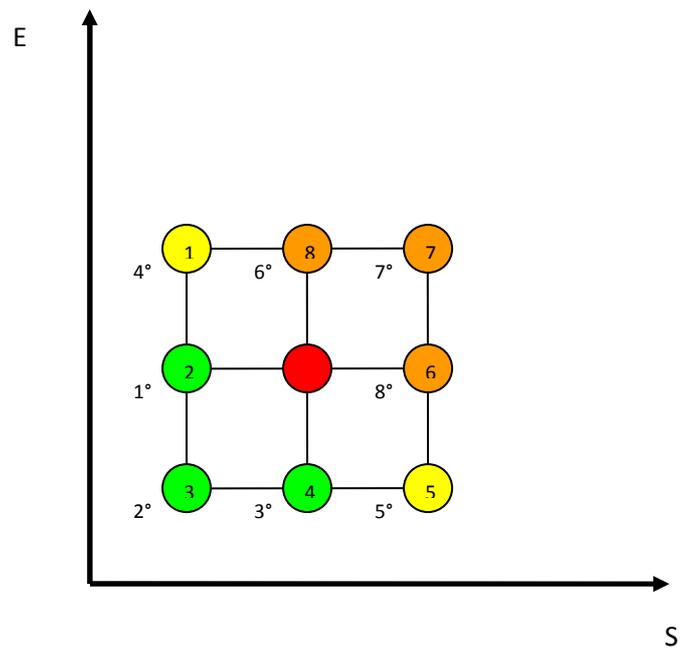


Figura 5.33: Algoritmo DSS_6 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.34-5.39 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_6. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step a mantenere costante l'energia o abbassarla minimizzando globalmente l'entropia.

Tale Algoritmo puo' essere indicato anche come $DSS(:\downarrow\downarrow E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che diminuisce l'energia come assoluta priorità del singolo step qualora non sia possibile effettuare una trasformazione isoenergetica (simbolo $:\downarrow\downarrow E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

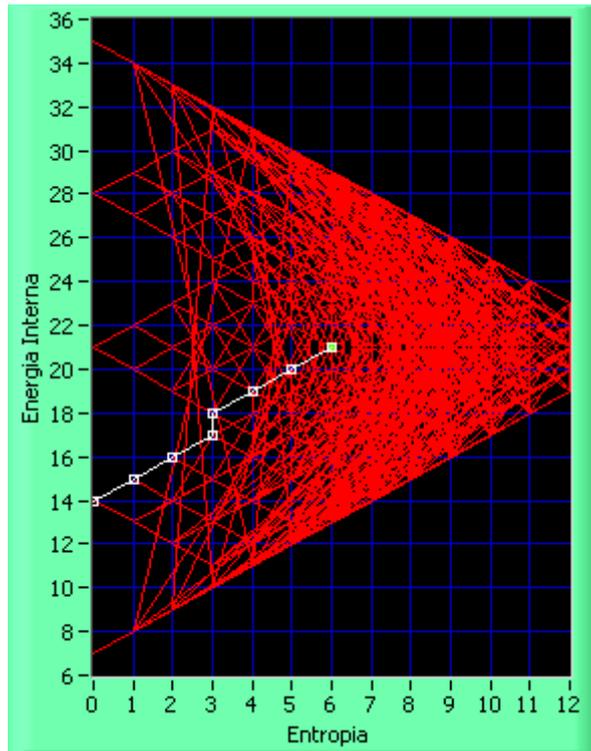


Figura 5.34: L'algorithmo usato è il DSS_6, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

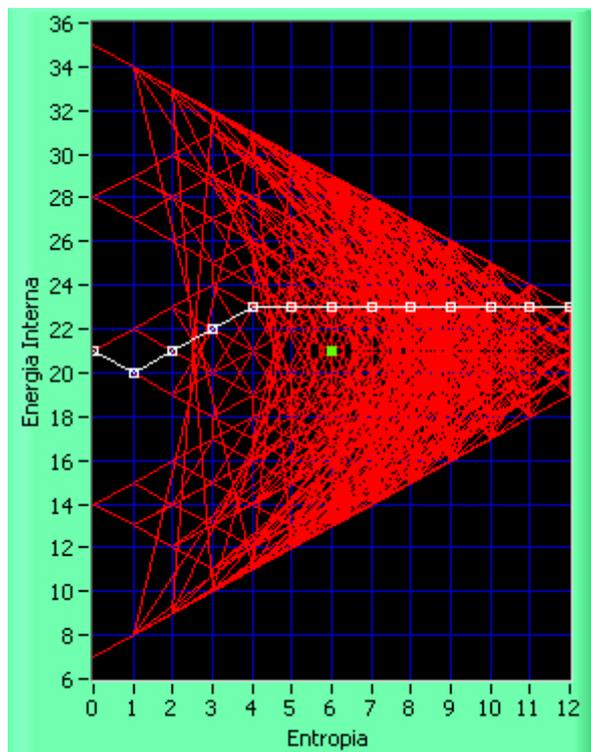


Figura 5.35: L'algorithmo usato è il DSS_6, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

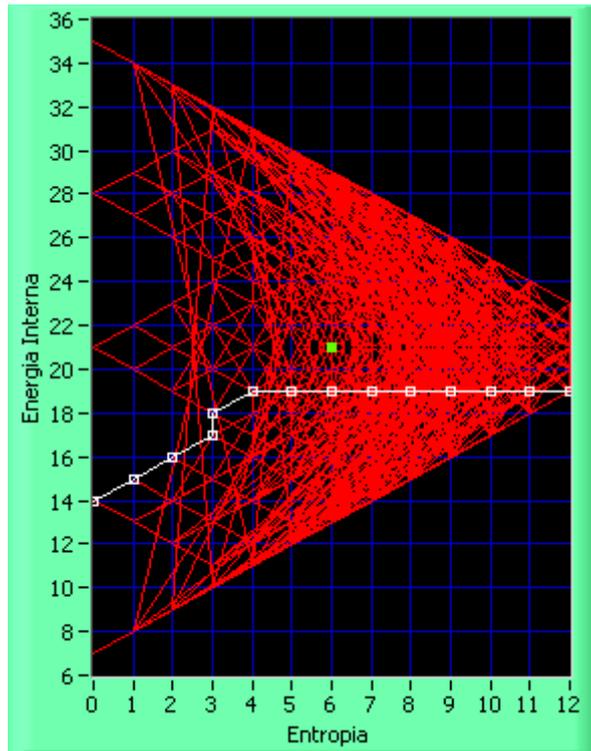


Figura 5.36: L'algoritmo usato è il DSS_6, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostatto (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

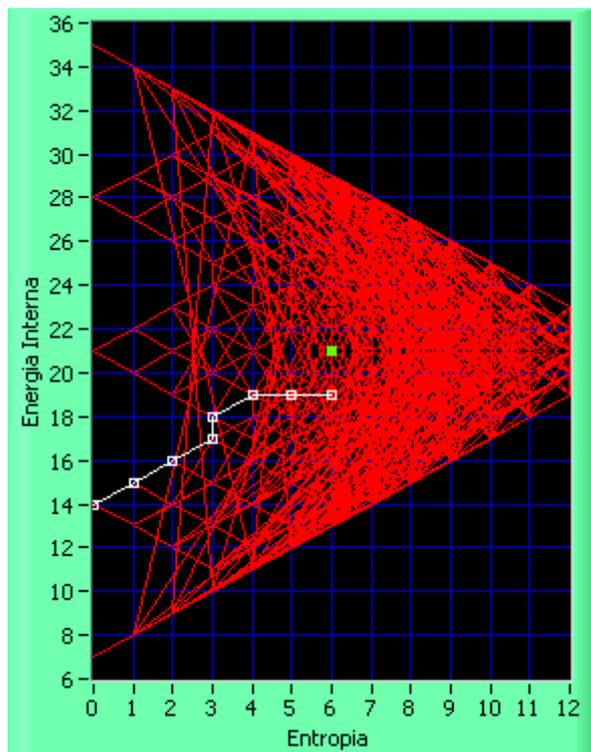


Figura 5.37: L'algoritmo usato è il DSS_6, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostatto (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

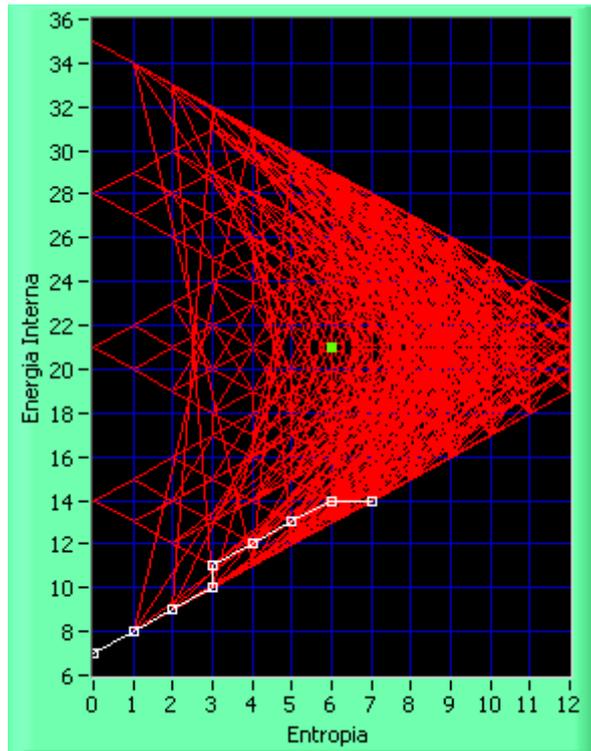


Figura 5.38: L'algoritmo usato è il DSS_6, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

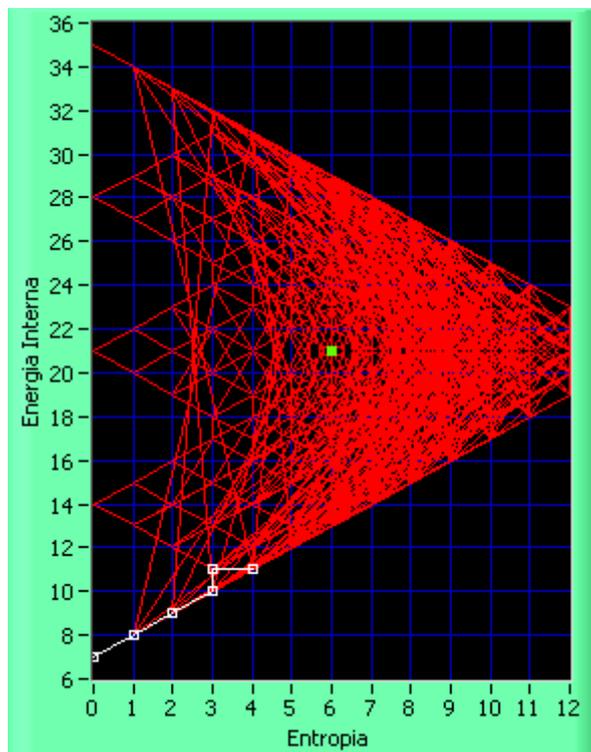


Figura 5.39: L'algoritmo usato è il DSS_6, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

5.7.7 Algoritmo DSS_7

Questo settimo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 4,3,2,1,8,7,6,5.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.40 mostra il comportamento del DSS_7. Esso, fermo restando l'obiettivo finale di minimizzare l'entropia, tenta di raggiungere tale risultato abbassando globalmente l'energia del sistema. Ciò si evince dal fatto che le prime priorità (le tre colorate in verde) sono o trasformazioni ipoenergetiche o isoenergetiche. In ogni singola trasformazione (ovvero per ogni step), essendo la prima priorità una trasformazione ipoenergetica il sistema tenderà a diminuire l'energia dello stato iniziale. Qualora ciò non sia possibile il DSS con il presente algoritmo tenta una tra le due strategie in giallo, ovvero prima ad aumentare l'energia abbassando l'entropia, ovvero ad aumentare l'energia isoentropicamente. Qualora neppure il secondo set di trasformazioni sia permesso, il DSS attua una delle tre strategie del terzo gruppo (ovvero quelle colorate in arancione) nel seguente ordine aumento dell'energia con contestuale aumento dell'entropia (trasformazione 7), aumento dell'entropia isoenergeticamente (trasformazione 6), aumento ipoenergetico dell'entropia (trasformazione 5).

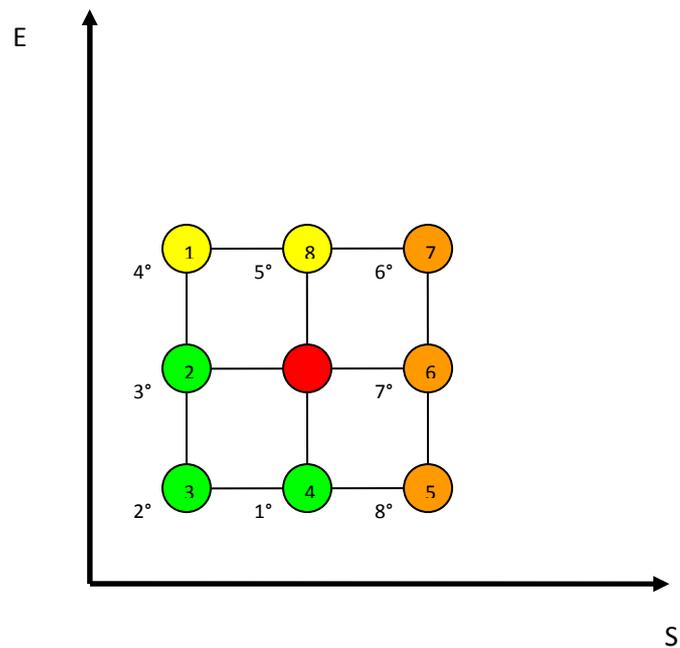


Figura 5.40: Algoritmo DSS_7 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.41-5.46 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_7. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step a diminuire l'energia minimizzando globalmente l'entropia.

Tale Algoritmo puo' essere indicato anche come $DSS(\downarrow\downarrow:E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che diminuisce l'energia come assoluta priorità del singolo step altrimenti tenta ad effettuare una trasformazione isoenergetica (simbolo $\downarrow\downarrow:E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

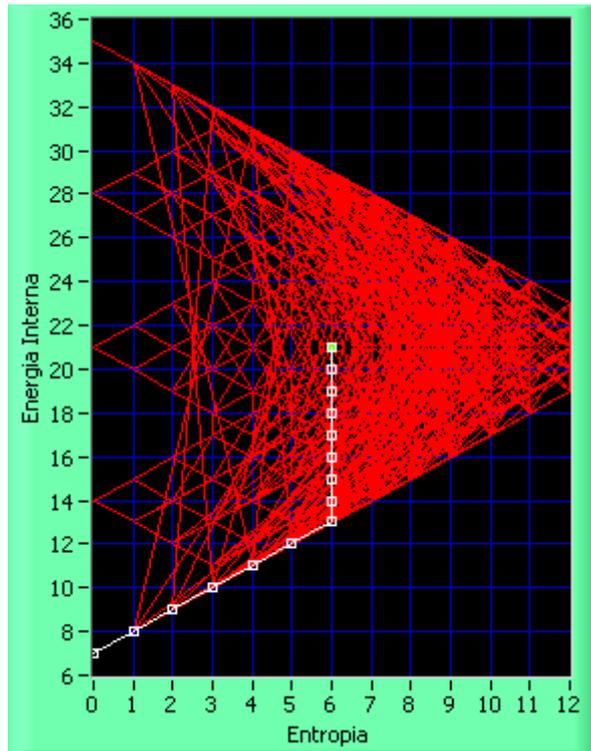


Figura 5.41: L'algoritmo usato è il DSS_7, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

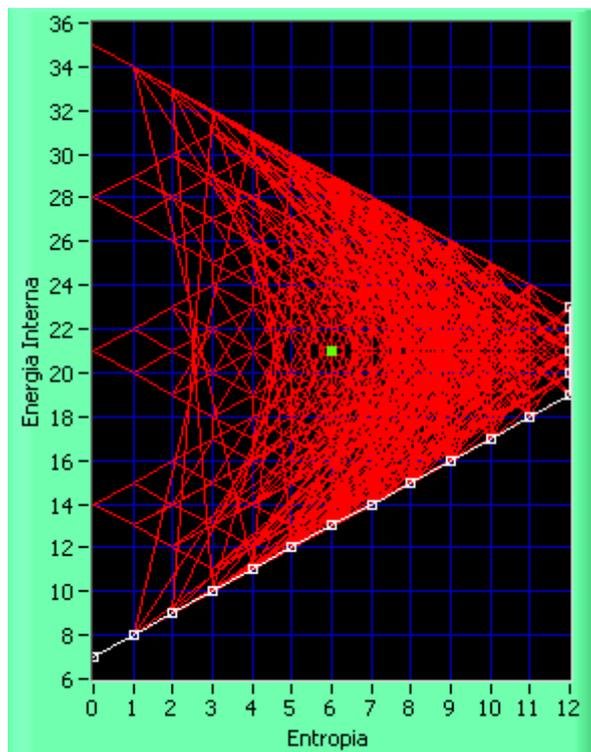


Figura 5.42: L'algoritmo usato è il DSS_7, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

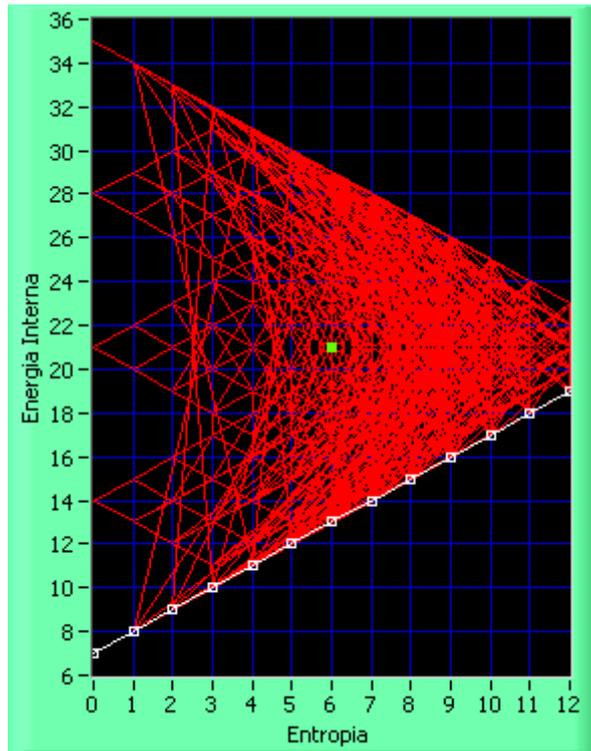


Figura 5.43: L'algorithmo usato è il DSS_7, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

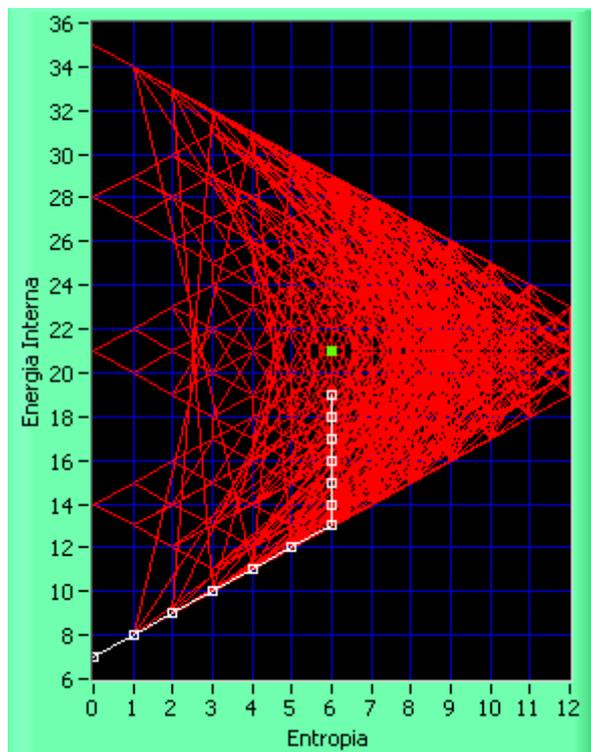


Figura 5.44: L'algorithmo usato è il DSS_7, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

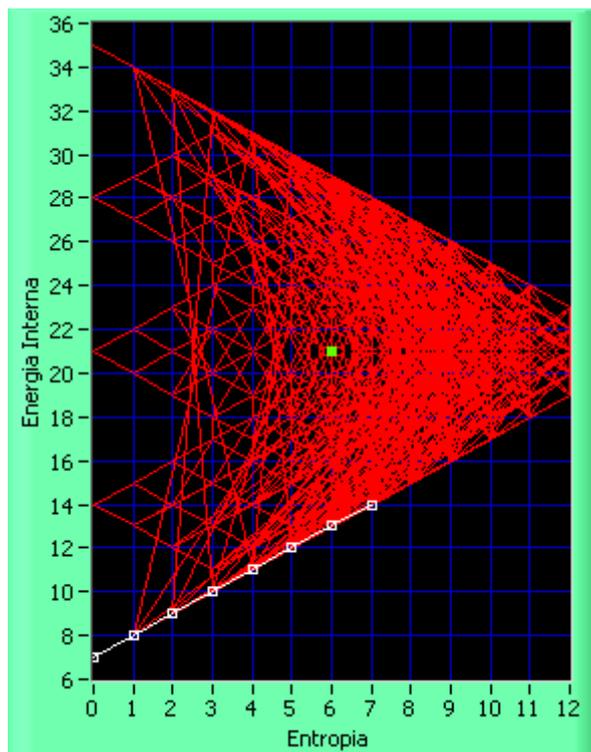


Figura 5.45: L'algoritmo usato è il DSS_7, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

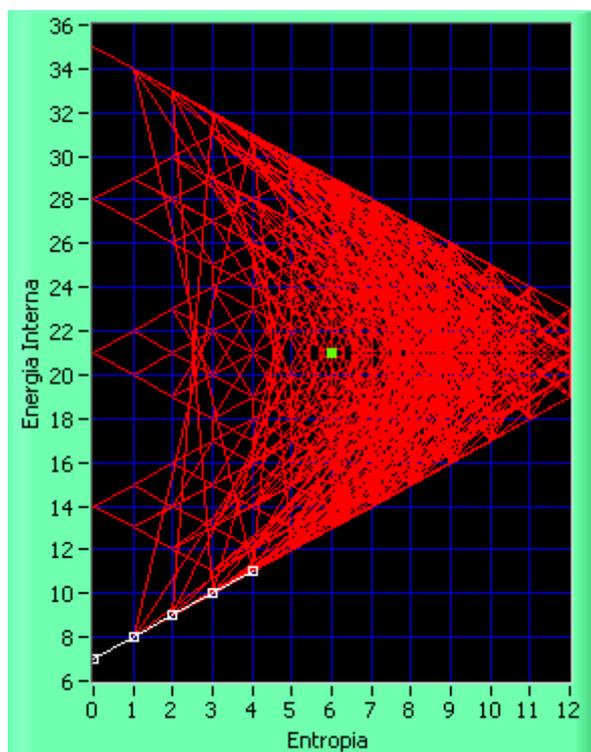


Figura 5.46: L'algoritmo usato è il DSS_7, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

5.7.8 Algoritmo DSS_8

Questo ottavo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 1,2,3;8,4,5,6,7. Il punto e virgola nella sequenza, come vedremo in seguito, non è un errore di battitura, ma significa che per i primi tre stati c'è una logica computazionale ulteriore che viene considerata relativamente ai microstati corrispondenti ad uno stesso macrostato nell'ambito di quelli a massima priorità (ovvero le trasformazioni caratterizzate dal colore verde).

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.47 mostra il comportamento del DSS_8. Esso fermo restando l'obiettivo finale di minimizzare l'entropia, tenta di raggiungere tale risultato aumentando globalmente l'energia del sistema lasciandosi catturare dall'attrattore con energia più vicina a quella iniziale al più leggermente maggiorata.

Il presente algoritmo di DSS mostra similarità con il DSS_1 ed il DSS_2. In particolare con il DSS_1 condivide sia la strategia di primaria priorità (trasformazioni di colore verde) che di secondaria priorità (trasformazioni di seconda priorità). Con il DSS_2, invece, condivide solo la strategia di primaria priorità.

Ciò si evince dal fatto che le prime priorità (le tre colorate in verde) sono trasformazioni che implicano una diminuzione dell'entropia e poste nel seguente ordine iperenergetica, isoenergetica, ipoenergetica. Al secondo livello di priorità (trasformazioni in giallo) troviamo prima una trasformazione isoentropica ad aumento dell'energia (trasformazione 8) e poi in seconda priorità una isoentropica a riduzione dell'energia (trasformazione 4). Qualora sia le trasformazioni di prima priorità che quelle di seconda siano proibite, il DSS attua una di quelle di terza priorità (ovvero le trasformazioni in arancione) nell'ordine seguente: ipoenergetiche, ipoenergetiche, iperenergetiche.

E' importante notare che il DSS_8 diversamente da tutti i precedenti tiene conto del numero di microstati associato ad un dato macrostato. Detto in altre parole,

tra le trasformazioni del primo livello di priorità (quelle di colore verde) viene scelta quella con la piu' alta densità di microstati. Il motivo di tale innovazione rispetto ai casi precedenti è legato al fatto che si vuole dare all'organo decisionale una maggiore scelta; infatti, sara' piu' facile disegnare una strategia gestionale che faccia transire il sistema da un macrostato a fissata entropia ad uno a piu' bassa entropia se il numero di microstati di quest'ultimo è piu' grande, poiché offrirà piu' scelte possibili. In base a tale considerazione, si comprende il perché le trasformazioni in verde presentano tutte la stessa priorità (ovvero 1°); infatti, il sistema darà loro la stessa priorità e sceglierà quella con il maggiore numero di microstati.

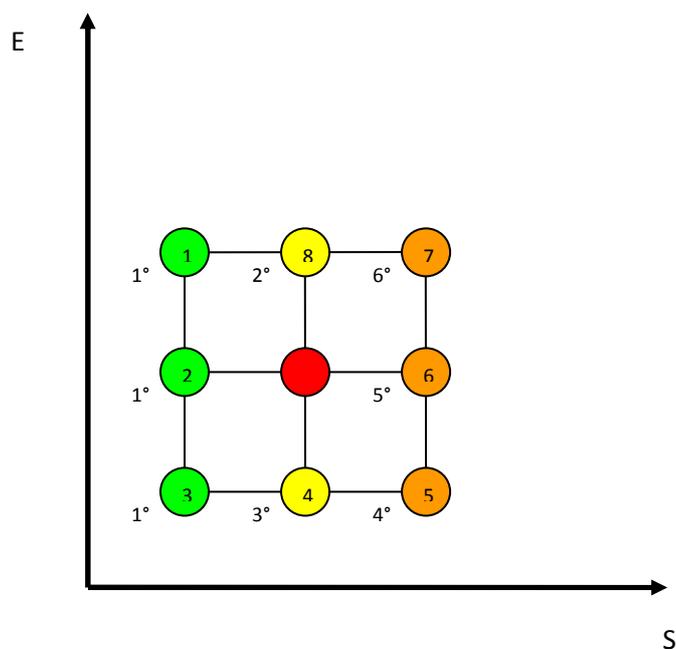


Figura 5.47: Algoritmo DSS_8 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.48-5.53 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_8. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step a manenere l'energia iniziale essendo catturato da un attrattore centrale.

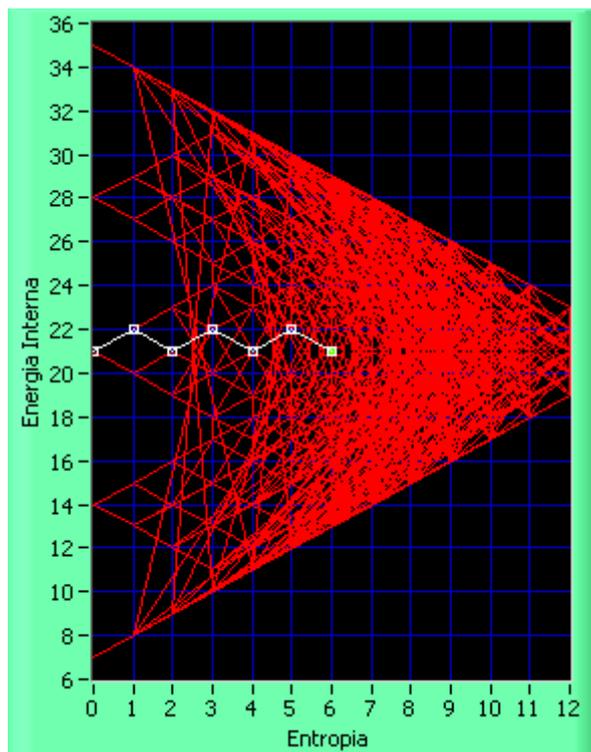


Figura 5.48: L'algoritmo usato è il DSS_8, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

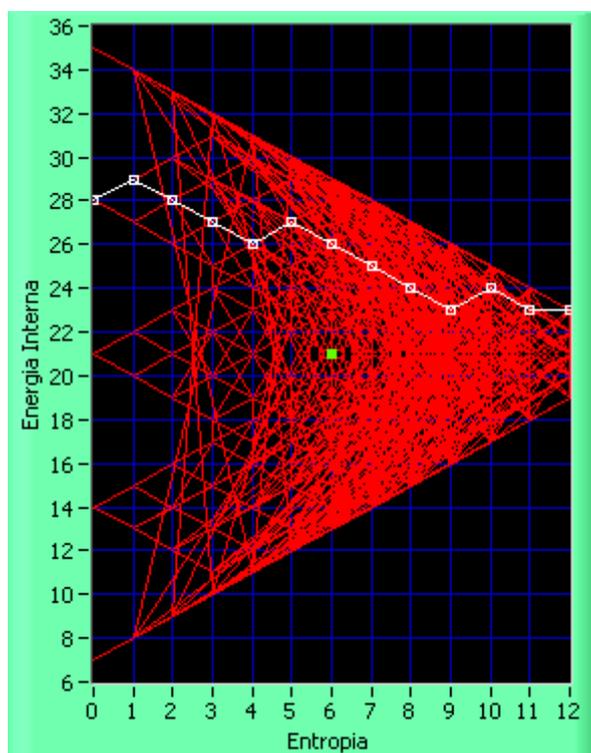


Figura 5.49: L'algoritmo usato è il DSS_8, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28).

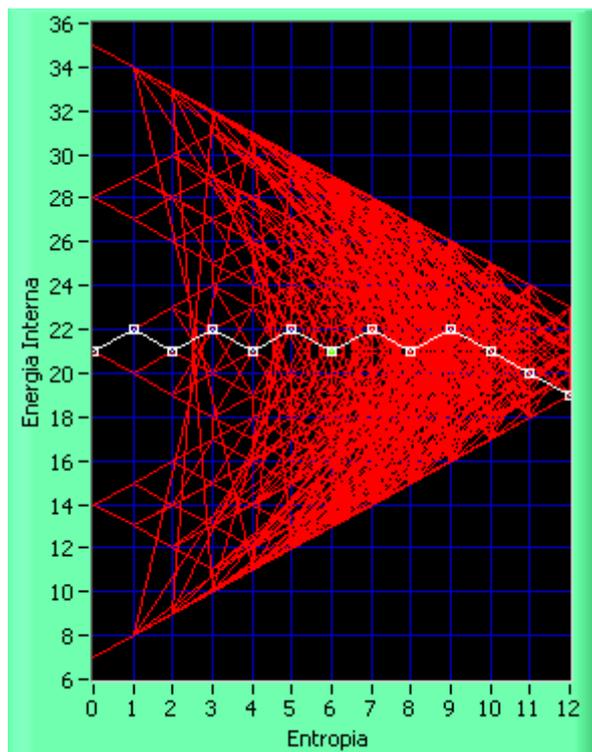


Figura 5.50: L'algorithmo usato è il DSS_8, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

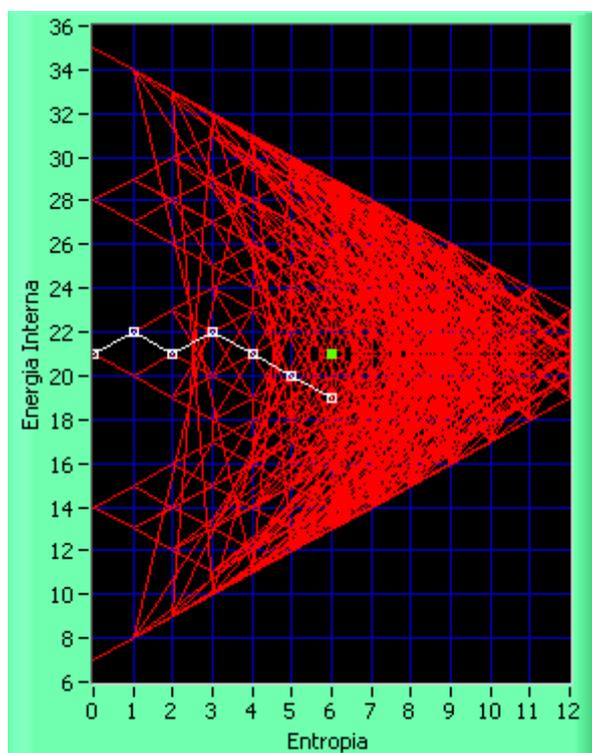


Figura 5.51: L'algorithmo usato è il DSS_8, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

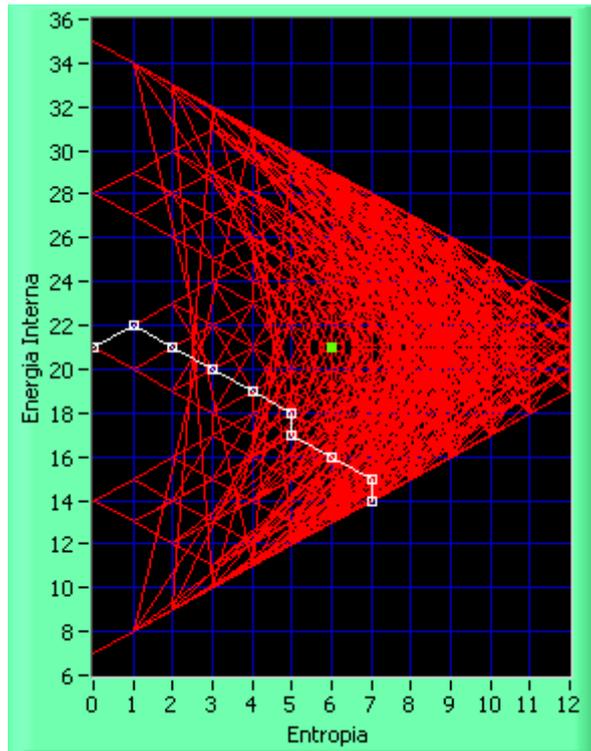


Figura 5.52: L'algorithmo usato è il DSS_8, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

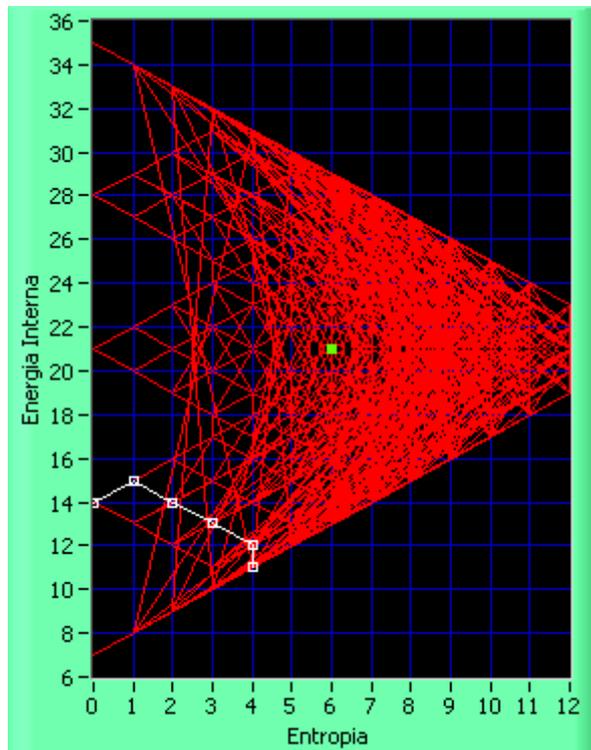


Figura 5.53: L'algorithmo usato è il DSS_8, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

Tale Algoritmo puo' essere indicato anche come $DSS(c:E|minS)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che lascia tendere il sistema verso un attrattore centrale tendenzialmente alla stessa energia o lievemente maggiore rispetto allo stato iniziale (simbolo $c:E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $minS$).

5.7.9 Algoritmo DSS_9

Questo nono algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 2,3,4;1,5,6,7,8.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.54 mostra il comportamento del DSS_9.

Anche in questo caso come per il DSS_8 abbiamo a che fare con un algoritmo di supporto alle decisioni che tiene conto della densità di microstati sottostanti ad ogni singolo macrostato. Pertanto, abbiamo a che fare con un sistema di attrazione piu' forte rispetto ai casi DSS_1-7. In questo caso, però diversamente dal DSS_8 si ha un tendenziale abbassamento dell'energia, mentre nel DSS_8 si aveva una tendenziale centralità.

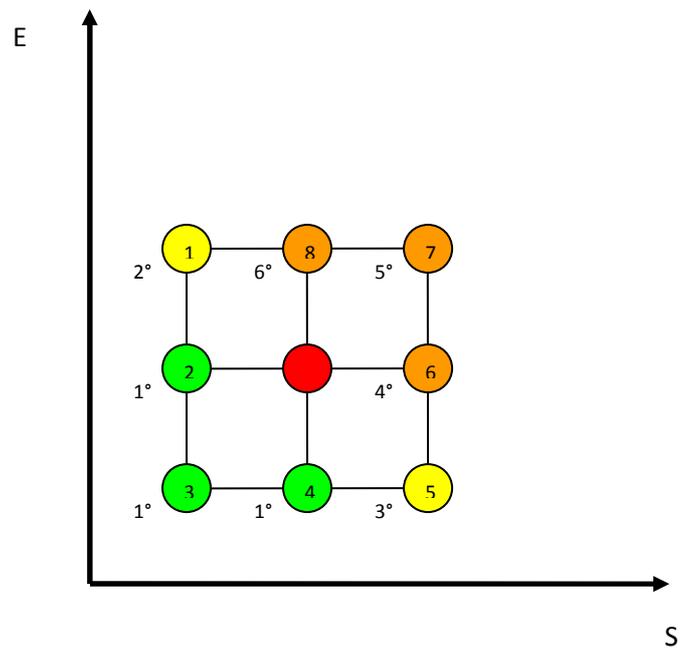


Figura 5.54: Algoritmo DSS_9 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.55-5.60 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_9. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step ad abbassare l'energia a patto che il nuovo stato sia quello a piu' alta densità tra quelli possibili secondo la gerarchia di transizione. Piu' nello specifico il sistema transirà in uno stato a maggiore densità se sarà possibile seguire una delle trasformazioni che conducono in uno stato di colore verde, altrimenti seguendo l'ordine gerarchico indicato in figura 5.54.

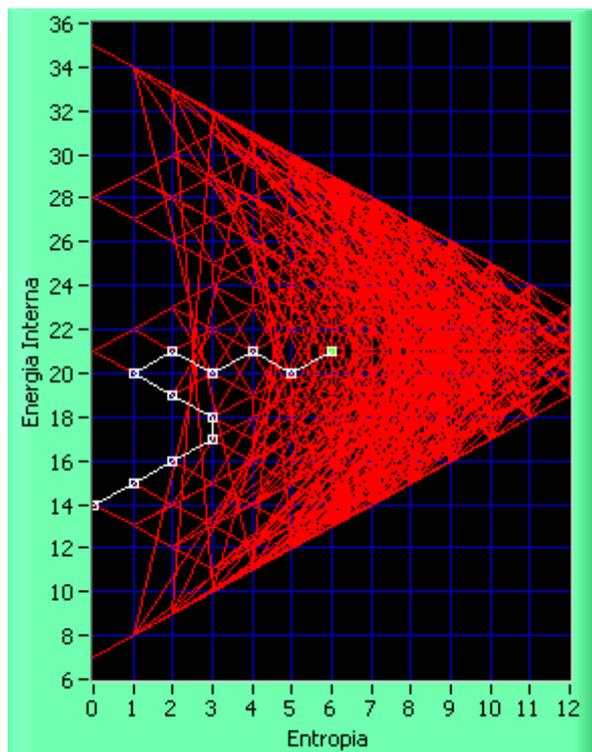


Figura 5.55: L'algorithmo usato è il DSS_9, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

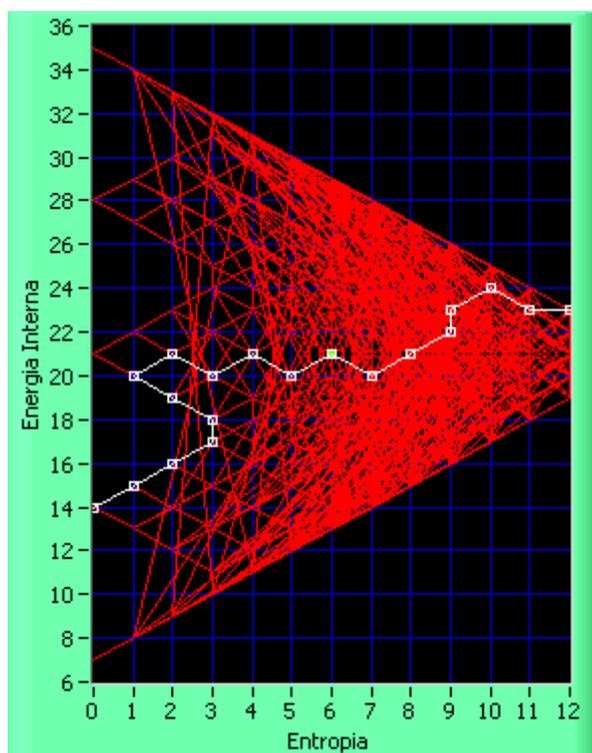


Figura 5.56: L'algorithmo usato è il DSS_9, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

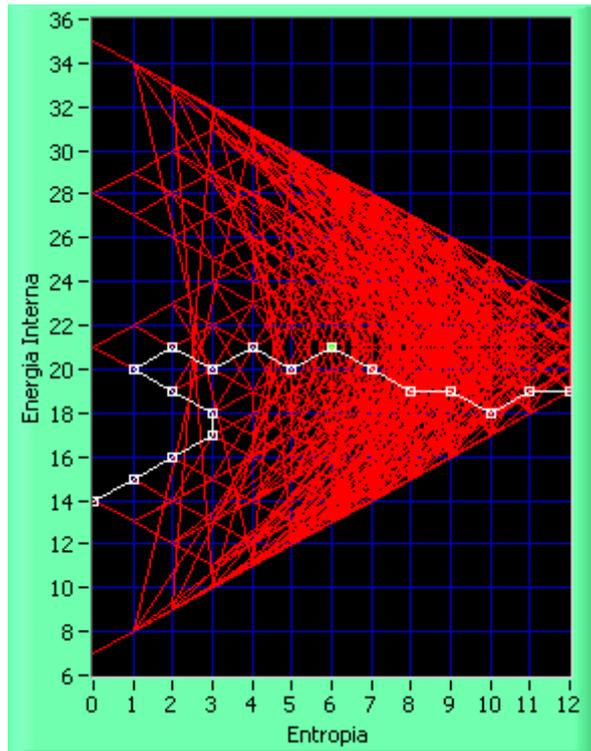


Figura 5.57: L'algoritmo usato è il DSS_9, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,14).

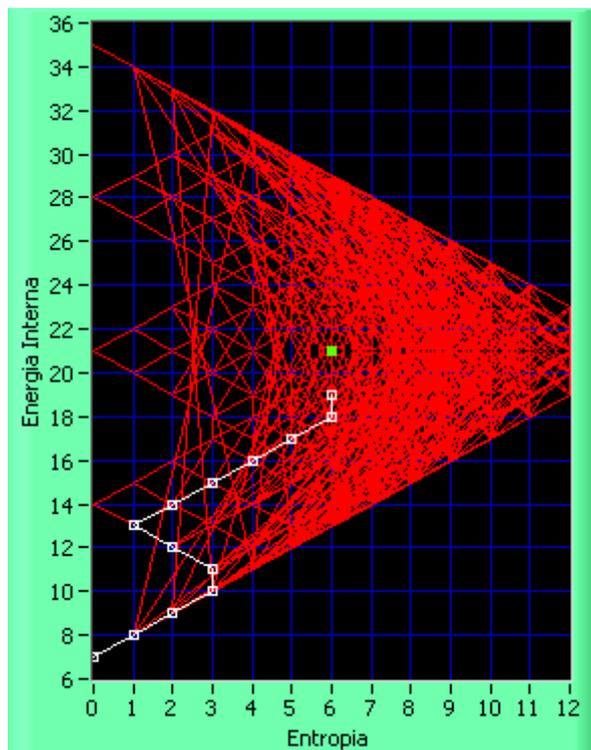


Figura 5.58: L'algoritmo usato è il DSS_9, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

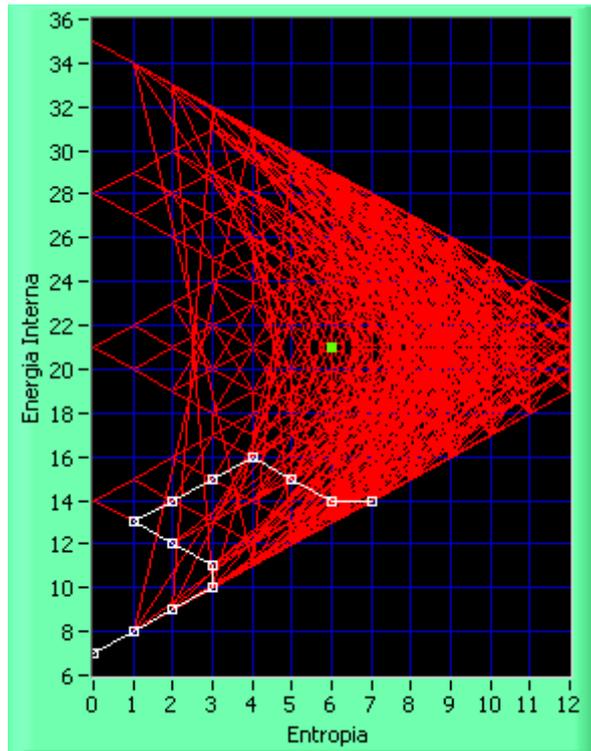


Figura 5.59: L'algoritmo usato è il DSS_9, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

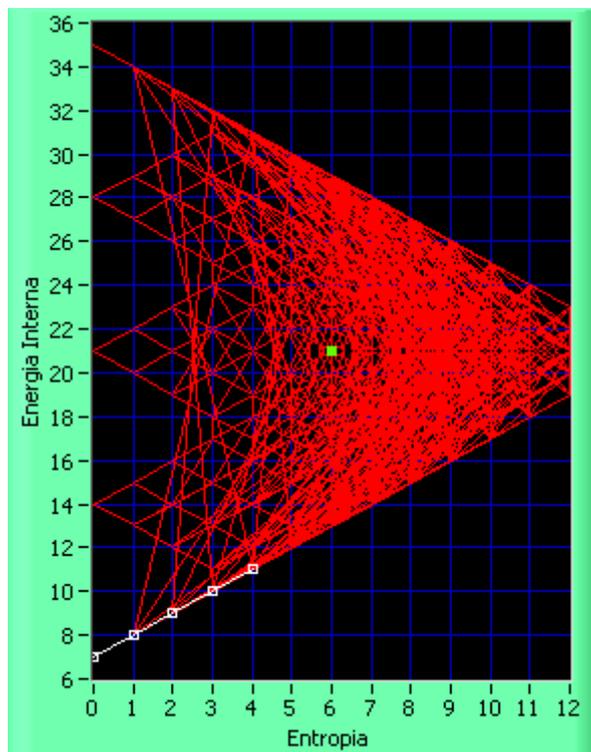


Figura 5.60: L'algoritmo usato è il DSS_9, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

Tale Algoritmo puo' essere indicato anche come $DSS(c \downarrow E | \min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che lascia tendere il sistema verso un attrattore centrale tendenzialmente ad energia piu' bassa rispetto allo stato iniziale (simbolo $c \downarrow E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

5.7.10 Algoritmo DSS_10

Questo decimo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 1,2,8;3,4,7,6,5.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.61 mostra il comportamento del DSS_10.

Anche in questo caso come per il DSS_8 e 9 abbiamo a che fare con un algoritmo di supporto alle decisioni che tiene conto della densità di microstati sottostanti ad ogni singolo macrostato. Pertanto, abbiamo a che fare con un sistema di attrazione piu' forte rispetto ai casi DSS_1-7. In questo caso, pero' diversamente dal DSS_8 si ha un tendenziale aumento dell'energia; infatti, esso ha una funzione quasi speculare al DSS_9.

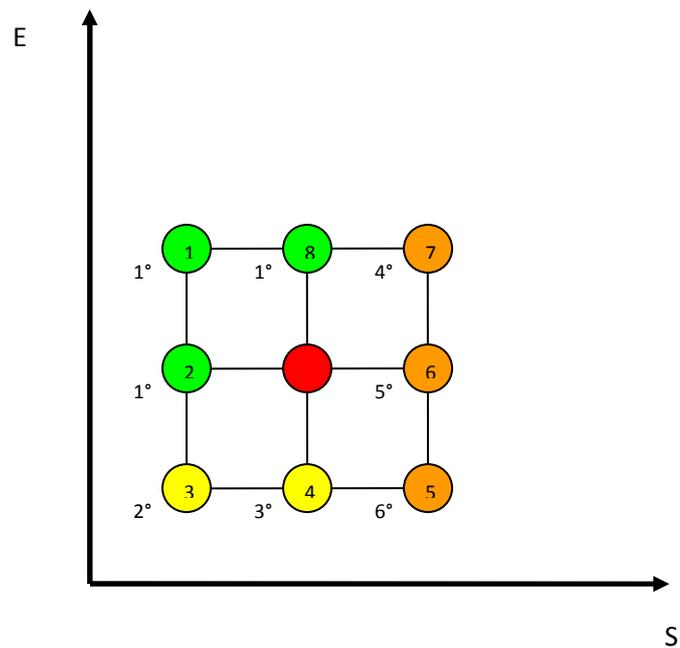


Figura 5.61: Algoritmo DSS_10 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.62-5.67 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_10. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step ad abbassare l'energia a patto che il nuovo stato sia quello a piu' alta densità tra quelli possibili secondo la gerarchia di transizione. Piu' nello specifico il sistema transirà in uno stato a maggiore densità se sarà possibile seguire una delle trasformazioni che conducono in uno stato di colore verde, altrimenti seguendo l'ordine gerarchico indicato in figura 5.61.

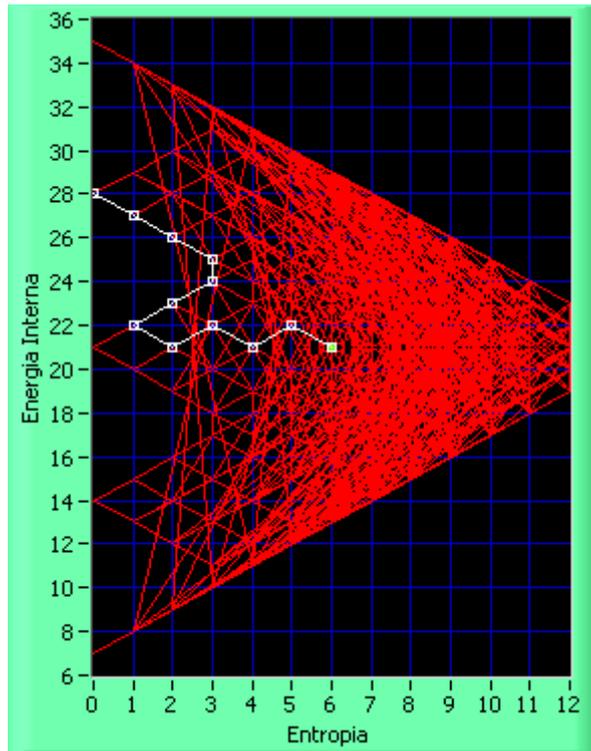


Figura 5.62: L'algorithmo usato è il DSS_10, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28).

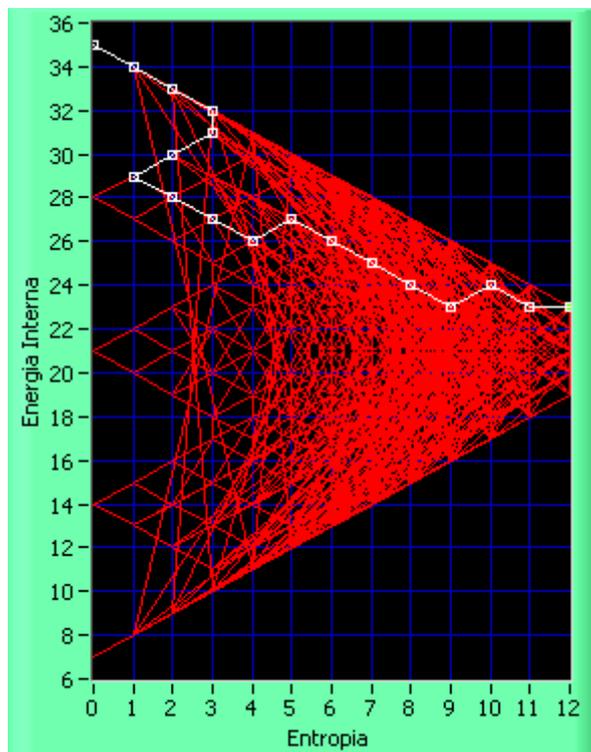


Figura 5.63: L'algorithmo usato è il DSS_10, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

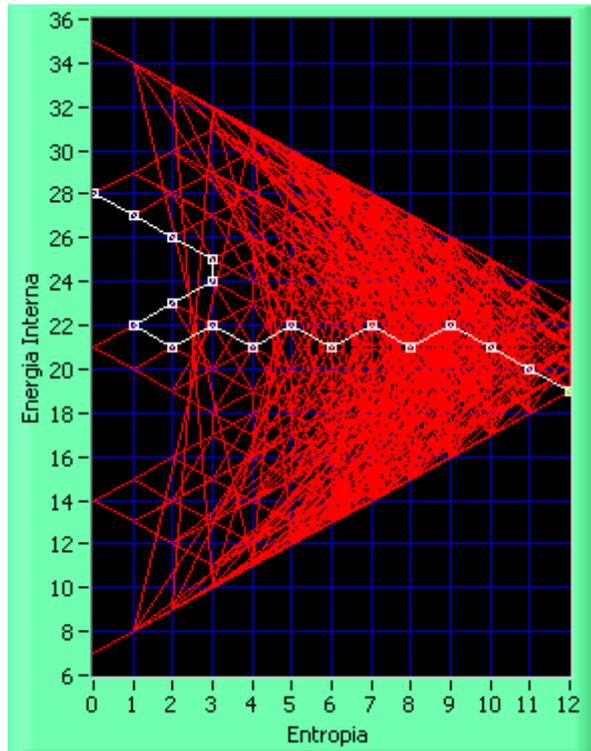


Figura 5.64: L'algorithmo usato è il DSS_10, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28).

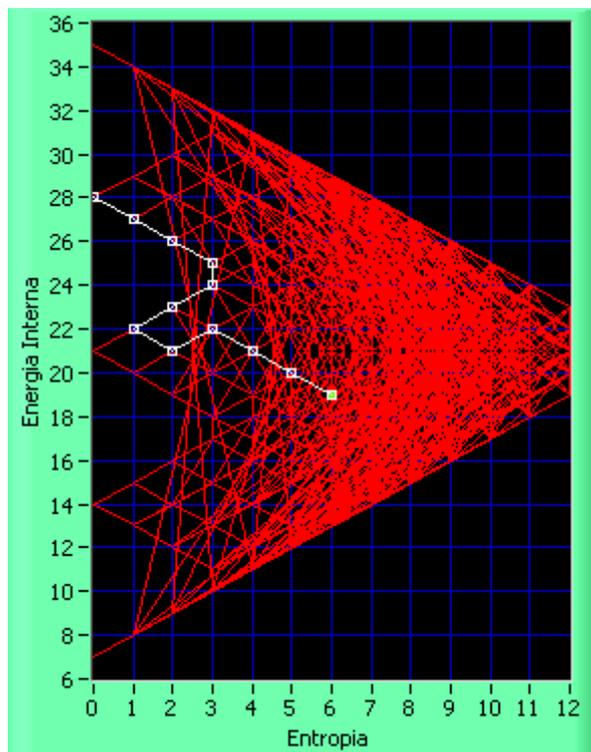


Figura 5.65: L'algorithmo usato è il DSS_10, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28).

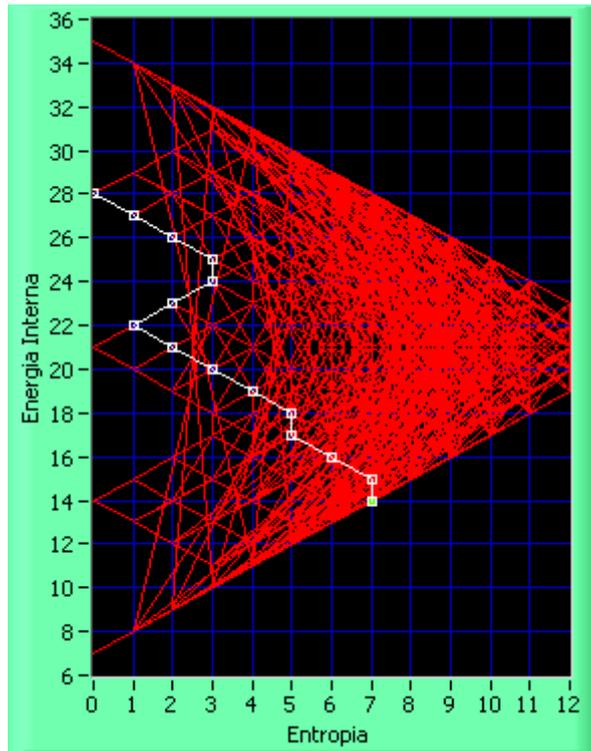


Figura 5.66: L'algorithmo usato è il DSS_10, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,28).

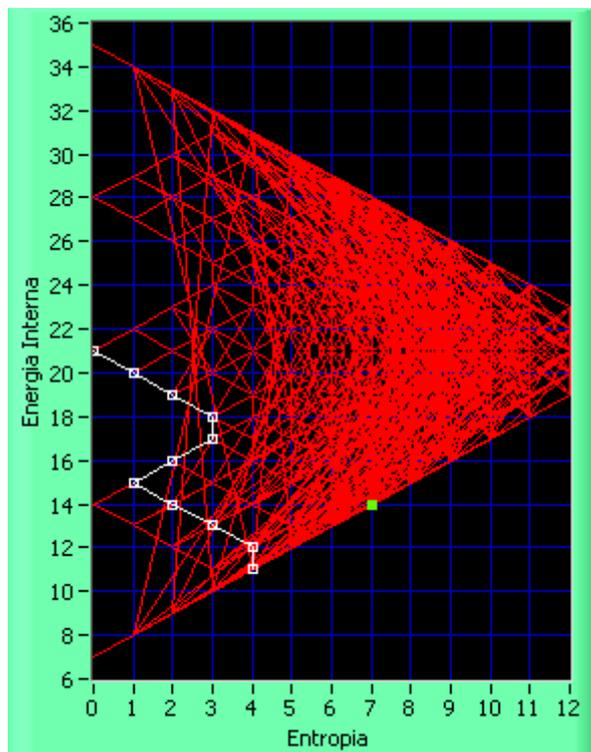


Figura 5.67: L'algorithmo usato è il DSS_10, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,21).

Tale Algoritmo puo' essere indicato anche come $DSS(c \uparrow E | \min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che lascia tendere il sistema verso un attrattore centrale tendenzialmente ad energia piu' alta rispetto allo stato iniziale (simbolo $c \uparrow E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

5.7.11 Algoritmo DSS_11

Questo undicesimo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 7,8,1;2,3,4,5,6.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.68 mostra il comportamento del DSS_11.

Questa strategia è tale da portare il sistema verso il massimo attrattore energetico. Essa va usata con cautela, però, poiché in alcuni step può comportare l'aumento di entropia; pertanto, è necessario che l'organo di Governance sia in grado di gestire tale criticità.

Anche in questo caso come per il DSS_8-10 abbiamo a che fare con un algoritmo di supporto alle decisioni che tiene conto della densità di microstati sottostanti ad ogni singolo macrostato. Pertanto, abbiamo a che fare con un sistema di attrazione più forte rispetto ai casi DSS_1-7. In questo caso, però, diversamente dal DSS_8-10 si ha una massimizzazione dell'energia.

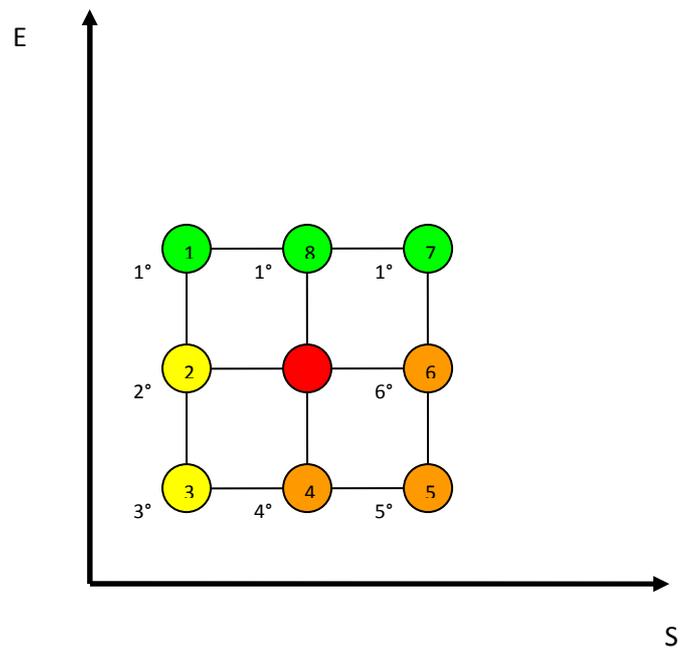


Figura 5.68: Algoritmo DSS_11 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.69-5.74 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_11. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step ad aumentare l'energia a patto che il nuovo stato sia quello a piu' alta densità tra quelli possibili secondo la gerarchia di transizione. Piu' nello specifico il sistema in prima battuta transirà in uno stato a maggiore densità e maggiore energia se sarà possibile seguire una delle trasformazioni che conducono in uno stato di colore verde, altrimenti seguendo l'ordine gerarchico indicato in figura 5.68.

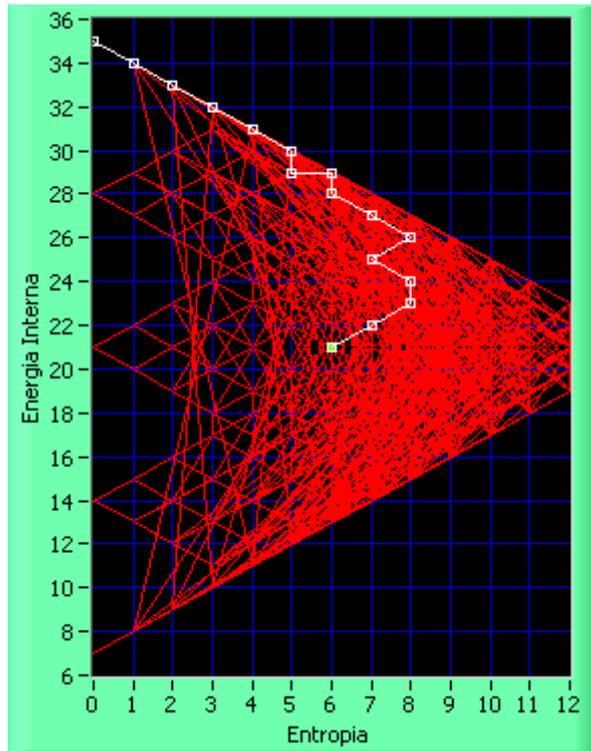


Figura 5.69: L'algoritmo usato è il DSS_11, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

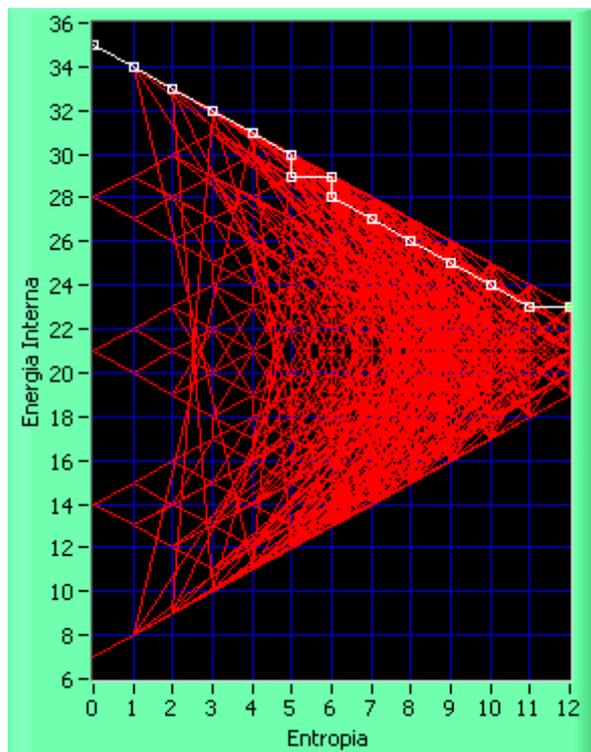


Figura 5.70: L'algoritmo usato è il DSS_11, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

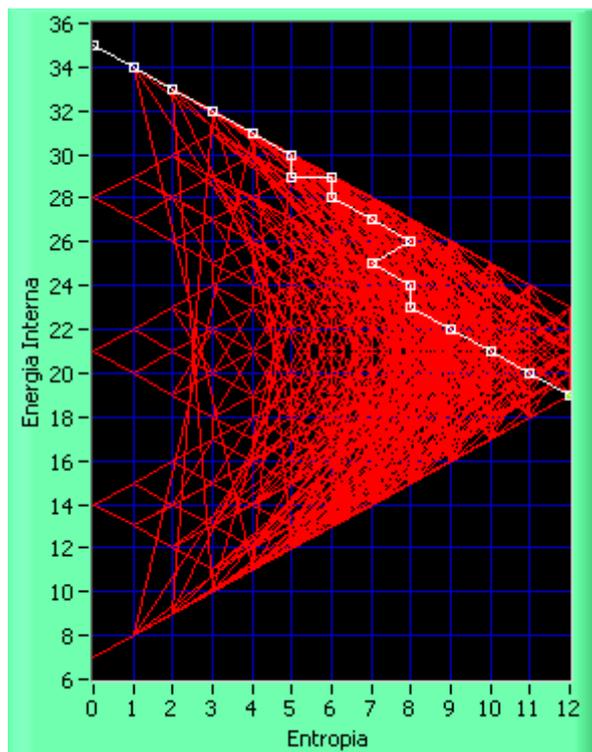


Figura 5.71: L'algorithmo usato è il DSS_11, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

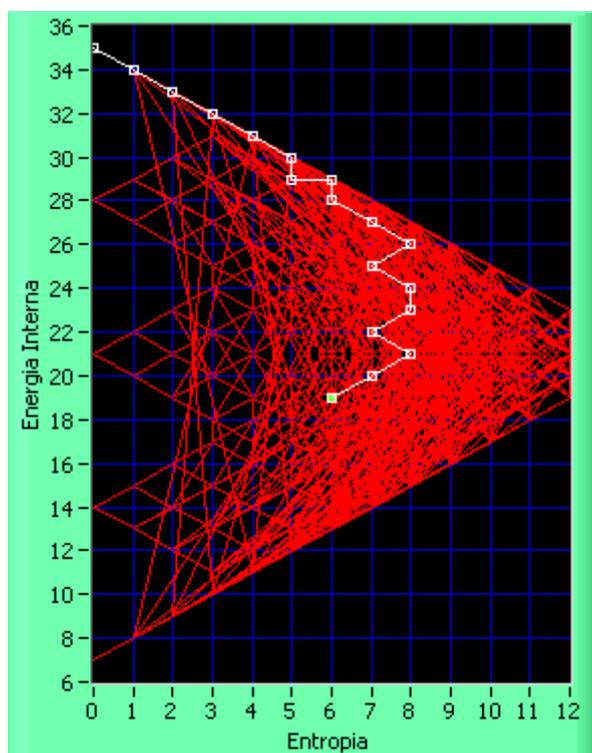


Figura 5.72: L'algorithmo usato è il DSS_11, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

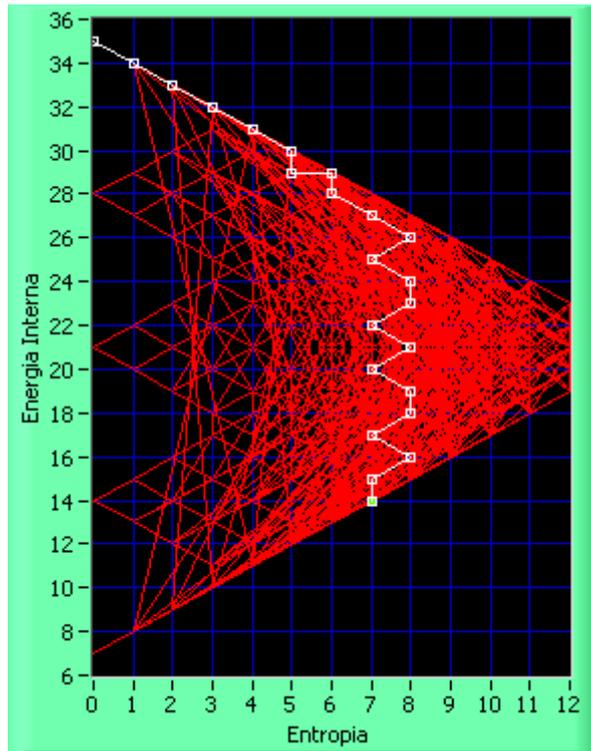


Figura 5.73: L'algorithmo usato è il DSS_11, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

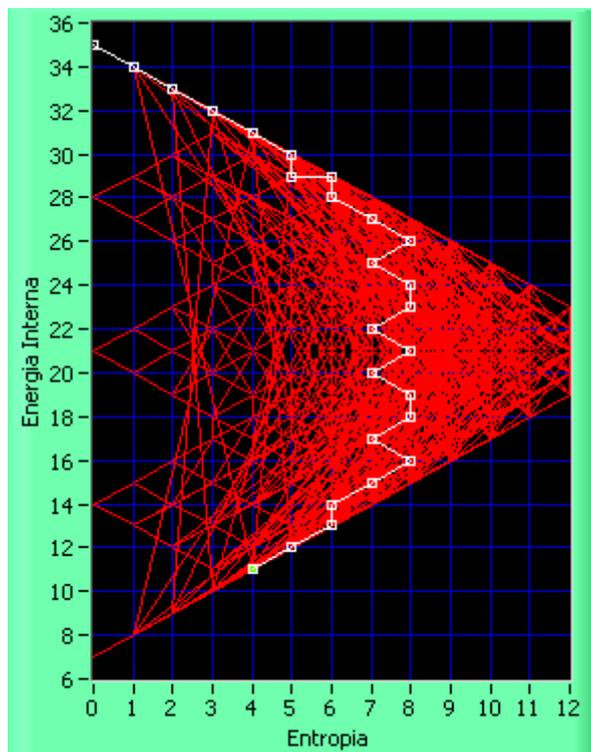


Figura 5.74: L'algorithmo usato è il DSS_11, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,35).

Tale Algoritmo può essere indicato anche come DSS(maxE|minS) volendo indicare l'algoritmo di DSS che lascia tendere il sistema verso l'attrattore a massima energia (simbolo maxE) condizionatamente (simbolo |) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo minS).

5.7.12 Algoritmo DSS_12

Questo dodicesimo algoritmo per ogni singolo step implementa la seguente strategia decisionale attraverso la gerarchizzazione di priorità tra le 8 trasformazioni (ovvero direzioni possibili), ovvero dalla posizione centrale verso i punti 3,4,5;2,6,1,8,7.

Utilizzando una semantica di semaforo la figura 5.75 mostra il comportamento del DSS_12.

Questa strategia è tale da portare il sistema verso il minimo attrattore energetico. Essa va usata con cautela, però, poiché in alcuni step può comportare l'aumento di entropia; pertanto, è necessario che l'organo di Governance sia in grado di gestire tale criticità. Inoltre, può essere soltanto una strategia transitoria, poiché usata con continuità porta il sistema al congelamento, ovvero alla deenergizzazione totale.

Anche in questo caso come per il DSS_8-11 abbiamo a che fare con un algoritmo di supporto alle decisioni che tiene conto della densità di microstati sottostanti ad ogni singolo macrostato. Pertanto, abbiamo a che fare con un sistema di attrazione più forte rispetto ai casi DSS_1-7. In questo caso, però diversamente dal DSS_8-11 si ha una minimizzazione dell'energia.

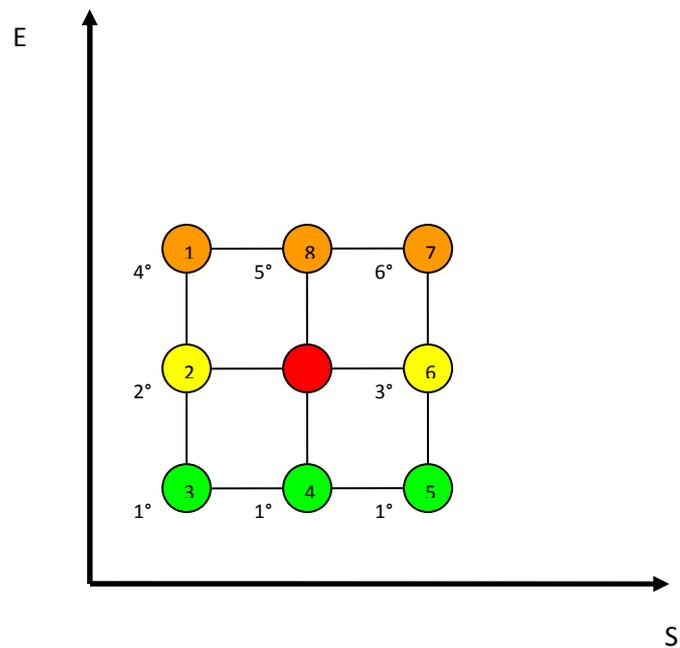


Figura 5.75: Algoritmo DSS_12 e gerarchizzazione degli stati con rappresentazione a semaforo.

Nelle figure 5.76-5.81 si riportano i microstati di esempio con le relative strategie decisionali globali proposte dal sistema utilizzando l'algoritmo DSS_12. Come si vede da tali figure il sistema tende in ogni step a diminuire l'energia a patto che il nuovo stato sia quello a più alta densità tra quelli possibili secondo la gerarchia di transizione. Più nello specifico il sistema in prima battuta transirà in uno stato a maggiore densità e minore energia se sarà possibile seguire una delle trasformazioni che conducono in uno stato di colore verde, altrimenti seguendo l'ordine gerarchico indicato in figura 5.75.

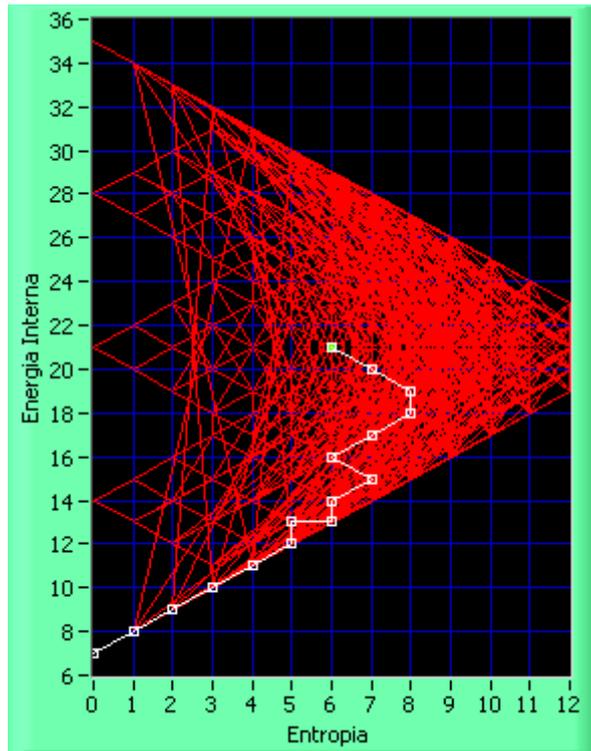


Figura 5.76: L'algorithmo usato è il DSS_12, lo stato di partenza è il Microstato 1234533 corrispondente al Macrostato (6,21), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

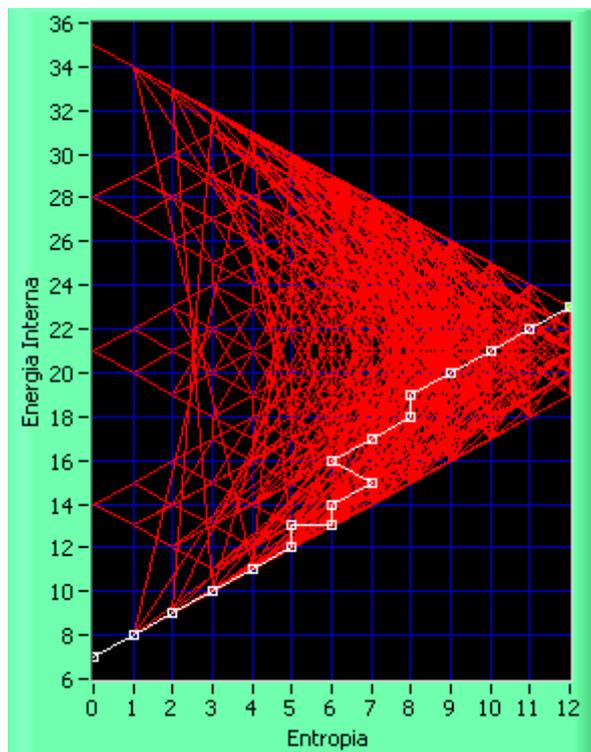


Figura 5.77: L'algorithmo usato è il DSS_12, lo stato di partenza è il Microstato 5555111 corrispondente al Macrostato (12,23), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

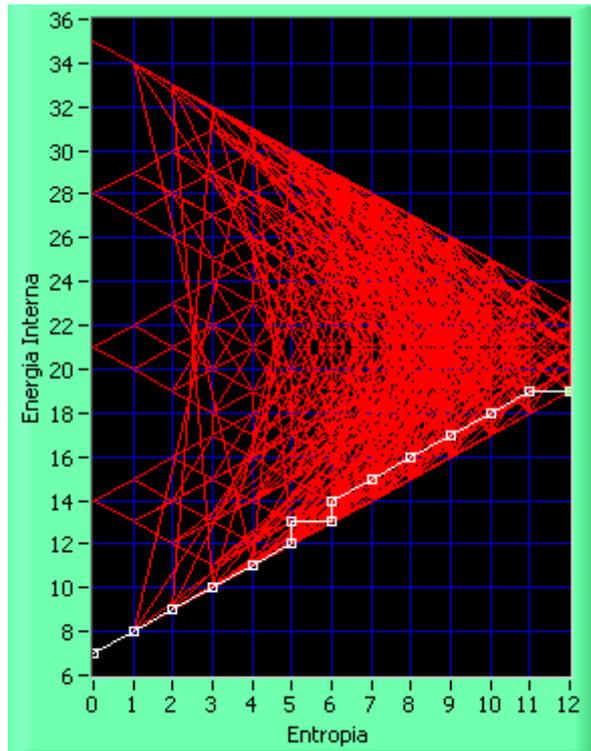


Figura 5.78: L'algorithmo usato è il DSS_12, lo stato di partenza è il Microstato 5551111 corrispondente al Macrostato (12,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

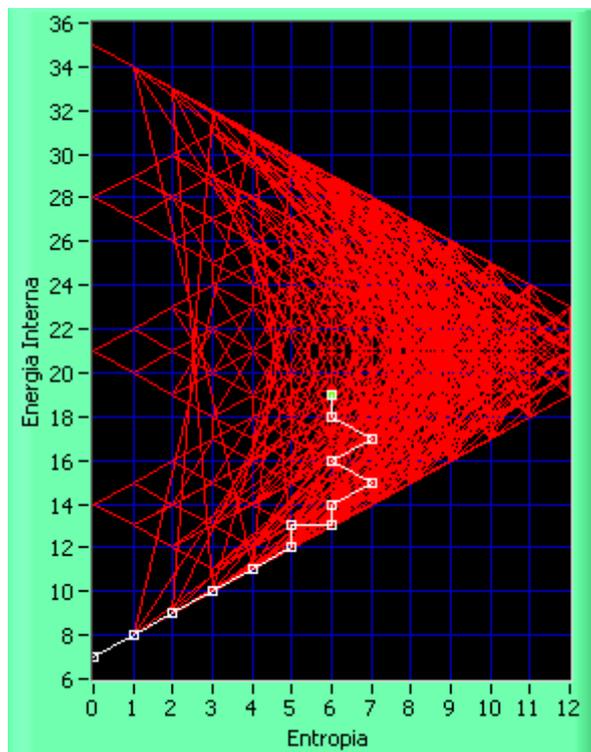


Figura 5.79: L'algorithmo usato è il DSS_12, lo stato di partenza è il Microstato 2233441 corrispondente al Macrostato (6,19), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

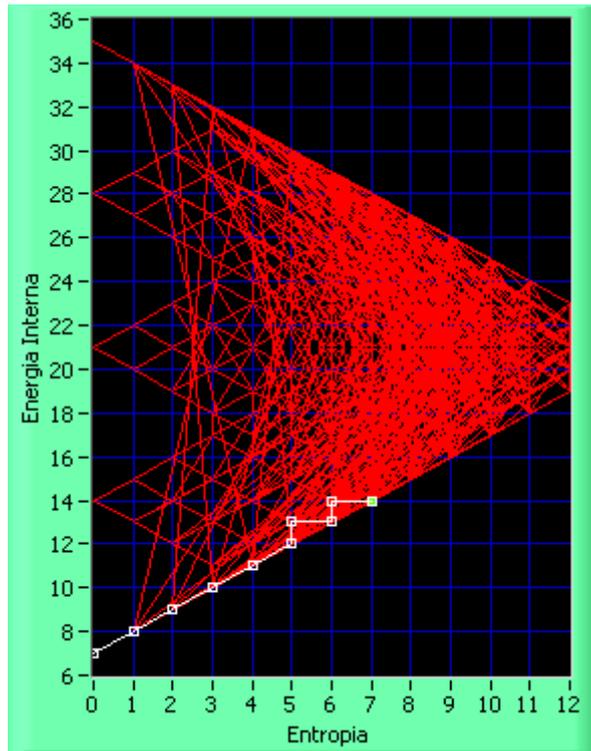


Figura 5.80: L'algorithmo usato è il DSS_12, lo stato di partenza è il Microstato 1111334 corrispondente al Macrostato (7,14), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

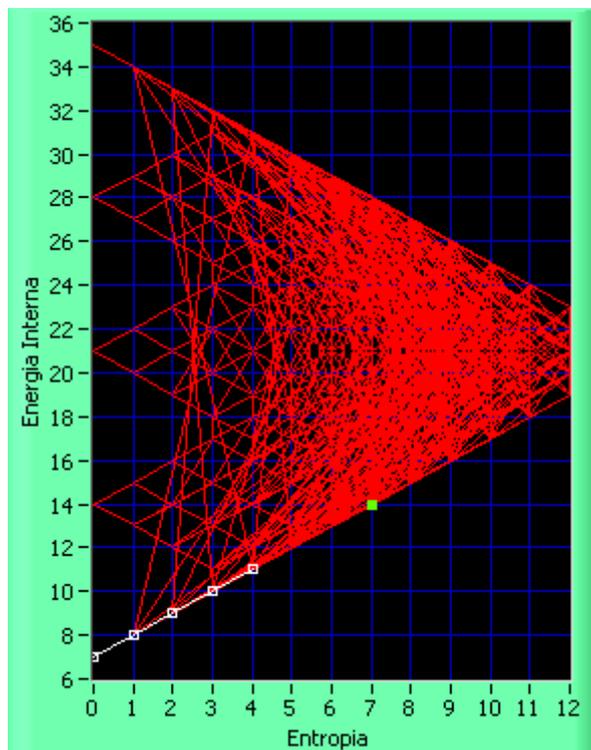


Figura 5.81: L'algorithmo usato è il DSS_12, lo stato di partenza è il Microstato 1111322 corrispondente al Macrostato (4,11), mentre quello di arrivo è l'attrattore (0,7).

Tale Algoritmo può essere indicato anche come $DSS(\min E|\min S)$ volendo indicare l'algoritmo di DSS che lascia tendere il sistema verso l'attrattore a minima energia (simbolo $\min E$) condizionatamente (simbolo $|$) alla minimizzazione dell'entropia nell'intero processo (simbolo $\min S$).

5.7.13 Considerazioni sulle strategie decisionali del DSS basato sui MMS

Nelle sezioni precedenti abbiamo analizzato le più rilevanti strategie decisionali per il raggiungimento di obiettivi di specifico interesse nella gestione dei sistemi complessi. E' importante osservare che il sistema nel suggerire decisioni just in time opera in modo molto efficiente oltre che efficace. Infatti, come descriviamo brevemente qui di seguito il sistema deve processare un numero molto alto di possibilità.

Abbiamo visto che, nel management informativo, il sistema considera un numero di stati molto alto e dipendenti dagli indici caratteristici (i cosiddetti CSF – Critical Success Factor). Utilizzando un approccio termodinamico per semplificare, interpretare e destrutturare la complessità sistemica abbiamo osservato che al variare degli indici si ottiene uno spazio degli stati, detti microstati, 7-dimensionale in corrispondenza dei setti indici e contenente 78125 stati possibili in cui un sistema può trovarsi. Una tale approccio fornisce una rappresentazione istantanea del sistema considerato ed in studio. Al fine di prendere delle decisioni di Governance il sistema di supporto alle decisioni presentato dovrà offrire in sequenza:

- *Una Strategia Decisionale (SD);*
- *Una Strategia Gestionale (SG);*
- *Una Strategia Operativa (SO).*

Entrando nel merito, *la Strategia Decisionale (SD)* è una simulazione del sistema che ci permette di passare da una vision statica ad una dinamica. Grazie ad essa, infatti, il sistema in base alle scelte dell'organo di Governance suggerisce un percorso a step nel piano SE (Entropia-Energia) da seguire per

raggiungere un determinato obiettivo, che in generale è rappresentato da una minimizzazione dell'entropia del sistema e da un'ottimizzazione dell'energia del sistema stesso in base alle esigenze manifestate. Da un punto di vista formale, ciò si esprime con una traiettoria nel piano SE. Tale traiettoria è una spezzata i cui estremi di ogni segmento della spezzata forniscono indicazioni circa lo stato (ovvero macrostato) di partenza del sistema e quello di arrivo per ogni transizione. Inoltre, il primo stato iniziale è lo stato in cui il sistema si trova nel momento dell'analisi, mentre l'ultimo è lo stato obiettivo che si intende raggiungere attraverso l'ottimizzazione. Al fine di costruire la strategia decisionale i 78125 microstati nel piano SE vengono rappresentati in termini dei 146 macrostati rappresentati in figura 5.82. Pertanto ogni punto rappresentante un macrostato sarà più volte degenerare a seconda del numero di microstati ad esso corrispondenti. A titolo esemplificativo il macrostato rappresentato dalla coppia entropia-energia (S,E) di coordinate (6,21) corrisponde a 1820 microstati. Pertanto, è possibile costruire un plot di intensità dei punti come quello rappresentato in figura 5.83 in modo che ad ogni punto sia associato un rettangolo di colore diverso in relazione alla densità di microstati ad esso corrispondenti.

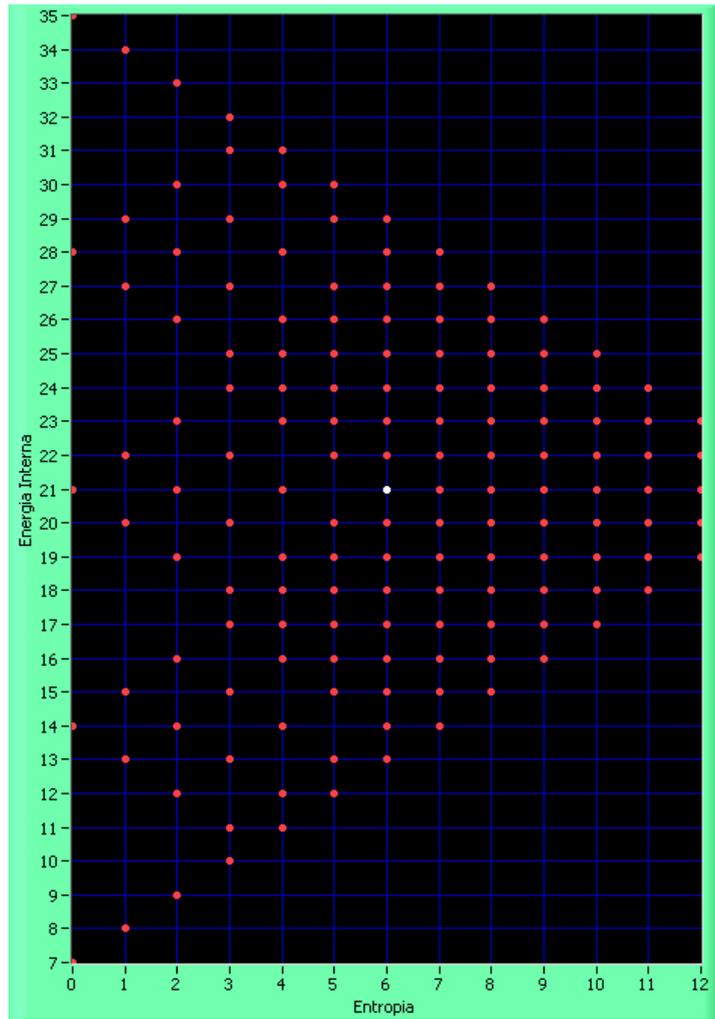


Figura 5.82: Rappresentazione nel piano Entropia-Energia SE dei 146 macrostati corrispondenti ai 78125 microstati. Il punto di colore bianco al centro dell'immagine rappresenta il macrostato con Entropia $S=6$ ed Energia $E=21$, ovvero (6,21).

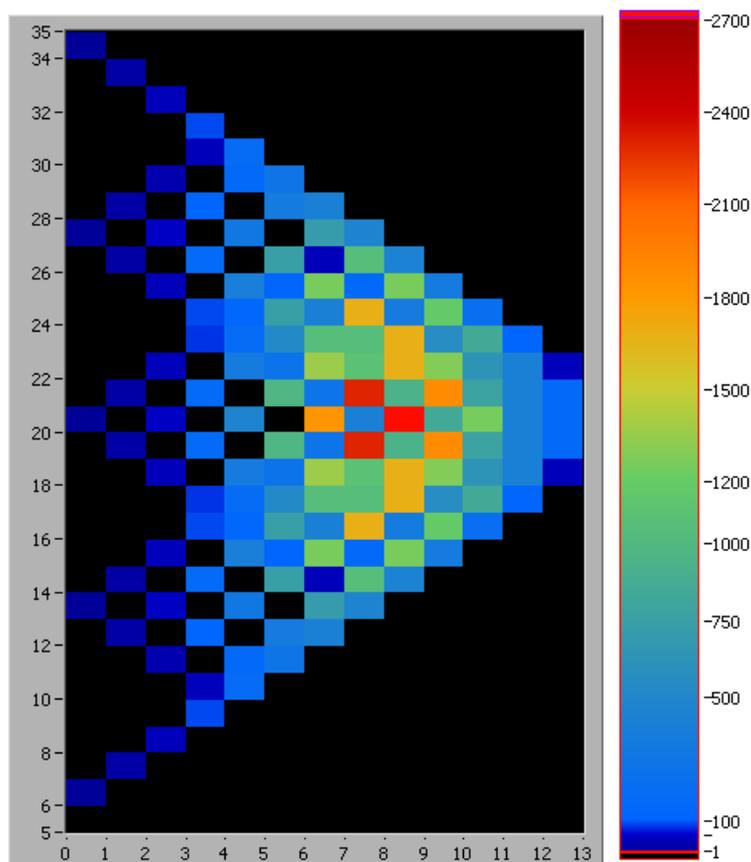


Figura 5.83: Rappresentazione nel piano Entropia-Energia SE dei 146 macrostati corrispondenti ai 78125 microstati attraverso un plot di intensità che esprime il livello di densità di macrostati in relazione al numero di microstati in esso presenti.

Ai non esperti, ad esempio, si potrebbe suggerire la strategia decisionale DSS_10 nel caso sia necessario aumentare la dinamica e quindi l'energia del sistema. Viceversa qualora sia necessario diminuire l'energia del sistema si suggerisce la strategia decisionale DSS_9.

Il sistema proposto con i relativi algoritmi suggerisce strategie decisionali che individuano come minimizzare l'entropia utilizzando il più opportuno pattern energetico a seconda degli obiettivi intermedi che si intende perseguire. Come vedremo nella prossima sezione a partire da tali risultati ottenuti è possibile costruire strategie gestionali che aiutano l'esperto ovvero l'organo di Governance ad individuare la più opportuna strategia da porre in essere. Nello specifico il sistema suggerisce sia il percorso da seguire senza, però, entrare nel merito di quali parametri, ovvero indici, far variare lasciando così al decisore

la più ampia autonomia decisionale da un lato e fornendo al sistema di supporto alle decisioni la più ampia generalità possibile. In altre parole, tale analisi, in questo caso, realizza strategie gestionali a livello di microstato. Inoltre, il sistema, come vedremo, può istanziare anche strategie gestionali a livello di microstato. Chiameremo tali strategie con il termine di strategie operative, proprio in relazione al fatto, che in tale caso in relazione ad un obiettivo specifico, ad esempio massimizzazione dell'indice economico, realizza una strategia operativa, ovvero a livello di microstato, che comporranno il path per la minimizzazione dell'entropia e l'ottimizzazione dell'energia, ovvero ottimizzazione a livello di macrostato.

Come vedremo nella sezione successiva *la Strategia Gestionale (SG)* suggerisce quali azioni porre in essere in termini di variazione di energia e/o entropia. La figura 5.84 ne fornisce un esempio. In essa troviamo sia la SG da porre in essere, sia il numero di microstati possibili e quindi il numero di possibili scelte a disposizione dell'organo di Governance. L'ultimo step fornisce anche il nome dell'attrattore da raggiungere nella strategia, classificato secondo il seguente schema in termini di coppie Entropia-Energia (S,E):

- Attrattore Massimale $A_M=(0,35)$;
- Attrattore Alto $A_A=(0,28)$;
- Attrattore Centrale $A_C=(0,21)$;
- Attrattore Basso $A_B=(0,14)$;
- Attrattore Minimale $A_m=(0,7)$.

Gerarchia delle Strategie Gestionali	
STRATEGIA	Numero di Stati Possibili
Diminuire Entropia S Aumentare Energia E	980
Diminuire Entropia S Diminuire Energia E	462
Diminuire Entropia S Aumentare Energia E	147
Diminuire Entropia S Diminuire Energia E	42
Diminuire Entropia S Aumentare Energia E	7
Aumentare Entropia S Aumentare Energia E	28
Aumentare Entropia S Aumentare Energia E	77
Mantenere costante Entropia S Aumentare Energia E	84
Diminuire Entropia S Aumentare Energia E	28
Diminuire Entropia S Aumentare Energia E	7
Diminuire Entropia S Aumentare Energia E	1
Raggiunto ATTRATTORE ALTO	OBIETTIVO RAGGIUNTO

Figura 5.84: Esempio di Strategia Gestionale. Nella colonna di sinistra la SG da porre in essere, mentre nella colonna di destra i microstati possibili e quindi il numero di possibili scelte a disposizione dell'organo di Governance

Infine, vedremo successivamente *le Strategie Operative (SO)* che forniscono quali azioni considerare in termini di microstati. In altre parole, una volta individuati i diversi step nel piano entropia-energia SE, ovvero i macrostati da considerare grazie alle Strategie Decisionali (SD), con le SG si determinano le Strategie Gestionali in termini di variazione di S ed E da seguire, con le SO - in base alle scelte del strumento di governace ed alle diverse SO che il sistema offre (come vedremo successivamente) – si individuano gli specifici microstati in cui far transire il sistema. Quindi, grazie alle SO è possibile comprendere come var variare gli indici (CSF) agendo direttamente sui sette diversi fattori indicati, ovvero ad esempio nel caso del controllo del territorio, indice demografico, ambientale, economico, organizzativo, politico, psicologico ed etico. L'organo di governace avrà quindi un supporto operativo per governare il territorio avendo a disposizione una modellazione matematica e delle strategie operative che non solo sono il frutto della loro esperienza, ma anche di un'attenta analisi delle complessità da gestire. Come vedremo, data la generalità del motore computazionale, tale approccio è applicabile a qualsiasi sistema ad alta complessità organizzativa.

Infine, a conclusione di questa sezione è utile completare l'analisi affrontando il tema della complessità che il sistema proposto implementa al suo interno. Nello specifico abbiamo visto che vengono considerati 78125 microstati, rappresentati nel piano SE attraverso 146 macrostati. Mentre nella sezione successiva tratteremo la complessità computazionale dei sottosistemi SG ed SO, qui consideriamo quella del modulo SD per la costruzione di strategie decisionali. Individuare una strategia decisionale, in relazione ad uno dei modelli scelti rispetto a quanto l'organo di Governance vuole realizzare, significa costruire una traiettoria nel piano SE.

Per l'analisi della complessità sistemica bisogna allora calcolare quante siano le traiettorie che possono essere costruite rispettando le seguenti condizioni:

- Le traiettorie sono curve aperte, ovvero sono curve i cui punti estremi sono distinti;
- Le traiettorie sono curve senza biforcazioni, ovvero percorrendo la traiettoria non è possibile passare per uno stesso punto per più di una volta;
- Le traiettorie sono una concatenazione di archi che collegano nodi, ovvero i 146 macrostati (nodi) sono distribuiti nel piano SE come riportato nella figura 5.82 e le traiettorie sono le curve spezzate che li collegano;
- Le traiettorie sono orientate, ovvero sono delle spezzate che congiungono macrostati con entropia via via decrescente fino ad uno dei macrostati ad entropia nulla (attrattori) scelto in base ad una delle strategie decisionali disponibili;
- Le traiettorie sono ordinate, ovvero traiettorie che passano per gli stessi punti, sono da considerarsi diverse se cambia l'ordine di percorrenza dei punti.

Il numero di traiettorie risultante in accordo con i precedenti requisiti è estremamente alto, dell'ordine di qualche milione di miliardi di miliardi, ovvero $6,665 \times 10^{24}$.

Al fine di meglio inquadrare quanto sia grande il numero di traiettorie è utile la tabella seguente.

Potenze di 10	Definizione
10^3	1 Kilo Mille
10^6	1 Mega 1 Milione
10^9	1 Giga 1 Miliardo
10^{12}	1 Tera Mille Miliardi
10^{15}	1 Peta 1 Milione di Miliardi
10^{18}	1 Exa 1 Miliardo di Miliardi
10^{21}	1 Zetta Mille Miliardi di Miliardi
10^{24}	1 Yotta 1 Milione di Miliardi di Miliardi

I primi termini (Kilo, Mega, Giga, Tera) grazie all'avvento dell'Era dell'Informazione sono diventati di uso comune, ma col crescere delle tecnologie dell'ICT presto ci abitueremo anche agli altri (Peta, Exa, Zetta, Yotta); il presente sistema è uno dei primi esempi di sistema idoneo a trattare numeri così grandi di possibilità ed informazioni, capace di ricondurre l'ordine nel caos grazie a logiche gerarchiche di computazione.

Per comprendere come si arrivi a $6,665 \times 10^{24}$ dobbiamo dividere la computazione step per step, ovvero contando quanto siano le traiettorie per ridurre di un'unità l'entropia S , passando da un macrostato (S, E_1) ad uno $(S-1, E_2)$. Tale computazione sarebbe più semplice se dovessimo trattare un dominio regolare, come ad esempio un rettangolo, mentre dalla figura nel nostro caso abbiamo un trapezio in cui, inoltre, ci sono alcuni buchi. Senza entrare nel tedioso dettaglio matematico, qui di seguito riportiamo il numero di archi che possono essere costruiti per passare da un livello di entropia S ad uno $S-1$.

S → S-1	Numero Archi
12 → 11	75
11 → 10	147
10 → 9	243
9 → 8	363
8 → 7	507
7 → 6	675
6 → 5	714
5 → 4	104
4 → 3	86
3 → 2	28
2 → 1	14
1 → 0	8

Il numero di traiettorie è dato dalle possibili concatenazioni di archi, dato dal prodotto dei fattori precedenti, ovvero

$$\#(\text{traiettorie}) = \prod_{i=0}^{12} \#(\text{archi})_{S_i \rightarrow S_{i-1}} = 8 \times 14 \times \dots \times 147 \times 7 = 6,665 \times 10^{24}$$

dove con il simbolo $\#(x)$ intendiamo il numero di quantità x .

Quanto appena descritto lascia comprendere come il sistema, con le sue strategie decisionali, sia un reale supporto alle decisioni just in time in grado di fornire una soluzione ottima, rispetto ad un criterio definito dall'organo di Governance o da un esperto, scelta tra qualche milione di miliardi di miliardi di strategie (traiettorie) possibili. Comprendiamo allora come possa essere comune per alcuni confondere il concetto di complessità con quello di caos; infatti, senza un modulo di supporto alle decisioni la scelta di una strategia tra un milione di miliardi di miliardi necessiterebbe di un tempo di scelta

assolutamente proibitivo; pertanto, sarebbe necessario affidarsi all'esperienza ed alla soggettività del decisore e pertanto non potendo trattare razionalmente tutti gli elementi di scelta avremmo a che fare con una scelta caotica in un insieme che seppure molto grande di possibilità è comunque finito. Grazie al modulo SD del sistema, invece, definiti i precedenti requisiti e definita una scelta di Governance il sistema è in grado di proporre al decisore una (o più) traiettoria e quindi una strategia rispondente ai requisiti risolvendo la complessità sistemica e facendo apparire in modo evidente di come si tratti di un sistema che seppure complesso è deterministico e non caotico.

Successivamente, anche se con un maggiore livello di complessità, vedremo come sia possibile scegliere anche una o più strategie gestionali ed operative, ovvero ragionare in termini di microstati e di indici.

5.8. Strategie Gestionali

Il modulo di strategie decisionali fornisce come output la traiettoria ottima rispetto all'obiettivo da raggiungere rappresentato dalla minimizzazione dell'entropia e dall'ottimizzazione dell'energia in base alla Strategia Decisionale (SD) indicata dall'organo di Governance. Un tale risultato seppure matematicamente completo è poco esplicativo per un pubblico non addetto ai lavori. Pertanto, il ruolo del modulo di Strategie Gestionali (SG) è di tradurre linguisticamente quanto espresso matematicamente dal SD e quindi fornire all'organo di Governance delle indicazioni di massima sulle azioni da porre in essere, ma lasciando allo stesso ogni azione relativamente a come farlo, cioè a quali indici modificare.

Nello specifico, dato uno stato (macrostato) e considerato il suo ottoconnesso, il sistema ad ogni step tradurrà la transizione dello stato dalla sua posizione centrale ad una dei punti dell'ottoconnesso con una delle sentenze indicate qui di seguito:

- Transizione $0 \rightarrow 1$: "Diminuire l'Entropia S, Aumentare l'Energia E";

- Transizione 0 → 2: “Diminuire l’Entropia S, Mantenere costante l’Energia E”;
- Transizione 0 → 3: “Diminuire l’Entropia S, Diminuire l’Energia E”;
- Transizione 0 → 4: “Mantenere Costante l’Entropia S, Diminuire l’Energia E”;
- Transizione 0 → 5: “Aumentare l’Entropia S, Diminuire l’Energia E”;
- Transizione 0 → 6: “Aumentare l’Entropia S, Mantenere Costante l’Energia E”;
- Transizione 0 → 7: “Aumentare l’Entropia S, Aumentare l’Energia E”;
- Transizione 0 → 8: “Mantenere Costante l’Entropia S, Aumentare l’Energia E”.

La strategia gestionale, sarà pertanto una composizione di affermazioni scelte tra le precedenti. La lunghezza di composizione, ovvero il numero di affermazioni che compongono la strategia gestionale, sarà pari al numero di step per raggiungere uno dei cinque attrattori fondamentali a partire dallo stato corrente in cui si trova il sistema.

Il DSS dovrà, inoltre, fornire per ogni transizione il numero di microstati corrispondenti al macrostato di arrivo; tale numero rappresenterà per l’organo di Governance un’indicazione circa le possibilità di scelta a disposizione per migliorare lo stato sistema su cui opera il DSS. Inoltre, il modulo di SG dovrà anche fornire l’indicazione di “Obiettivo Raggiunto” al termine della strategia gestionale e fornire indicazioni sullo stato finale raggiunto, ovvero la tipologia di attrattore da raggiungere, quanti step sono necessari, l’energia a cui il sistema territoriale andrà all’equilibrio stabile, ovvero l’energia dell’attrattore.

E’ evidente che qualora l’organo di Governance o l’esperto desideri oltre alla macro strategia anche dei suggerimenti circa le azioni da compiere in termini di indici caratteristici (CSF), si rende allora necessaria l’azione del modulo di strategie operative che opera direttamente sui microstati attraverso una serie di funzioni obiettivo che descriveremo nella sezione successiva. Tali funzioni

avranno l'obiettivo di destrutturare ulteriormente l'informazione. Nello specifico, come visto, l'output del modulo SG è degenerare, ovvero al fianco della strategia gestionale, viene proposto il numero di possibilità (vedi figura 5.84) ed in una visualizzazione avanzata anche tutti i microstati associati a quel dato macrostato (vedi figura 5.85). Nello specifico la figura 5.85 mostra un array di strutture; la struttura dati contiene il microstato, la sua caratterizzazione, la sua entropia e la sua energia. E' evidente quindi dalla figura che pur trattandosi di microstati equienergetici ed equientropici essi sono distinti.

Il modulo SO attua delle strategie operative che rompono la degenerazione scegliendo tra tutti i microstati quello più idoneo a perseguire una data strategia individuata dall'organo di Governance o dall'esperto.

Microstati

0	1333345	1333354	1333435	1333444	1333453	1333534
0	4+1+1+1	4+1+1+1	4+1+1+1	3+3+1	4+1+1+1	4+1+1+1
	Energia	Energia	Energia	Energia	Energia	Energia
	22	22	22	22	22	22
	Entropia	Entropia	Entropia	Entropia	Entropia	Entropia
	5	5	5	5	5	5

Figura 5.85: Esempio di Microstati associati allo stesso macrostato

5.9. Strategie Operative

Al fine di attuare quanto descritto alla fine della sezione precedente, ovvero realizzare delle strategie operative - altrimenti dette strategie gestionali a livello di microstato – si rende necessario rompere il livello di degenerazione associato ai macrostati, ovvero definire delle logiche che permettano di scegliere tra i microstati associati ad un dato macrostato quel microstato che meglio rappresenta la situazione prospettica di interesse, ovvero l'obiettivo a cui si vuole tendere nei diversi singoli step e per il perseguimento della strategia globale. Detto in altre parole, il ruolo delle SO è di scegliere i microstati attraverso cui far transire il sistema lungo la traiettoria che va dallo stato corrente ad uno dei cinque attrattori all'equilibrio. Per raggiungere un tale risultato è necessario individuare alcune regole espresse attraverso delle

funzioni obiettivo, come ad esempio effettuare transizioni tra microstati che non appaiono brusche all'utilizzatore o all'operatore, oppure fermo restando il raggiungimento dell'obiettivo finale definire delle priorità di massimizzazione di uno degli indici più rapidamente che altri, ad esempio rapida evoluzione economica, lenta crescita demografica, abbassamento dell'indice ambientale corrispondente ad un abbattimento dei fattori criminogeni, ecc nel caso di un sistema di supporto alle decisioni per il territorio come è il SACS.

5.9.1 Ottimizzazione per Contiguità

Il primo requisito è tipicamente comune a tutte le strategie operative, ovvero la transizione che il sistema deve suggerire deve essere tale da non creare percezioni di drastico cambiamento. Da un punto di vista della dinamica dei sistemi ciò equivale a dire che le transizioni devono essere regolari. Da un punto di vista della teoria delle informazioni applicate al sistema ciò vuol dire che considereremo stati contigui, il che equivale a dire che nelle transizioni da un macrostato ad un altro sceglieremo, laddove possibile, quei microstati che differiscono tra loro per non più di una unità per ogni singolo indice. Detto in altre parole, se in una transizione da uno macrostato A ad uno B esistono due microstati y con pari entropia ed energia allora tra questi sceglieremo quello la cui distanza degli indici di x è minore. Volendo fare un esempio numerico, se ad esempio l'indice demografico di x è 3 e quello di y_1 è 2, mentre quello di y_2 è 5 si preferirà y_1 che differisce da x per una unità rispetto a y_2 che differisce di 2 unità. Ovviamente tale strategia non sarà valida se l'obiettivo è di aumentare l'indice demografico visto che in questo caso y_1 lo diminuirebbe e pertanto sarebbe da preferirsi y_2 .

Per attuare l'ottimizzazione descritta e quindi la conseguente strategia operativa si rende necessario ordinare i microstati rispetto ad un obiettivo. A tale proposito si definisce obiettivo di ottimizzazione della contiguità la funzione che ordina i microstati in termini della somma degli scarti tra gli indici del microstato di partenza e tutti i microstati di arrivo. Formalmente se x è il microstato di partenza corrispondente al macrostato A ed al macrostato B sono associati n

microstati y_i con $i=1, \dots, n$ allora tra questi il migliore y sarà quello per cui la somma dei valori assoluti degli scarti tra i diversi indici è minore, ovvero formalmente

$$y_{best} = y_i : scarto(y_i) = \min_{i \in [1, n]} \left(\sum_{j=1}^7 |x_j - y_{ij}| \right),$$

dove l'indice j caratterizza i diversi indici, ovvero per $j=1$ abbiamo l'indice demografico, per $j=2$ l'indice ambientale, ecc.

Operativamente ad ogni microstato viene associato un nuovo parametro definito e denominato scarto; il vettore dei microstati y_i corrispondenti allo stesso macrostato B viene ordinato per scarti crescenti ed in esso viene scelto il primo elemento, poiché trattasi di quello più vicino al microstato x da cui la denominazione "obiettivo di ottimizzazione per contiguità". La figura 5.86 mostra gli stessi microstati di quella in 5.85, ma in questo caso sono ordinati per scarto crescente.

Microstati Contigui ordinati per Somma degli scarti crescenti

0	1334533	2234533	1333534	1333543	1334434	1334443
0	4+1+1+1	3+2+1+1	4+1+1+1	4+1+1+1	3+3+1	3+3+1
	Energia	Energia	Energia	Energia	Energia	Energia
	22	22	22	22	22	22
	Entropia	Entropia	Entropia	Entropia	Entropia	Entropia
	5	5	5	5	5	5
	Somma Scarti					
	1	1	3	3	3	3

Figura 5.86: Esempio di Microstati associati allo stesso macrostato $B=(5,22)$ ordinati per "somma degli scarti" crescente rispetto al microstato 1234533 corrispondente al macrostato $A=(6,21)$.

Grazie a tale funzione obiettivo il sistema ad ogni step, ovvero fissato il macrostato di arrivo sceglie tra i microstati quello ottimo rispetto alla precedente funzione obiettivo eliminando la degenerazione dei microstati. In tal modo potrà offrire all'utente una strategia operativa basata su microstati, ovvero sugli indici (CSF). Sugerirà, quindi, passo per passo quale debba essere la nuova configurazione in termini dei sette indici. La figura 5.87 mostra la

sequenza dei microstati attraverso cui transire, la figura 5.88 fornisce le stesse informazioni della 5.87, ma formattata in modo che sia più leggibile il risultato in termini di denominazione e valore degli indici. Infine, la figura 5.89 rappresenta graficamente l'andamento di tutti gli indici nei diversi step fino al raggiungimento dell'obiettivo globale, ovvero il raggiungimento di uno dei cinque attrattori fondamentali a seconda della strategia decisionale precedentemente determinata oltre, che al microstato di interesse (in verde) ed al vettore degli stati verso cui transire (in rosso).



Figura 5.87: Esempio di Microstati associati ad una strategia gestionale per microstati (strategia operativa)

che conduca dal microstato 1234533 all'attrattore 4444444.

SEQUENZA della STRATEGIA GESTINALE

X1 - Indice Demografico:	1
X2 - Indice Ambientale:	2
X3 - Indice Economico:	3
X4 - Indice Organizzativo:	4
X5 - Indice Politico:	5
X6 - Indice Psicologico:	3
X7 - Indice Etico:	3
X1 - Indice Demografico:	1
X2 - Indice Ambientale:	3
X3 - Indice Economico:	3
X4 - Indice Organizzativo:	4
X5 - Indice Politico:	5
X6 - Indice Psicologico:	3
X7 - Indice Etico:	3
X1 - Indice Demografico:	1
X2 - Indice Ambientale:	3
X3 - Indice Economico:	3
X4 - Indice Organizzativo:	3
X5 - Indice Politico:	5
X6 - Indice Psicologico:	3
X7 - Indice Etico:	3
X1 - Indice Demografico:	2
X2 - Indice Ambientale:	3
X3 - Indice Economico:	3
X4 - Indice Organizzativo:	3
X5 - Indice Politico:	5
X6 - Indice Psicologico:	3
X7 - Indice Etico:	3
X1 - Indice Demografico:	2
X2 - Indice Ambientale:	3
X3 - Indice Economico:	3
X4 - Indice Organizzativo:	3
X5 - Indice Politico:	4
X6 - Indice Psicologico:	3
X7 - Indice Etico:	3

Figura 5.88: Esempio dei primi 5 Microstati associati ad una strategia gestionale per microstati (strategia operativa) che conduca dal microstato 1234533 all'attrattore 4444444.

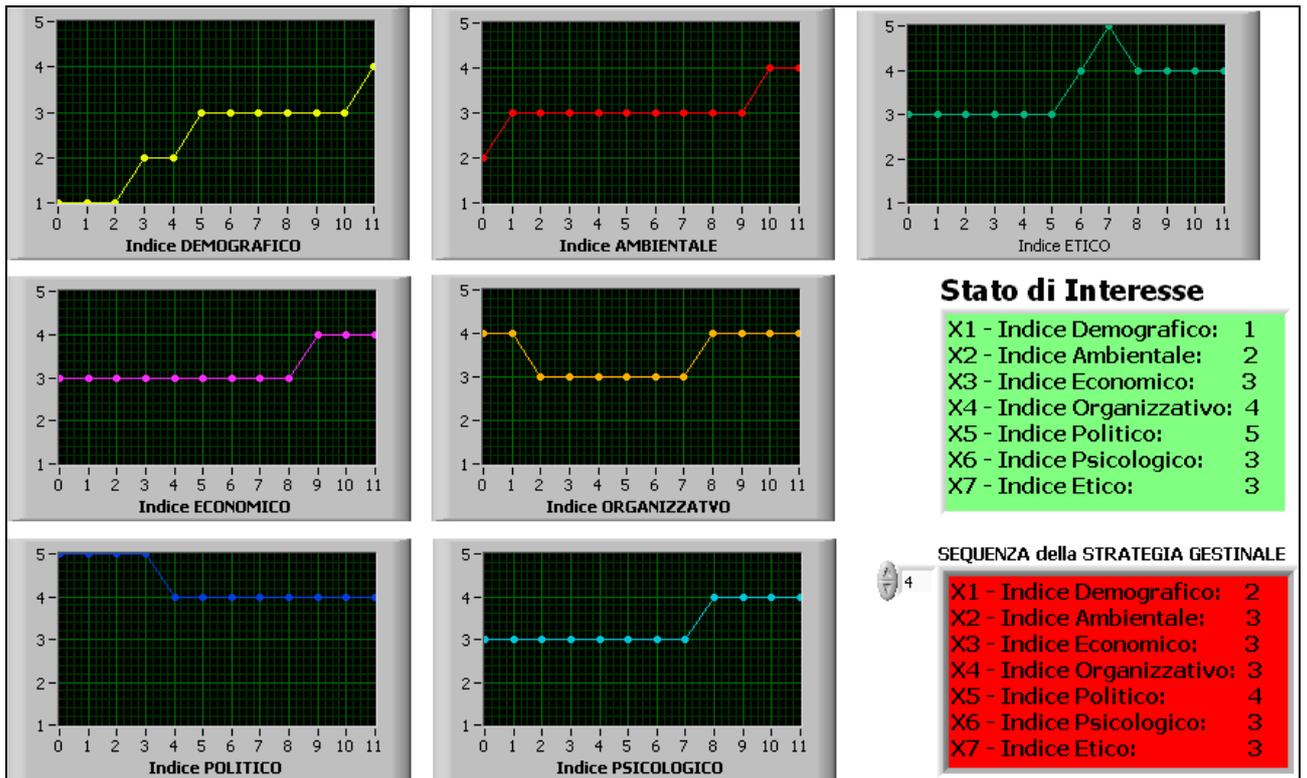


Figura 5.89: Esempio grafico dell'andamento degli indici nella strategia operativa che conduce dal microstato 1234533 all'attrattore 4444444.

Quanto appena descritto chiude la filiera del trattamento delle informazioni fornendo sia una strategia decisionale, che gestionale che operativa per portare un sistema da una situazione di squilibrio ad una di equilibrio, ovvero effettuare delle scelte legate ad una decisione di ottimizzazione di un processo ad alta complessità.

Infatti, grazie a quest'ultimo modulo l'organo di Governance ha anche a disposizione un suggeritore di azioni da porre in essere direttamente.

5.9.2 Ottimizzazione dell'Evoluzione di Indici di primario interesse

Di fatto, fermo restando l'interesse all'uso della precedente strategia operativa, potrebbe essere necessario che si intenda raggiungere un dato obiettivo globale (strategia decisionale), attraverso una strategia operativa che faccia evolvere un parametro più rapidamente di un altro. Ad esempio, nel caso di un

DSS applicato al controllo del territorio, come il SACS, potrebbe essere rilevante far crescere rapidamente il fattore economico o quello politico. Per rispondere ad una tale tipologia di richiesta il sistema prevede le seguenti otto strategie operative (SO) in cui viene definita l'ordine di priorità, strettamente gerarchico, degli indici da ottimizzare:

1. SO_1 = (X1, X5, X4, X3, X2, X7, X6)
2. SO_2 = (X2, X5, X4, X7, X3, X1, X6)
3. SO_3 = (X3, X4, X5, X2, X1, X6, X7)
4. SO_4 = (X4, X5, X3, X1, X6, X2, X7)
5. SO_5 = (X5, X1, X6, X4, X3, X7, X2)
6. SO_6 = (X6, X4, X2, X1, X5, X3, X7)
7. SO_7 = (X7, X6, X5, X2, X1, X3, X4)
8. SO_L = ORDINAMENTO A SCELTA DELL'UTENTE

Dare priorità ad un indice rispetto ad un altro significa generare le condizioni sul sistema che permettano di attuare un dato piano di evoluzione di un fattore piuttosto che di un altro.

Nel caso del controllo del territorio, dall'ordine di priorità dato agli indici è facile rendersi conto che la SO_1 è una strategia a rapida evoluzione Demografica; infatti essa considera prioritaria, oltre all'evoluzione dell'indice demografico, l'evoluzione degli indici: politico, organizzativo ed economico.

La SO_2 è una strategia di evoluzione Ambientale; infatti, pone attenzione prioritaria all'indice politico, organizzativo ed etico, oltre ovviamente a quello ambientale stesso.

La SO_3 è una strategia di evoluzione economica; infatti, troviamo in ordine di importanza: l'indice organizzativo, politico ed ambientale, oltre a quello economico stesso.

La SO_4 è una strategia di evoluzione Organizzativa; infatti, l'ordinamento degli indici prevede la seguente priorità: politico, economico, demografico, oltre a quello organizzativo stesso.

La SO_5 è una strategia di evoluzione Politica; infatti, le priorità nell'ordinamento degli indici è: demografico, psicologico, organizzativo, oltre a quello politico stesso.

La SO_6 è una strategia di evoluzione Psicologica; infatti, le priorità degli indici sono: organizzativo, ambientale, demografico, oltre che quello psicologico stesso.

La SO_7 è una strategia di evoluzione Etica; infatti, l'ordinamento degli indici è il seguente: psicologico, politico, ambientale oltre a quello etico stesso.

Infine, la SO_8 è una strategia operativa che fornisce all'utente la massima libertà nel definire le priorità degli indici, ovvero dei CSF.

Particolarmente interessante è il risultato rappresentato in figura 5.90. Essa rappresenta una situazione in cui abbiamo esattamente la stessa strategia decisionale e gestionale di quanto riportato in figura 5.88, ma mentre lì abbiamo adottato una strategia ottimizzata per la contiguità, ovvero variazione regolari degli indici, in questo caso abbiamo scelto una politica di sviluppo economico del territorio che equivale ad una rapida crescita dei primi quattro indici, ovvero economico, organizzativo, politico, demografico. Il risultato è una più rapida evoluzione di questi indici, ma anche una maggiore fluttuazione degli stessi.

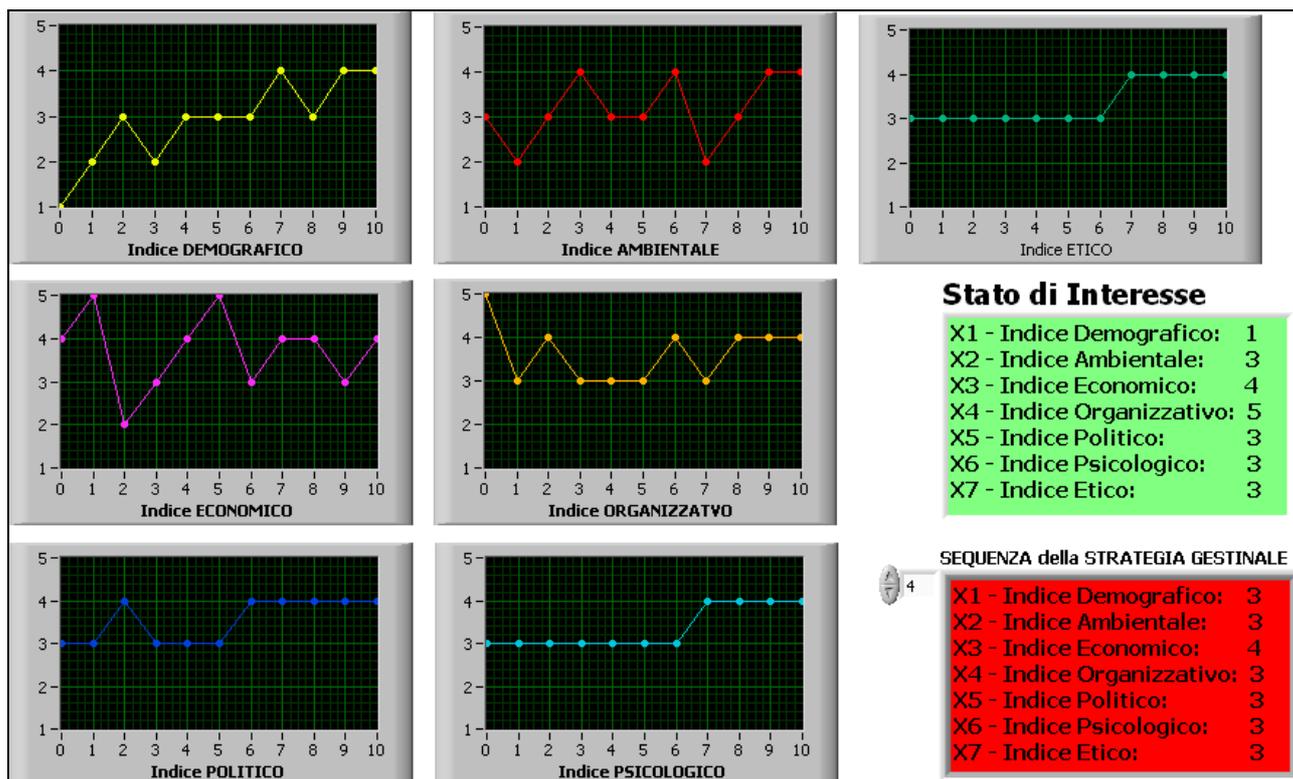


Figura 5.90: Esempio grafico dell'andamento degli indici nella strategia operativa che conduce dal microstato 1234533 all'attrattore 4444444 attraverso una strategia operativa di evoluzione economica, ovvero del tipo SO_3.

5.10. Conclusioni sul DSS basato sui MMS

In questo capitolo è stata definita una innovativa metodologia di analisi delle informazioni provenienti da un sistema ad alta complessità, come può essere un territorio con le sue strutture ed infrastrutture, che permette di definire policy di governo in termini di controllo, supervisione, sviluppo e sicurezza in relazione a pochi indici rappresentativi (demografico, ambientale, economico, organizzativo, politico, psicologico, etico).

A partire dallo spazio degli scenari possibili il sistema clusterizza prima l'informazione per ottenere degli indicatori di macro-analisi atti a rappresentare il sistema in termini di dinamicità, ovvero energia, e livello organizzativo, ovvero ordine ed entropia. Grazie a tale metafora termodinamica è possibile costruire modelli deterministici atti a costruire logiche di governo del territorio che non

siano solo il frutto dell'esperienza, ma che siano significativamente supportate da un sistema in grado di suggerire strategie decisionali in relazione alle priorità individuate. A seguito di tale macro analisi il modello ed il relativo sistema offrono all'utente la possibilità di individuare delle priorità in termini gestionali; in tal caso l'informazione viene nuovamente destrutturata in modo da essere analizzata secondo le specifiche esigenze dell'utente ed offrendogli delle strategie gestionali immediatamente attuabili. Qualora ciò non fosse ancora sufficiente il modello computazionale prevede la possibilità di richiedere specifiche strategie operative che permettano di definire dei microstati attraverso cui far transire il sistema territorio fermo restando l'obiettivo finale di raggiungere un dato stato di interesse a cui si vuole condurre il sistema stesso. La pila concettuale:

- Modellazione della scenario,
- Contestualizzazione dello scenario nello spazio di tutti gli stati possibili,
- Individuazione dei Fattori Critici di Successo,
- Definizione/Individuazione delle Strategie Decisionali,
- Definizione/Individuazione delle Strategie Gestionali,
- Definizione/individuazione delle Strategie Operative

garantisce all'organo di Governance la capacità analitica di effettuare le migliori scelte in base alle specifiche esigenze di volta in volta poste in essere dai diversi attori.

Per completezza di ragionamento è utile osservare che se consideriamo congiuntamente i 78125 microstati con la loro distribuzione e le $6,665 \times 10^{24}$ traiettorie prodotte dall'unità di strategie decisionali si evince, dopo un pò di calcoli, che il sistema nella sua interezza per suggerire la strategia operativa ottima rispetto alle richieste dell'utente processa un numero totale di casi (micro-traiettorie) pari a $1,18 \times 10^{31}$. Per arrivare a tale numero è sufficiente moltiplicare opportunamente quanto ottenuto precedentemente in questo capitolo con quanto riportato nella tabella del numero delle strategie decisionali, ovvero delle traiettorie tra macrostati (si veda la tabella seguente da cui si ottiene il numero precedente moltiplicando tra loro tutti i diversi fattori).

Transizioni S → S-1	Numero di traiettorie tra microstati
12 → 11	$3,7 \times 10^{13}$
11 → 10	$5,1 \times 10^{21}$
10 → 9	$8,1 \times 10^{29}$
9 → 8	$5,0 \times 10^{37}$
8 → 7	$2,5 \times 10^{44}$
7 → 6	$1,8 \times 10^{49}$
6 → 5	$5,6 \times 10^{50}$
5 → 4	$2,4 \times 10^{21}$
4 → 3	$2,6 \times 10^{19}$
3 → 2	$5,4 \times 10^7$
2 → 1	$3,2 \times 10^3$
1 → 0	$5,6 \times 10$

E' evidente come innanzi ad un tale numero di possibilità o ci si affidi al buonsenso scegliendo secondo la propria esperienza oppure ci si debba affidare ad un sistema avanzato di supporto alle decisioni come quello proposto. Il primo approccio è obbligato qualora non si possenga un modello ed un sistema come quello proposto che ha il vantaggio di trasformare in deterministica/razionale una decisione che potrebbe essere altrimenti soggettiva in un contesto che apparentemente potrebbe apparire caotico, ma che invece è solo estremamente complesso.

Un sistema come quello proposto è un potentissimo strumento di analisi di sistemi complessi reali ed uno strumento efficace ed efficiente oltre che flessibile, multirisoluzione ed adattabile alle specifiche esigenza per il supporto alle decisioni. Un supporto che si estrinseca in un supporto decisionale,

gestionale ed operativo in relazione alle esigenze manifestate, alle scelte operate ed agli obiettivi che si intende raggiungere. Ad oggi nello scenario internazionale, non esiste una soluzione applicativa così generale ed allo stesso tempo in grado di gestire tali complessità. La sua potenza computazionale e quindi la capacità di gestire situazioni con così tante possibilità in tempo reale è legata all'uso degli iperspazi ed alla riduzione dimensionale di analisi. In altre parole, la logica applicata di partire da un microstato, proiettarlo in uno spazio di macrostati, operare qui sui macrostati con strategie decisionali ed infine ritornare allo spazio dei microstati è sicuramente l'elemento fondamentale che rende possibile la gestione di situazioni complesse rappresentate da un numero di casi mai affrontato prima nello scenario internazionale; infatti, neppure i supercomputer o i cluster computazionali più evoluti riescono ad oggi a gestire in tempo reali in numero di situazioni dell'ordine di 10^{311} . Anche se guardiamo il sistema presentato, non come un DSS, ma come un simulatore ad oggi non esiste nel contesto internazionale un simulatore in grado di operare scelte in tempo reali su un numero di casi dell'ordine considerato.

6. Pianificazione in Ambito Amministrazione Difesa

6.1 Quadro di Riferimento

I temi della pianificazione e della relativa allocazione delle risorse umane, materiali e finanziarie richiedono, sempre più, strumenti utili di modellazione e simulazione. Nei primi capitoli abbiamo analizzato l'attuale scenario circa le modellazioni matematiche avanzate e gli strumenti per la simulazione che richiedono oltre a processi deterministici anche quelli stocastici. Inoltre, la descrizione della morfogenesi dei fenomeni utili a modellare o simulare spesso può richiedere geometrie non euclidee come ad esempio la geometria frattale, ovvero l'utilizzo di processi stocastici self-similari, utili ad avere descrizioni che siano scala-invarianti, cioè utile a descrivere in modo unitario situazioni e processi che possono realizzarsi su scale spaziali di dimensione diversa. Ad oggi, le metodologie matematiche innovative, proprie della teoria della complessità e le tecnologie informatiche, possono fornire un utile supporto – all'esperto così come all'operatore – per lo studio, la definizione e la successiva realizzazione di strumenti di supporto alla decisioni. Da un punto di vista dei Sistemi di Supporto alle Decisioni, diversamente da ciò che accadeva in passato, questi strumenti devono essere in grado di fornire, non soltanto la migliore decisione relativa ad una data tematica, ma soprattutto, una strategia decisionale in grado di permettere il raggiungimento di un prefissato obiettivo, tutto ciò utilizzando traiettorie decisionali ottime. Tale punto di vista, ovvero guardare ai DSS come strumenti che forniscono strategie decisionali e non solo decisioni, è stato proposto dall'autore prima [29] e [24] a proposito dei MMS (Mathematical Model for Security), e poi del controllo del territorio grazie alla soluzione tecnologica denominata SACS (Sistema Avanzato di Controllo, Supervisione e Sviluppo del Territorio) [30] e [25]. In altre parole, mentre nel passato, l'informatica, grazie per esempio all'intelligenza artificiale, era in grado di fornire un decisore elettronico, oggi, grazie alla teoria delle complessità è possibile ottenere strumenti innovativi utili alla pianificazione in infrastrutture

tecnologiche di softcomputing a supporto di Enti quali l'Amministrazione Difesa e gli Stati Maggiori; fornendo, altresì, non solo una decisione (che normalmente è già nota all'ufficiale esperto di un dato settore), ma anche una strategia decisionale frutto della competizione di un grande numero di soluzioni possibili non tutte valutabili normalmente in tempi brevi dall'uomo; tutto ciò nell'ottica di un'avanzata teoria dei giochi e delle simulazioni di pianificazione che si possa basare su modelli multi-scala e multi-risoluzione sui processi stocastici.

6.2 Obiettivi

Obiettivo del presente lavoro è far emergere ed analizzare il contesto operativo di una struttura (ad esempio ufficio) di Pianificazione che abbia come missione la definizione e l'istanziamento di esigenze operative e capacità tenendo conto di alcuni elementi fondamentali e caratterizzanti (CSF – Critical Success Factor) delle attività, quali:

1. Come si intende operare nel futuro (breve, medio e lungo periodo);
2. Cosa si intende fare;
3. Quali azioni porre in essere al fine di raggiungere determinati obiettivi;
4. Quale sia lo spazio di soluzioni ammissibili;
5. Come definire/individuare i parametri utili all'individuazione di criteri di valutazione/scelta;
6. Quali strumenti utilizzare per l'oggettiva definizione delle priorità e del timing.

In sintesi, quindi, a partire dall'analisi delle esigenze, l'obiettivo è di considerare l'attività di modellazione e simulazione, affinché essa permetta di dare risposta al seguente tema fondamentale:

Qual è il modello efficiente per allocare le risorse al fine di conseguire la massima efficacia dello strumento militare nel futuro?

L'attività proposta al fine di raggiungere il predetto obiettivo finale dovrà prevedere i seguenti Obiettivi Realizzativi (OR):

- OR 1 – Definizione del problema, individuazione delle caratteristiche e criticità;
- OR 2 – Individuazione di una metodologia per il trattamento delle informazioni di interesse per il raggiungimento dell'obiettivo finale;
- OR 3 – Individuazione dei modelli matematici per la computazione di strategie decisionali a livello di governance, management e operational;
- OR 4 – Definizione e progettazione di un Sistema di supporto alle decisioni per la pianificazione.

Fin dallo loro genesi i MMS hanno avuto come obiettivo quello di rappresentare una risposta di modellazione di fenomeni complessi utili a descrivere dinamiche legate al contesto della Difesa. La realizzazione del motore computazionale basato sui MMS descritto nel capitolo precedente, data la sua generalità grazie all'alta astrazione, si è poi dimostrato utile ed applicabile ad altri contesti quali, ad esempio:

- il controllo e la sicurezza del territorio,
- la gestione del potere,
- l'analisi del comportamento umano in condizioni critiche (oltre che normali),
- la gestione di aziende ed holding,
- il controllo e la gestione di infrastrutture critiche,
- ecc.

In questo capitolo focalizzeremo la nostra attenzione sull'uso dei MMS e del motore computazionale descritto nel precedente capitolo per problemi legati alla Pianificazione in ambito Difesa e Stato Maggiore.

6.3 Modellazione del Problema

Da quanto appreso nel capitolo 4 e 5 dovrebbe essere chiaro che il primo passo nella modellazione di un fenomeno o processo è l'individuazione dei parametri critici, che da un lato governano il processo stesso e dall'altro rappresentano i fattori da tenere sotto controllo per la costruzione di strategie decisionali ottime. I sette parametri critici (CSF), in analogia ai sette illustrati nel paragrafo 5.2, scelti in questo capitolo e relativi al sistema Difesa potrebbero essere i seguenti:

- ✓ X_1 - Dottrina;
- ✓ X_2 - Organizzazione;
- ✓ X_3 - Addestramento;
- ✓ X_4 - Materiali;
- ✓ X_5 - Personale;
- ✓ X_6 - Infrastrutture;
- ✓ X_7 - Interoperabilità.

L'obiettivo è di attuare un processo di pianificazione di una forza armata, che sia in grado di guidare le scelte critiche per affrontare le situazioni contingenti, riducendo il gap tra le capacità esistenti e quelle necessarie. Esso viene perseguito attraverso la risoluzione dei seguenti problemi:

- Ottimizzare la funzione f_1 che descrive la distribuzione della forza;
- Ottimizzare la funzione f_2 (*management*) che è combinazione lineare di cinque funzioni di management, che vedremo successivamente in una specifica sezione;
- Massimizzare la funzione f_3 che descrive la qualità del servizio;
- Minimizzare la funzione f_4 che descrive il costo d'esercizio;
- Ottimizzare la funzione f_5 (*operational*) che è combinazione lineare di quattordici funzioni operational, che vedremo successivamente in una specifica sezione;
- Ottimizzare la funzione f_6 (*governance*) che è combinazione lineare delle funzioni f_1 , f_3 e f_4 .

6.4 Modelli Matematici per la Computazione delle Strategie

Decisionali

Nel seguente paragrafo verranno definiti i modelli matematici per la computazione di strategie decisionali a livello di governance, management e operational per lo strumento militare.

6.4.1 Modellazione dell'Operational

Come anticipato la funzione Operational(f_5) è costruita come opportuna combinazione lineare di quattordici funzioni:

1. Comando e Controllo (C2);
2. Combattimento;
3. Supporto al Combattimento;
4. Attività Informativa;
5. ISTAR;
6. Inganno;
7. Sicurezza e Protezione;
8. Difesa NBC;
9. Guerra Elettronica;
10. CIMIC;
11. PSYOPS;
12. Pubblica Informazione;
13. Pianificazione post-conflict;
14. Sostegno Logistico.

Definiamo ciascuna delle quattordici funzioni Operational(Op) nel seguente modo:

$$Op_j(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

dove

- $\bigoplus_{i=1}^7$ è la concatenazione dei sette CSF.
- $j = 1, \dots, 14$ è l'indice che ci permette di selezionare la specifica funzione Operational(Op) e qui di seguito troviamo gli altri parametri.
- γ = ordine di priorità (ovvero importanza di un indice CSF rispetto ad un altro), ovvero non teniamo conto del valore numerico (probabilistico), ma solo della priorità di un indice rispetto ad un altro;
- $\Delta_{i,\gamma}$ è la variazione sul singolo CSF i , costituente il microstato in ordine di priorità γ ; quindi, $\Delta_{i,\gamma} \in \{-1, 0, +1\}$; nello specifico se il fissato CSF viene decrementato allora $\Delta_{i,\gamma}$ varrà -1, qualora venga incrementato varrà +1, nel caso in cui resti invariato si associa 0 al valore $\Delta_{i,\gamma}$.

Possiamo definire un'unica funzione operational globale che è combinazione lineare di tutte le Op_j , ovvero:

$$Op = \sum_{j=1}^{14} \alpha_j Op_j$$

dove

- α_j rappresenta, secondo il modello lineare, il peso che ciascuna funzione Op_j ha all'interno della funzione Op ; pertanto:

$$Op = \sum_{j=1}^{14} \alpha_j \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

Grazie a tale modellazione siamo quindi in grado di definire gli aspetti di modellazione di tipo operational in modo estremamente raffinato ed utilizzare il motore computazionale descritto nel capitolo precedente, senza la necessità

che l'operatore conosca appieno quanto qui descritto, ovvero abbia specifiche conoscenze di modellazione di processi e fenomeni complessi. In tal modo, un esperto del dominio della Pianificazione – ad esempio logistica – sarà in grado di avere un potente strumento di supporto alle decisioni per la definizione di strategie decisionali semplicemente utilizzando il motore computazionale suddetto e definendo le sole variabili in gioco come descritto in questa sezione e nelle precedenti di questo capitolo. Inoltre, anche qualora ci siano diverse o altre variabili sarà sufficiente rinominare i CSF ed il sistema di supporto alle decisioni sarà pronto all'uso. Da ciò si comprende il vantaggio che si è ottenuto nel concepire ad un alto livello di astrazione il motore computazionale descritto nel dettaglio nel capitolo precedente.

6.4.2 Modellazione del Management

La funzione obiettivo Management (Mg) è modellata opportunamente come combinazione lineare di cinque funzioni elementari:

1. Pianificazione;
2. Organizzazione Esecutiva;
3. Organizzazione Operativa;
4. Coordinamento;
5. Controllo.

Quindi indichiamo con Mg_r una delle cinque funzioni di Management come qui di seguito riportato, Mg_r con $r = 1, \dots, 5$

$$Mg_r(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

dove

- $\bigoplus_{i=1}^7$ è la concatenazione dei sette CSF.

- $r = 1, \dots, 5$ è l'indice che ci permette di selezionare la specifica funzione Management(Mg) e qui di seguito troviamo gli altri parametri.
- γ = ordine di priorità (importanza dell'indice CSF), ovvero non teniamo conto del valore numerico, ma solo della priorità di un indice rispetto ad un altro;
- $\Delta_{i,\gamma}$ = variazione sul singolo CSF i costituente il microstato in ordine di priorità γ , quindi $\Delta_{i,\gamma} \in \{-1,0,+1\}$; nello specifico se il fissato CSF viene decrementato allora $\Delta_{i,\gamma}$ varrà -1, qualora venga incrementato varrà +1, nel caso in cui resti invariato si associa 0 al valore $\Delta_{i,\gamma}$.

Possiamo definire un'unica funzione management globale che è combinazione lineare di tutte le Mg_r , ovvero:

$$Mg = \sum_{r=1}^5 \mu_r Mg_r$$

con

- μ_r rappresenta, secondo il modello lineare, il peso che ciascuna funzione Mg_r ha all'interno della funzione Mg ; pertanto:

$$Mg = \sum_{r=1}^5 \mu_r \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

6.4.3 Modellazione della Governance

La funzione di Governance è modellata opportunamente come combinazione lineare delle funzioni:

- f_1 che descrive la distribuzione della forza (da ottimizzare);
- f_3 che descrive la qualità del servizio (da massimizzare);
- f_4 che descrive il costo d'esercizio (da minimizzare).

Pertanto, per uniformità indichiamo con Gv_s una delle tre funzioni di Governance come qui di seguito riportato:

Gv_s con $s = 1, 2, 3$

$$Gv_s(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

dove

- $\bigoplus_{i=1}^7$ è la concatenazione dei sette CSF;
- $s = 1, 2, 3$ è l'indice che ci permette di selezionare la specifica funzione Governance(Gv) e qui di seguito troviamo gli altri parametri;
- γ = ordine di priorità (importanza dell'indice CSF), ovvero non teniamo conto del valore numerico, ma solo della priorità di un indice rispetto ad un altro;
- $\Delta_{i,\gamma}$ = variazione sul singolo CSF i costituente il microstato in ordine di priorità γ , quindi $\Delta_{i,\gamma} \in \{-1, 0, +1\}$; nello specifico se il fissato CSF viene decrementato allora $\Delta_{i,\gamma}$ varrà -1, qualora venga incrementato varrà +1, nel caso in cui resti invariato si associa 0 al valore $\Delta_{i,\gamma}$.

Possiamo definire un'unica funzione management globale che è combinazione lineare di tutte le Gv_s , ovvero:

$$Gv = \sum_{s=1}^3 \varepsilon_s Gv_s = \varepsilon_1 f_1 + \varepsilon_2 f_3 + \varepsilon_3 f_4$$

con

- ε_r rappresenta, secondo il modello lineare, il peso che ciascuna funzione Gv_s ha all'interno della funzione Gv; pertanto:

$$Gv = \sum_{s=1}^3 \varepsilon_s \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

Possiamo ottimizzare singolarmente le funzioni di Governance, Management e Operational. È possibile, anche, ottimizzarle congiuntamente, cioè ottimizzare la funzione rappresentativa della forza armata, dello strumento militare o della Difesa, con la funzione seguente:

$$D = D (Gv, Mg, Op)$$

Esistono diverse tecniche di ottimizzazione di funzioni come la D; al momento la tecnica che ci sta fornendo risultati più interessanti è quella del Simulated Annealing, che per brevità non trattiamo in questa sezione²⁰ (per approfondimenti si rimanda ad esempio a [31]).

6.4 Approfondiment del Modello per i Microstati per la Pianificazione Strategica

6.4.1 Introduzione

In questo capitolo abbiamo visto che seppure la soluzione di base per il problema della Pianificazione Strategica sia un DSS (Decision Support System) basato sui MMS (Mathematical Models for Security), la formalizzazione proposta evidenzia come sia possibile specificare sempre di più la tipologia di soluzioni richiesta attraverso il formalismo dei microstati. In questa sezione introdurremo un esempio di modello che opera per microstati; tale scelta risulta essere orientata alle necessità dell'utente/esperto, che appunto definisce la variazione degli indici in base alle proprie priorità e quindi non utilizza una di quelle già predefinite. Lo scopo del modello è orientare la scelta da parte del DSS basato sui MMS ad uno specifico microstato, all'interno del macrostato considerato, in base all'importanza attribuita al parametro CSF tramite le priorità stabilite dall'utente/esperto.

²⁰ Il Simulated Annealing è una strategia che viene utilizzata per risolvere problemi di ottimizzazione; deve il suo nome ad un'analogia con il comportamento dei sistemi fisici durante il processo di raffreddamento.

Il Simulated Annealing deriva dall'algoritmo di Metropolis; esso sviluppato nel 1953 dal matematico statunitense Nicholas Metropolis che sperimentò un semplice algoritmo in grado di simulare i diversi stati del materiale in ricottura, da solido a liquido.

6.4.2 Definizione del Problema

Dato il microstato di partenza $ms(0)$, si vuole giungere ad un microstato di arrivo $ms(n)$ che sia migliore (ottimo) rispetto a quello di partenza, fissate le strategie decisionali (ovvero uno degli algoritmi DSS_#), operative e rispettando i vincoli.

Al fine di realizzare quanto detto è necessario trovare la migliore traiettoria di macrostati (grazie alla strategia decisionale) e la migliore traiettoria di microstati (grazie alla strategia operativa ed i vincoli).

Infine il microstato al passo n-esimo $ms(n)$, se finale, sarà uno degli attrattori fondamentali.

6.4.3 Soluzione per microstati

Individuate le principali variabili del problema (ovvero i CSF), uno dei primi obiettivi da raggiungere è la definizione delle variabili peso γ_i da assegnare ai sette CSF al fine di definirne un ordinamento in termini di priorità. Tale ordinamento permetterà di orientare la strategia in funzione dell'importanza che assume tale parametro all'interno della funzione obiettivo.

In prima istanza il sistema di DSS opera sui *macrostati*, ovvero, uno degli algoritmi DSS_#, nota una coppia ordinata Entropia – Energia (S,E) permette il passaggio ad un nuovo macrostato (detto corrente) (S',E'); quindi a tale livello, con possibile variazione di entropia ed energia, è noto soltanto il numero di microstati per il macrostato di arrivo, ma non qual è il miglior microstato all'interno di tale macrostato da utilizzare per ottenere la migliore strategia decisionale. Nel capitolo precedente abbiamo visto che aggiungendo alle strategie decisionali, rappresentate dagli algoritmi DSS_#, le strategie operative si è in grado di avere anche delle "traiettorie più fini", ovvero delle traiettorie di microstati, in grado di offrire all'analista una soluzione che esprima come operare su ogni singolo parametro di interesse (ovvero su ogni singolo CSF). Di fatto abbiamo presentato diversi algoritmi che permettono di ottimizzare un

parametro rispetto ad un altro, ovvero creare una gerarchia degli stessi. Ma abbiamo anche evidenziato che potesse esserci una strategia operativa, ovvero una strategia sui microstati, definita completamente e liberamente dall'utente esperto. In questa sezione intendiamo approfondire proprio tale aspetto in modo che il sistema DSS basato sui MMS possa fornire soluzioni ottime al problema della Pianificazione Strategica in ambito Difesa e Stati Maggiori rispetto a quanto descritto nei precedenti paragrafi del presente capitolo.

Quindi, individuato il macrostato di arrivo (S',E'), tramite la strategia definita dall'algoritmo DSS_#, il nuovo microstato sarà caratterizzato non più soltanto dai sette CSF, ma dalle coppie ordinate (χ_i , γ_i), dove χ_i è uno dei sette CSF e γ_i è il peso ad esso relativo. Tale processo è detto di fuzzificazione.

Assumiamo che i valori di priorità appartengono all'intervallo chiuso e limitato [0,1] e che valga la relazione di normalizzazione:

$$\sum_{i=1}^7 \gamma_i = 1$$

Le γ_i forniscono l'ordinamento dei sette CSF. Il processo di fuzzificazione può essere realizzato tramite un meccanismo di *voting* basato sui γ_i .

Tale meccanismo prevede che, nel passaggio da un macrostato (S,E) ad uno con possibile variazione di entropia e di energia (S',E'), il primo "voto" venga assegnato alla χ_i con γ_i più alto.

Quindi i primi step di riduzione o incremento (in generale di *variazione*) interesseranno il parametro χ_i con γ_i maggiore.

Nello specifico variazioni possibili oltre alla variazione neutra (ovvero nulla) sono:

aumento (+1) o riduzione (-1) per singolo microstato di uno o più indici χ_i ; Tale variazione è dipendente dal valore di priorità γ_i , mentre la quantità di indici da variare per singolo microstato dipende dal DSS_#.

6.4.4 Meccanismo di voting

Il primo passo prevede l'assegnazione dei pesi γ_i in base all'importanza del parametro χ_i all'interno della funzione obiettivo.

Il meccanismo di voting è realizzato tramite l'utilizzo delle priorità assegnate agli indici.

Definiamo lo *Scarto* sul macrostato la quantità

$$\Delta = |\Delta S| + |\Delta E|$$

dove

$\Delta S = S - S'$ è la variazione di entropia rispetto al microstato precedente;

$\Delta E = E - E'$ è la variazione di energia rispetto al microstato precedente.

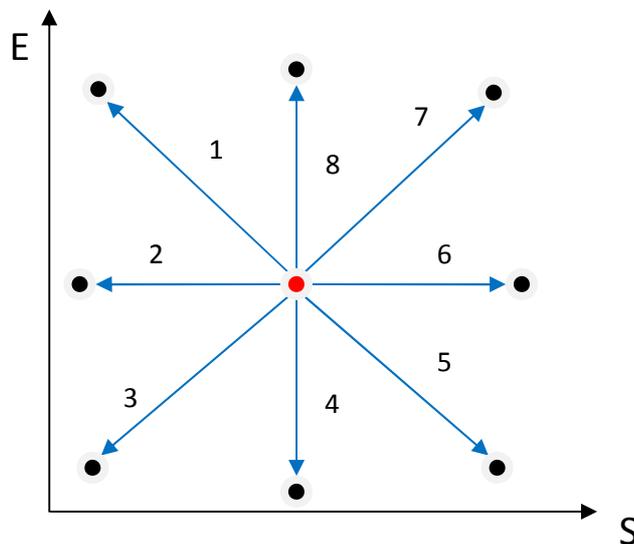


Figura 6.1: Ottoconesso e direzioni di decisione nello spazio dei macrostati SE

Fissate le 8 direzioni possibili di variazione di macrostato come in figura 6.1, la tabella seguente riporta gli scarti $\Delta = \Delta_{SIGN}$, ΔE e ΔS per ogni direzione (dove $\Delta_{SIGN} = \Delta S + \Delta E$).

DIREZIONE	ΔS	ΔE	Δ_{SIGN}
1	+1	+1	+2
2	+1	0	+1
3	+1	-1	0
4	0	-1	-1
5	-1	-1	-2
6	-1	0	-1
7	-1	+1	0
8	0	+1	+1

Da tale tabella si evince che qualora l'obiettivo sia di abbassare l'entropia ed aumentare l'energia del sistema allora la direzione 7 è la migliore in assoluto (come osservato nel capitolo precedente), mentre la 3 è la peggiore in assoluto. La 6 e la 8 sono buone strategie ma non di pari importanza della 7, poiché permettono di soddisfare o il parametro energetico o quello entropico; analogamente le direzioni 4 e 2 (simmetriche di 8 e 6) sono le peggiori dopo la 3.

I γ_i , ordinati, definiscono l'ordine di priorità degli indici χ_i .

Nel caso in cui vi siano indici con ugual voto (peso), la priorità sarà stabilita dalla strategia decisionale che è stata presa in considerazione (cioè si sceglie, a parità di priorità, l'indice che ci permette di spostarci nella direzione privilegiata definita dal DSS_#).

Il meccanismo di variazione del parametro χ_i (ovvero dell'indice CSF con priorità i) potrebbe portare ad un aumento dell'entropia; ad esempio assumiamo che

$$m_s = 3 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ ;$$

$$\gamma_i = \gamma_{\max}$$

in questo caso si può notare come il meccanismo darebbe priorità al primo indice χ_i , ma ciò porterebbe inevitabilmente ad un aumento dell'entropia. Se questa possibilità non è la privilegiata dal DSS_# allora adottiamo una tecnica di *scorrimento* della priorità dell'indice. In altre parole, qualora tale scelta porti alla deriva (deviazione dall'obiettivo) del sistema si sceglie di variare l'indice che si trova immediatamente sotto in classifica di priorità (χ_{i+1}). Nel caso in cui anche il nuovo indice soffra dello stesso problema si considera l'indice χ_{i+2} , e così via.

Qualora tutti gli χ_i presentino questa problematica, verrà ripristinato l'ordinamento iniziale accettando quindi l'aumento dell'entropia.

Abbiamo visto come lo scarto Δ sia la somma tra i termini ΔE e ΔS . A tal punto è necessario definire quale dei due abbia priorità sull'altro, cioè è necessario trovare un meccanismo automatico che decida se variare prima l'entropia o l'energia o entrambe congiuntamente.

La soluzione a questo problema ci viene fornita direttamente dall'algoritmo DSS_# scelto, e nello specifico dall'analisi dell'ottoconnesso. Infatti, è proprio quest'ultimo a definire se il Δ per ogni macrostato avrà valore 1 o 2, cioè se andremo a variare soltanto entropia, energia o entrambe, come visto nella tabella precedente.

Quindi, il Δ varierà secondo il seguente schema dell'ottoconnesso.

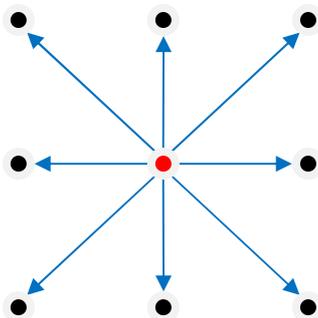


Figura 6.1: Ottoconnesso relativo alle possibili variazioni nel piano SE

Notiamo, ancora, che i movimenti verticali ed orizzontali portano ad una variazione unitaria, mentre sulle diagonali la variazione è di due unità; inoltre si vede come l'ottoconnesso non permetta di distribuire un $\Delta = \Delta S + \Delta E > 2$ per singolo microstato.

Al fine di realizzare una soluzione che sia indipendente da valori soggettivi introdotti dall'utente attraverso i pesi, si considera il voto solo per definire le priorità, quindi, solo per fornire un ordinamento degli indici in base alla loro importanza per l'utente/esperto. Detto in altre parole, due esperti diversi potrebbero dare un peso diverso, da un punto di vista quantitativo, pur condividendo l'ordine di priorità dei parametri; pertanto il sistema in studio usa i pesi scelti dall'utente solo per costruire un metodo di ordinamento/priorità.

Si è visto nel capitolo precedente, inoltre, che il motore di supporto alle decisioni basato sui MMS in alcuni casi effettua variazioni su più indici per singolo microstato: ciò per soddisfare la possibilità di muoversi in tutte le direzioni definite dal DSS_# [30]. Anche nel caso dell'ordinamento per priorità è necessario definire quando devono essere variati più indici per microstato.

6.4.5 Variazione di più indici contemporaneamente

La variazione multipla deve comunque tenere in considerazione l'ordinamento definito dalle priorità. È necessario quindi definire un *raggruppamento* (a due, a tre o più) degli indici.

Nel caso del raggruppamento a due (χ_i, χ_{i+1}) , fissato il primo indice χ_i in ordine di priorità γ_i , si va a considerare il successivo χ_{i+1} in modo da ottenere un microstato plausibile per il macrostato definito dal DSS_#. Se non è possibile con questa combinazione individuare il microstato corretto, si cambia il secondo indice, quindi la combinazione sarà (χ_i, χ_{i+2}) e si ricalcolano le possibili combinazioni, sempre rispettando le priorità. Se tenendo fissato il primo indice tutte le combinazioni non ci permettono di ottenere il microstato desiderato allora si varia il primo indice, in ordine di priorità, e si passa al successivo (χ_{i+1}, χ_{i+2}) e così via.

Analogo procedimento viene eseguito per i raggruppamenti a tre.

In base alla variazione specificata dal DSS_# si possono presentare i seguenti casi:

1. Per spostamenti diagonali all'interno dell'ottoconnesso, quindi una variazione contemporanea di entropia ed energia ($\Delta=2$), è sufficiente variare un solo indice per singolo microstato.
2. Per spostamenti orizzontali all'interno dell'ottoconnesso, ovvero per il solo aumento/riduzione di S (quindi energia costante, $\Delta=1$), è sicuramente necessaria la variazione di due indici nello stesso microstato.
3. Per spostamenti verticali all'interno dell'ottoconnesso, ovvero per il solo aumento/riduzione di E (quindi entropia costante, $\Delta=1$), è necessaria la variazione di tre indici per singolo microstato.

Ovviamente, il raggruppamento comporta che vi siano più combinazioni per la variazione degli indici.

Nello specifico si tratta di combinazioni semplici senza ripetizione.

Come noto dal calcolo combinatorio, posto $n = 7$ e $k = 2$ si ha che il numero di combinazioni semplici di due indici scelti tra sette è:

$$\binom{n}{k} = \binom{7}{2} = \frac{7!}{2!(7-2)!} = 21$$

Analogamente, posto $n = 7$ e $k = 3$ si ha che il numero di combinazioni di tre indici presi tra sette è:

$$\binom{n}{k} = \binom{7}{3} = \frac{7!}{3!(7-3)!} = 35$$

Le combinazioni appena viste rappresentano le possibili variazioni degli indici, nonché i possibili microstati individuabili con i raggruppamenti di due e tre indici. Inoltre, le variazioni sugli indici raggruppati possono essere le seguenti:

1. Spostamenti diagonali con variazione di entropia ed energia
 - a. $X_i = X_i + 1$
 - b. $X_i = X_i - 1$
2. Spostamenti orizzontali con variazione di entropia ad energia costante
 - a. $X_i = X_i + 1; X_{i+1} = X_{i+1} - 1$
 - b. $X_i = X_i - 1; X_{i+1} = X_{i+1} + 1$
3. Spostamenti verticali con aumento di energia e costante entropia
 - a. $X_i = X_i + 1; X_{i+1} = X_{i+1} + 1; X_{i+2} = X_{i+2} - 1$
 - b. $X_i = X_i + 1; X_{i+1} = X_{i+1} - 1; X_{i+2} = X_{i+2} + 1$
 - c. $X_i = X_i - 1; X_{i+1} = X_{i+1} + 1; X_{i+2} = X_{i+2} + 1$

Spostamenti verticali con riduzione di energia e costante entropia

- a. $X_i = X_i - 1; X_{i+1} = X_{i+1} - 1; X_{i+2} = X_{i+2} + 1$
- b. $X_i = X_i - 1; X_{i+1} = X_{i+1} + 1; X_{i+2} = X_{i+2} - 1$
- c. $X_i = X_i + 1; X_{i+1} = X_{i+1} - 1; X_{i+2} = X_{i+2} - 1$

Il raggruppamento degli indici avviene secondo l'ordine stabilito dalle priorità. Nel caso in cui una combinazione di due o tre indici non permetta di giungere nel macrostato stabilito dal DSS_#, si sceglie una nuova combinazione. Vediamo di seguito un esempio a due indici e successivamente a tre indici.

Supponiamo un ordinamento del tipo $X_7, X_2, X_4, X_3, X_6, X_5, X_1$

Nel caso a due indici avremo:

1. X_7, X_2
2. X_7, X_4
3. X_7, X_3
4. X_7, X_6
5. X_7, X_5
6. X_7, X_1

Se nessuna combinazione permette di individuare il microstato desiderato si passa al secondo indice come di seguito riportato

7. X_2, X_4
8. X_2, X_3
9. X_2, X_6
10. X_2, X_5
11. X_2, X_1

E così via.

Per i raggruppamenti di tre indici abbiamo il seguente schema:

1. X_7, X_2, X_4
2. X_7, X_2, X_3
3. X_7, X_2, X_6
4. X_7, X_2, X_5
5. X_7, X_2, X_1

Se nessuna combinazione permette di individuare il microstato desiderato si cambia il secondo dei tre indici e si continua con lo schema appena visto:

6. X_7, X_4, X_3
7. X_7, X_4, X_6
8. X_7, X_4, X_5
9. X_7, X_4, X_1

Terminate tutte le possibili combinazioni con il secondo dei tre indici, si varierà il primo.

6.5 Effetto Memoria nei processi decisonali

Qui di seguito riportiamo gli elementi matematici di base già precedentemente introdotti e qui approfonditi, in modo da evidenziare gli aspetti formali della memoria all'interno di un processo decisonale.

Come anticipato precedentemente definiamo:

γ = ordine di priorità, ovvero non teniamo conto del valore numerico.

$\Delta_{i,\gamma}$ = variazione sul singolo indice i del microstato in ordine di priorità γ (ovvero γ_i), quindi $\Delta_{i,\gamma} \in \{-1,0,+1\}$.

Quindi, il singolo CSF in funzione del tempo, sarà:

$$\chi_{i,\gamma}(t) = \Delta_{i,\gamma}(t) + \chi_{i,\gamma}(t-1)$$

Un intero microstato sarà quindi definito come la *concatenazione* dei sette indici CSF calcolati come appena definito:

$$ms(t) = \bigoplus_{i=1}^7 [\Delta_{i,\gamma}(t) + X_{i,\gamma}(t-1)]$$

dove con il simbolo \bigoplus si intende la concatenazione dei sette CSF (quindi l'operatore è un operatore di "build string state through CSF parameters").

Andiamo adesso a definire il microstato al passo $t+1$:

$$ms(t+1) = \bigoplus_{i=1}^7 [\Delta_{i,\gamma}(t+1) + X_{i,\gamma}(t)]$$

Si evince che vi è una dipendenza di ms da χ_i :

$$ms(t) = f(\chi_{i,\gamma}(t));$$

possiamo quindi esprimere anche il microstato al passo $(t+1)$ come funzione dei CSF:

$$ms(t+1) = f(\chi_{i,\gamma}(t+1))$$

ovvero:

$$ms(t+1) = f(\Delta_{i,Y}(t+1) + \chi_{i,Y}(t)) = f(\Delta_{i,Y}(t+1) + \Delta_{i,Y}(t) + \chi_{i,Y}(t-1))$$

Quindi, in generale

$$ms(t+1) = f(\Delta_{i,Y}(t+1) + \chi_{i,Y}(t)) = f(\Delta_{i,Y}(t+1) + \Delta_{i,Y}(t) + \chi_{i,Y}(0))$$

Effettuiamo un cambio di notazione per lo scarto sul microstato:

$$\Delta_{i,Y}(t=0) = \Delta_{i,Y,0}$$

$$\Delta_{i,Y}(t=1) = \Delta_{i,Y,1}$$

$$\Delta_{i,Y}(t=2) = \Delta_{i,Y,2}$$

⋮

$$\Delta_{i,Y}(t=n) = \Delta_{i,Y,n}$$

Riscriviamo, quindi, quanto suddetto con la nuova notazione:

$$\chi_{i,Y}(n+1) = \Delta_{i,Y,n+1} + \Delta_{i,Y,n} + \Delta_{i,Y,n-1} + \dots + \chi_{i,Y,0}$$

Pertanto

$$\chi_{i,Y}(n+1) = \sum_{k=1}^{n+1} \Delta_{i,Y,k} + \chi_{i,Y,0}$$

Così come

$$\chi_{i,Y}(n) = \sum_{k=1}^n \Delta_{i,Y,k} + \chi_{i,Y,0}$$

Ovvero abbiamo delle espressioni ricorsive ed invarianti per traslazione sugli indici. A tale proposito si ricorda che l'importanza di invarianti è sempre legata a leggi di conservazione e pertanto a grandezze che si conservano in un dato processo o fenomeno; inoltre la ricorsività insieme all'invarianza in scala esprime il potere dello studio, qui presentato, di essere applicato a fenomeni, ovvero processi, che si realizzano o possono esistere a scale diverse. A tale proposito si pensi ad un sistema di supporto alle decisioni che descriva la dinamica di un territorio; allora l'invarianza in scala implica che le leggi sistemiche sono in grado di descrivere le dinamiche che in esso avvengono alle diverse scale (ad esempio quartiere, comune, provincia, regione, ecc).

Ovviamente si intuisce come le $\chi_{i,\gamma}$ siano degli scalari il cui ordine di variazione dipende dalla priorità γ .

Analogamente possiamo definire i microstati ms visti in precedenza, utilizzando la stessa notazione:

$$ms(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\gamma,k}(t) + X_{i,\gamma,0} \right]$$

Dato che al passo n , ovvero all'ultimo step il sistema avrà raggiunto una delle cinque posizioni finali possibili, possiamo notare come $ms(n)$ alla fine sia un attrattore, nello specifico appartiene all'insieme dei cinque attrattori presenti cioè il microstato ms coincide con il macrostato MS essendo quest'ultimo non degenerare, cioè avendo al suo interno un unico microstato.

6.6 Considerazioni a margine sull'analisi personalizzata dei microstati

Seguendo la strategia di *voting* presentata, che permette di assegnare un ordine di variazione (*priorità*) ai singoli indici costituenti il microstato, si ottiene il medesimo risultato del DSS basato sui MMS, in termini di traiettoria (ovvero di

macrostati attraverso i quali transisce il sistema in studio) all'interno del grafo di allocazione dei sub scenari. Questo risultato è dovuto al fatto che le transizioni da un macrostato con valore di Energia/Entropia (E,S), ad un altro del tipo (E',S') sono dipendenti, come nell'implementazione originale del DSS considerato in cap.5, dalle strategie decisionali. Diversamente però da quanto implementato originariamente lì, la differenza introdotta dal modello per microstati sta nei passi di esecuzione e di controllo delle variazioni degli indici, che risultano essere più numerosi rispetto alla strategia attuale, in quanto si ricercano i migliori microstati, per ogni macrostato di passaggio (E_i, S_i) per giungere all'attrattore desiderato ma considerando i vincoli delle priorità. Tale scelta risulta essere orientata alle necessità dell'utente, che appunto definisce la variazione degli indici in base alle proprie priorità. Ciò porta inevitabilmente ad un incremento del costo computazionale dell'algoritmo, ma permette un'estrema flessibilità del sistema. Questo payoff è comunque un compromesso accettabile, in quanto si dà la possibilità all'utente utilizzatore del sistema di stabilire quale sia l'indice che per lui ha maggiore importanza rispetto agli altri, e stilare quindi una classifica di variazione degli altri, così da poter orientare il DSS a lavorare considerando le variazioni secondo un ordine non casuale, ottenendo così la strategia di macrostati e microstati migliore per l'utente e per il problema in studio. In altre parole, tutti microstati che si attraversano rappresentano il miglior percorso in funzione delle priorità imposte dall'utente per ottenere l'ottimo. Viceversa la soluzione qui proposta diventa equivalente a quella del DSS basato sui MMS in termini di risultati (ma purtroppo non di costo computazionale) qualora nel DSS oltre a scegliere le strategie decisionali di macrostato si adattano anche quelle operative predefinite per i microstati.

6.7 Esempio applicativo

Supponiamo di partire da un microstato iniziale del tipo

ms: 3124233

definiamo quindi le priorità γ_i del singolo indice CSF come qui di seguito riportato:

$$\gamma_1 = 0,02$$

$$\gamma_2 = 0,20$$

$$\gamma_3 = 0,08$$

$$\gamma_4 = 0,10$$

$$\gamma_5 = 0,04$$

$$\gamma_6 = 0,06$$

$$\gamma_7 = 0,50$$

l'ordinamento che segue da tali pesi sarà allora

$$X_7, X_2, X_4, X_3, X_6, X_5, X_1$$

Quindi, calcoliamo il macrostato ovvero l'entropia e l'energia del microstato iniziale:

$$E = 18; \quad S = 5;$$

Si scelga ad esempio come algoritmo decisionale di macrostati il DSS_5 del DSS basato sui MMS; quindi la strategia decisionale con massimizzazione dell'energia.

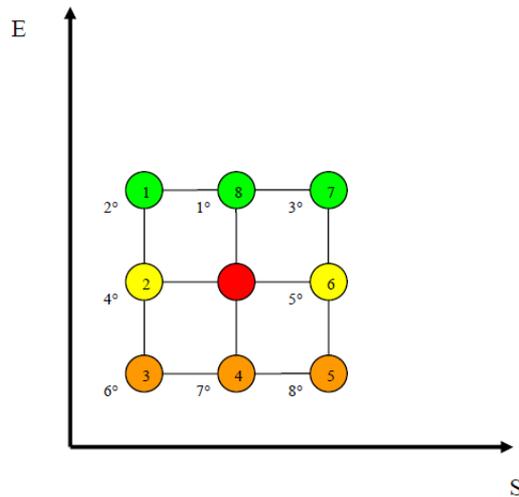


Figura 6.3: Ottoconnesso del DSS_5 nel piano SE

Vediamo come il DSS_5 impone come prime scelte spostamenti che privilegiano la massimizzazione dell'energia, nello specifico mantenendo costante l'entropia (1), riducendola (2) o aumentandola (3). Per conoscere la coppia (S',E') del macrostato di arrivo ci riferiamo al grafo di allocazione dei subscenari applicando il DSS_5.

Ricordiamo che il microstato di partenza è 3124233;

$$E = 18; \quad S = 5;$$

Le priorità sono $\chi_7, \chi_2, \chi_4, \chi_3, \chi_6, \chi_5, \chi_1$.

Ci troviamo quindi in (18,5) secondo il grafo di allocazione dei subscenari. Vediamo i diversi step che si realizzano sia a livello di macrostati che di microstati:

1. (18,5) \rightarrow (19,5), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **19**; S = **5**;

$$ms(0) = 3124233 \quad \rightarrow \quad ms(1) = \mathbf{3225232}$$

con χ_7, χ_2, χ_4 combinazione - + +

2. (19,5) \rightarrow (20,5), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **20**; S = **5**;

3225232 → **3315233**

con χ_7, χ_2, χ_3 combinazione + + -

Il successivo step dovrebbe essere (21,5) ma tale macrostato non esiste.

3. (20,5) → (21,4), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **21**; S = **4**;

3315233 → **3325233**

con χ_3 combinazione +

Il successivo step dovrebbe essere (22,4) ma tale macrostato non esiste.

4. (21,4) → (22,3), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **22**; S = **3**;

3325233 → **3335233**

con χ_3 combinazione +

Il successivo step dovrebbe essere (23,3) ma tale macrostato non esiste.

5. (22,3) → (23,2), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **23**; S = **2**;

3335233 → **3335333**

con χ_5 combinazione +

Il successivo step dovrebbe essere (24,2) ma tale macrostato non esiste.

Secondo il DSS_5 dovremmo andare in (24,1) ma anche questo non esiste.

Accetto l'aumento di entropia.

6. (23,2) → (24,3), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **24**; S = **3**;

3335333 → **3335334**

con χ_7 combinazione +

7. (24,3) → (25,3), cioè le nuove variabili di macrostato sono E = **25**; S = **3**;

3335334 → **3444334**

con $\chi_2 \chi_4 \chi_3$ combinazione + - +

Il successivo step dovrebbe essere (26,3) ma tale macrostato non esiste.

8. (25,3) → (26,2), cioè le nuove variabili di macrostato sono $E = 26$; $S = 2$;

3444334 → **344434**

con χ_4 combinazione +

Il successivo step dovrebbe essere (27,2) ma tale macrostato non esiste.

9. (26,2) → (27,1), cioè le nuove variabili di macrostato sono $E = 27$; $S = 1$;

3444434 → **344444**

con χ_6 combinazione +

Il successivo step dovrebbe essere (28,1) ma il macrostato non esiste. Inoltre la successiva scelta ci permette di raggiungere il macrostato finale, avendo minimizzato l'entropia e portato al massimo valore possibile per questo schema l'energia.

10. (27,1) → (28,0), cioè le nuove variabili di macrostato sono $E = 28$; $S = 0$;

3444444 → **444444**

con χ_1 combinazione +

Quindi, il Microstato finale è **444444** ed il relativo Macrostato finale è $(E', S') = (28, 0)$, che rappresenta il quarto degli attrattori fondamentali (dove a_1 corrisponde a $E=7$, a_2 corrisponde a $E=14$, a_3 corrisponde a $E=21$, a_4 corrisponde a $E=28$, a_5 corrisponde ad $E=35$, ovviamente per tutti $S=0$ essendo attrattori fondamentali).

Vediamo quindi che la sequenza di microstati suggerita da questa strategia è:

- 0. 3124233**
1. 3225232
2. 3115232
3. 3325233
4. 3335233
5. 3335333
6. 3335334
7. 3444334
8. 3444434
9. 3444444
- 10.4444444**

La figura 6.4 mostra la strategia per i macrostati.

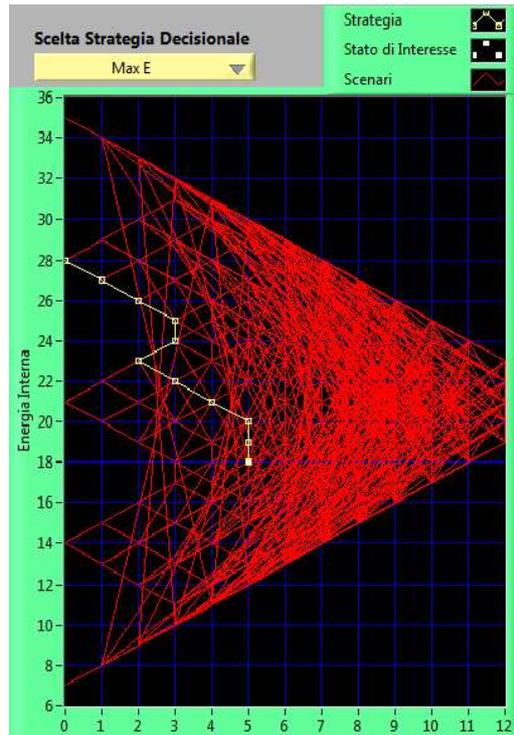


Figura 6.4: Migliore traiettoria nel piano SE

Vediamo infine cosa accade ai singoli CSF e quindi ai microstati (figura 6.5).

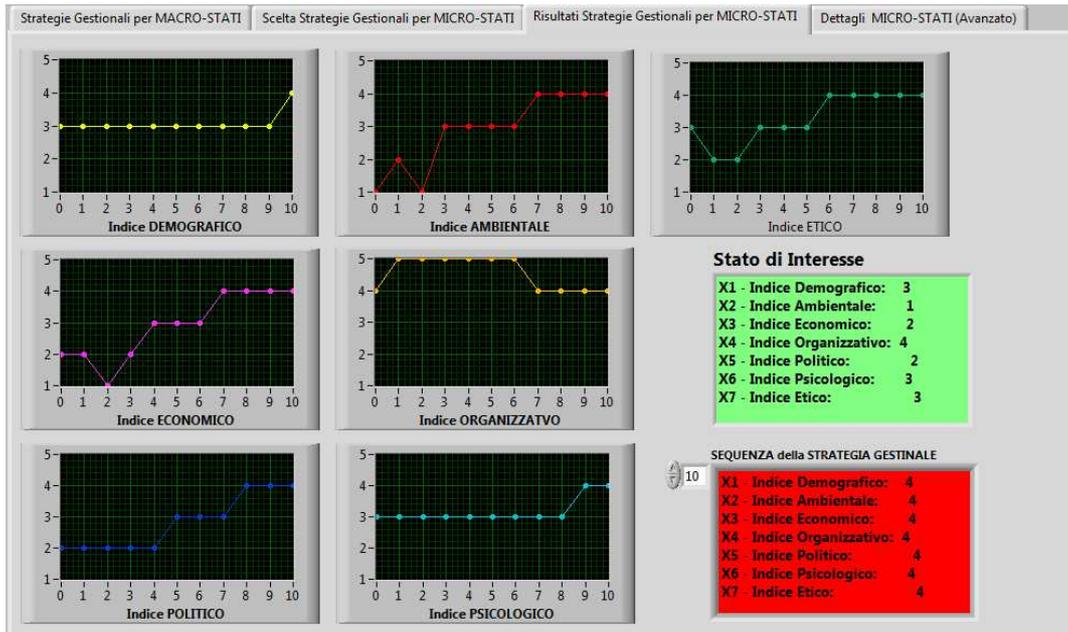


Figura 6.5: Migliore traiettoria nel piano SE ed indici corrispondenti, con relativi microstati

7 Altri Esempi di Applicazione del DSS basato sui MMS

7.1 Applicazione all'Analisi del Comportamento Umano

7.1.1 HBR - Human Behaviour Resources

L' HBR – Human Behaviour Resources – rappresenta lo studio della mente in sovrapposizione con altri aspetti che riguardano il comportamento umano.

La teoria della razionalità fornisce una rappresentazione realistica del comportamento umano. Tale teoria è basata maggiormente sui limiti e per questo gli individui fanno riferimento a risorse esterne e la loro rappresentazione è di primaria importanza per poter definire una visione alternativa della razionalità.

Un tipo di approccio è quello relativo alla teoria della cognizione distribuita, ovvero la teoria dei processi cognitivi che si distribuiscono tra i soggetti e gli oggetti, la quale darà come risultato quella che viene definita come razionalità umana.

Uno degli approcci più noti è l'approccio sulla razionalità limitata realizzato da Herbert Simon. Il modello di tale approccio definisce il comportamento umano non prestando molta attenzione alle risorse cognitive. Verranno prima, definite gli elementi fondamentali del modello, sottolineando i punti di forza e di debolezza, per poi definire un metodo per poter estendere il concetto di razionalità.

La razionalità limitata fu introdotta da Herbert Simon, con l'obiettivo di selezionare le alternative migliori di un sistema, per cui le caratteristiche comportamentali vengono valutate.

Consiste nella selezione di un sistema di valori, il quale consente all'individuo di attuare un comportamento tale da rappresentare la valutazione delle relative conseguenze attuali e potenziali.

I processi cognitivi si occupano di problem solving , attività decisionali e valutazione dei risultati.

La selezione delle alternative consiste nella ricerca di esse e per poter esprimere più nel dettaglio, nulla deve essere selezionato, se non effettuare una ricerca di alternative.

Quella che è la razionalità limitata si trova alla ricerca delle alternative, in un processo decisionale, dove le alternative vengono effettuate dal decisore.

Per la scelta che riguarda la selezione delle alternative esistono due possibilità:

- 1) se l'individuo ha le capacità di formare una mappa effettiva e potenziale, l'effetto che si avrà è razionale;
- 2) se l'individuo non riesce a produrre un insieme globale di alternative con limitate capacità di calcolo, accesso parziale a dati e variabili ambientali ha una razionalità limitata.

In tal caso quello che viene definito "uomo economico" corrisponde al decisore che viene limitato nelle sue capacità per i limiti dei calcoli interni ed esterni.

I vincoli sulla razionalità dipendono dai vincoli della percezione sulle risorse umane e dall'incapacità di calcolo sugli eventi. Quindi, avremo dei vincoli relativi all'ambiente ed altri relativi alla capacità razionale dell'individuo.

La razionalità non può prendere in considerazione tutte le variabili ambientali, creare tutte le alternative e selezionare l'opzione ottimale. Quindi, se non è possibile massimizzare, possiamo solo fare un'approssimazione dell'opzione ottimale.

Gli individui con razionalità limitata possono solo approssimare il risultato ottimale, il quale elemento rappresenta le teorie derivanti dalla teoria di Simon.

Le singole decisioni sono relative alla ricerca sulle alternative e selezionate in base ad un insieme predefinito di valori.

Per spiegare tale ricerca viene utilizzato l'albero di decisione nel quale ad ogni alternativa viene inserito un progresso.

Il comportamento viene definito con l'utilizzo di specifici algoritmi per la ricerca, valutazione e selezione delle varie alternative.

Un risultato di tale tecnica conduce solo ad un "satisficing" e non ad un'opzione ottimale, in modo da ignorare il principio di "one – best – way" e

introducendo quello di 'second best'. Tale principio implica tutte le soluzioni per dei problemi e si selezionano le alternative che possono essere solo ottimali.

Nei processi decisionali è importante la differenza tra razionalità sostanziale e processuale in quanto:

- la razionalità *sostanziale* è la misura relativa alla modalità d'intervento in un problema; secondo tale razionalità il carattere razionale del processo decisionale si occupa della soluzione applicando le corrette azioni;
- la razionalità *processuale* è l'efficacia dei poteri cognitivi umani e dei limiti per attuare delle procedure utilizzate per scegliere l'alternativa. Tale razionalità deve ottenere un risultato e deve anche ottenere una tecnica per prendere le decisioni.

Il modello in funzione della razionalità si basa sulla massimizzazione dell'intelligenza dell'individuo nella quale è possibile ottenere un modello basato su una conseguenza sostanziale.

Herbert Simon diffonde tale ragionamento in ambiti di economica, psicologia, psicologia sociale, informatica, scienze cognitive, politica, ecc .

Uno dei problemi di tale modello, è che non riesce a trovare delle soluzioni per le risorse umane, per il processo decisionale e per il comportamento dell'individuo. Il punto di criticità è la razionalità limitata, la quale definisce l'insieme dei successi e si riferisce alla razionalità limitata basata sulle perdite; mentre gli individui visualizzano i limiti relativi ai costi computazionali, i quali portano a dover trovare una migliore approssimazione per il problema. Invece, la creatività viene definita come una forma di decisione che richiede dei calcoli globali e di logica.

Un importante distinzione è quella tra le procedure e i risultati, la quale viene localizzata nella scienza manageriale dove l'efficienza è la misura del modo in cui sono organizzati i risultati, ovvero le procedure , mentre l'efficacia è la misura dei risultati.

È necessario osservare se il risultato della decisione sia ottimale. Viene considerato ottimale anche un risultato definito da una determinata strategia.

Con il termine ottimale facciamo riferimento ad una procedura definita come strategia di ottimizzazione o strategia d'efficienza.

Simon definisce il risultato della sua soddisfazione attraverso le procedure, in modo che tale modello sia influenzato dagli errori dell'individuo.

La teoria della razionalità limitata afferma solo che il risultato derivante da tale strategia può essere solo approssimativo a causa dei limiti dell'individuo.

Da un punto di vista operativo, la razionalità limitata si basa sui seguenti principi:

- la strategia di massimizzazione ha l'obiettivo di ottenere risultati ;
- la razionalità limitata si riferisce alla misura in cui possiamo impiegare la strategia;
- la satisficing fa riferimento ai risultati, nei quali gli individui potrebbero ottenere la strategia;
- gli individui possono adottare la strategia solo in parte, poiché devono considerare i limiti riferiti alla complessità dell'ambiente.

La teoria del processo decisionale ha il fine di superare le difficoltà, per tale motivo prende il nome di "teoria delle immagini". Questa teoria si basa su tre diverse strutture utilizzate dai decisori per l'organizzazione delle decisioni. Tali strutture sono dette immagini, dove:

- l'immagine *valore* è basata sui principi generali del comportamento individuale e organizzativo;
- L'immagine *traettoria* si riferisce al raggiungimento dell'obiettivo; è un'immagine dinamica poiché viene modificata in funzione dell'obiettivo e della decisione da raggiungere;
- L'immagine *strategica* viene definita secondo i risultati da ottenere, dove le azioni sono dette tattiche, mentre le anticipazioni sono dette previsioni.

Le tre strutture, ovvero immagini forniscono una interazione dinamica tra la percezione di strumenti e relazioni umane.

L'obiettivo sarà relativo all' analisi delle capacità cognitive per fornire delle teorie su un processo decisionale, con l'utilizzo di un insieme di concetti per un' osservazione del comportamento del singolo individuo. Quindi avremo un integrazione della teoria decisionale, nel caso in cui venga esclusa la teoria dell' immagine.

Per superare tutte le difficoltà considerate precedentemente in tale sezione vengono introdotti dei meccanismi di approssimazione, i quali prendono il nome di "euristiche". Tali meccanismi forniscono un aiuto per ottenere il quadro generale di quello che viene definito problema. È, quindi, necessario diminuire le domande cognitive e computazionali per riuscire a risolvere un problema con l'utilizzo delle strategie.

Nel caso in cui l'individuo non raggiunge l'obiettivo, esso non cambia il modo affinché possa raggiungerlo ma viene cambiato l'obiettivo.

Una mappa dettagliata di albero di decisione può servire per fornire ciò che l'euristica non fornisce, ovvero un modello comportamentale alternativo ad un processo decisionale.

Tale concetto di euristica è coerente con una procedura di ottimizzazione, la quale permette l'elaborazione di un modello alternativo che viene considerato una anomalia. Fornisce cioè aiuto per l'individuo con l'obiettivo di gestire delle attività complesse e definire nuove soluzioni.

Anche se Simon riconosce il ruolo delle emozioni per il problem solving, si pensò a nuove prospettive basate sui ruoli cognitivi. Due sono le teorie principali:

- La prima considera le emozioni come giudizi della persona; può essere definito come meccanismo d'informazione, come meccanismo per definire nuove gerarchie e come emozioni che consentono agli individui di immaginare cosa può succedere;
- La seconda considera le emozioni come reazioni; le emozioni svolgono due funzioni principali: la produzione di una certa reazione e poi regolano alcuni stati interni per una determinata reazione.

L'emozione è definita come una rappresentazione o uno stato cognitivo che considera una parte del processo cognitivo coinvolto nel processo decisionale.

La razionalità limitata:

- si basa sulla capacità di calcolo;
- stabilisce una procedura di calcolo per raggiungere dei risultati di satisficing;
- non riconosce il ruolo delle variabili interne ed esterne.

Tali elementi descrivono un modello statico e per evitare errori viene presentato un modello di razionalità sulla teoria della cognizione distribuita. Il punto fondamentale è il riconoscimento del ruolo svolto dalle risorse interne ed esterne nella cognizione umana.

Esiste una possibilità per quanto riguarda i limiti, esterni ed interni, che circondano la razionalità. La razionalità limitata è il risultato positivo dei due limiti di misura.

Gli individui esibiscono la razionalità in un determinato ambiente per prendere decisioni con dei meccanismi relativi al comportamento, la cui struttura interna è in grado di sfruttare le strutture di informazioni esterne. Le azioni vengono raggruppate in due categorie principali:

- *pragmatiche*: sono le azioni a cui ci riferiamo nei passaggi intermedi, i quali vengono alterati per raggiungere un obiettivo fisico degli stadi intermedi;
- *epistemiche* sono tutte le azioni che alterano la rappresentazione di un determinato compito; le azioni epistemiche vengono considerate come delle rappresentazioni.

Quando si vuole realizzare un determinato obiettivo vengono utilizzate le risorse computazionali e cognitive inserite negli oggetti esterni. Una rappresentazione esterna viene coinvolta in azioni e procedure.

Alcune conseguenze si osservano in un sistema cognitivo, dove l'ambiente rappresenta un ruolo attivo per formare quella che è definita attività decisionale.

I processi cognitivi sono il risultato dell'interazione tra l'individuo e l'ambiente dove tali sistemi vengono rappresentati come risorse e operazioni.

Le risorse esterne vengono supportate da sistemi già esistenti con l'obiettivo di memorizzazione sul supporto. Mentre gli oggetti esterni possono portare all'esistenza di abilità cognitive già note.

La risorsa esterna approfondisce il concetto di razionalità, la quale non si riferisce al processo decisionale, ma il risultato è dato dalla cognizione effettuata su determinate risorse.

L'ambiente della decisione viene visto come una funzione di alcune fonti informative e di capacità di calcolo. Secondo la teoria della razionalità limitata non esiste un modo per dare una spiegazione sul calcolo e sulle forme di risorse esterne.

Inoltre, la razionalità è la risorsa computazionale definita come una versione relativa alle risorse umane.

Si avrà:

- la capacità di calcolo rappresentata da processi decisionali;
- la trasformazione;
- un insieme di atteggiamenti (psicologico, etico, politico, ecc) su una relazione di risorse esterne; la razionalità non è limitata al calcolo e non è delimitata né nella relazione di modifiche e di capacità personali e né nel ruolo di risorse esterne.

Comparando i diversi principali modelli a riguardo, abbiamo che nel modello di razionalità limitata viene determinato il punto iniziale; mentre il modello neoclassico è un modello di base e serve per mostrare le sostanziali differenze tra tutti i modelli, dove la razionalità limitata è in relazione con il modello tradizionale.

I modelli vengono classificati in cinque variabili:

- 1) tipo di soluzione o risultato;
- 2) la procedura;
- 3) le ipotesi ;
- 4) la capacità cognitiva;
- 5) il significato che viene dato al soggetto chiamato vettore.

Il modello COMP a cui abbiamo fatto riferimento in precedenza di A.Ceci è in grado di gestire le variabili di significato, procedura e capacità.

Tali variabili non seguono un ordinamento secondo la loro importanza. Il modello neoclassico fa riferimento a valori ottimali, mentre il modello di razionalità estesa cerca di suggerire l'individuo che ottiene determinati risultati in una situazione particolare. I due modelli non sono in relazione tra loro, poiché tali modelli vengono chiamati realizzabili per poter gestire delle situazioni e per essere modificati nel caso in cui una situazione cambi.

Il modello tradizionale si basa su un obiettivo razionale.

Mentre il modello di razionalità estesa è dipendente dall'attività congiunta delle risorse, per fare in modo che il calcolo sia una procedura. Si suppone che il sistema cognitivo funzioni senza una relazione con le risorse esterne.

La razionalità estesa si basa su un sistema cognitivo distribuito, nel quale le risorse possono definire il sistema ed anche il suo funzionamento.

I limiti relazionali sono correlati:

- all'utilizzo e al significato delle risorse esterne;
- all'ambiente sociale;
- al tempo.

In sintesi, quindi, il modello di razionalità limitata è un metodo molto efficace per analizzare il processo decisionale e il comportamento umano, andando a definire le capacità di calcolo interno.

La rappresentazione del sistema cognitivo umano è formato da vari punti:

- 1) il processo decisionale delle attività deriva dal modo in cui gli individui interagiscono con l'ambiente;
- 2) L'interazione coinvolge risorse interne ed esterne e il modo in cui vengono rappresentati;
- 3) Il processo è dinamico, poiché le capacità cognitive dipendono dallo sfruttamento delle risorse esterne e dalla loro rappresentazione;
- 4) L'interazione e le dinamiche implicano l'incertezza e la complessità;
- 5) Il "gioco" non si limita alla capacità di calcolo anche se sono concentrate tra di esse ma è dipendente dal gioco stesso;
- 6) la capacità di calcolo non si limita alla dipendenza del gioco.

I risultati ancora in progress ottenuti dai diversi ricercatori del settore [32], [33] vengono spiegati nel seguente modo:

- 1) Definizione del modello cognitivo che mette in relazione la razionalità all'individuo;
- 2) Le rappresentazioni sono definite in precedenza;
- 3) la scelta razionale, che deve essere efficace sulla base di risorse esterne e sull'interazione con il fine di tenere la razionalità;
- 4) il modello basato sulla conoscenza distribuita trova un modo più semplice per dare spiegazioni sul ruolo di criticità [33].

7.1.2 Modello Psicologico

La teoria di decostruzione consiste nel valorizzare un fenomeno, il quale cerca di identificare la costruzione concettuale e linguistica di una determinata informazione. La conoscenza di un evento viene chiarita con la similitudine spaziale e temporale. Viene definita come una tecnica che intensifica la percezione degli eventi intervenendo e modificando le regole di composizione per evidenziare in un nuovo contenitore gli elementi connotativi e denotativi.

Il modello COMP (Complex Order Multiphasic Program) ha il fine di stabilire a quale livello di realtà è necessario situarsi per poter effettuare l'analisi di un fenomeno.

Viene utilizzato questo modello anche per misurare la complessità di un evento. In tale modello un analista suddivide l'ordine di un'informazione, disconnettendo le varie componenti tramite il criterio per cui l'informazione emerge non dalla somma delle proporzioni ma dalla relazione di queste proporzioni.

L'obiettivo dell'analista è di decodificare gli elementi che formano una determinata scena, così come gli elementi del profilo psicologico e ricostruirli in una morfologia alternativa.

Con la metodologia COMP è possibile omettere ed opporsi al problema dell'inferenza dell'osservatore riducendo il rischio dell'errore umano.

Entrando seppure brevemente più nel dettaglio del modello COMP, possiamo dire che esso prende spunto dalla teoria delle catastrofi di René Thom. Sappiamo che la teoria delle Catastrofi fornisce una teoria matematica e

rappresenta un tentativo di applicazione dell'esposizione dei fenomeni naturali. La teoria modella i cambiamenti che si presentano con una determinata ripetizione negli eventi, caratterizzando il sistema con sette forme conformi chiamate le "catastrofi elementari". Inoltre, viene definita una catastrofe come un punto stazionario, irregolare di una superficie definita in uno spazio ad n – dimensioni. Nel caso in cui il sistema non è in equilibrio, sarà definito come un sistema catastrofico. La teoria di Renè Thom afferma che :*" in un sistema i punti instabili non sono soggetti a condizioni catastrofiche, ma sono soggetti a forme stabili e sono indipendenti dall'evento preso in considerazione"*. Vengono così determinate sette strutture conservative, con lo scopo di analizzarne i fenomeni. La teoria è costituita da strutture, le quali rappresentano un insieme di relazioni tra gli elementi che seguono una determinata logica producendo un'organizzazione funzionale e funzionante;

Le strutture possono essere di due tipi:

- *Dissipativa*: quando si perde una certa quantità di energia e non viene fornita energia per poter compensare l'energia persa.
- *Conservativa*: quando non si perde energia e la funzione può continuare indefinitamente.

Nel Modello Psicologico derivato dal COMP da L. Montereale, soggetto e quindi il suo comportamento può essere rappresentato con sette strutture conservative (coincidenti con i nostri indici CSF):

- *Individuo* (Universo) : rappresenta l'oggetto di osservazione percepito come unico punto di partenza;
- *Percezione* (Ambiente): è il rilevamento delle informazioni relative all'ambiente considerando anche l'insieme dei processi cognitivi;
- *Relazione* (Habitat) : è l'interazione reciproca tra l'individuo e l'ambiente e le relazioni , le quali occupano e determinano una struttura psicologica ;
- *Io* (Organizzazione): è un'istanza organizzatrice con il fine di gestire le relazioni tra la realtà interna ed esterna;
- *Sé* (Ruolo): il ruolo che ricopre una persona all'interno di un'organizzazione; il ruolo può essere reale se corrispondente alla realtà

esterna e percepito se non corrisponde necessariamente ad una realtà esterna; è rappresentato dal nucleo che percepisce se stesso;

- *Comportamento* (Prestazione): è la rappresentazione dell'io verso l'individuo esterno.
- *Autoriflessività* (Funzione) : l'io diffonde l'assenza al suo interno; in questo modo orienta nuovamente, l'intera organizzazione e determina l'individuo tramite un meccanismo riflessivo verso uno stesso individuo.

Per ogni struttura conservativa si è individuato un gran numero di indicatori che la determinano, i quali indicatori sono stati identificati sulla base delle principali teorie per comprendere ed integrare vari tipi di approcci per una visione completa del fenomeno.

Gli individui sono posizionati ad un determinato livello e si posiziona più esternamente all'ambiente rispetto ad altri soggetti, modificando lo spazio ambientale in cui esso si trova.

Dopo aver stabilito i vari profili, si vuole analizzare il livello di eccentricità dell'individuo secondo le varie teorie e puntando all'aumento funzionale dei soggetti, nei processi tra individuo e società [32] .

7.1.3 Modello delle Capacità

Il modello delle capacità relative al comportamento di un soggetto venne ideato da Roberts Dilts.

L'obiettivo di tale modello è fondato sulla comprensione di come un utente possa arrivare al raggiungimento di determinati risultati. La rilevazione di modelli comportamentali viene suddivisa in:

- *Modello intuitivo*: nel quale la modellazione avviene con l'utilizzo di schemi comportamentali per l'utente;
- *Modello analitico*: il quale è basato su un insieme di informazioni legate alla strategia utilizzata dall'utente per giungere il suo fine [36].

Il *problem SPACE* consiste nella determinazione delle componenti che formano il problema. La determinazione del *problem SPACE* rappresenta lo step fondamentale per il conseguimento del problema, inoltre l'acronimo di *SPACE*

considera il seguente insieme di variabili per la definizione del problema: *Self* (il sé), *Purpose* (lo scopo), *Audience* (il pubblico), *Code* (il codice) ed *Experience* (l'esperienza).

La definizione di tali variabili rappresentano il problema e riconoscono il ruolo di un determinato soggetto in un problema.

Il modello ideato è fondato su alcuni principi organizzativi chiamati "*le sette C*", le quali hanno l'obiettivo che tale sistema permette di verificare l'esattezza dei parametri in gioco ed influenti sul problema e quindi il "problem space".

Per la modellazione delle capacità vengono utilizzate le seguenti sette strutture, ovvero "le sette C":

- 1) *Confusione*: la poca chiarezza può danneggiare le strategie, seppure organizzate nel miglior modo;
- 2) *Contenuto*: la possibilità di predisporre informazioni inopportune per il conseguimento di uno specifico obiettivo, viene risolta con la conoscenza delle giuste strategie per il raggiungimento dell'obiettivo;
- 3) *Conflitto*: il comportamento di un utente può indurre ad essere incoerenti;
- 4) *Catastrofe*: l'utente è oggetto di eventi negativi e positivi nella sua esperienza;
- 5) *Convinzione*: per ottenere una convinzione emotiva, è necessario riuscire ad avere "la massa critica", ovvero si avranno un insieme di valori, i quali devono esistere per ottenere un cambiamento;
- 6) *Contesto*: il sistema fornisce un insieme di difficoltà e di risorse in modo da scegliere a seconda dell'obiettivo da raggiungere;
- 7) *Confronto*: è la definizione di generalizzazione e di alterazione.

Quando si è sicuri di ciò che si vuole fare avremo che una delle sette C si trova in attività [34].

7.1.4 Modello Mentale

Si può dedurre che un comportamento è:

- Un cambiamento fisico e mentale di uno stato;
- È collocato al raggiungimento dell'obiettivo;

- È la reazione di un fenomeno esterno;
- È l' integrazione di più processi;
- È la dipendenza dall'individuo;
- Non è razionale e non è appropriato a seconda delle condizioni
- Le tre componenti sono l'elemento cognitivo, psicomotorio ed infine socio – affettivo.

Si ritiene possibile ripristinare un comportamento umano “corretto”, tramite una mappatura e con l'utilizzo di specifici parametri.

Un obiettivo fondamentale per lo sviluppo di tale modello è lo *SMART* (Specific, Measurable, Acceptable, Realistic, Timed) il quale si occupa di modellare il comportamento umano e gli obiettivi da raggiungere [1]. Infine, i sette vincoli psicologici che vengono utilizzati nella modellazione mentale sono [37]:

- 1) Ragione;
- 2) Pensiero;
- 3) Memoria;
- 4) Intuizione;
- 5) Volontà;
- 6) Sensazione;
- 7) Emozione.

Le informazioni sono dipendenti dai vincoli psicologici e quindi devono essere quantificabili [1] .

7.1.5 Modello dei Livelli Neurologici

La tecnica basata sui livelli neurologici , chiamati anche livelli logici venne avviato dallo studioso Gregory Bateson.

Nel modello dei livelli neurologici i processi mentali si verificano seguendo una gerarchia sui livelli legati tra di loro, che possono variare dal livello più esterno “Ambiente” al livello più vicino all'individuo “Spiritualità”.

I sette livelli neurologici sono:

- 1) *Ambiente temporale* – (quando?): si considera nel problema la componente temporale;

- 2) *Ambiente spaziale* – (dove?): si considera nel problema lo spazio inteso come luogo;
- 3) *Comportamento* – (cosa?): rappresenta il modo in cui un individuo decide e risolve un determinato problema, analizzando i relativi pensieri e le sensazioni; altri problemi si riferiscono al modo di decidere, organizzare e concludere un determinata funzione ;
- 4) *Abilità* – (come?): sono le capacità, le risorse e le competenze di un individuo; in questo livello si individuano i processi, le procedure e le strategie da utilizzare per la risoluzione del problema;
- 5) *Convinzione* – (perché?): sono i valori e le opinioni; quindi, per un individuo i valori sono tutto ciò che è importante; mentre le opinioni sono tutto ciò che realmente esiste;
- 6) *Identità* – (chi?): l'insieme dei comportamenti , delle abilità e dei comportamenti costituisce l'identità, ovvero la caratteristica di un individuo, il quale deve essere coerente nell'esaminare il problema;
- 7) *Spiritualità* – (chi altro?): è definito come un livello di analisi, inteso come la conoscenza di appartenenza alla comunità o ad una sfera di ordine superiore.

Infine, se tutti i sette livelli rispettano la loro gerarchia non sorgono problemi, nel caso opposto se un livello non rispetta il proprio obiettivo emerge un problema per l'individuo [34], [38] .

7.1.6 Modello delle Affettività

Nel modello delle affettività un utente è caratterizzato da un insieme costituito da sette valori. L'obiettivo di tale modello è di specificare lo stato affettivo di un soggetto.

Si definisce affettività l'insieme di sentimenti di un soggetto che si trova in uno specifico stato affettivo [35].

I sette valori affettivi che potrebbero essere riconosciuti sono [39]:

- 1) Amore;
- 2) Simpatia;

- 3) Passione;
- 4) Comprensione;
- 5) Gioia;
- 6) Soddifazione;
- 7) Serenità.

7.1.7 Modello delle Emozioni

Il modello delle emozioni è definito analogamente al modello delle affettività [35].

Un'emozione può essere definita come uno stato mentale che caratterizza un soggetto e rappresenta la reazione e la comprensione di un individuo. Inoltre, un'emozione può essere definita come un sentimento e uno stato d'animo.

Di conseguenza, vengono attribuiti i seguenti sette valori in funzione dello stato emotivo che un soggetto potrebbe manifestare [40]:

- 1) Fiducia;
- 2) Ansia;
- 3) Interesse;
- 4) Eccitazione;
- 5) Autostima;
- 6) Frustrazione;
- 7) Stress.

7.1.8 Definizione della macro – funzione Comportamento.

Definiamo una funzione Comportamento “ C ”, come l'insieme di tutte le sei funzioni definite precedentemente dai sei modelli descritti, con le caratteristiche sette variabili (CSF) indicate. Quindi si avrà, che il comportamento, inteso come funzione dipenderà dai sei modelli indicati:

$$C = C(c1, c2, c3, c4, c5, c6)$$

Per una migliore operatività, vengono formulate tre funzioni obiettivo, ognuna delle quali sono funzioni dei sei funzioni già modellate, le quali sono funzioni

dei sette parametri. Ogni funzione (psicologica, funzione capacitiva, funzione mentale, funzione affettiva, funzione neurologica, funzione emotiva) è costituita da parametri differenti; quindi, in nessuna funzione definita avremo dei parametri che sono equivalenti ad altri.

In un sistema HBR il soggetto viene rappresentato dall'individuo.

Verranno definite delle funzioni obiettivo con il fine di ottenere una modellazione generale del problema.

Le funzioni obiettivo di nostro interesse sono:

- 1) Funzione di *pianificazione*, la quale indica una linea guida per completare un'azione (attività) od un insieme di azioni;
- 2) Funzione di *organizzazione*: rappresenta l'obiettivo di predisporre le risorse per la pianificazione;
- 3) Funzione di *realizzazione*: è il completamento dell'obiettivo finale, una volta considerata una determinata azione.

Considerata una funzione generatrice, intesa come combinazione lineare dei parametri in gioco, a seconda dei pesi (coefficienti) dati alla funzione, si avrà un'azione di pianificazione, organizzazione, realizzazione.

Prima di formulare le funzioni di pianificazione, organizzazione e realizzazione, è necessario definire il valore di variazione di un indice e l'ordinamento dello stesso.

Si avrà che

φ : rappresenta l'ordinamento secondo una priorità assegnata.

$\Delta_{i,\varphi} \in \{-1,0,+1\}$: rappresenta la variazione di un singolo indice su un microstato, tenendo conto dell'ordinamento del singolo indice.

La variazione Δ può assumere tre differenti valori:

- -1, nel caso in cui viene decrementato l'indice;
- +1, nel caso in cui viene incrementato l'indice;
- 0, nel caso in cui l'indice non subisce variazioni.

La funzione di *Pianificazione* P con $s=1,\dots,6$ è definita grazie a:

$$P_s(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\varphi,k}(t) + \chi_{i,\varphi,0} \right]$$

P_s è una delle sei funzioni di pianificazione (una specifica per ogni modello considerato) e quindi la pianificazione P sarà:

$$P = \sum_{s=1}^6 \tau_s P_s$$

dove con il valore τ_s si rappresenta il peso relativo ad ogni funzione di pianificazione. Pertanto, si otterrà:

$$P = \sum_{s=1}^6 \tau_s \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\varphi,k}(t) + \chi_{i,\varphi,0} \right]$$

Analogamente per l'*Organizzazione* abbiamo che

$$O_e(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\varphi,k}(t) + \chi_{i,\varphi,0} \right]$$

O_e è una delle sei funzioni di organizzazione e quindi

$$O = \sum_{e=1}^6 \rho_e O_e$$

Dove con il valore ρ_s si rappresenta il peso relativo ad ogni funzione di organizzazione. Quindi si otterrà:

$$O = \sum_{e=1}^6 \rho_e \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\varphi,k}(t) + \chi_{i,\varphi,0} \right]$$

Analogamente per la Realizzazione abbiamo

$$R_v(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\varphi,k}(t) + \chi_{i,\varphi,0} \right]$$

R_v è una delle sei funzioni di realizzazione e quindi avremo:

$$R = \sum_{v=1}^6 \delta_v R_v$$

dove con il valore δ_v si rappresenta il peso relativo ad ogni funzione di realizzazione. Quindi si otterrà:

$$O = \sum_{v=1}^6 \delta_v \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\varphi,k}(t) + \chi_{i,\varphi,0} \right]$$

Infine, la macro – funzione di Comportamento (C) è il risultato dell’ottimizzazione della combinazione lineare delle funzioni di pianificazione, organizzazione e realizzazione. Di conseguenza avremo che l’ottimizzazione del comportamento corrisponderà all’ottimizzazione di una funzione C, funzione delle tre suddette funzioni, ovvero:

$$C = C(P, O, R)$$

7.2 Applicazione alla Gestione del Potere

7.2.1 Introduzione

Sin dall’inizio della vita sulla terra, l’uomo ha dovuto affrontare ostacoli, più o meno grandi, che giornalmente gli si presentavano. Ha cominciato attuando delle tecniche di sopravvivenza, basate sull’uso motorio del proprio corpo, ha costruito strumenti utili per la difesa sia da agenti atmosferici sia dalla specie animale, ha sfruttato la propria intelligenza per poter prevalere sui suoi simili e per avere il controllo, quindi potere, su tutto ciò che lo circonda. Con l’avvento della tecnologia, l’uomo ha creato dei mezzi necessari alla sua informazione e ha reso più fitta una possibile comunicazione.

Con lo sviluppo delle telecomunicazioni, soprattutto di Internet, l’uomo si è adattato, quasi inavvertitamente, ad uno stile di vita già programmato, nel quale si muove come in uno scacchiere. I passi sono stabiliti, le possibilità di scelta sono poche, e se vengono prese delle decisioni non prefissate, scatta il meccanismo dell’alienazione, ovvero il vuoto sociale inteso come la rottura delle reti relazionali che sorreggono la quotidiana esistenza. Esiste quindi un unico cervello di massa, che non ha né spazio e né tempo, in cui ogni soggetto partecipa senza aver nessun riscontro nella società. Come cita il prof. Alessandro Ceci nel suo libro “Antropologia della sicurezza”, il primo della trilogia, *“L’uomo è stato defraudato del suo potere”* [41].

7.2.2 Cosmogonie

Per descrivere e rappresentare le condizioni di vita dell'uomo, dalla sua vita sociale alla sua evoluzione mentale, viene utilizzato il termine cosmogonia.

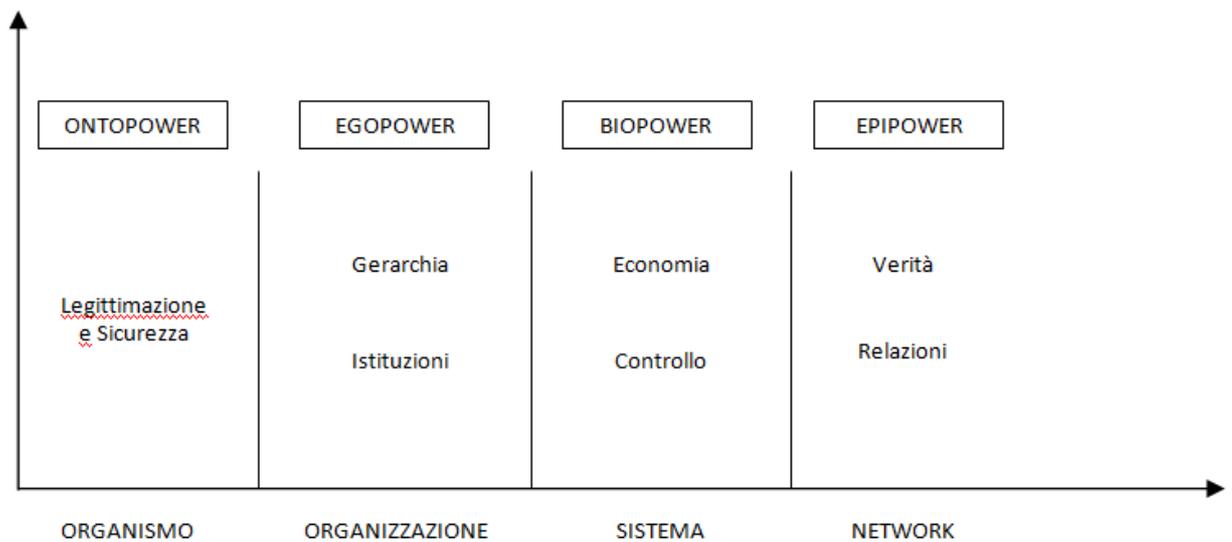
Ad oggi, l'intero percorso umano è stato suddiviso in quattro cosmogonie:

- La prima è l' ONTOPOWER, riconducibile all'era mitologica, nella quale l'unico fattore importante era la nascita, mentre la morte non era rilevante e quindi non c'era fine.
In questa prima cosmogonia l'uomo migrava continuamente e cercava di sopravvivere. Per riuscirci utilizzava il proprio organismo per legittimarsi e per la sicurezza.
- La seconda cosmogonia è l'EGOPOWER iniziata con la morte di Achille, l'eroe invincibile della mitologia greca. L'uomo da migrante diventa sedentario e anche la morte diventa un processo rilevante. Questa è la cosmogonia dello spazio e del potere, nella quale si vive una complessità ontologica, suddivisa in due spazi che vanno governati, uno con la politica e l'altro con la scienza. In questo lungo periodo si sviluppa una fase di organizzazione, nella quale per la prima volta si ha una socializzazione verticale, la gerarchia, ossia c'è chi prevale su altri e chi decide per altri. Inoltre, vengono create le prime istituzioni, per suddividere i compiti e per una migliore gestione del potere.
- L'altra cosmogonia è la BIOPOWER, che nasce con la Rivoluzione Industriale. In questa fase prevale la logica, vista come lo strumento dell'avere e dell'essere. Questa cosmogonia si basa su un sistema di produzione economico e su un sistema di controllo. All'uomo non basta più sopravvivere, ma vuole vivere.
- La quarta e ultima cosmogonia, almeno fino ad oggi, è l'EPIPOWER. Questa nasce con l'avvento della tecnologia moderna. In questa cosmogonia non c'è più organizzazione, nemmeno istituzione, ma azione e soprattutto relazione. Il network si forma con l'azione, senza linearità e spesso senza volontà. Proprio nel network si trova la più importante

struttura conservativa, la verità. Infatti oggi è possibile creare scenari di verità e adattarli alla realtà.

È possibile di seguito riassumere le sette strutture conservative del potere, come distinte da A.Ceci:

- Legittimazione e Sicurezza
- Gerarchia
- Istituzioni
- Economia
- Controlli
- Verità
- Relazioni



7.2.3 Modellazione del Problema

Nel seguente paragrafo verranno definiti i modelli matematici per la computazione di strategie decisionali a livello di governance, management e operational per la gestione del potere.

Innanzitutto vengono definiti i sette parametri critici (CSF):

1. Legittimazione e Sicurezza

2. Gerarchia
3. Istituzioni
4. Economia
5. Controlli
6. Verità
7. Relazioni

Successivamente vengono elencate le tre funzioni:

- Governance del potere
- Management del potere
- Esercizio del potere

Le tre funzioni, governance, management ed esercizio del potere, sono direttamente funzione dei sette CSF.

La *Governance del Potere* descrive l'agire della più alta carica del potere, la quale dirige ed effettua scelte da un punto di vista istituzionale.

Il modello matematico della Governance è di seguito riportato:

$$F_G(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\lambda,\kappa}(t) + X_{i,\lambda,0} \right]$$

dove:

- λ = ordine di priorità dei sette parametri in gioco.
- $\Delta_{i,\lambda}$ = variazione sul singolo indice i del microstato in ordine di priorità λ , quindi $\Delta_{i,\lambda} \in \{-1, 0, +1\}$.

Il *Management del Potere* descrive l'agire delle autorità che gestiscono il potere dal punto di vista organizzativo e gestionale.

Il modello matematico del Management è riportato di seguito:

$$F_M(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\rho,k}(t) + X_{i,\rho,0} \right]$$

dove:

- ρ = ordine di priorità, ovvero non teniamo conto del valore numerico.
- $\Delta_{i,\rho}$ = variazione sul singolo indice i del microstato in ordine di priorità ρ , quindi $\Delta_{i,\rho} \in \{-1,0,+1\}$.

L'*Esercizio del Potere* descrive l'agire delle singole entità che hanno il compito di svolgere le indicazioni di chi governa.

Il modello matematico dell'Operational è riportato di seguito:

$$F_O(n) = \bigoplus_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^n \Delta_{i,\alpha,k}(t) + X_{i,\alpha,0} \right]$$

dove:

- α = ordine di priorità, ovvero non teniamo conto del valore numerico.
- $\Delta_{i,\alpha}$ = variazione sul singolo indice i del microstato in ordine di priorità α , quindi $\Delta_{i,\alpha} \in \{-1,0,+1\}$.

L'obiettivo generale, ancora una volta, è quello di ottimizzare le tre funzioni, in modo tale da avere una miglior gestione del potere e un maggiore controllo.

8 Prospettive Future: Simulation Anniling ed Applicazioni ai Sistemi di Supporto alle Decisioni per strutture complesse medico-sanitarie

In questo capitolo introdurremo la teoria del Simulated Anniling quale metodo di ottimizzazione applicabile a problemi stocastici, ossia a problemi nei quali i dati risultano variabili aleatorie e lo spazio delle decisioni risulta differenziato attraverso algoritmi di natura stocastica.

8.1 I Problemi Stocastici con Dati di Input Casuali o Parzialmente Casuali

Problemi stocastici con dati di input casuali o parzialmente casuali sorgono per esempio in stime e controlli dei dati in run time. Nel caso di dati casuali o parzialmente casuali le metodologie risolutive riguardano metodi di *approssimazione stocastica* (SA), tra cui i seguenti.

- *Il metodo* Least Mean Square – LMS; si tratta di uno degli algoritmi adattativi più diffusi, probabilmente per la sua semplicità di implementazione e robustezza. Il principio di base con il quale viene costruito il filtro, è la minimizzazione dell'errore quadratico medio tramite successive iterazioni.
- *L'approssimazione stocastica di differenza finita*; tale metodo rientra tra i metodi basati sull'approssimazione stocastica che tracciano una sequenza di soluzioni che vengono di volta in volta aggiornate tramite il calcolo della stima del gradiente con il metodo delle differenze finite; esso consiste nell'approssimare il valore del gradiente in un punto (per il quale sarebbe necessario conoscere tutti i valori della funzione -quindi infiniti - in un intorno del punto stesso), con un'espressione che ne tenga in conto solo un numero finito (spesso molto piccolo).
- *L'approssimazione stocastica delle perturbazioni simultanee*; la caratteristica essenziale di tale metodo, che fornisce la sua potenza e la

relativa facilità di utilizzo in problemi di ottimizzazione multivariata, è l'approssimazione del gradiente della funzione attraverso solo due misurazioni della funzione obiettivo per ogni iterazione, indipendentemente dalla dimensione del problema di ottimizzazione. Queste due misure sono effettuate contemporaneamente variando in modo "adeguato" tutte le variabili del problema (da qui il nome di "perturbazione simultanea"). Ciò contrasta con il metodo sopra esposto delle differenze finite in cui le variabili sono molteplici e vengono fatte variare una alla volta.

8.2 I Problemi Stocastici con Dati di Input Esatti

Per problemi stocastici con dati certi o esatti è utile molto spesso introdurre l'elemento casuale deliberatamente (in tal caso si parla di fenomeni a casualità indotta) per cercare processi di ottimizzazione ad hoc come strumenti di accelerazione della convergenza dei risultati. Di conseguenza la casualità indotta può fornire l'impulso necessario per staccarsi da una soluzione limitata quando si è alla ricerca di un rimedio globale. Infatti, questo principio di casualizzazione è noto per essere un metodo semplice ed efficace per ottenere algoritmi con una buona performance *quasi certa* che attraversa uniformemente tutti gli insiemi di dati, per qualsiasi tipo di problema.

I metodi di ottimizzazione stocastica di questo tipo includono:

- *il Simulated Annealing;*
- *il metodo dell'entropia incrociata;*
- *l'inserzione stocastica;*
- *la scalata della collina stocastica;*
- *gli algoritmi dello sciame.*

8.3 Il Simulated Annealing e l'Algoritmo di Metropolis

In questo capitolo analizzeremo nei dettagli esclusivamente il metodo di ottimizzazione stocastica del Simulated Annealing, poiché sarà proprio questa tecnica che verrà applicata successivamente ad un particolare sistema di supporto alle decisioni per individuare la strategia decisionale migliore a seconda del contesto e della applicabilità del Sistema stesso.

Il Simulated Annealing è una strategia che viene utilizzata per risolvere problemi di ottimizzazione; essa deve il suo nome ad un'analogia con il comportamento dei sistemi fisici durante il processo di raffreddamento. Il concetto deriva dalla scienza dei metalli; simulated annealing si traduce, infatti, in italiano, come ricottura simulata, che rappresenta un *trattamento termico* su di una lega metallica consistente nel riscaldamento ad una temperatura solitamente inferiore a quella di fusione, seguito dalla permanenza di durata opportuna e da un lento raffreddamento solitamente in forno, con la conseguente riduzione delle tensioni residue e l'eliminazione dei difetti della struttura cristallina. Questo processo di "lento raffreddamento" può essere visto come analogo al metodo di ottimizzazione locale, ossia al metodo di ottimizzazione di una funzione obiettivo in relazione a determinati vincoli definiti in un opportuno intorno dei vincoli stessi. Il Simulated Annealing deriva dall'*algoritmo di Metropolis* [42], [43], sviluppato nel 1953 dal matematico statunitense Nicholas Metropolis, in grado di simulare i diversi stati del materiale in ricottura, da solido a liquido. In particolare, a partire dallo stato corrente S , alla temperatura T e con energia E , definito dalle posizioni delle molecole che lo costituiscono, viene applicata una perturbazione consistente nello spostamento di una molecola in una nuova posizione scelta casualmente. In tal modo, il sistema raggiunge un nuovo stato, S' , con un diverso valore di energia E' . Gli stati del sistema fisico corrispondono alle soluzioni di un problema di ottimizzazione combinatoriale, ossia problemi di ottimizzazione su domini discreti; l'energia di uno stato corrisponde al costo di una soluzione e la minima energia, o "stato fondamentale" corrisponde ad una soluzione ottima (vedi Tabella 8.1).

SISTEMA FISICO	PROBLEMA DI OTTIMIZZAZIONE
Stato	Soluzione ammissibile
Energia	Costo
Stato fondamentale	Soluzione ottima
Raffreddamento lento	Ricerca locale

Tabella 8.1: Analogia tra l'algoritmo di Metropolis e l'ottimizzazione combinatoria

L'algoritmo di Metropolis si basa sulla tecnica Monte Carlo [44] esso genera una sequenza di stati del materiale; ossia viene assegnato al materiale in un preciso stato i una certa energia E_i ; il successivo stato j è ottenuto mediante l'applicazione di un meccanismo di perturbazione, quale lo spostamento di una particella. L'energia dello stato successivo è E_j ; se la differenza d'energia $E_j - E_i$ è minore o uguale a 0, lo stato j è accettato come lo stato attuale, se, invece, la differenza di energia è maggiore di 0, lo stato è accettato con una certa probabilità, detta *Metropolis Criterion*, che è data da:

$$\exp\left(\frac{E_i - E_j}{k_B T}\right), \quad (8.1)$$

dove con T si indica la temperature del forno e con k_B una costante detta, *costante di Boltzmann*.

Se l'abbassamento della temperatura viene effettuato lentamente il solido può raggiungere l'equilibrio termico a qualsiasi temperatura. Nell'algoritmo di Metropolis ciò si ottiene generando un vasto numero di transizioni di stato con un prefissato valore di temperatura. L'equilibrio termico è caratterizzato dalla *Boltzmann distribution*, che assegna al solido la probabilità di essere nello stato i con energia E_i alla temperatura T :

$$P_T \{X = i\} = \frac{1}{Z(T)} \exp\left(\frac{-E_i}{k_B T}\right), \quad (8.2)$$

dove X è la variabile casuale che denota l'attuale stato del solido e $Z(T)$ e la *funzione di partizione*, definita come:

$$Z(T) = \sum_j \exp\left(\frac{-E_j}{k_B T}\right),$$

dove la sommatoria estende a tutti i possibili stati.

Ciò detto possiamo generare una sequenza di soluzioni per un problema di ottimizzazione; a tal scopo teniamo sempre presente l'analogia con il fenomeno fisico (metafora: soluzione \approx stato e energia \approx costo).

Ciò che deve ancora essere introdotto è l'equivalente della temperatura, un *control parameter* che ci permette di guardare all'algorithm del simulated annealing come al processo di iterazione visto per il Metropolis algorithm, valutato al decrescere, sotto opportune condizioni locali, del *control parameter*.

Definizione. Siano i e j due soluzioni di un problema di ottimizzazione e siano $f(i)$ ed $f(j)$ i relativi costi, dal criterio di Metropolis la soluzione j è accettata da i secondo tale algorithm:

$$P_c \{\text{accept } j\} = \begin{cases} 1 \\ \exp\left(\frac{f(i) - f(j)}{c}\right) \end{cases} \quad (8.3)$$

dove $c \in R^+$ rappresenta il *control parameter*.

In definitiva volendo dare una definizione generale dell'algorithm del simulated annealing che non sia contestualizzato al solo algorithm di Metropolis, ma alla teoria della ottimizzazione combinatoria, potremo affermare quanto segue. Sia

S l'insieme discreto degli stati ammissibili di un problema e sia f una funzione obiettivo definita nell'insieme degli stati, l'applicazione dell'algoritmo del simulated annealing è focalizzata sull'individuazione del particolare stato che minimizza il funzionale considerato; tale stato viene individuato secondo un metodo di analisi locale degli stati a partire da uno stato corrente che di volta in volta, seguendo le fasi iterative dell'algoritmo, può cambiare a seconda dei valori assunti dal funzionale nei vari stati. In particolare, i passi fondamentali dell'algoritmo del simulated annealing applicato al problema in questione risultano i seguenti.

1. Scelto uno stato qualunque come stato corrente s se ne valuta per esso la funzione obiettivo $f(s)$.
2. A partire dallo stato corrente s si definisce un opportuno intorno di s e si sceglie al suo interno "casualmente" (qui si introduce l'elemento casuale e quindi si parla di causalità indotta) un nuovo stato s' per il quale si valuta la funzione obiettivo $f(s')$.
3. Quindi, si valuta la possibilità di lasciare s come stato corrente e di scegliere al suo posto s' a seconda del valore assunto dalla funzione obiettivo; in particolare, si valuta la probabilità con cui tale stato da "stato di valutazione" diventi stato corrente a partire dal quale poi si potrà iterare il processo. La probabilità, detta di accettazione dello stato, dipenderà del segno dello scarto dei valori della funzione obiettivo tra gli stati s ed s' ; in particolare:

$$\Pr(\text{accettazione}) = \begin{cases} 1 & \text{se } \Delta f = f(s') - f(s) \leq 0 \\ e^{-\frac{\Delta f}{T}} & \text{se } \Delta f = f(s') - f(s) > 0 \end{cases}$$

dove T rappresenta un opportuno parametro di controllo.

Per cui se il valore della funzione obiettivo diminuisce passando da uno stato all'altro allora lo stato di valutazione diviene certamente stato corrente, viceversa se il valore della funzione obiettivo aumenta nel passaggio da uno

stato all'altro allora viene generato un numero random compreso tra 0 e 1, se tale valore è minore o uguale della probabilità di accettazione lo stato viene accettato e ritenuto corrente altrimenti viene rifiutato e si passa ad analizzare un altro stato come un potenziale stato corrente. Volendo formalizzare quanto detto scriviamo:

- Se $\Delta f = f(s') - f(s) \leq 0$ allora $\text{Pr}(\text{accettazione}) = 1$ e lo stato s' diviene corrente;

- Se $\Delta f = f(s') - f(s) > 0$ allora si genera un numero random $0 < a < 1$ in base al quale risulta:

$\text{Pr}(\text{accettazione}) \geq a$ allora lo stato s' diviene stato corrente;

$\text{Pr}(\text{accettazione}) < a$ allora lo stato s' viene rifiutato e sarà ancora lo stato s quello corrente.

E' quindi palese come il calcolo della probabilità di accettazione di uno stato sia un parametro fondamentale al fine della decisione di attribuzione ad uno stato della natura di corrente; tale probabilità dipende dal valore di un parametro di controllo che andrà scelto in modo opportuno valutando:

- *Il valore iniziale del parametro di controllo (T_0) che deve essere scelto in modo che, nella fase iniziale dell'algoritmo, tutte le transizioni siano accettate;*
- *Il valore finale del parametro di controllo (T_f) che deve essere tale che, in corrispondenza di T_f , non si possano accettare peggioramenti della soluzione;*
- *Il numero di transizioni per ogni valore di T_k (L_k) e la regola di decremento di T che devono essere correlate per assicurare che, ad ogni cambiamento del valore di T , si ristabilisca una condizione di quasi-equilibrio.*

Si tratta dunque di un algoritmo di ricerca locale basato sul miglioramento passo dopo passo di una soluzione, esplorando le soluzioni ad essa vicine (locali) e determinando quali fra queste ottimizzano la funzione costo.

L'algoritmo di ricerca locale del simulated annealing converge asintoticamente all'insieme delle soluzioni ottimali a patto di scegliere accuratamente i valori dei parametri di controllo che dunque rivestono un ruolo fondamentale nella corretta funzionalità dell'algoritmo stesso.

8.4 L'algoritmo del Simulated Annealing ed i Sistemi di Supporto alle Decisioni

In questo paragrafo, verrà presentata la concezione di una variante del SACS [24], [25]; in particolare illustreremo come il SACS, un sistema nato per un obiettivo ben preciso - l'analisi degli accadimenti territoriali - sia plasmabile per il raggiungimento di scopi diversi, di interesse ed impatto medico-sociale. Tale variante determinerà la modellazione di un nuovo sistema di supporto alle decisioni, denominato SICS (Sistema di Controllo della Salute), in cui l'obiettivo non è più il controllo e la supervisione del territorio, bensì la gestione del rischio cardiovascolare. Per il SICS verrà, infine, delineata una nuova idea per l'implementazione di strategie decisionali e gestionali, grazie all'utilizzo dell'algoritmo del Simulated Annealing.

8.4.1 Il SICS: Nascita ed Utilizzo

Il SICS (Sistema di Controllo della Salute) viene studiato come implementazione analoga al SACS basata sui modelli MMS; ci si propone, infatti, di utilizzare un motore decisionale già rodato per un'applicazione che non è più il controllo e lo sviluppo del territorio, bensì quello di gestire la prevenzione delle malattie cardiovascolari e poi, laddove fosse necessario, ottimizzare la gestione dei ricoveri e delle risorse presso le strutture ospedaliere pubbliche. L'idea nasce dal forte impatto che le malattie cardiovascolari hanno sul territorio nazionale ed internazionale e dal fatto che il monitoraggio di tali malattie, e soprattutto della loro gestione, può, con le dovute attenzioni, essere indicizzata, ovvero studiata al variare di opportuni indici. Il SICS si propone, quindi, di studiare l'impatto che il rischio cardiovascolare ha sulle strutture

ospedaliere e viceversa; l'utente avrà la possibilità, una volta determinata una condizione di partenza, di prendere in considerazione diverse strategie implementate dal sistema per migliorare e monitorare il rischio cardiovascolare e la sua prevenzione sul territorio.

8.4.2 Il Rischio Cardiovascolare in Italia ed i Fattori di Rischio

Definiamo innanzitutto il rischio cardiovascolare come la probabilità di essere colpiti da un evento fatale o non fatale, di carattere cardiovascolare in un arco temporale di 10 anni, conoscendo il livello di alcuni fattori di rischio.

Ogni anno le malattie cardiovascolari uccidono più di 4,3 milioni di persone in Europa e sono causa del 48% di tutti i decessi (43% per le donne, 54% per gli uomini). Esse sono la prima causa di morte anche in tutte le regioni italiane. Nel nostro Paese, infatti, rappresentano oltre il 40% di tutte le morti. Dagli ultimi dati Istat si documenta che nel 2009 sono morte per malattie del sistema circolatorio 247.435 persone e che 650 milioni di euro sono stati spesi in interventi cardiocirurgici. Va però sottolineato che questi dati così preoccupanti e sconcertanti sono in buonissima parte da attribuire agli italiani stessi ed ai loro nuovi cattivi stili di vita che innescano fattori di rischio.

Nel sistema faremo frequente riferimento alle *carte del rischio* cardiovascolare, utili a definire il rischio cardiovascolare in una persona sulla base del livello dei principali fattori di rischio. Il peso dei diversi fattori di rischio si valuta seguendo nel tempo gruppi di individui (studi prospettici) di cui si conoscono tutte queste caratteristiche. Sulla base dei dati così raccolti si elaborano funzioni, che vengono tradotte in carte del rischio di facile consultazione.

I fattori di rischio cardiovascolare sono legati ad aspetti sia biologici che comportamentali di una persona e sono qui di seguito indicati.

- *Colesterolo*: il colesterolo è una sostanza normalmente presente nell'organismo, che serve per la sintesi di alcuni ormoni e per la produzione della vitamina D. Tuttavia può trovarsi in quantità eccessive

nel sangue e diventare molto dannoso per l'organismo. Maggiore è la sua quantità, più alto è il rischio che si depositi sulle pareti delle arterie, ostruendole (aterosclerosi).

Il colesterolo viene trasportato nel sangue da specifiche proteine, le lipoproteine:

- le lipoproteine a bassa densità (*LDL*) distribuiscono il colesterolo a tutti gli organi;
- le lipoproteine ad alta densità (*HDL*) rimuovono il colesterolo in eccesso e lo portano al fegato dove viene eliminato; il colesterolo HDL viene anche chiamato “colesterolo buono”, perché protegge le arterie, rimuovendo il grasso superfluo.

Negli uomini il valore medio della colesterolemia è 196 mg/dl, nelle donne è 205 mg/dl. Negli uomini il valore medio della HDL colesterolemia è di 49 mg/dl, nelle donne di 57 mg/dl. Il 19% degli uomini e il 27% delle donne ha una ipercolesterolemia (valore uguale o superiore a 240 mg/dl), mentre il 30% degli uomini e il 28% delle donne è in una condizione di rischio, presentando il valore della colesterolemia compreso fra 200 e 239 mg/dl.

- *Diabete mellito*: molti dei cibi che mangiamo si trasformano in uno zucchero, il glucosio, che viene usato dall'organismo per produrre energia. Il pancreas produce un ormone, l'insulina, che facilita l'ingresso del glucosio nelle cellule. Le persone che hanno il diabete non producono abbastanza insulina o non sono in grado di usare l'insulina come dovrebbero e questo provoca un innalzamento del livello di zuccheri nel sangue, cioè un aumento della glicemia (il valore della concentrazione di zucchero nel sangue).

La glicemia si misura in milligrammi per decilitro (mg/dl). Si parla di diabete quando la glicemia misurata a digiuno almeno due volte a distanza di una settimana è uguale o superiore a 126 mg/dl.

Negli uomini il valore medio della glicemia è 93 mg/dl, nelle donne è di 88 mg/dl. L'11% degli uomini e il 8% delle donne è diabetico (glicemia superiore a 126 mg/dl), mentre il 10% degli uomini e il 6% delle donne è in una condizione di rischio, in cui il valore della glicemia è compreso fra 110 e 125 mg/dl.

- *Ipertensione arteriosa*: l'ipertensione arteriosa è un aumento a carattere stabile della pressione arteriosa nella circolazione sanguigna. La pressione si misura in millimetri di mercurio (mmHg). Il valore della pressione è dato da due numeri: il primo è la pressione sistolica, il secondo la diastolica. La prima si misura al momento in cui il cuore si contrae e pompa il sangue nelle arterie, la seconda si misura tra due contrazioni, mentre il cuore si rilassa e si riempie di sangue. Si considera "desiderabile" una pressione che non supera i 120 mmHg per la sistolica e gli 80 mmHg per la diastolica. Negli uomini il valore medio della pressione arteriosa sistolica (massima) è pari a 135 mmHg, nelle donne a 137 mmHg. Negli uomini e nelle donne il valore medio della pressione arteriosa diastolica (minima) è pari a 84 mm Hg. Il 29% degli uomini e il 33% delle donne è iperteso (pressione arteriosa uguale o superiore a 160/95 mmHg oppure sotto trattamento specifico); il 18% degli uomini e il 15% delle donne è in una condizione a rischio, in cui il valore della pressione sistolica è compreso fra 140 e 159 mmHg o quello della diastolica è compreso fra 90 e 95 mmHg.
- *Familiarità*: per familiarità si intende la presenza, nella famiglia dell'individuo considerato, di persone che, in passato, hanno sofferto di malattie cardiovascolari, o semplicemente se nella famiglia ci sono stati decessi causati da tali malattie. Nonostante la enorme quantità di studi, la familiarità della malattia, nell'ambito cardiovascolare, continua ad essere uno dei fattori di rischio più imponenti, e ciò è un grande problema, essendo un fattore assolutamente incontrollabile.

- *Fumo*: il fumo, dopo la familiarità, è il fattore più importante nell'aumento del rischio cardiovascolare. Già dopo pochi anni dall'aver smesso, il rischio cardiovascolare si riduce in modo rilevante ed è dannoso sia il fumo attivo che quello passivo. Il 41% degli uomini fuma in media 19 sigarette al giorno, contro il 25% delle donne che ne fuma 14 in media al giorno.

Dei costituenti delle sigarette, la nicotina accelera il battito cardiaco, mentre il monossido di carbonio diminuisce la quantità di ossigeno presente nel sangue e favorisce lo sviluppo *dell'aterosclerosi*.

- *Obesità*: L'obesità è dovuta ad uno squilibrio tra introduzione di cibo e dispendio energetico: l'eccessivo introito calorico determina accumulo di tessuto adiposo ed aumento del peso corporeo. Nelle persone obese è molto più facile riscontrare valori alti di trigliceridi e bassi valori di colesterolo "buono" HDL, ciò favorisce naturalmente l'aterosclerosi e l'aumento dunque del rischio cardiovascolare. Il grado di obesità si calcola con il BMI, Body Mass Index, ovvero indice di massa corporea. Si ottiene dividendo il peso (in chilogrammi) per l'altezza (in metri) al quadrato, del soggetto in questione. Un valore di BMI ottimale oscilla tra i 18,5 e i 25, ma in Italia è documentato che il 18% degli uomini e il 33% delle donne è obeso e ha in media un indice di massa corporea di 27 per gli uomini e 28 per le donne.
- *Sedentarietà*: per sedentarietà si intende la non attitudine di un soggetto ad effettuare attività fisica durante il giorno. Secondo l'Organizzazione Mondiale della Sanità, per attività fisica si intende "qualunque sforzo esercitato dal sistema muscolo-scheletrico che si traduce in un consumo di energia superiore a quello in condizioni di riposo". In questa definizione rientrano quindi non solo le attività sportive ma anche semplici movimenti quotidiani come camminare, andare in bicicletta, ballare, giocare, fare giardinaggio e lavori domestici. Dati molto poco rassicuranti rivelano che il 35% degli uomini e il 52% delle donne non

svolge alcuna attività fisica durante il tempo libero, favorendo l'aumento dei fattori di rischio su citati, su tutti la colesterolemia, la glicemia e l'obesità.

Nel sistema che si presenta nel seguito, tutti i fattori di rischio elencati, verranno opportunamente sintetizzati in due indici, riassuntivi della carta di rischio cardiovascolare del soggetto, o più in generale del territorio.

8.5 Il SICS: Realizzazione del Concept

Il funzionamento di tale sistema sarà totalmente improntato su quello del SACS: verrà supportato il decisore nel raggiungimento di un determinato obiettivo, agendo su indici scelti ad hoc per rappresentare il livello di rischio cardiovascolare e l'efficienza del servizio ospedaliero in un certo territorio. Più nello specifico il SICS misura l'entità del rischio cardiovascolare sul territorio e da ciò valuta la possibilità di poter agire direttamente sui soggetti ammalati, mediante azioni di prevenzione, o, in caso contrario, passa a step successivi, in cui, dato l'alto rischio e la difficile prevenzione, si pensa a come gestire la malattia, quindi il ricovero e quindi il servizio ospedaliero.

8.5.1 Raccolta Dati ed Individuazione del Macrostat

Il primo passo che effettua il sistema è quindi la raccolta ed immissione dei dati, sottoforma di valore degli indici scelti, e l'individuazione di uno scenario caratteristico del territorio. Allo stesso modo del SACS, procederemo con l'individuazione del valore di entropia ed energia sulla base dei valori assegnati a ciascuno dei sette indici (CSF): l'energia sarà misurata sommando i valori degli indici, mentre l'entropia disponendo i valori in ordine crescente e sommando per essi i valori di scostamento rispetto alla moda dell'insieme, ovvero esattamente come è stato fatto per il SACS. Una volta individuati questi due parametri il sistema territoriale sarà collocabile in un certo scenario. Prima

di proseguire con i successivi passi è opportuno definire gli indici CSF su cui il SICS fonderà le proprie strategie:

X1. Clinico: in tale indice vengono sintetizzati buona parte dei fattori di rischio prima elencati; in particolare nell'indice clinico sono raggruppati i rischi relativi a: colesterolo, diabete, ipertensione e familiarità. L'utente mediante le carte del rischio rileva il livello di rischio generato da questi fattori nel territorio. A ciascuno dei fattori viene assegnato un valore del rischio variabile da 1 a 5, dove il massimo rischio è espresso dal valore 5 ed il minimo dal valore 1. Una volta espressi tutti i sopra elencati fattori sotto forma di valori variabile da 1 a 5, una media dei singoli valori assegnati a ciascun fattore restituisce, arrotondando per eccesso e per difetto, il valore globale dell'indice clinico. Fa eccezione il singolo valore del fattore familiarità che può assumere valori 1 e 5, potendo solo avere o non avere familiari con un passato ad elevato rischio cardiovascolare. Per ciascun fattore i valori sono assegnati nel seguente modo:

- *Colesterolo:*
 - 1= > 260 mg/dl
 - 2= 241-260 mg/dl
 - 3= 221-240 mg/dl
 - 4= 201-220 mg/dl
 - 5= < 200 mg/dl

- *Diabete mellito:*
 - 1= >170 mg/dl
 - 2= 151-170 mg/dl
 - 3= 131-150 mg/dl
 - 4= 111-130 mg/dl
 - 5= < 110 mg/dl

- *Ipertensione arteriosa*
 - 1= 160/100
 - 2= 150/95
 - 3= 140/90
 - 4= 130/85
 - 5= 120/80

- *Familiarità:*
 - 1= Si
 - 2= No

X2. Comportamentale: come l'indice clinico rappresenta una sintesi di alcuni dei fattori di rischio; prima erano gli indici di carattere biologico, in questo caso si raggruppano gli indici di carattere comportamentale, relativi alle abitudini e gli

stili di vita della popolazione, ossia: il fumo, la sedentarietà e l'obesità. Nel dettaglio:

- *Fumo (n° sigarette al giorno):*

1= oltre 15

2= fino a 15

3= fino a 10

4= fino a 5

5= 0

- *Sedentarietà (ore di cammino spedito o altra attività fisica aerobica):*

1= < di ½ ora a settimana

2= ½ ora una volta la settimana

3= ½ ora tre volte a settimana

4= ½ ora al giorno

5= 1 ora al giorno

- *Obesità (circonferenza all'ombelico):*

1= > 116 cm

2= 112-116 cm

3= 107-111 cm

4= 102-106 cm

5= inferiore a 102 cm

X3. Demografico: numero di abitanti nel territorio considerato; serve soprattutto a dimensionare il bacino di utenza della struttura ospedaliera presa in esame od, eventualmente, a prendere misure di carattere preventivo, proporzionali al numero di abitanti.

- X4. Risorse umane:** si intende la quantità di personale addetto nella gestione della malattia cardiovascolare; in questo indice vanno classificati tutti coloro che, all'interno della struttura ospedaliera, offrono servizi al soggetto ricoverato; intendiamo dunque i primari ospedalieri, gli specialisti di laboratorio, gli infermieri, ma anche il personale tecnico ed amministrativo. Il singolo valore dell'indice viene assegnato similmente ai primi due: si attribuisce ad ogni categoria di impiegati un certo peso, a seconda dell'importanza del servizio erogato al degente (massimo per il primario, minimo per il personale tecnico); poi si fa una somma di tutti i prodotti (peso categoria * numero impiegati in quella categoria) e si determina il valore totale da assegnare all'indice; per attribuire all'indice valori compresi tra 1 e 5, i valori totali dell'indice vengono calcolati per diversi ospedali e successivamente raggruppati in intervalli da associare ai 5 valori dell'indice.
- X5. Risorse materiali:** si intende l'insieme delle risorse necessarie per garantire l'erogazione degli esami strumentali e delle procedure medico-chirurgiche; per risorse strumentali intendiamo quindi apparecchiature per l'elettrocardiogramma o l'ecocardiogramma, ma anche il numero di posti letto in ospedale e di sale operatorie. Anche qui l'indice viene calcolato attribuendo a ciascuna risorsa un peso.
- X6. Durata della prestazione:** è una valutazione accurata dei tempi tecnici di erogazione delle prestazioni. Migliorare l'indice significa effettuare gli interventi, di qualsiasi tipo, più velocemente, dando opportunità a chi è in lista di accedere ai servizi in minor tempo. Per ciascuna prestazione sono richiesti tempi abbastanza precisi, si consideri che l'efficienza di uno specialista di laboratorio viene misurata proprio in termini di tempo impiegato per l'erogazione della prestazione.
- X7. Economico:** misura la disponibilità economica della struttura ospedaliera per l'acquisto e la manutenzione degli strumenti e delle risorse in generale, per

pagare gli stipendi ed eventualmente istituire corsi di aggiornamento professionale del personale.

Si noti che sono stati assegnati valori specifici agli indici in occasione solo dei primi due parametri, l'indice clinico e quello comportamentale; ciò in quanto i valori indicati sono riconosciuti a livello internazionale ed univoci per qualsivoglia popolazione o territorio²¹. Dei restanti cinque indici è stato, invece, dato un significato concettuale ed indicato per alcuni di essi l'iter per la determinazione dei valori; questo accade in quanto a questi indici possono competere valori molto diversi a seconda della vastità dei territori considerati e dalla copertura ospedaliera presente su questi.

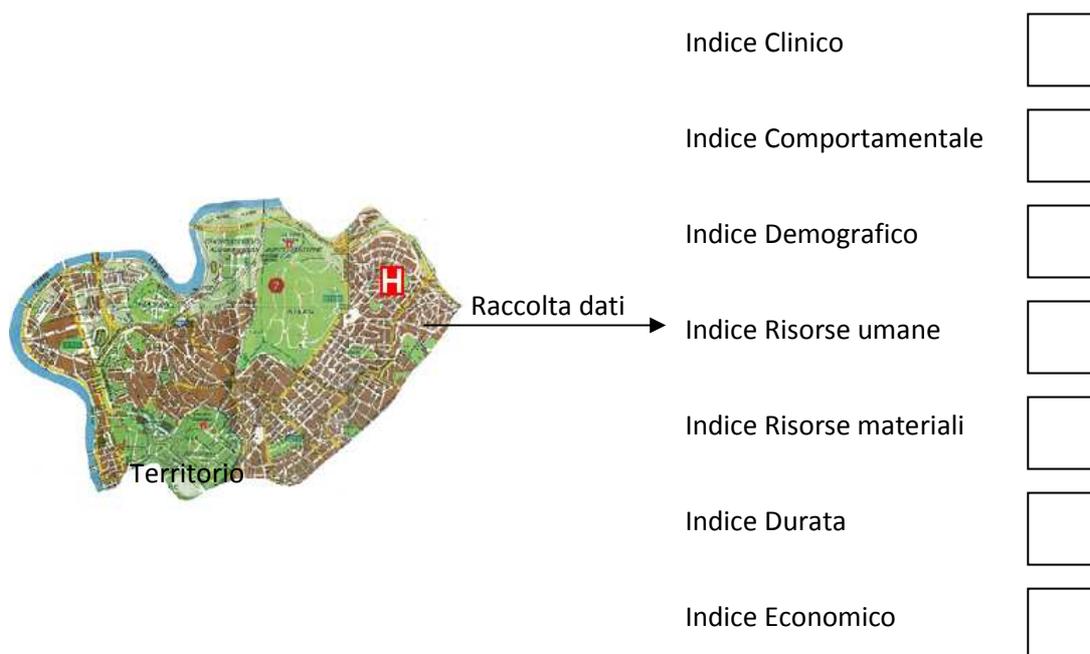


Figura 8.1: Raccolta Dati

8.5.2 Scelta delle Strategie Decisionali

Il secondo passo nell'utilizzo del SICS è quello di individuare uno scenario obiettivo; in base all'attuale livello di entropia ed energia del sistema, l'utente proporrà un certo

²¹ Progetto Cuore – Istituto Superiore di Sanità, 2008

scenario target che il sistema gli consentirà di raggiungere grazie ad un set di 12 strategie decisionali, ognuna delle quali sottintende ad un preciso Decision Support System. Analogamente al SACS il consistente numero di strategie implica la possibilità di raggiungere scenari piuttosto differenti. Va sottolineato che la strategia non è una scelta totalmente arbitraria del decisore, ma dipende anche dall'attuale macrostato in cui si trova il territorio. Ad esempio se il territorio si trova in uno scenario ad alta energia, la SD (Strategie Decisionali) sarà sicuramente una in cui la massimizzazione dell'energia è posta in secondo piano rispetto al ruolo primario di minimizzazione dell'entropia; diversamente, se si tratta di uno scenario a bassa energia, la strategia dovrà necessariamente tendere ad uno scenario a maggiore energia, pur spingendo meno sulla minimizzazione dell'entropia. Per il decisore "attento", invece, l'utilizzo di strategie diverse è quasi sempre indice del tempo a disposizione; un DSS in cui si vuole ottenere la massima energia e la minima entropia richiede senza dubbio un maggior tempo: assegnando agli indici tutti valori non superiori al 3; ciò significa che per far passare alcuni degli indici da 3 a 5, come per esempio l'indice economico, si ha bisogno di sovvenzioni statali per aumentare i fondi a disposizione dell'ospedale e ciò difficilmente avviene nel breve periodo.

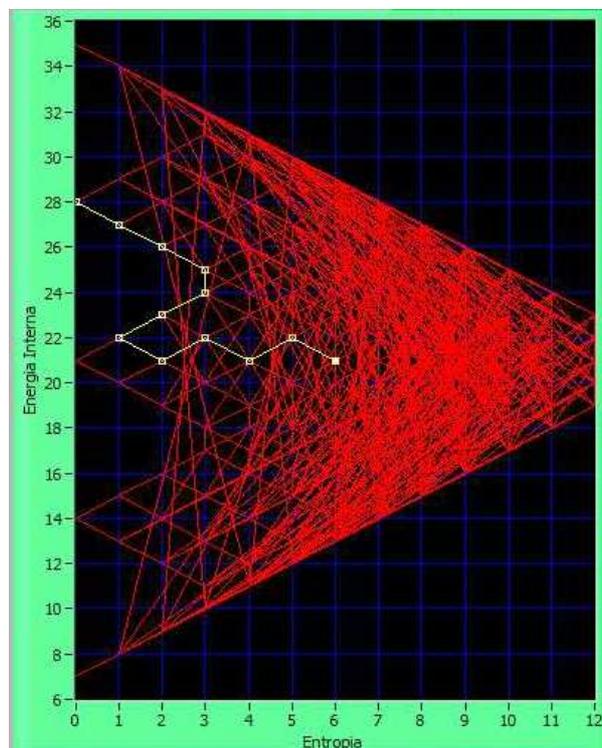


Figura 8.2: Traiettoria generata dalla SD scelta

8.5.3 Scelta delle Strategie Gestionali – I Tre Obiettivi

In questa fase troviamo le maggiori differenze rispetto al SACS. In questo sistema si pone maggiore rilievo alla qualità ed al tipo di obiettivo che si intende raggiungere. Le strategie gestionali che sono solitamente fare riferimento ad un indice in particolare che si intende monitorare o modificare, ora sono lo specchio di un obiettivo specifico che l'utente intende perseguire. Nel SICS definiamo tre diversi obiettivi e per essi associamo solo alcuni indici; in questo modo le strategie gestionali saranno proprio tre ed in ciascuna di esse non si porrà l'accento su di un unico indice, bensì su un insieme di questi. Veniamo dunque alla definizione degli obiettivi.

Obiettivo e Strategia di Governance: Prevenzione

Per governance, in generale, si intende l'attività di governare una certa società, definendo le regole a cui deve sottostare, fornendo i mezzi attraverso cui può seguirle. Nel sistema SICS l'obiettivo di governance è stato associato all'azione di prevenzione sul territorio da parte dei medici di base, o di medicina generale. In ordine con quanto detto in precedenza mediante quest'obiettivo si vuole:

1. individuare e quantificare il rischio cardiovascolare nella popolazione assistita;
2. valutare la necessità del ricovero ospedaliero per i casi con importante danno d'organo, non gestibili dunque in ambito territoriale;
3. programmare interventi di primo livello per la modifica dei fattori di rischio e per la riduzione del danno.

Analizziamo nel dettaglio i diversi punti individuati.

1. Individuare il rischio cardiovascolare significa sottoporre la popolazione del territorio a diverse indagini per valutare la condizione di ogni fattore di rischio; quindi i cittadini vengono sottoposti ad esami di laboratorio per la determinazione dei valori di colesterolo totale, del rapporto LDL/HDL e della glicemia; gli vengono effettuate misurazioni ripetute e programmate della pressione arteriosa; viene misurata la lunghezza della circonferenza addominale; si quantifica il numero di sigarette fumate e le ore di attività fisica giornaliera. Una volta individuate per un prescelto campione della popolazione i valori associati a ciascuno dei fattori di rischio, il sistema conosce il livello di rischio del territorio.

2. Una volta determinato il livello del rischio, il decisore ha la possibilità di individuare la percentuale di popolazione che necessita del ricovero in strutture ospedaliere; ciò significa che il decisore riflette su una soglia dei valori ottenuti per i fattori di rischio oltre la quale non pensa sia possibile trattare i soggetti con interventi di primo livello, di prevenzione sul territorio.
3. A questo livello la strategia diventa operativa; il servizio sanitario nazionale prevede un lavoro svolto “*in home*” dai medici di base, a ciascuno dei quali, compete il monitoraggio delle patologie dei soggetti assistiti. Ciò si traduce in un’azione di prevenzione della malattia sulla popolazione e consiste in: correzione delle abitudini alimentari, incremento dell’attività fisica, eliminazione o riduzione del fumo e prescrizione di terapie farmacologiche per la riduzione del colesterolo e della glicemia.

Tutto questo implica, per la strategia gestionale di governance, di porre l’accento su tre indici in particolare, i primi tre: i) *Indice clinico*; ii) *Indice comportamentale*; iii) *Indice demografico*.

Questa strategia prevede dunque il passaggio del territorio attraverso microstati in cui gli indici clinico e comportamentale ricevono le maggiori attenzioni; decidere di adottare una strategia di governance è quasi sempre una conseguenza logica del monitoraggio di territori che si trovano in scenari non troppo difficili; banalmente, territori che presentano alla raccolta dei dati, valori già piuttosto elevati per gli indici clinico e comportamentale, sono sicuramente poco adatti ad azioni di prevenzione in home; diversamente, se un territorio si trova in condizioni favorevoli rispetto a questi due indici, si può pensare che il passaggio di questo in condizioni ottimali potrebbe scaturire da una strategia di governance, quindi da un aumento degli indicatori associati a tale obiettivo, ovvero da un’azione di prevenzione volta a migliorare i valori associati a ciascun fattore di rischio.

Obiettivo e strategia di Management: pianificazione

Per management si intende il processo di definizione degli obiettivi di un’azienda e della gestione aziendale per il conseguimento degli stessi, attraverso l’assunzione di decisioni sull’impiego delle risorse disponibili [45]. L’obiettivo di management punterà dunque a

raggiungere in modo ottimo la pianificazione dei ricoveri ospedalieri, attraverso una opportuna allocazione di risorse.

In situazioni in cui il livello del rischio cardiovascolare sul territorio è molto elevato è inutile cercare la soluzione in un'attività di prevenzione. Con una prima indagine sui parametri clinici e comportamentali si è riscontrata una condizione di rischio a cui non si può restare indifferenti; se la prevenzione del rischio è stata valutata inefficiente, allora sarà necessario prevedere che un certo numero di soggetti, calcolati come percentuale della popolazione, necessiteranno di un ricovero ospedaliero.

Il ricovero ospedaliero dovrebbe essere il più possibile scongiurato, ma purtroppo le malattie cardiovascolari, nonostante il notevole impegno economico-organizzativo profuso dal SSN (Servizio Sanitario Nazionale), costituiscono ancora una delle più frequenti cause di ricovero in ospedale. Il passaggio dall'assistenza territoriale a quella ospedaliera è per lo più determinata da eventi acuti, quali ad esempio l'Infarto del Miocardio Acuto (IMA). Adesso, considerando che il trattamento dell'infarto dovrebbe avvenire entro le prime due ore dall'evento, bisogna far sì che l'ospedale possa rispondere alle richieste di ricovero nel modo più completo e celere possibile.

Il SICS, allora, si propone di rendere consapevole l'utente dell'attuale condizione della struttura ospedaliera a cui fa riferimento il territorio considerato; l'obiettivo è quello di stimare la capacità dell'ospedale di erogare i servizi richiesti in funzione della popolazione ad elevato rischio, quantificata grazie agli indici di governance; se è emerso che su una popolazione di 10 persone, il rischio cardiovascolare è elevato in 3 soggetti su 10, ci si deve aspettare che l'ospedale abbia risorse sufficienti per gestire 3 ricoveri. Bisognerà valutare se l'attuale quantità di risorse a disposizione dell'ospedale è sufficiente per la gestione dei 3 ricoveri e nel caso in cui non lo fosse bisognerà ridimensionare le risorse, ottimizzando quelle già presenti e/o acquisendone di nuove.

Per esempio nel caso di infarto del miocardico acuto l'ospedale deve disporre di un efficiente reparto di emodinamica, ove è possibile praticare 24 ore su 24 la PTCA (disostruzione percutanea dei vasi coronarici occlusi); il reparto, in perfetta efficienza, deve disporre di apparecchiature per coronarografie e dello strumentario per la cateterizzazione dei vasi coronarici; di tutto il materiale d'uso per la disostruzione (angioplastica) e dei consumabili e, in termini di risorse umane, di validi medici emodinamisti e di personale tecnico ed infermieristico specificamente addestrato.

Per la pianificazione e gestione dei ricoveri verrà inoltre considerato l'indice di durata della prestazione, grazie al quale si potrà fare una valutazione preliminare sulla qualità delle prestazioni erogate; tale indice, se giudicato fuori controllo dal decisore, suggerisce di avviare programmi volti all'aggiornamento del personale ed al rimodernamento delle apparecchiature elettroniche, i maggiori colpevoli di una inefficienza nell'erogazione dei servizi.

Nell'implementazione della strategia di management sono prioritari i seguenti indici: *i) Indice delle risorse umane; ii) Indice delle risorse materiali; iii) Indice della durata della prestazione.*

Tale strategia pone, quindi, in essere un eventuale piano di ridimensionamento della struttura ospedaliera; una volta determinata, con buona approssimazione, la necessità di ricorso al ricovero ospedaliero, la strategia gestionale di management offre al decisore la possibilità di riportare il territorio ad una condizione di equilibrio migliorando il servizio offerto dalle strutture ospedaliere, in termini di risorse umane e materiali, che devono essere migliorate e/o acquistate, e di durata della prestazione, caratterizzante l'efficienza delle risorse precedenti. Naturalmente per ovviare a questi problemi è necessario investire nuove risorse; il SICS prevede dunque un'ultima strategia in cui l'attenzione è focalizzata sull'indice economico, utilizzabile per gli scopi appena riportati.

Obiettivo e strategia di Operational: ottimizzazione

Abbiamo potuto notare come l'obiettivo di management trova modo di esistere solo in relazione al primo obiettivo di governance: nel perseguire quest'ultimo si è determinato il livello di rischio cardiovascolare del territorio, e nel momento in cui è stato giudicato dal decisore troppo elevato, e si è quindi generata la necessità dei ricoveri ospedalieri, si è passati al secondo obiettivo; nel caso dell'operational il processo è lo stesso: con il management l'utente ha potuto valutare la condizione della struttura ospedaliera considerata in relazione al numero approssimativo di ricoveri necessari, stimati con la governance; allo stesso modo, adesso, il decisore può valutare inadatta l'attuale condizione della struttura considerata e dunque ritenere necessario un intervento "operazionale" in cui bisogna investire nell'acquisto di nuove risorse.

In ordine con quanto detto, si definisce operational l'attività di porre in essere una qualsiasi azione volta al raggiungimento di un prefissato obiettivo; è tutto sommato, l'evoluzione dell'obiettivo di management: prima parlavamo di definizione di obiettivi e di allocazione di risorse per il raggiungimento degli stessi, adesso invece gli obiettivi sono gli stessi, ma cambiano le risorse, che non sono più quelle già possedute dalla struttura, ma sono altre, nuove o al più le stesse, ma migliorate.

Più nello specifico, il SSN (Servizio Sanitario Nazionale) dovrà investire in: manutenzione delle apparecchiature elettroniche, assunzione di nuovo personale, acquisto di nuove strumentazioni e, laddove sia possibile, ampliamento della struttura con relativo acquisto dell'occorrente per nuovi posti letto, nuove sale operatorie e nuovi laboratori. Un'altra misura di ottimizzazione delle risorse a disposizione è l'istituzione di corsi di aggiornamento del personale; come dicevamo a proposito del management, la possibilità di accettare più ricoveri dipende anche dall'efficienza con cui vengono erogate le prestazioni, quindi dalla competenza del personale. Dunque, lo sviluppo delle conoscenze in funzione del progresso tecnico-scientifico, dei mutamenti del contesto socio-culturale e dell'evoluzione della domanda, fanno sì che il SSN preveda frequenti corsi di aggiornamento adeguati alle criticità correnti.

Tra i sette, l'indice prioritario, nell'implementazione di una strategia di operational è l'*Indice economico*.

Riassumendo, la fase di scelta della strategia gestionale si presenta come in figura (vedi Figura 8.3); le possibili strategie gestionali sono tre e per ognuna di esse esiste un DSS computato in modo tale da porre l'accento solo su alcuni dei sette indici iniziali. Naturalmente lo scopo è quello di rendere il sistema quanto più comprensibile possibile: il software mostra all'utente un'interfaccia in cui sono presenti tre sole strategie adottabili: governance, management ed operational; gli indici a cui si pone maggiore attenzione nell'una o nell'altra strategia sono però stati definiti in fase di realizzazione del sistema, così che l'utente possa limitarsi ad essere un utilizzatore delle strategie offerte, indipendentemente dai DSS esistenti dietro tali strategie.

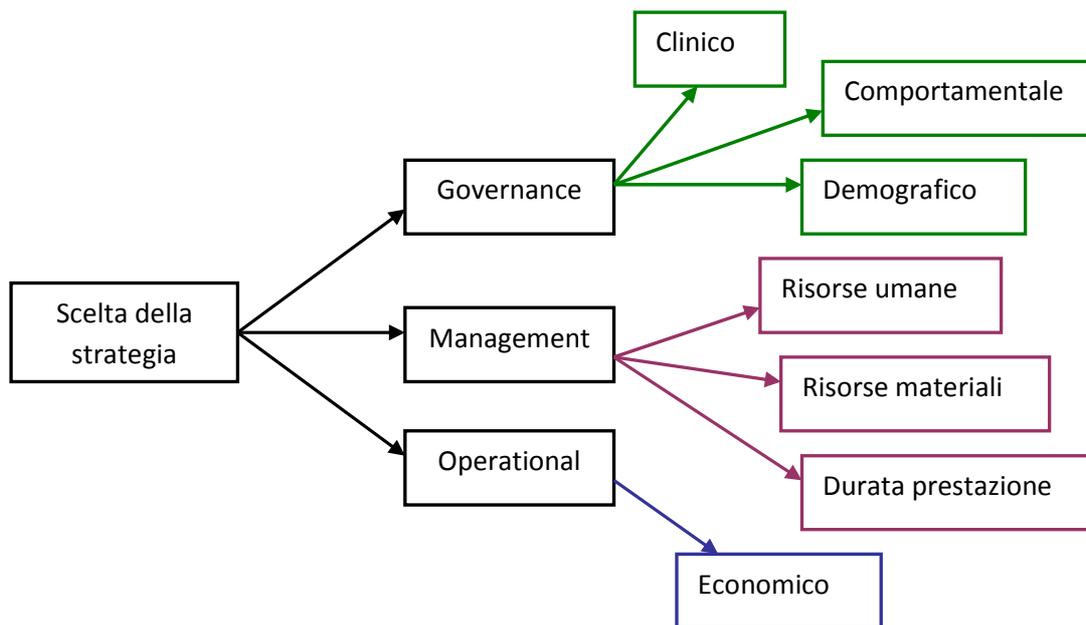


Figura 8.3: Schema riassuntivo delle possibili SG

8.6 Il Simulated Annealing come base per la Strategia Decisionale

Per come è stato ideato il SACS, le strategie decisionali proposte sono 12 e sono state elencate precedentemente. Un aspetto su cui si è pensato di insistere è l'individuazione di una nuova strategia che possa semplificare il lavoro operativo dell'utente; abbiamo visto che qualsiasi strategia decisionale scelta determina una precisa traiettoria nel piano (S,E), che impone la transizione del territorio in diversi stati e per ogni macrostato (S,E) in cui passa la traiettoria sono associabili più microstati, a volte anche in numero molto alto. Una volta individuato il macrostato l'utente deve scegliere il microstato associato più consono e di più facile attuazione, tramite le strategie gestionali; naturalmente, però, tra i tanti possibili microstati non tutti possono corrispondere alle possibilità che ha l'utente di mettere in pratica quanto richiesto ed è per questo motivo che può essere utile pensare ad una nuova strategia in cui la traiettoria fa passare il sistema in stati a cui corrispondono sempre il maggior numero di microstati. In tal modo sarà possibile trovare il microstato più vantaggioso per il fine propostosi, in termini di tempo di esecuzione e di realizzazione di un opportuno intervento.

La strategia è stata considerata più utile nel SICS, piuttosto che nell'ambito degli accadimenti territoriali, in quanto, trattandosi, qui, di indici di difficile modificabilità, offrire

l'opportunità al decisore di scegliere tra un numero molto più vasto di combinazioni tra i valori degli indici, può rappresentare un vigoroso sostegno.

Questa nuova strategia quindi individuerà una traiettoria che consente all'utente, assegnato un microstato iniziale, di poter scegliere tra un numero molto più elevato di microstati finali. Per l'attuazione di questa, si è pensato di implementare le normali strategie decisionali fornite originariamente dal SACS attraverso l'utilizzo dell'algoritmo del Simulated Annealing discusso precedentemente.

Sappiamo che, per qualsiasi delle 12 strategie decisionali adottate, vengono individuate le priorità di ciascun macrostato raggiungibile; facciamo l'esempio della SD "ALTA E":

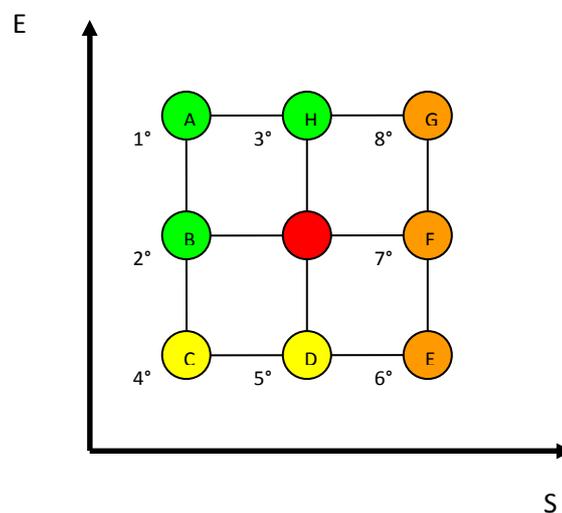


Figura 8.4: esempio dell'ottoconesso SD "Alta E"

In verde, il DSS evidenzia i macrostati con priorità 1, 2 e 3. Per l'implementazione di questa nuova strategia la priorità così assegnata la consideriamo irrilevante, ma giudicheremo un macrostato migliore di un altro solo in base al numero di microstati associati a ciascuno dei tre prioritari secondo la SD; consideriamo ad esempio l'ottoconesso relativo alla condizione $(S,E)=(5,18)$ e supponiamo di aver scelto come strategia decisionale ancora ALTA E; l'ottoconesso si presenterà con le seguenti priorità:

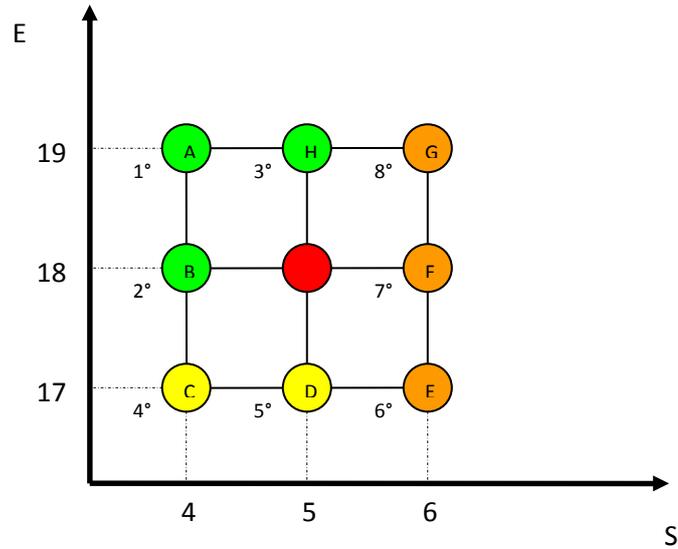


Figura 8.5: esempio dell'ottoconesso ricomputato

Secondo la nuova strategia i macrostati A, B e H, che in origine avevano priorità rispettivamente 1, 2 e 3 verranno considerati gli stati ottimi raggiungibili e la loro priorità sarà considerata identica.

Vogliamo adesso trovare un modo per suggerire al sistema di portarsi nello stato, tra i tre in verde, con il maggior numero di microstati;

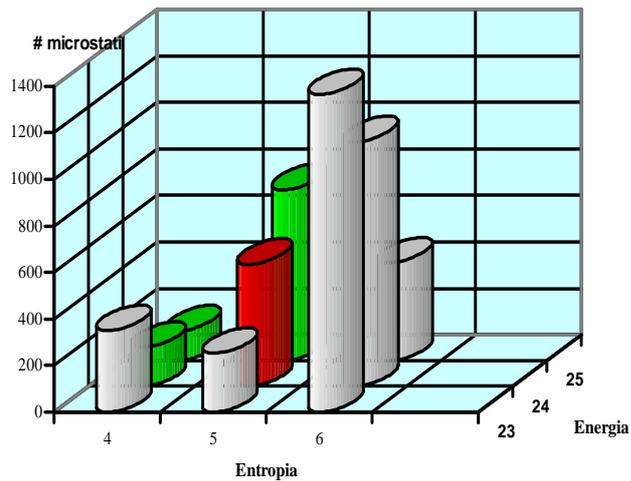


Figura 8.6:diagramma energia, entropia, occorrenza dei microstati

Nell'istogramma in alto si sono riportati gli stati collegati al macrostato di riferimento (5,24) evidenziandone in tre dimensioni i livelli di entropia, energia ed il numero di stati. La nuova

strategia pensata ha il compito di suggerire al sistema di andare nello stato con il maggior numero di microstati rispetto ai 525 del macrostato corrente.

Per tale ottoconnesso si ha: 525 microstati in (5,24); 126 in (4,25); 168 in (4,24); 350 in (4,23); 252 in (5,23); 735 in (5,25); 420 in (6,25); 1050 in (6,24); 1365 in (6,23).

Il problema adesso è trovare un algoritmo che formalizzi quanto detto: il Simulated Annealing. L'algoritmo si presenta nel seguente modo:

sia S l'insieme discreto degli stati ammissibili di un problema e sia f una funzione obiettivo definita nell'insieme degli stati; l'applicazione dell'algoritmo del simulated annealing è focalizzata sull'individuazione del particolare stato che minimizza il funzionale; in particolare:

1. Scelto uno stato qualunque come stato corrente s se ne valuta per esso la funzione obiettivo $f(s)$.
2. A partire dallo stato corrente s si definisce un opportuno intorno di s e si sceglie al suo interno un nuovo stato s' per il quale si valuta la funzione obiettivo $f(s')$.
3. A questo punto si valuta la possibilità di lasciare s come stato corrente e di scegliere al suo posto s' a seconda del valore assunto dalla funzione obiettivo; in particolare si valuta la probabilità con cui tale stato da "stato di valutazione" diventi stato. La probabilità, detta di accettazione dello stato, dipenderà del segno dello scarto dei valori della funzione obiettivo tra gli stati s ed s' ; in particolare:

$$\Pr(\text{accettazione}) = \begin{cases} 1 & \text{se } \Delta f = f(s') - f(s) \leq 0 \\ e^{-\frac{\Delta f}{T}} & \text{se } \Delta f = f(s') - f(s) > 0 \end{cases}$$

dove T rappresenta un opportuno parametro di controllo, scelto in modo che, nella fase iniziale dell'algoritmo, tutte le transizioni siano accettate.

Volendo formalizzare quanto detto scriviamo:

- Se $\Delta f = f(s') - f(s) \leq 0$ allora $\Pr(\text{accettazione}) = 1$ e lo stato s' diviene corrente;
- Se $\Delta f = f(s') - f(s) > 0$ allora si genera un numero random $0 < a < 1$ in base al quale risulta:

$Pr(\text{accettazione}) \geq a$ allora lo stato s' diviene stato corrente;

$Pr(\text{accettazione}) < a$ allora lo stato s' viene rifiutato e sarà ancora lo stato s quello corrente.

Modifichiamo adesso l'algoritmo in funzione delle nostre esigenze:

- definiamo M l'insieme discreto dei macrostati, all'interno del quale sono contenuti i tre macrostati ottimi venuti fuori dalla strategia decisionale;
- definiamo la funzione obiettivo f come $f = \text{Tot microstati} - \# \text{ microstati S.C.}$; dove per Tot microstati intendiamo tutti i possibili microstati ottenibili per qualsiasi combinazione di energia ed entropia (il totale dei microstati possibili è costante ed è Tot microstati = 78125); per # microstati S.C. intendiamo il numero di microstati associati all'attuale macrostato o Stato Corrente.

Adesso facciamo partire l'algoritmo per il precedente esempio:

si valuta la possibilità di lasciare s come stato corrente e di scegliere al suo posto un altro possibile stato s' ; l'algoritmo comincerà ad esaminare uno stato random che supponiamo essere (5,21).

- o 1^a iterazione: da (5,24) a (4,24);

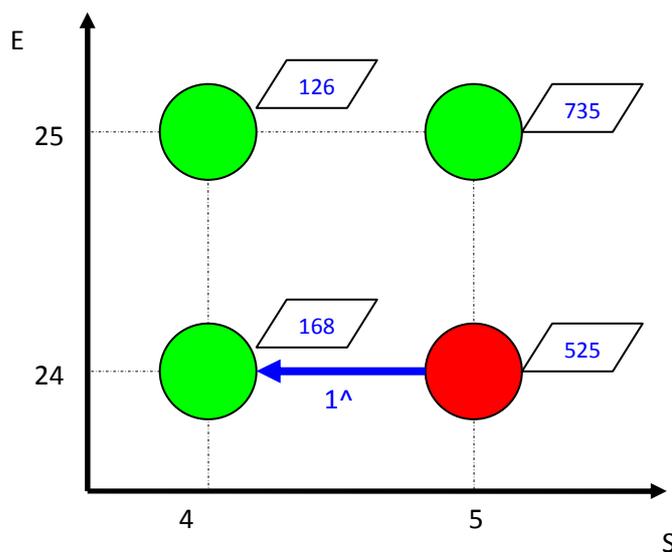


Figura 8.7: esempio di simulazione operativa dell'algoritmo per la prima iterazione

Valutiamo il valore della funzione obiettivo:

$$f(5,24) = 78125 - 525 = 77600$$

$$f(4,24) = 78125 - 168 = 77957$$

da cui $\Delta f = f(s') - f(s)$ è uguale a $\Delta f = f(4,24) - f(5,24) = 77957 - 77600 = 357$ ovvero $\Delta f > 0$. Dall'algoritmo sappiamo che in tal caso allo stato (4,24) viene associata una probabilità pari a $Pr = \exp(-\frac{\Delta f}{T})$. Resta da conoscere il valore del fattore di controllo T , ma questo lo vedremo più avanti. In ogni caso lo stato (4,24) sarà caratterizzato da un valore di probabilità pari a $Pr = \exp(-\frac{357}{T})$ inferiore ad 1. L'algoritmo, dunque, valuta il valore della probabilità associata: se tale valore è inferiore ad una soglia prestabilita, che ipotizziamo essere 0.6, il nuovo stato (4,24) non verrà scelto come nuovo stato corrente; se invece la probabilità è superiore al valore 0.6 lo stato diventa corrente.

Supponiamo in questo caso che la probabilità sia inferiore al valore di soglia 0.6; lo stato (4,24) non verrà scelto come corrente e dunque l'algoritmo riparte dallo stato iniziale (5,24) e prosegue con una nuova iterazione.

- o 2^a iterazione: da (5,24) a (5,25);

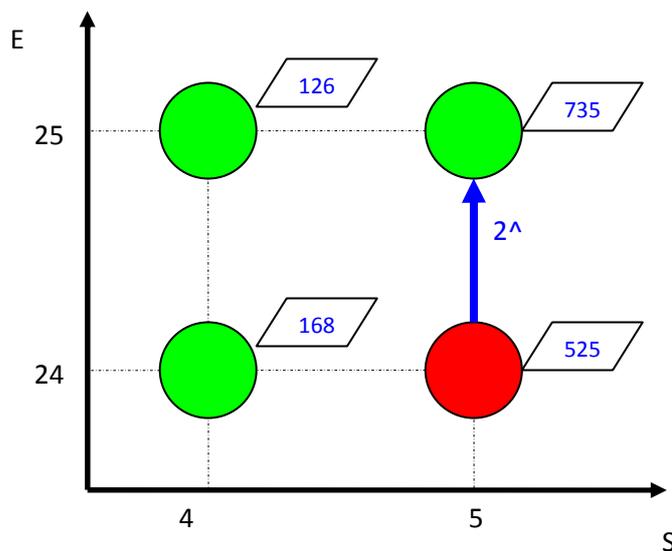


Figura 8.8: esempio di simulazione operativa dell'algoritmo per la seconda iterazione

Valutiamo il valore della funzione obiettivo:

$$f(5,24) = 78125 - 525 = 77600$$

$$f(5,25) = 78125 - 735 = 77390$$

da cui $\Delta f = f(s') - f(s)$ è uguale a $\Delta f = f(5,25) - f(5,24) = 77957 - 77390 = -567$ ovvero $\Delta f < 0$. Dall'algoritmo sappiamo che in tal caso lo stato (5,25) viene accettato con probabilità massima, pari ad 1, e diventa quindi il nuovo stato corrente. L'algoritmo, nella nuova condizione prova comunque ad esplorare un nuovo stato nella speranza di trovarne uno ancora migliore. Si prosegue con la terza iterazione.

- o 3^a iterazione: da (5,25) a (4,25);

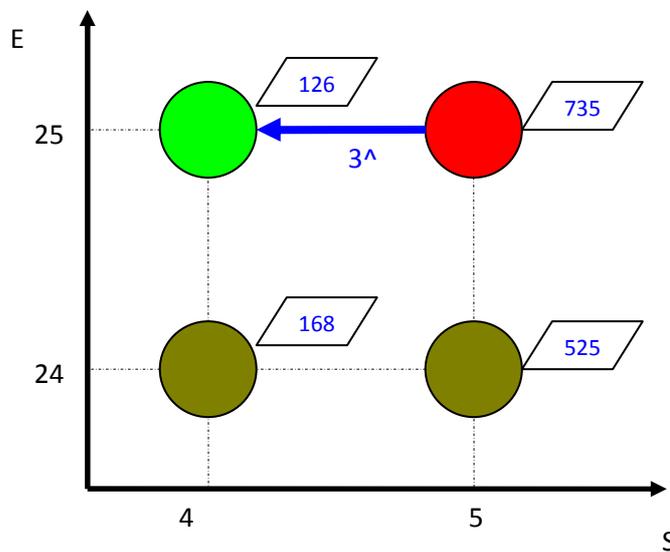


Figura 8.9: esempio di simulazione operativa dell'algoritmo per la terza iterazione

Valutiamo il valore della funzione obiettivo:

$$f(5,25) = 78125 - 735 = 77390$$

$$f(4,25) = 78125 - 126 = 77999$$

da cui $\Delta f = f(s') - f(s)$ è uguale a $\Delta f = f(4,25) - f(5,25) = 77999 - 77390 = 609$ ovvero $\Delta f > 0$. Anche in questo caso allo stato (4,25) viene associata una probabilità pari a

$\Pr = \exp\left(-\frac{609}{T}\right)$ inferiore all'unità (anche qui resta da conoscere il valore del fattore di controllo T). Analogamente alla prima iterazione consideriamo il valore della probabilità inferiore alla soglia 0.6: lo stato (4,25) non verrà accettato come nuovo stato corrente e

l'algoritmo si ferma allo stato (5,25); questo risultato era d'altronde quello atteso avendo questo stato il maggior numero di microstati.

In conclusione avremo:

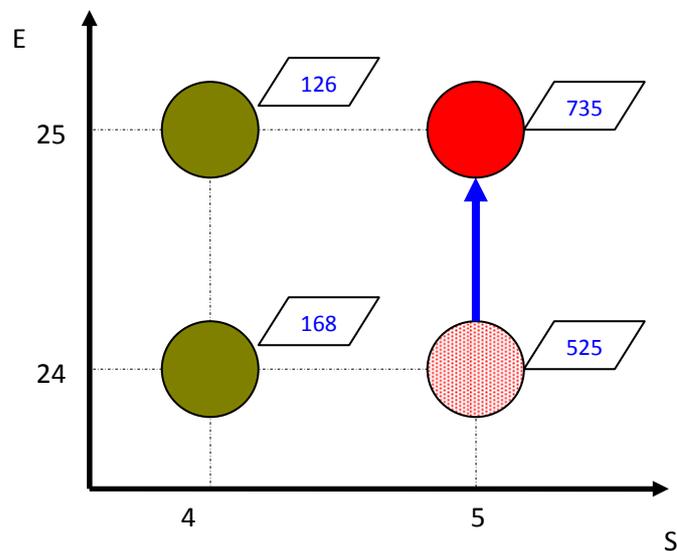


Figura 8.10: esempio di simulazione operativa dell'algoritmo per la transizione di stato

Come sperato l'algoritmo ha definito come miglior macrostato raggiungibile (5,25), ovvero quello con il maggior numero di microstati.

Veniamo adesso alla definizione del parametro T . La presenza di questo fattore all'interno della formula del calcolo della probabilità risulta essere molto utile in alcune particolari occasioni: grazie a tale parametro possiamo far variare il valore della probabilità in funzione di un altro set di variabili da noi opportunamente specificate. In sintesi, vogliamo che, nei casi in cui il numero di microstati è, per ogni macrostato raggiungibile, sempre inferiore al numero di microstati dello stato corrente (originario), l'algoritmo non scelga il macrostato migliore (con il valore più alto di probabilità) solo in funzione del numero di microstati, ma che tenga in considerazione anche i valori di entropia ed energia. Alla base del discorso c'è la volontà di tenere conto che nel momento in cui nessuno dei macrostati è migliore di quello attuale, allora tra i peggiori, si scelga quello che, in primis ha il maggior numero di microstati, ma dando peso anche ai valori di entropia ed energia. In tal senso al parametro T si è pensato di attribuire un valore diverso per ogni iterazione possibile. Ad esempio se si passa da uno stato a (5,20) ad uno a (5,21) allora col parametro T dovremo

poter esprimere tale variazione di energia e la scelta del nuovo macrostato dovrà risentire di tale variazione. Bisogna tener presente che $\exp(-\frac{\Delta f}{T})$ cresce in funzione di T.

Per ottenere un valore del parametro consono ai valori di probabilità con esso ottenibile si è pensato di guardare la tabella dei 78125 microstati (vedi figura 5.4); scelta una strategia decisionale, nel nostro caso MAX E, si sono calcolati tutti i possibili $\Delta f > 0$, e in base al loro valore, si calcolerà T.

I possibili valori di Δf sono:

6	7	14	21	35	42	49	56
63	70	84	85	91	105	119	140
154	168	175	182	203	210	266	273
280	287	301	308	315	343	350	357
385	399	420	427	490	518	525	567
588	595	609	630	665	728	735	798
819	840	910	945	1015	1050	1099	1113
1120	1155	1225	1260	1330	1540	1554	1785
1890	2044	2310					

Tabella 8.2: possibili valori di Δf

Per essi è stato calcolato il valor medio: $\bar{\Delta f} = 585,7015$

Sulla base di questo valor medio calcoliamo T come segue.

Affinché la probabilità sia compresa tra 0 ed 1 si ha:

$$0 < \exp(-\frac{\Delta f}{T}) < 1$$

Non essendoci il \leq (ovvero sono esclusi gli estremi 0 ed 1 nella precedente disuguaglianza) allora effettuiamo il calcolo ipotizzando un valore minimo della probabilità pari a 0.1 ed uno massimo pari a 0.9, da cui:

$$0.105 \leq \frac{\Delta f}{T} \leq 2.3;$$

sostituendo il valore di $\bar{\Delta f}$ otteniamo:

$$0.105 \leq \frac{585.70}{T} \leq 2.3.$$

da cui si ottiene: $257 \leq T \leq 5578$.

A questo punto è possibile riflettere su come abbinare i diversi valori di energia ed entropia per ogni transizione di macrostato al fine di ottenere valori compresi in quell'intervallo; è stato scelto in modo fenomenologico come valore ottimo da attribuire al parametro il seguente:

$$T = E \cdot \frac{1}{S} \cdot 10^2,$$

dove E ed S sono i valori di entropia ed energia del macrostato di valutazione. In tal modo il fattore T, così come $\exp(-\frac{\Delta f}{T})$, aumenta all'aumentare di E e decresce al decrescere di S.

Tornando all'esempio fatto prima, per le due transizioni con $\Delta f > 0$, otterremmo un valore di probabilità pari a:

- o 1^a iterazione: da (5,24) a (4,24);

$$\text{Pr} = \exp(-\frac{357}{T}), \text{ ma } T = 24 \cdot \frac{1}{4} \cdot 10^2 = 600, \text{ da cui } \text{Pr} = \exp(-\frac{357}{600}) = 0,55.$$

L'ipotesi di probabilità inferiore al valore di soglia era giusta, essendo $0,55 < 0,6$; lo stato corrente resta (5,24).

- o 3^a iterazione: da (5,25) a (4,25);

$$\text{Pr} = \exp(-\frac{609}{T}), \text{ ma } T = 25 \cdot \frac{1}{4} \cdot 10^2 = 625, \text{ da cui } \text{Pr} = \exp(-\frac{609}{625}) = 0,38.$$

Anche qui l'ipotesi era giusta essendo $0,38 < 0,6$; lo stato corrente resta (5,25).

La funzionalità del parametro T risulta tuttavia maggiore in casi più particolari come questo otto-connesso con centro (7,17);

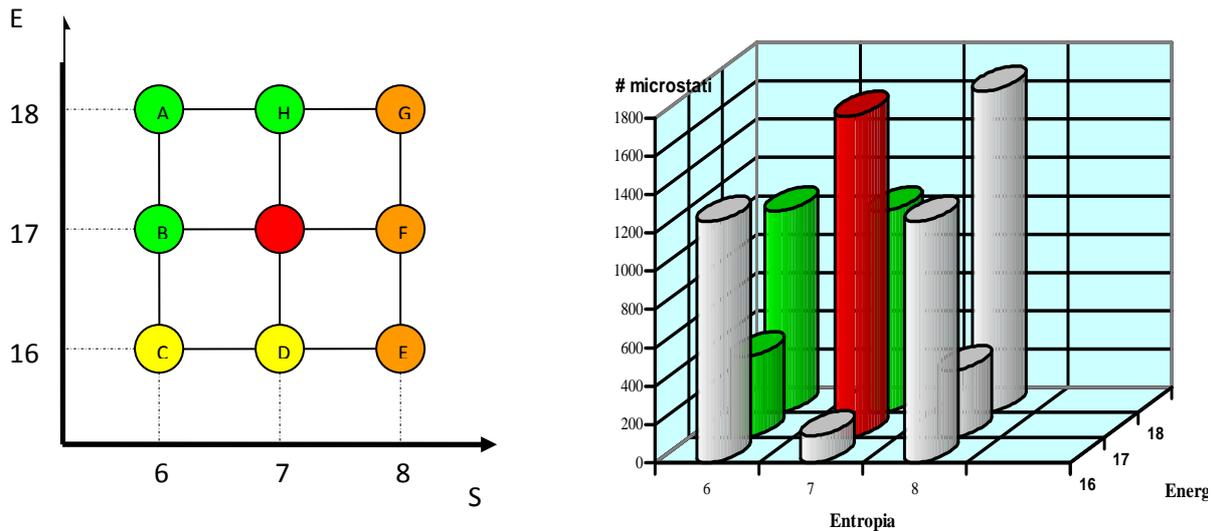


Figura 8.11: altro esempio utile di transizione tra macrostati.

In questo particolare caso due degli stati ottimi presentano lo stesso numero di microstati; in particolare i microstati sono: 1680 in (7,17); 420 in (6,17); 350 in (8,17); 1260 in (8,16); 140 in (7,16); 1260 in (6,16); 1050 in (6,18); 1050 in (7,18); 1680 in (8,18).

Proviamo a usare l'algoritmo; supponiamo che il primo stato esplorato sia (6,17):

$\Delta f = f(6,17) - f(7,17) = (78125 - 420) - (78125 - 1680) = 1260$; essendo $\Delta f > 0$ attribuiamo a tale stato un valore di probabilità pari a $Pr = \exp\left(-\frac{1260}{T}\right)$ con $Pr = 0,01$, da cui $Pr = 0,01$.

Lo stato dunque non viene accettato; l'algoritmo allora prosegue avendo come stato corrente sempre (7,17), ma questa volta ipotizziamo si diriga in (7,18):

$\Delta f = f(7,18) - f(7,17) = (78125 - 1050) - (78125 - 1680) = 630$; essendo $\Delta f > 0$ attribuiamo a tale stato un valore di probabilità pari a $\text{Pr} = \exp\left(-\frac{630}{T}\right)$ con $T = 18 \cdot \frac{1}{7} \cdot 10^2 = 257$, da cui $\text{Pr} = 0,09$.

Ancora una volta lo stato non viene accettato e l'algoritmo prosegue analizzando l'ultimo dei macrostati raggiungibili, ovvero (6,18):

$\Delta f = f(6,18) - f(7,17) = (78125 - 1050) - (78125 - 1680) = 630$; come si può notare, il valore di Δf è lo stesso ed è sempre maggiore di zero; ancora una volta attribuiamo a tale stato un valore di probabilità pari a $\text{Pr} = \exp\left(-\frac{630}{T}\right)$, ma questa volta con $T = 18 \cdot \frac{1}{6} \cdot 10^2 = 300$, da cui $\text{Pr} = 0,12$.

Abbiamo dunque dimostrato che nonostante gli stati (7,18) e (6,18) presentino lo stesso numero di microstati, l'algoritmo associa allo stato (6,18) un valore più alto di probabilità; questo accade grazie alla opportuna scelta del fattore di controllo T che, risente della minore entropia dello stato (6,18) e quindi porta l'algoritmo ad associargli un valore maggiore di probabilità.

Naturalmente in questo esempio i valori delle probabilità sono piuttosto bassi a causa dell'elevato numero di microstati del macrostato di partenza; ciò nonostante l'algoritmo del Simulated Annealing risulta comunque efficace e opportuno nella ricerca dello stato ottimo secondo il criterio adottato.

Concludiamo dicendo che questa nuova strategia risulta essere una interessante innovazione, ma può essere perfezionata. Possiamo notare, infatti, che la scelta casuale del primo macrostato di analisi risulta essere una inutile perdita di tempo; se il primo stato scelto dall'algoritmo fosse già quello ottimo, una volta calcolati i valori (sicuramente più bassi) delle probabilità degli altri macrostati di analisi, l'algoritmo troverebbe la soluzione più rapidamente.

8.7 Il Simulated Annealing come base per la Strategia Gestionale

L'algoritmo del Simulated Annealing è stato utilizzato nel seguente paragrafo come nuovo approccio per l'implementazione di una strategia gestionale. Per come è stato ideato il

SACS, le SG (strategie gestionali) che può scegliere l'utente sono 8, di cui 7 sono relative al monitoraggio di un singolo indice (per esempio massimizzare/minimizzare l'indice economico o quello clinico), mentre un'ultima soddisfa l'esigenza di mantenere un equilibrio tra i valori degli indici (fa in modo che tutti i valori degli indici non si discostino troppo dai valori assunti precedentemente).

Per contestualizzare al meglio l'applicazione studiata si riporta in sintesi la sequenza di azioni che porta alla scelta di una particolare SG.

1. Dato un certo microstato d'ingresso m_0 , individuato dal particolare valore assegnato a ciascun indice, il SACS passa da uno stato a 7 dimensioni (gli indici), ad uno spazio bidimensionale entropia – energia, generando il cosiddetto macrostato M_0 .
2. Scelta una determinata strategia decisionale (SG), il sistema si porta in un nuovo macrostato M_1 , descritto da un diverso valore di (S,E).
3. A questo nuovo macrostato (d'arrivo) possono corrispondere tanti microstati quante sono le possibili combinazioni dei singoli indici che restituiscono quel particolare valore di (S,E). Per esempio, nel caso banale del macrostato (S,E) = (1,15), dalla figura 5.4 sappiamo che i possibili microstati sono 7, ovvero:
 1. $X_1=3; X_2=2; X_3=2; X_4=2; X_5=2; X_6=2; X_7=2;$
 2. $X_1=2; X_2=3; X_3=2; X_4=2; X_5=2; X_6=2; X_7=2;$
 3. $X_1=2; X_2=2; X_3=3; X_4=2; X_5=2; X_6=2; X_7=2;$
 4. $X_1=2; X_2=2; X_3=2; X_4=3; X_5=2; X_6=2; X_7=2;$
 5. $X_1=2; X_2=2; X_3=2; X_4=2; X_5=3; X_6=2; X_7=2;$
 6. $X_1=2; X_2=2; X_3=2; X_4=2; X_5=2; X_6=3; X_7=2;$
 7. $X_1=2; X_2=2; X_3=2; X_4=2; X_5=2; X_6=2; X_7=3.$

In ognuno dei sette casi descritti otteniamo sempre $E=15$ e $S=1$; cambierà di volta in volta solo l'indice a cui è assegnato valore 3; ciò genera comunque sette diversi microstati.

4. Il sistema adesso permette all'utente di scegliere una particolare strategia gestionale, che porta all'individuazione di un singolo microstato conforme alla strategia scelta; il SACS presenta le otto strategie descritte in precedenza, ciascuna implementata da un particolare algoritmo di DSS.

A tale livello si è pensato di utilizzare il Simulated Annealing. Come visto in precedenza, dato un certo valore assegnato alla funzione obiettivo ed un certo stato di partenza (corrente), l'algoritmo saprà indicare qual è lo stato d'arrivo ottimo e con quali probabilità si accetterebbe ogni singolo stato raggiungibile.

Come nel caso delle strategie decisionali, formalizziamo l'algoritmo come segue:

- definiamo m l'insieme discreto dei possibili microstati associabili al macrostato considerato;
- definiamo la funzione obiettivo come $f =$ valore del particolare indice X_i .

Vogliamo determinare un approccio che permette al decisore di trovare quel particolare microstato in cui il valore dell'indice i -esimo (scelto dall'utente) sia uguale al valore dello stesso indice, ma nel macrostato precedente M_0 .

Ipotizziamo di dover transire dal particolare microstato $m_0 = (X_1=2; X_2=3; X_3=3; X_4=4; X_5=2; X_6=3; X_7=2)$ associato al macrostato $M_0: (S,E)=(4,19)$, al macrostato $M_1: (S,E)=(3,20)$. A quest'ultimo macrostato sappiamo, dalla figura 5.4, che i microstati associabili sono 147; allora la domanda da porsi è: come fa il sistema a suggerire il giusto microstato?

Supponiamo che l'utente abbia deciso di voler minimizzare l'indice delle risorse umane X_4 e ricorriamo al Simulated Annealing. L'algoritmo parte dal microstato particolare m_0 relativo al macrostato M_0 ed individua il migliore dei 147 microstati relativi al macrostato M_1 .

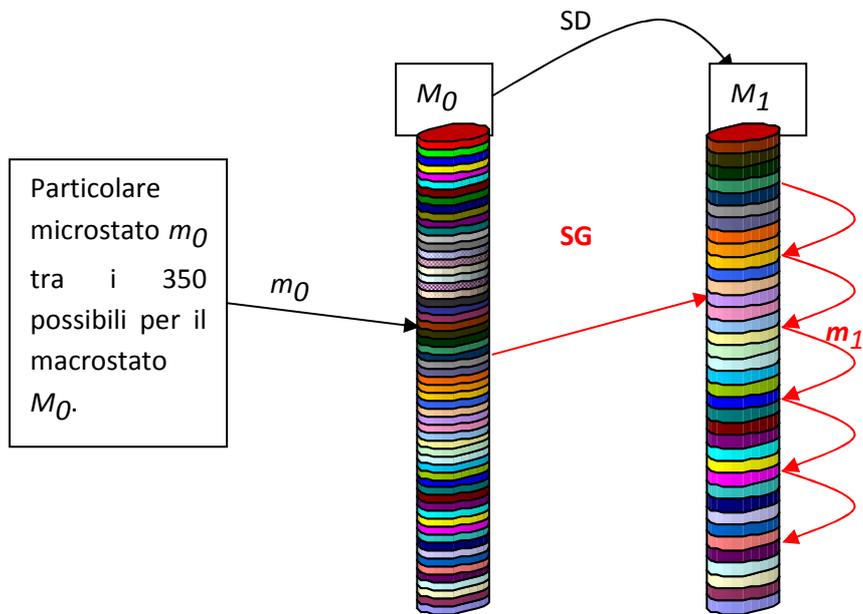


Figura 8.12: individuazione del migliore microstato

A questo punto l'algoritmo sceglie casualmente un primo stato da esaminare; supponiamo che analizza prima il microstato $m_{1,1}$: ($X_1=3$; $X_2=3$; $X_3=3$; $X_4=4$; $X_5=2$; $X_6=3$; $X_7=2$); definiamo per i microstati di partenza e di arrivo il valore della funzione:

$f(s) = f(X_{4,0}) = 4$ mentre $f(s') = f(X_{4,1}) = 4$, dove, X_4 è il particolare indice considerato, il primo pedice indica il macrostato ed il secondo pedice il microstato considerato.

In questo caso otteniamo:

$$\Delta f = f(s') - f(s) = 4 - 4 = 0 \leq 0 \text{ che restituisce } Pr = 1.$$

A questo punto il microstato $m_{1,1}$ viene accettato come nuovo stato corrente e l'algoritmo prosegue con il successivo microstato (scelto sempre casualmente) $m_{1,2}$: ($X_1=2$; $X_2=3$; $X_3=3$; $X_4=3$; $X_5=4$; $X_6=3$; $X_7=2$);

qui abbiamo: $f(s) = f(X_{4,1}) = 4$ mentre $f(s') = f(X_{4,2}) = 3$;

da cui si ottiene:

$\Delta f = f(s') - f(s) = 3 - 4 = -1 \leq 0$; anche in questo caso il nuovo microstato viene accettato con la massima probabilità e diventa il nuovo stato corrente.

L'algoritmo prosegue ed esamina, ad esempio, lo stato $m_{1,3}$: ($X_1=2$; $X_2=3$; $X_3=3$; $X_4=4$; $X_5=3$; $X_6=3$; $X_7=2$); in questo caso: $\Delta f = f(s') - f(s) = 4 - 3 = 1 > 0$, la probabilità associata al microstato sarà: $Pr = \exp(-\frac{\Delta f}{T}) < 1$; valuteremo in seguito il valore da attribuire al parametro T . Supponendo che tale valore di probabilità non superi la soglia prestabilita, il microstato $m_{1,3}$ non verrà accettato come nuovo stato corrente, ma resterà $m_{1,2}$.

L'algoritmo, allora, esamina il microstato successivo $m_{1,4}$: ($X_1=3$; $X_2=3$; $X_3=4$; $X_4=2$; $X_5=3$; $X_6=3$; $X_7=2$);

qui abbiamo $f(s) = f(X_{4,2}) = 3$ mentre $f(s') = f(X_{4,4}) = 2$, da cui: $\Delta f = f(s') - f(s) = 2 - 3 = -1 \leq 0$ da cui $Pr = 1$.

Il microstato $m_{1,4}$ verrà preso come nuovo stato corrente.

Possiamo adesso immaginare che l'algoritmo prosegue alla ricerca di un nuovo microstato per cui si abbia $X_4=1$, ma sappiamo già che al macrostato M_1 non esistono microstati possibili con quel valore dell'indice, quindi possiamo supporre che il microstato $m_{1,4}$ sia quello ottimo.

Tuttavia emerge subito un problema: di microstati in cui l'indice X_4 ha valore 2 non ne esiste uno solo, ma 6, uno per ogni diverso indice che assume valore 2. Nel caso specifico di $m_{1,4}$ l'indice X_7 , ad esempio, ha valore 2, ma se un altro microstato ha tutti i valori degli indici identici, ma X_7 ha valore 3 e X_1 ha valore 2, siamo nelle medesime condizioni di ottimo; attribuendo, a turni, il valore 2 ad ogni singolo indice, escluso X_4 , si ottengono sei diverse combinazioni di indici con medesima entropia ed energia e con lo stesso valore ottimo di X_4 . Quanto detto implica che il microstato ottimo sarà uno qualsiasi di questi sei, ed in particolare quello che viene analizzato per ultimo: l'algoritmo dopo $m_{1,4}$, troverà sicuramente uno degli altri sei microstati descritti prima, per i quali il valore di Δf sarà sempre pari a 0 e verrà dunque accettato; allora, solo l'ultimo dei sei microstati analizzati non troverà rivali e sarà eletto come ottimo.

Un caso particolare in cui è più evidente tale disfunzione è quello del passaggio dal macrostato $(S,E)=(2,16)$ a quello con $(S,E)=(1,15)$ descritto all'inizio del paragrafo; in quel caso, qualsiasi sia l'indice da minimizzare, si troveranno sei microstati ottimi, su sette

possibili. In particolare, supponendo di voler minimizzare l'indice X_1 , a partire da un microstato $m_{i,j}$: ($X_1=3$; $X_2=2$; $X_3=2$; $X_4=2$; $X_5=2$; $X_6=2$; $X_7=3$), abbiamo che:

1. $X_1=2$ $X_2=3$; $X_3=2$; $X_4=2$; $X_5=2$; $X_6=2$; $X_7=2$ è accettato con $Pr = 1$;
2. $X_1=2$; $X_2=2$; $X_3=3$; $X_4=2$; $X_5=2$; $X_6=2$; $X_7=2$ è accettato con $Pr = 1$;
3. $X_1=2$; $X_2=2$; $X_3=2$; $X_4=3$; $X_5=2$; $X_6=2$; $X_7=2$ è accettato con $Pr = 1$;
4. $X_1=3$; $X_2=2$; $X_3=2$; $X_4=2$; $X_5=2$; $X_6=2$; $X_7=2$ potrebbe essere accettato a seconda del valore della probabilità e della soglia scelta;
5. $X_1=2$; $X_2=2$; $X_3=2$; $X_4=2$; $X_5=3$; $X_6=2$; $X_7=2$ è accettato con $Pr = 1$;
6. $X_1=2$; $X_2=2$; $X_3=2$; $X_4=2$; $X_5=2$; $X_6=3$; $X_7=2$ è accettato con $Pr = 1$;
7. $X_1=2$; $X_2=2$; $X_3=2$; $X_4=2$; $X_5=2$; $X_6=3$; $X_7=3$ è accettato con $Pr = 1$.

L'algoritmo però, nonostante sei stati su sette siano accettati con la massima probabilità, sceglie come ottimo solo l'ultimo di questi, essendo l'ultimo esaminato e dunque quello a "non avere rivali".

Per porre rimedio a tale problema, ricorriamo ancora una volta ad un'opportuna definizione del parametro di controllo T . Procedendo analiticamente:

nel caso in cui $\Delta f > 0$ l'algoritmo associa un valore della probabilità pari a $Pr = \exp(-\frac{\Delta f}{T})$;
 per determinare il valore di T come fatto nell'applicazione del Simulated Annealing alle strategie decisionali, imponiamo: $0.1 \leq \exp(-\frac{\Delta f}{T}) \leq 0.9$, da cui $0.105 \leq \frac{\Delta f}{T} \leq 2.3$.

Come nel precedente paragrafo procediamo con l'analisi di tutti i possibili valori di Δf che in questo caso sono solamente: 1, 2, 3 e 4. Sostituendo nella relazione rispettivamente i quattro possibili valori otteniamo:

- Per $\Delta f = 1$ $0.43 \leq T \leq 9,5$;
- Per $\Delta f = 2$ $0.87 \leq T \leq 19$;
- Per $\Delta f = 3$ $1.32 \leq T \leq 28.6$;
- Per $\Delta f = 4$ $1.74 \leq T \leq 38.1$;

Facendo una media dei diversi valori di soglia minima e massima, stabiliamo che il parametro di controllo dovrà variare come segue:

$$1 \leq T \leq 24 .$$

A tal proposito scegliamo un valore per T che possa assumere un valore appartenente a quell'intervallo. Così come nel caso delle strategie decisionali scegliamo una relazione per T che possa riflettere la scelta operata dal decisore in persona; viene allora considerata l'ipotesi di scegliere il valore di T in funzione degli indici complementari a quella strategia. Per spiegare quanto detto riportiamo un esempio: se l'utente ha scelto di minimizzare l'indice clinico X_1 significa che ha adottato una strategia di governance, volta alla prevenzione del rischio cardiovascolare. In tale ottica la scelta del parametro T viene allora orientata in modo tale che vengano preferiti gli stati che presentano un valore più basso anche per gli indici X_2 comportamentale e X_3 demografico, caratteristici della medesima strategia di governance.

Ad esclusione della strategia di operational allora, all'interno del parametro T vengono sintetizzati i valori degli altri due indici caratteristici della SG scelta. In tal senso definiamo:

$T = X_i \cdot X_j$ dove i e j sono proprio gli altri due indici caratteristici della strategia. In tal modo i valori assunti dal parametro, calcolati come prodotto tra i possibili valori (da 1 a 5) attribuibili all'indice, possono essere: $[1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 15, 16, 20, 25]$ che ricadono (ad eccezione del 25) nell'intervallo calcolato $1 \leq T \leq 24$.

Si conclude la trattazione mostrando come l'algoritmo possa essere utilizzato non solo per la minimizzazione di uno qualsiasi degli indici, ma, apportando piccole e semplici modifiche alla funzione obiettivo, anche per:

- massimizzare il valore di un indice:

$f = 5 - X_i$ dove 5 è il massimo valore attribuibile ad un indice ed X_i il particolare indice considerato;

- minimizzare (massimizzare) il valore di una coppia di indici:

$f = \frac{X_i + X_j}{2}$ calcolo la media dei valori dei due indici considerati;

- mantenere un equilibrio tra i valori degli indici:

si calcola il massimo valore di scostamento di ciascun indice dal valore di moda per i sette e si vuole che nel microstato scelto quel valore non venga superato; ad esempio se si ha m_0 : (X1=2; X2=3; X3=3; X4=4; X5=2; X6=3; X7=2), si ottiene un valore della moda pari a 3 e gli indici si discostano da questa per un massimo di un'unità. Si vuole dunque che per il nuovo microstato venga mantenuto lo stesso massimo scostamento; non verranno accettati microstati in cui la moda è 3 ed un indice ha valore 5.

Conclusioni

In questo studio dopo aver presentato il quadro di riferimento attuale sugli strumenti più comuni ed utilizzati della teoria dei giochi, della simulazione e della teoria della decisione, il lettore viene immerso nel contesto dei Sistemi di Supporto alle Decisioni (DSS). Grazie a tale analisi si evidenzia come gli attuali DSS abbiano il limite di fornire la decisione, mentre molto spesso il decisore conosce a priori l'obiettivo che intende raggiungere; sarebbe piuttosto utile, invece, avere un sistema che fornisca le strategie decisionali, ovvero le traiettorie decisionali intese come sequenze di azioni da porre in essere per raggiungere un determinato obiettivo. E' evidente però che il cambiamento della prospettiva, ovvero il passaggio da una decisione ad una strategia decisionale, richiede l'utilizzo di strumenti matematici e tecnologie informatiche più raffinate, che ricadono nel settore dell'ottimizzazione, dell'intelligenza artificiale e della teoria della complessità. A partire dai MMS (Mathematical Models for Security) dell'autore, quindi è stato progettato ed implementato un reale sistema di supporto alle decisioni in grado di rispondere ai requisiti suddetti, ovvero avere la capacità di gestire le decisioni di contesti reali e pertanto spesso complessi nelle parti costituenti e nelle sue reali articolazioni. Inoltre, a tale soluzione sistemica si è chiesto di permettere al decisore di ottenere soluzioni operative che tenessero conto dell'universo delle possibili soluzioni; in altre parole, si è chiesto che il DSS avesse al fianco dell'engine di supporto alle decisioni un simulatore di scenari in grado di generare tutte le possibili conseguenze di una scelta decisionale da parte dell'esperto e fornirgli l'impatto delle sue scelte ancora prima di decidere. Il risultato ottenuto ad oggi nello scenario internazionale è di assoluta avanguardia e potrà avere applicazioni non solo in ambito Strategico, Difesa e controllo del territorio, ma in molti altri contesti, dato che il motore computazionale alla base del DSS è invariante rispetto al dominio applicativo. Infatti, nell'ultimo capitolo vengono analizzate possibili applicazioni al settore dell'analisi del comportamento umano e della gestione del potere.

Nel caso specifico della pianificazione per l'Amministrazione Difesa e gli Stati Maggiori, il modello matematico è un'interessante evoluzione del SACS, che è un'istanza applicativa di DSS basata sui MMS, per il controllo, lo sviluppo e la sicurezza del territorio. Esso consente di ottenere il miglior percorso in termini di microstati (traiettoria decisionale basata sugli indici caratteristici rappresentativi del processo, del fenomeno o del sistema in studio), conservando allo stesso tempo la traiettoria ottima in termini di macrostati (traiettoria in uno spazio di decisione sintetico opportunamente creato per accelerare il

processo decisionale) dettata dall'algoritmo DSS scelto dall'esperto tra un set di scelte possibili o customizzabili. In questo modo non saranno soltanto le strategie decisionali ad essere ottime, ma il decisore potrà contare anche su strategie operative ottime ricavate in base alle preferenze, espresse in termini di priorità, Critical Success Factor, da lui individuati per esprimere la dipendenza funzionale del processo, sistema o fenomeno in studio.

Possibili sviluppi futuri del lavoro di ricerca svolto riguardano una migliore implementazione tecnologica ed un'analisi delle applicazioni ad altri contesti. A tale proposito al momento si sta valutando l'impatto della soluzione di DSS qui proposta sui seguenti ambiti: i) gestione di un ente pubblico o privato, ii) gestione del consenso elettorale, iii) gestione delle attività per un'ASL, ecc.

Altri sviluppi futuri possibili potranno riguardare l'acquisizione dei dati che alimentano il sistema; infatti in un'ottica di sparse sensing, smart grid e pervasive computing, si potrebbe trasformare l'operatore di campo, in un sensore sistemico, ad esempio dotandolo di un dispositivo PDA (come un dispositivo palmare) che acquisisce informazioni sul terreno grazie ad un'applicazione che colloquia con l'engine computazionale del DSS, fornendo al DSS informazioni utili alla costruzione delle strategie decisionali in tempo reale. Ciò permetterebbe di trasformare l'attuale soluzione da intelligente in autopoietica, ovvero in grado di generare conoscenza, utile al decisore al momento della scelta, anche se posto in remoto.

Bibliografia

- [1] G.Iovane, Evoluzione dei concetti applicativi dei sistemi di Modeling & Simulation (M&S) e possibili architetture distribuite finalizzate alla sinergica utilizzazione di risorse in ambito nazionale, alleato ed europeo, Centro Militare Studi Strategici, Agenzia Industrie Difesa, Stabilimento Grafico Militare, pp.153, 2007.
- [2] M. Don Ward, Theories, Models, and Simulation in International Relations, isbn 0-8133-0026-6, Westview Press, 1985.
- [3] A. Hausrath, Venture Simulation in War, Business and Politics, McGraw-Hill, 1971.
- [4] M. Marra, Appunti delle Lezioni di Ricerca Operativa – Teoria dei Giochi - http://www.dft.poliba.it/staff/Marra/Dispense_A/08_TEORIA_DEI_GIOCHI.pdf
- [5] A. Agnetis – Introduzione alla teoria dei giochi - <http://www.dii.unisi.it/~agnetis/introgiochi.pdf>.
- [6] AA.VV., Teoria dei giochi - www.dse.uniba.it/Corsi/docenti/Hey/book/italian/capn30.pdf
- [7] S.Biko - web.unife.it/utenti/ettore.santi/AppuntiTdG/Introduzione.pdf
- [8] D. Coppieters, Military Operational Requirements for Computer Assisted Exercise (CAX) in NATO, RTO SAS Lecture Series su “Simulation of and for Military Decision Making”, Roma, Ottobre 2001.
- [9] W.H. P. Schmidt, Automated Command and Control Information Systems (ACCIS) and CAX, RTO SAS Lecture Series su “Simulation of and for Military Decision Making”, Roma, Ottobre 2001.
- [10] U. Dompke, Human Behaviour Representation Definition, RTO SAS Lecture Series su “Simulation of and for Military Decision Making”, Roma, Ottobre 2001.
- [11] G.Iovane, Cantorian spacetime and Hilbert space: part I - Foundations, Chaos, Solitons and Fractals, 28, 4, 857-878, 2006.
- [12] G.Iovane, Cantorian spacetime and Hilbert space: part II - Relevant Consequences, Chaos, Solitons and Fractals, 29, 1-22, 2006.
- [13] E.Giusti, Analisi Matematica II, Bollati-Boringhieri, 2003.
- [14] G.Iovane, O.Kapustyan, Random dynamics of stochastically perturbed evolution inclusion and problem of distribution of power in military structure, Journal of Automation and Information Sciences, 4, 122-134, 2006.
- [15] G.Iovane, F.S.Tortoriello, Frattali e Geometria dell'Universo, Aracne 2005.
- [16] S.Moretti, Fractal Geometry and its connection to Universe, interview to prof.Gerardo Iovane for Luxury, Luxury, bi-monthly magazine n.2, March/April 2006.
- [17] H.Peitgen, H.Jurgens, D.Saupe, Chaos and Fractals, Springer, 2004.
- [18] P.Embrechts and M.Maejima, Self-similar Processes, Princeton Series in Applied Mathematics, 2002.
- [19] P. Bonissone, Fuzzy Logic and Soft Computing: Technology Development and Applications, General Electric CRD Schenectady NY 12309, USA.
- [20] AA.VV., http://it.wikipedia.org/wiki/Rete_neurale
- [21] S.Russell e P.Norvig, Intelligenza Artificiale, un Approccio moderno Vol.1-2, Pearson, Prentice Hall, 2005.
- [22] M. Mitchell. An introduction to genetic algorithms. The MIT Press, 1996.

- [23] F. Saitoh. Image contrast enhancement using genetic algorithm. IEEE international conference on systems, man, and cybernetics, IEEE SMC'99, Vol.4, 899 – 904, 1999.
- [24] G. Iovane, *Metodi Matematici e Tecnologie Innovative per la Prevenzione ed il Contrasto al Terrorismo*, O.Vlasiuk publishing house, Vinnytsia, pp.329, 2007.
- [25] C. Iovane and G. Iovane, *Sistema Avanzato di Controllo, Supervisione e Sviluppo del Territorio (SACS)*, http://www.teasis.com/public/index.php?mod=01_Prodotti .
- [26] A. Ceci, *Modello COMP (Complex Order Multiphasic Program)*, <http://www.c-cube.it/>, 2007.
- [27] A. Stupia – N. Giunta, *Tecnologie informatiche infrastrutturali per il controllo intelligente del territorio*, cap.5, relatore prof. G. Iovane, 2010
- [28] R. Thom, *Stabilità strutturale e morfogenesi. Saggio di una teoria generale dei modelli*, Milano, Einaudi, 1985.
- [29] G. Iovane, *La ricerca tecnologica e l'innovazione per la prevenzione ed il contrasto di azioni terroristiche: situazione italiana , internazionale e prospettive*, Lavoro Individuale Frequentatore (LIF), 58° Sessione IASD – 6° Sessione Speciale, A.A. 2006-2007, pubblicazione reperibile anche elettronicamente al sito <http://www.difesa.it/SMD/CASD/Istituti+militari/IASD/>.
- [30] C. Iovane, G. Iovane, *SACS Sistema Avanzato di Controllo, Supervisione e Sviluppo del Territorio*, deposito alla SIAE – Registro Pubblico Speciale per i Programmi per Elaboratore, il 09.03.2009, N.007097.
- [31] L. Davis, *Genetic algorithms and simulated annealing*, 216 pp, Pitman Ed., 1987.
- [32] L. Monteleone, *Laboratorio di Criminologia 2009-2010*, <http://www.glocaluniversitynetwork.eu/>.
- [33] E. Bardone, Davide Secchi - Removing bounds to rationality. the cognitive role of external resource - http://www-3.unipv.it/webphilos_lab/emabardo/bardone_secchi.pdf
- [34] Sid Jacobson, *PNL per il Problem Solving, NLP Italy*, 2009
- [35] AA.VV., *Alice Report on Affective and Emotive Methods and Methodologies*, CRMPA-Centro di Ricerca in Matematica Pura e Applicata.
- [36] AA.VV., http://it.wikipedia.org/wiki/Programmazione_neuro_linguistica
- [37] AA.VV., <http://it.wikipedia.org/wiki/Mente>
- [38] AA.VV., <http://www.crescita-personale.it/pnl-comunicazione/1727/tecniche-pnl/190/a>
- [39] AA.VV., <http://it.wikipedia.org/wiki/Affettivit%C3%A0>
- [40] AA.VV., <http://it.wikipedia.org/wiki/Emozione>
- [41] A. Ceci, *Antropologia della Sicurezza*, Eurilink edizioni, 2010.
- [42] E. Aarts – J. Korst, *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*, Wiley, 1989.
- [43] E. Aarts – J. Lenstra, *Local search in combinatorial optimization*, Wiley, 1997.
- [44] Bernd A. Berg, *Markov Chain Monte Carlo Simulations and Their Statistical Analysis (With Web-Based Fortran Code)*, World Scientific 2004, ISBN 981-238-935-0.
- [45] J. Margetta – N. Stone, *Management scientifico – Come funziona e perché riguarda tutti*, Egea, Milano, 2004.