



## **Università degli Studi di Salerno**

Dipartimento di Scienze Aziendali – Management & Innovation Systems /DISA- MIS

Tesi di Dottorato di Ricerca in *Big Data Management*

XXXIV Ciclo a.a.

2021/2022

“Reinterpretare i business model tramite l’orientamento data-driven:  
dall’innovazione tecnologica alla business model innovation.”

*Dottorando:* Emilia Romeo

*Tutor:* Prof.ssa Maria Vincenza Ciasullo

*Co-tutor:* Prof. Francesco Polese

*Coordinatore:* Prof. Valerio Antonelli

## Indice

<b>Elenco tabelle.....</b>	<b>3</b>
<b>Elenco figure.....</b>	<b>4</b>
<b>Introduzione.....</b>	<b>5</b>
<b>Capitolo 1</b>	
1.1 L'era dei big data e l'impatto dell'innovazione tecnologica sulle organizzazioni.....	10
1.2 Il ruolo dei big data nei processi decisionali aziendali.....	20
1.3 L'approccio data-driven e i dati come risorsa strategica per la creazione di valore.....	26
1.4 I dati come fonte di innovazione: la Data-Driven Innovation.....	35
<b>Capitolo 2</b>	
2.1 La Business Model Innovation.....	42
2.2 Business Model Innovation attraverso un approccio data-driven.....	52
2.3 Data-driven business model: un viaggio attraverso la letteratura.....	60
<b>Capitolo 3</b>	
3.1 Disegno della ricerca e fasi dell'indagine.....	76
3.2 Il ruolo dell'approccio data-driven nell'innovazione del modello di business. Descrizione dello strumento di rilevazione dei dati.....	78
3.3 Selezione dei casi e strumento di rilevazione.....	84
3.3.1 Campionamento utilizzato.....	84
3.3.2 Le interviste semi-strutturate.....	86
3.4 Il protocollo di analisi dei dati: l'analisi del contenuto qualitativa.....	87
3.4.1 Le fasi dell'analisi del contenuto: la creazione del database da analizzare e la struttura di codifica.....	89
3.4.2 Le fasi dell'analisi del contenuto: la struttura di codifica.....	89
3.4.3 La codifica in NVivo.....	92
3.4.4 La selezione critica delle codifiche per l'approfondimento dei fattori abilitanti al processo di innovazione.....	94
<b>Capitolo 4</b>	
4.1 I risultati della ricerca: i fattori abilitanti.....	97
4.1.1 Cultura data-driven.....	97
4.1.2 Ecosistema efficace data-driven.....	109
4.1.2.1 Infrastruttura tecnologica integrata.....	109
4.1.2.2 Risorse umane.....	112
4.1.3 Sensing, act e miglioramento continuo.....	121
4.2 Discussione dei risultati .....	129
<b>Conclusioni.....</b>	<b>136</b>
<b>Bibliografia.....</b>	<b>144</b>

<b>Appendici.....</b>	<b>170</b>
-----------------------	------------

## **Elenco delle tabelle**

<b>Tabella 1.</b> Definizioni del termine “big data” in letteratura.....	14
<b>Tabella 2.</b> Sintesi aree di ricerca sull’impatto dei dati in relazione all’innovazione del modello di business.....	57
<b>Tabella 3.</b> Autori più citati in relazione ai DDBM.....	63
<b>Tabella 4.</b> Definizioni di DDBM in letteratura.....	65
<b>Tabella 5.</b> Benefici derivanti dall’implementazione dei DDBM.....	68
<b>Tabella 6.</b> Sfide derivanti dall’implementazione dei DDBM.....	71
<b>Tabella 7.</b> Elenco degli intervistati.....	85
<b>Tabella 8.</b> Principali parole chiave derivate dall’analisi critica della letteratura.....	90
<b>Tabella 9.</b> Struttura di codifica relativa all’approccio data-driven.....	91
<b>Tabella 10.</b> Struttura di codifica relativa alla Business Model Innovation.....	91
<b>Tabella 11.</b> Sintesi dei risultati per la dimensione “cultura data-driven”.....	108
<b>Tabella 12.</b> Sintesi dei risultati per la dimensione “ecosistema data-driven”.....	120
<b>Tabella 13.</b> Sintesi dei risultati per la dimensione “sensing, act e apprendimento continuo”.....	128

## Elenco delle figure

<b>Figura 1.</b> “Catena dell’innovazione”.....	37
<b>Figura 2.</b> Fasi della Data-Driven innovation.....	39
<b>Figura 3.</b> Distribuzione temporale degli articoli sui DDBM.....	60
<b>Figura 4.</b> Distribuzione geografica della letteratura sui DDBM.....	61
<b>Figura 5.</b> Distribuzione per tipologia di documento della letteratura sui DDBM.....	62
<b>Figura 6.</b> Fasi della ricerca empirica.....	76
<b>Figura 7.</b> Componenti della BMI.....	78
<b>Figura 8.</b> Creare valore attraverso l’approccio data-driven.....	80
<b>Figura 9.</b> Proporre valore attraverso l’approccio data-driven.....	81
<b>Figura 10.</b> Catturare valore attraverso l’approccio data-driven.....	82
<b>Figura 11.</b> Sintesi delle componenti del modello di business arricchite dall’approccio data-driven.....	84
<b>Figura 12.</b> Fasi del processo di analisi del contenuto con il software NVivo.....	96
<b>Figura 13.</b> Sintesi delle discussioni e proposta di un modello concettuale.....	136

## **Introduzione**

La rapida digitalizzazione che sta interessando le aziende sta spingendo verso la creazione di nuovi modelli di business. In questo nuovo “new normal”, infatti, le imprese sono sempre più “intelligenti” e votate all’innovazione grazie alle nuove tecnologie, tra le quali il cloud, Internet of Things (IoT), i big data (Parida et al., 2019). Le attuali modalità di creazione di valore, quindi, si trasformano comportando cambiamenti negli sviluppi tecnici e produttivi che portano nuove opportunità organizzative e profonde innovazioni nell’offerta di servizi complementari al prodotto. Sensibilità e attenzione all’innovazione, sia esso di prodotto o di servizio o relativa ad un nuovo metodo organizzativo in ambito di business, sono difatti la chiave per la competitività (Ibarra et al., 2018). Le imprese di fatto investono pesantemente in innovazioni tecnologiche sviluppando nuove risorse, infrastrutture e unità di business. Tuttavia, a causa dei cambiamenti ambientali nel settore o nel mercato in cui operano, questo approccio oltre ad essere costoso, si rivela anche incerto in termini di ritorno economico dell’investimento (Amit e Zott, 2012).

Questo perché altri tipi di innovazioni sono considerate migliori nell’ottenimento di un vantaggio competitivo. L’innovazione tecnologica, infatti, è in grado di aggiungere davvero poco valore se non accompagnata da un appropriato modello di business (Chesbrough, 2010). Foss e Saebi, due autori di rilievo nello studio del modello di business e della sua evoluzione, nel 2015 hanno condotto una revisione della letteratura in cui hanno evidenziato come il concetto di modello di business (BM) e, più recentemente, quello di innovazione del modello di business (BMI) sono diventati sempre più importanti negli studi di management degli ultimi anni (Spieth, et al., 2014; Zott, Amit & Massa, 2011). L’innovazione del modello di business si sostanzia nel processo di adeguamento di un modello di business esistente, o di creazione di uno completamente nuovo, spesso per soddisfare le preferenze dei consumatori nuove e in continua evoluzione. Rispetto ad altri tipi di innovazione, l’innovazione di un modello di business richiede modifiche fondamentali alle proposte di valore di un’impresa. In altre parole, i

cambiamenti introdotti dall'innovazione del modello di business tendono ad andare più in profondità e sono più trasformativi rispetto alle innovazioni basate sui prodotti. Naturalmente, enormi cambiamenti significano enormi rischi. La letteratura ha riconosciuto, però, molteplici sfide nella realizzazione di un processo di innovazione del modello di business. Molto spesso, infatti, viene sottolineato come i managers sopraffatti dalla corsa alla generazione ed implementazione di nuove idee (Chesbrough, 2010) tralascino sistematicamente di prestare attenzione al concetto di innovazione del modello di business in un'ottica di più ampio respiro. La BMI non richiede solo creatività ma anche una "struttura e una guida che aiuti a scomporre e focalizzare i pensieri" (Eppler, et al., 2011). In un contesto così mutevole possono essere diverse le motivazioni che guidano le aziende verso un cambiamento così profondo: sfide produttive, tecnologie abilitanti capaci di influenzare il cambiamento interno all'azienda o, per esempio, nuovi modi di affrontare le richieste del mercato.

Come risultato delle innovazioni tecnologiche, in particolare la trasformazione digitale, le aziende ora generano e raccolgono enormi quantità di dati. In questa direzione, l'innovazione del modello di business dell'organizzazione richiede di considerare le opportunità e le sfide che i dati e le informazioni portano alla creazione di valore e al raggiungimento del vantaggio competitivo. Anche se alcune aziende risultano già in grado di trarre profitto dall'uso dei loro dati, la maggior parte delle iniziative ad essi inerenti si concentra ancora sull'ottimizzazione dei processi interni e dei costi, mentre il potenziale dei dati per trasformare i precedenti modelli di business spesso cade nel dimenticatoio.

Il presente elaborato ha l'obiettivo di fornire un quadro completo sul concetto di business model così come trattato da diversi studiosi e autori riconosciuti, ma soprattutto discutere in merito alle potenzialità della rivoluzione portata dai dati in ambito di BMI.

La prima sezione di questo lavoro è stata dedicata infatti ad una panoramica sui big data e sul loro impatto sui processi aziendali, in particolare quelli decisionali. Un grande investimento in queste nuove tecnologie se adeguatamente diretto, può portare, infatti, a grandi progressi organizzativi, ma la generazione di dati e di valore nel contesto dei big data comporta, però, più fasi distinte, ognuna delle

quali introduce delle sfide (Lokshina et al., 2017a). Non bisogna, infatti, trascurare il problema che attualmente esiste un notevole divario tra il potenziale dei big data e la sua effettiva realizzazione. Eterogeneità, scalabilità, tempestività, complessità e problemi di privacy sono solo alcuni dei fattori che impediscono o rendono particolarmente difficile il processo di creazione di valore dai dati. In più, l'analisi, l'organizzazione, il recupero e la modellazione dei dati sono altre sfide fondamentali. Quindi, le nuove sfide e opportunità associate ai big data richiedono di ripensare molti aspetti riguardanti sia la gestione dei dati sia i sistemi di analisi, ma anche fattori strettamente legati ai modelli organizzativi delle aziende. Questo perché sebbene le tecnologie intelligenti e la digitalizzazione dei processi aziendali possono favorire lo sviluppo dell'innovazione (Lee et al., 2014) è stato tuttavia sottolineato che l'implementazione di un'architettura tecnologica intelligente non è automaticamente fonte di innovazione (Chen et al., 2015; Gupta e George, 2016) e che la riprogettazione dei modelli organizzativi attraverso le nuove tecnologie richiede una gestione strategica dei dati da applicare sia per migliorare i processi decisionali sia per sollecitare intuizioni innovative. I dati, infatti, non rappresentano da soli un motore, una spinta all'innovazione. Risulta, dunque, fondamentale comprendere quali siano le reali opportunità, le implicazioni che possono scaturire dall'utilizzo costante di tecnologie in grado di raccogliere e analizzare una grande mole di dati; solo così sarà possibile esplicitare il valore intrinseco dei big data che, a detta degli esperti, nel prossimo futuro, in quella che viene definita un'economia data-driven, potrebbero rappresentare il nuovo petrolio, o addirittura divenire una vera e propria nuova *asset class*. Dalle sfide che vanno affrontate emerge, dunque, la necessità di un cambio di approccio e di mentalità, che coinvolge tutte le funzioni aziendali, un nuovo approccio per sbloccare questo potenziale nelle aziende, perché con l'aiuto dei dati intere componenti dei modelli di business possono essere potenziate e migliorate. A questo proposito, il data-driven decision making (DDDM) suggerisce la necessità di riformulare e ripensare le pratiche aziendali (LaValle et al., 2011; Brynjolfsson et al., 2011) implicando una visione del dato come forza trainante di un processo decisionale più efficace per sfidare la complessità del contesto in cui operano le imprese (Malik et al., 2021).

Diviene quindi importante concettualizzare, a partire da una rilettura critica dei contributi in letteratura sui concetti appena evidenziati, le dimensioni chiave di un approccio data-driven (diffusione di una cultura data-driven, efficace ecosistema data-driven e *sensing, act* e miglioramento continuo) che possano sintetizzare al meglio l'insieme dei fattori tecnologici, culturali e di gestione per estrarre da questi enormi volumi di dati la conoscenza giusta per esplicitare decisioni informate finalizzate all'ottenimento di valore e alla creazione di innovazione. Innovazione incorporata sia in nuovi prodotti/servizi che in nuove modalità di approccio al consumatore, e - più in generale - in business model innovativi. Partendo poi dalla concezione che l'innovazione strategica deve essere relazionata al modello di business poiché esso rappresenta l'anello di connessione tra la visione strategica e l'approccio progettuale innovativo sembra necessario introdurre la definizione di Data-driven Innovation (DDI) intesa come il processo di creazione e cattura del valore attraverso un modello di business incentivata dallo sfruttamento dei dati (Davenport & Kudyba, 2016).

Nella prima parte del secondo capitolo del lavoro, poi, viene approfondita la descrizione dei concetti di business model e di business model innovation attraverso la loro evoluzione in letteratura. Viene presentata, in seguito, una disamina della letteratura sull'impatto dei dati sull'innovazione del modello di business e poi sulla definizione di data-driven business model, la possibilità di incentivare attraverso le dimensioni dell'approccio data-driven processi innovativi attuando un graduale passaggio da una visione *technology-based* a una visione sistemica in cui l'innovazione è concepita come un processo complesso derivante dalla combinazione di diversi fattori (data-driven approach) integrati necessariamente con l'utilizzo della tecnologia, che non può garantire da sola il raggiungimento del vantaggio competitivo (Polese et al., 2019). L'introduzione dell'orientamento data-driven per promuovere l'innovazione del modello di business può, infatti, dare vita al concetto di data-driven business model innovation che concettualizza come la gestione dei dati, dalla raccolta all'integrazione e all'analisi, possa essere potenziata da diversi fattori abilitanti che esplicitano le giuste azioni da introdurre per contribuire a trasformare i dati in nuova conoscenza, nuovo valore, innovazione e apprendimento continuo.

Nel terzo capitolo dell'elaborato sono stati descritti i passi effettuati per raggiungere l'obiettivo della ricerca, vale a dire combinare l'approccio data-driven e le principali dimensioni dell'innovazione del modello di business presenti in letteratura per rivelare, e per indagare, i driver abilitanti in grado di portare dinamicamente all'emergere dell'innovazione come processo. È stata condotta, quindi, una ricerca esplorativa basata su un approccio qualitativo. La scelta è ricaduta su questo tipo di approccio per due motivi principali: 1) la complessità nella definizione e nell'interpretazione dei diversi abilitatori del processo sottostante all'innovazione del modello di business in ottica data-driven; e 2) il concetto di innovazione che deriva strettamente dall'imprevedibile e non strutturata sistematizzazione di abilità, significati, regole, pratiche, valore. Pertanto, è stata scelta una metodologia che permettesse di individuare le variabili "nascoste" e non facilmente controllabili che possono emergere solo attraverso disegni di ricerca in grado di adattarsi e flettersi alle scoperte che si fanno via via nel cammino.

Infine, nel quarto capitolo vengono riportati ed illustrati i risultati delle interviste semi-strutturate effettuate con practitioners del settore data-driven ed analizzate attraverso un'analisi del contenuto effettuata attraverso il software NVivo. In particolare, è importante sottolineare come l'orientamento, le strategie e le pratiche data-driven (principi DDDM) possono favorire l'adozione di strutture potenziate dall'ICT che combinano l'orientamento strategico, le competenze e la gestione dei processi finalizzati all'estrazione di valore dai dati. I risultati hanno poi portato alla concettualizzazione, nelle discussioni, di un modello che identifica i diversi fattori che favoriscono lo sviluppo dell'innovazione grazie ad un approccio data-based. Questo modello sembra sottolineare il ruolo positivo della digitalizzazione nel plasmare il processo di innovazione e nel ridefinire le modalità tradizionali di creare, fornire e catturare valore attraverso le sinergie tra le varie componenti che possono essere raggiunte solo se le capacità umane sono prese in considerazione nel processo (Wu et al., 2021).

## Capitolo 1

### 1.1 L'era dei big data e l'impatto dell'innovazione tecnologica sulle organizzazioni

L'evoluzione tecnologica ha portato, nel corso degli ultimi anni, ad un notevole incremento dei dispositivi in grado di automatizzare numerose operazioni, sia nel mondo produttivo, sia nella vita privata. Ogni volta che usiamo un computer, accendiamo lo smartphone o apriamo un'applicazione sul tablet, sempre e comunque lasciamo una nostra impronta digitale fatta di dati. La quantità di dati che viene creata in un contesto industriale, poi, è in rapidissimo aumento, basti pensare ai flussi di dati prodotti dai sistemi informatici e dalle infrastrutture a supporto della produzione, della distribuzione e dell'erogazione di prodotti e/o servizi. I dati strutturati, come gli stati fisici dei macchinari, così come i dati non strutturati (Blumberg e Atre, 2003), come le informazioni generate attraverso le tecnologie dell'informazione e della comunicazione (ICT) e l'Internet of Things (IoT) sulle interazioni umane, raccolti dalle organizzazioni, producono un vero e proprio flusso di dati travolgente al giorno d'oggi (Hayashi, 2014) definito anche di tsunami di dati (Lupton, 2014); una mole la cui crescita esponenziale odierna continuerà anche prossimo futuro. Le stime, infatti, parlano di una crescita senza precedenti, che non a caso viene definita come un "torrent flowing into every area of the global economy" (The Economist, 2010<sup>1</sup>). Questi grandi flussi di dati denominati "big data" indicano i dati prodotti in grande quantità, con notevole rapidità e nei formati più diversi, la cui elaborazione richiede tecnologie e risorse che vanno ben al di là dei sistemi convenzionali di gestione e immagazzinamento dei dati (Manyika et al., 2011). Pertanto, al fine di ottenere, dall'utilizzo dei dati, il massimo risultato nel minor tempo possibile o addirittura in tempo reale, risultano necessari, in tale contesto, degli strumenti specifici aventi elevate capacità di calcolo. Negli Stati Uniti il termine "big data" è divenuto un concetto fondamentale nel 2009 quando il Presidente Obama creò la posizione del Chief

---

<sup>1</sup> Consultabile su <https://www.economist.com/theworldin/2010>

Technology Officer (CTO) come parte della propria strategia per l'innovazione dell'America (Birdsall, 2013). Questo per sottolineare quanto è diventato fondamentale - considerata la crescente complessità dei mercati contemporanei - per le aziende comprendere quali siano le reali opportunità, le implicazioni che possono scaturire dall'utilizzo costante dei big data e delle tecnologie in grado di raccogliere e analizzare grandi moli di dati per sviluppare processi decisionali efficaci e tempestivi come capacità strategica di base (González e Kasper, 1997); solo così sarà possibile esplicitarne il valore intrinseco che, a detta degli esperti in quella che viene definita un'economia data-driven, rappresenta il nuovo petrolio (Humby, 2006). La letteratura accademica (Gupta e George, 2016; Uddin e Gupta, 2014; Barham, 2017) concorda sul valore potenziale intrinseco di questi grandi dati, che si caratterizzano come una risorsa importante per le imprese fornendo opportunità per ottenere nuove conoscenze, e promuovere la creazione di nuovi prodotti, processi e mercati. L'Osservatorio Big Data Analytics & Business Intelligence del Politecnico di Milano, nel sottolineare la rilevanza che hanno assunto i big data nel mercato italiano, ha evidenziato la tendenza positiva degli ultimi anni, che ha permesso di raggiungere nel 2018 un valore di 1.393 miliardi di euro, il 26% in più rispetto all'anno precedente. I dati, come già detto, provengono dalla diffusione sempre più capillare di dispositivi fissi e mobili, dai social media, dai sistemi di Customer Relationship Management (CRM), ma anche dall'interconnessione digitale degli oggetti (IoT). Infatti, secondo il McKinsey Global Institute, multinazionale di consulenza strategica, sono più di 30 milioni gli oggetti associati tra loro attraverso la rete e impiegati nel settore automobilistico, pubblico, industriale e nella vendita al dettaglio; ed ogni anno questo numero aumenta del 30% (Pugna et al., 2019; Trabucchi e Buganza, 2019). Secondo la proiezione di International Data Corporation, la mole dei dati globali crescerà da 33 zettabyte nel 2018 a 175 zettabyte entro il 2025 (Coughlin, 2018) e circa il 30% dei dati globali avrà bisogno di un'elaborazione digitale in tempo reale nel 2025 (Seagate, 2021). Inoltre, il 75% della popolazione totale del mondo sarà connesso ai dati digitali entro il 2025, anno in cui ogni 18 secondi si verificherà almeno un'interazione tra persone connesse a dispositivi digitali che creerà dati (Coughlin, 2018; Seagate, 2021). Riunire in modo funzionale questi zettabyte di dati strutturati e non, può aiutare le organizzazioni a ridurre i costi,

migliorare l'efficienza operativa e le performance produttive, migliorare le relazioni con i clienti (Cappa et al., 2020), sviluppare nuovi prodotti in modo più informato, accelerare e sincronizzare le consegne, formulare e rispondere a richieste più approfondite, migliorare e semplificare il processo decisionale. Un'innovazione orizzontale, che, oltre ad interessare molteplici attività aziendali, riguarda pienamente anche il settore pubblico. Pertanto, accademici e professionisti sono coinvolti in una impegnativa e significativa ricerca orientata ai dati per capire come trasformare l'intero processo aziendale, così come le organizzazioni pubbliche, in nuovi mondi competitivi ricchi di dati (Rahman et al., 2020; Wamba et al., 2015). Nello specifico, l'impatto riconosciuto dei big data sulla ridefinizione delle strategie di business ha portato la ricerca esistente a concentrarsi sull'analisi di come essi possano riformulare il processo decisionale. Il loro impatto sull'efficacia del management, non a caso, è stato già riconosciuto in letteratura (Chen et al, 2012; Ferraris et al., 2018). In particolare, le ricerche esistenti si sono concentrate sul ruolo chiave dell'estrazione dei dati, della loro categorizzazione, interpretazione, che porta alla successiva generazione di informazioni e conoscenze utili, che ha come fine ultimo il raggiungimento del vantaggio competitivo (Davenport, 2013). Secondo Wamba et al., (2015) è possibile identificare quattro potenziali dimensioni dove lo sfruttamento dei big data diviene una fonte di valore:

*La creazione della trasparenza:* rendere accessibili e disponibili i dati e le informazioni a tutti gli stakeholders in modo tempestivo permette di creare un valore straordinario. Nel settore manifatturiero, ad esempio, l'integrazione dei dati provenienti dal reparto di ricerca e sviluppo (R&S), d'ingegneria e dalle unità di produzione per consentire l'ingegneria simultanea può ridurre significativamente il *time to market* e migliorarne la qualità. Nel settore pubblico, in ottica di trasparenza, è da qualche tempo in atto la tendenza di apertura del patrimonio informativo (i c.d. progetti Open Data) a tutte le organizzazioni private, e verso tutti i cittadini. Si tratta di una tendenza che persegue anche l'Italia con iniziative sia regionali sia nazionali (basti pensare al progetto Open Coesione<sup>2</sup>, iniziativa di *open government* sulle politiche di coesione in Italia, il cui portale permette di

---

<sup>2</sup> Sul portale sono navigabili dati su risorse programmate e spese, localizzazioni, ambiti tematici, soggetti programmatori e attuatori, tempi di realizzazione e pagamenti dei singoli progetti. Tutti possono così valutare come le risorse vengono utilizzate rispetto ai bisogni dei territori. Consultabile su: <https://opencoesione.gov.it/it/>

informarsi sui dati riguardanti le risorse dedicate ai singoli territori e come vengono utilizzate rispetto ai territori stessi);

*Il miglioramento delle prestazioni e la segmentazione della popolazione per personalizzare le azioni:* grazie alla memorizzazione di più dati transazionali in forma digitale, le organizzazioni possono raccogliere dati precisi e accurati su ogni cosa; quindi analizzare i dati per studiare la variabilità in termini di prestazioni può consentire alle aziende leader di gestirle a livelli qualitativi più alti. Particolarmente significativi a questo riguardo sono le esperienze di analisi dei dati di vendita e di relazione con la clientela. Un'attenta elaborazione dei dati relativi alle vendite può incrementare in modo significativo la capacità di segmentare l'offerta e di personalizzarla sulla base delle specifiche esigenze del cliente. Questo approccio è ben noto in marketing e nella gestione del rischio. Analizzare i dati sul venduto, inoltre, può dare origine ad una più precisa previsione dell'andamento futuro delle vendite con evidenti vantaggi anche nella gestione della logistica. Le politiche commerciali di supporto saranno più mirate, gli sprechi saranno ridotti e vi sarà un *reengineering* dei processi. Nel settore pubblico il processo di digitalizzazione in atto riguardante l'*Healthcare*, ad esempio, può consentire, oltre a un'analisi accurata dell'efficienza ed efficacia delle strutture sanitarie, una disponibilità di informazioni cliniche che contribuisce ad aumentare la qualità e la personalizzazione dei trattamenti sanitari;

*La sostituzione/supporto del processo decisionale con algoritmi automatizzati:* i processi decisionali in tutte le organizzazioni possono diventare data-driven e fact-based (Anderson, 2015; Hannila et al., 2019). Le decisioni prese con il supporto di strumenti analitici possono diventare la regola e non l'eccezione. Sino ad ora queste tecniche erano diffuse solo nelle grandi organizzazioni, soprattutto considerato il costo elevato dei sistemi e degli strumenti informatici. Le attuali evoluzioni tecnologiche (come il cloud computing o i vari software open source) rendono più accessibile l'adozione di queste tecniche da parte anche delle organizzazioni e delle piccole e medie imprese (PMI);

*Nuovi modelli di business, nuovi prodotti e servizi innovativi:* i big data consentono alle aziende di creare nuovi prodotti e nuovi servizi, di migliorare quelli già esistenti e di inventare nuovi modelli di business. I produttori stanno utilizzando i dati ottenuti dall'utilizzo dei prodotti per svilupparne di nuovi e per

creare innovative offerte di servizi post-vendita. L'emergere dei dati di localizzazione in tempo reale, per esempio, ha creato una nuova serie di servizi il cui scopo è quello di determinare il giusto prezzo dei danni e degli infortuni, sulla base delle informazioni ricavate sulle abitudini di guida delle persone (McKinsey Global Institute, 2011).

La definizione di big data, però, resta abbastanza variegata (vedi tabella 1): da big data come nuova tecnologia di gestione dei dati (Havens et al., 2012; Jacobs, 2009; Manyika et al., 2011; Rouse, 2011) a big data come insieme di dati con determinate caratteristiche che, se elaborati, possono produrre degli effetti inediti sia sulle tradizionali tecnologie, sia sulla società generalmente intesa (Boyd and Crawford, 2012). La definizione che, però, sembra essere maggiormente convincente e molto più utile in questa sede, resta quella di Laney del 2001. In quella definizione, infatti, non solo vengono definite le caratteristiche dei big data come un enorme insieme di dati (high volume), eterogeneo nelle fonti e nelle forme (high variety), alimentato continuamente ed in tempo reale (high velocity) ma vengono descritti anche gli effetti che l'utilizzo dei big data possono avere sulle decisioni, sulla conoscenza, e sui processi. I tre criteri integrati, le cosiddette 3V (volume, variety and velocity) identificate da Laney (2001) sono state poi riviste da Diebold (2012) e Song e Zhu (2016) che hanno aggiunto veridicità e valore.

**Tabella 1.** Definizioni del termine “big data” in letteratura

Autori e data	Definizione
Manyika et al., 2011	Serie di dati con una dimensione che va oltre la capacità dei tipici database software di catturare, memorizzare, gestire e analizzare
(Rouse, 2011)	Voluminosa quantità di dati non strutturati e semi-strutturati che un'azienda crea o dati che richiederebbero troppo tempo e costerebbero troppo denaro per essere caricati in un database

(Havens et al., 2012)

Dati che non si possono caricare  
nella memoria di lavoro del  
computer

---

(Jacobs, 2009)

Dati troppo grandi per essere  
inseriti in un database relazionale e  
analizzati con l'aiuto di un  
pacchetto desktop di  
statistica/visualizzazione; dati la cui  
analisi richiede un software  
massicciamente parallelo che gira  
su decine, centinaia o anche  
migliaia di server

---

(Boyd e Crawford, 2012)

Un fenomeno culturale, tecnologico  
e accademico che si basa  
sull'interazione di (1) Tecnologia:  
massimizzare la potenza di calcolo  
e la precisione algoritmica per  
raccogliere, analizzare, collegare e  
confrontare grandi serie di dati; (2)  
Analisi: attingere a grandi insiemi  
di dati per identificare modelli al  
fine di fare affermazioni  
economiche, sociali, tecniche e  
legali; (3) Mitologia: la  
convinzione diffusa che le grandi  
serie di dati offrono una forma  
superiore di intelligenza e  
conoscenza che può generare  
intuizioni che prima erano  
impossibili, con un'aura di verità,  
obiettività e precisione.

---

Laney, 2001

Beni informativi ad alto volume,  
alta velocità e/o alta varietà che  
richiedono nuove forme di  
elaborazione per consentire un  
migliore processo decisionale, la  
scoperta di intuizioni e  
l'ottimizzazione dei processi

Fonte: elaborazione dell'autore.

Il volume si riferisce alla capacità di acquisire, memorizzare ed accedere a grandi volumi di dati, basti pensare che il 90% dei dati di tutto il mondo è stato generato negli ultimi anni (IBM report annuale, 2016)<sup>3</sup>. Le organizzazioni oggi sono colme di dati; accumulano terabyte, ma anche petabyte di informazioni di tutti i tipi, ma alcune di esse hanno bisogno di essere organizzate, verificate ed analizzate. Si pensi, ad esempio, al gigante americano della grande distribuzione Walmart, che gestisce una base dati stimata in 2,5 petabyte per ogni ora, sulla base delle transazioni dei suoi clienti (McAfee et al., 2012). Tale database equivale a oltre 150 volte i dati contenuti in tutti i libri della American Library of Congress, vale a dire la biblioteca più grande del mondo. Non tutti sanno, ad esempio, che un motore di un aereo, genera circa 10 TB di dati ogni trenta minuti di volo, e poiché nelle tratte nazionali vi sono due motori significa che un volo Napoli-Torino genera 40 TB di dati, ma un volo Milano-New York, con un aereo dotato di quattro motori ne genera almeno 640 TB. È chiaro che la gestione di una simile mole di dati richiede un approccio completamente diverso da quello tradizionale.

La varietà si riferisce all'eterogeneità dei tipi di dati e delle fonti, le quali divengono difficilmente gestibili con sistemi tradizionali e richiedono pertanto tecnologie specifiche, vale a dire le tecnologie big data. Si pensi a telefonate, messaggi, pagine Web, file di weblog, forum, social-media, dati audio, video, le e-mail, i documenti, il segnale GPS, tutti questi strumenti producono costantemente dati (McAfee et al., 2012) *a latere* della loro ordinaria finalità. In passato le soluzioni di analisi tradizionali richiedevano informazioni strutturate, ad esempio i dati di un database relazionale, con uno schema ben formato. La

---

<sup>3</sup> IBM Report annuale 2016. Consultabile su: <https://www.ibm.com/annualreport/assets/past-reports/2016-ibm-annual-report.pdf>

varietà di dati rappresenta oggi un cambiamento fondamentale nel modo in cui essi sono memorizzati e analizzati. Di seguito una proposta di elenco delle tipologie di dati presenti nel nostro ecosistema digitale (Wamba et al., 2015; White, 2012):

1. *Dati strutturati in tabelle*: sono quelli utilizzati per i servizi tradizionali di Business Intelligence (BI) e, nei più moderni, sistemi di Business Analytics (BA). Il miglioramento continuo degli strumenti in grado di archiviare e analizzare dati rende ancora oggi i dataset relazionali la fonte dati primaria utilizzata dalle piattaforme di *analytics*.
2. *Dati semi-strutturati*: rappresentano una nuova tipologia di dati in continuo aumento. Tali dati sono in XML o in formati tipici in base a specifici settori; sono perlopiù dati business-to-business organizzabili gerarchicamente.
3. *Dati di eventi e macchinari* (messaggi, *batch* o *real time*, sensori, RFID e periferiche): sono quella tipologia di dati che maggiormente rientra all'interno del termine big data; fino a pochi anni fa questi dati erano memorizzati solo per periodi brevi (massimo un mese) per difficoltà in termini di *storage*.
4. *Dati non strutturati* (linguaggio umano, audio, video): sono composti da un elevatissimo numero di metadati, perlopiù memorizzati all'interno delle varie pagine web, e dai quali è possibile estrarre informazioni strutturate attraverso tecniche avanzate di analisi semantica.
5. *Dati non strutturati da social media* (social network, blog, tweet): rappresentano l'ultima tipologia di dati emersa. Il loro studio e il loro utilizzo possono portare a nuovi paradigmi di analisi prima di oggi impensabili.
6. *Dati dalla navigazione web*: ingenti quantità di dati che generano un enorme numero di informazioni sui consumi e sulle propensioni di milioni di consumatori; anche in questo caso i volumi aumentano esponenzialmente.
7. *Dati geo-spaziali*: sono generati da applicazioni per smartphone sempre più diffuse; i volumi sono in crescente aumento; inoltre, i dati geo-spaziali, studiati attraverso analisi statistiche e visualizzati cartograficamente, possono integrare i dati strutturati.
8. *Dati scientifici* (astronomici, genetica, fisica): sono anch'essi, al pari dei dati di eventi e macchinari, per definizione dei big data. Per il loro trattamento e analisi si sono sperimentate le più innovative tecniche computazionali a livello informatico

e, col passare del tempo, sono stati creati dei potentissimi calcolatori elettronici in grado di gestirne l'enorme mole. Come è ovvio che sia, anche in questo caso i loro volumi sono in costante aumento.

La velocità, relativamente ai big data, è legata al rapporto tra la generazione dei dati e il tempo necessario per la loro analisi. L'enorme aumento di smartphone e sensori ha portato a un aumento significativo della generazione di dati e a una crescente necessità di analisi in tempo reale al fine di prendere decisioni informate e immediate. Il termine velocità, quindi, non fa riferimento alla crescita, ma alla necessità di ridurre al minimo e di comprimere i tempi di gestione e analisi. Questo aspetto è fondamentale in quanto alcune tipologie di dati potrebbero già risultare obsoleti in tempi molto ridotti. Diviene quindi strategico presidiare e gestire il ciclo di vita dei big data. I software che rendono possibile un'analisi immediata dei dati e una gestione ottimale delle informazioni, dunque con alti livelli di velocità, risultano essere i più indicati per poter sfruttare questa tipologia di dati. L'analisi dei dati dovrebbe essere fatta in tempo reale o quasi. Per ottenere un vantaggio competitivo, infatti, si dovrebbe identificare una tendenza o un'opportunità qualche minuto o addirittura qualche secondo prima della concorrenza.

Tuttavia, è importante capire che il grande volume e/o i brevi tempi di analisi dei dati non ne garantiscono la "qualità". La veridicità, quindi, è la caratteristica che indica il livello di affidabilità o inaffidabilità dei dati (Schroeck et al., 2012; Chern et al., 2015; Sun et al., 2015). Dato che le masse di dati sono molto variabili e dinamiche e provengono da origini diverse, possono creare confusione. Organizzare i dati non è quasi mai un'operazione semplice poiché vengono a crearsi delle incongruenze, ridondanze, inconsistenze nella gestione degli stessi. In un mondo di dati così eterogenei, infatti, risulta difficile stabilire cosa sia giusto e cosa sia sbagliato. La veridicità e la qualità dei dati diventano pertanto dei requisiti fondamentali affinché i dati possano davvero "alimentare" nuove intuizioni, idee e costituire valore.

L'ultima delle caratteristiche fondamentali dei big data è quella che definisce il valore. Quest'ultima è fondamentale perché l'importanza dei big data stessi risiede nella possibilità di essere utili alle organizzazioni pubbliche e private e apportare loro dei benefici. I dati fini a sé stessi non hanno alcuna importanza; è

dall'analisi dei dati che si colgono le opportunità e si trae supporto per i processi decisionali in modo tale che possano avere un impatto sulle varie attività: e più dati si hanno a disposizione più informazioni e valore si possono estrarre.

La combinazione di queste caratteristiche, quindi, definisce i big data e fornisce alle organizzazioni un vantaggio competitivo nell'economia digitale. Non a caso i big data si sono estesi in ogni business e funzione industriale, raggiungendo ogni settore nell'economia globale e risultando oggi tanto importanti quanto gli altri fattori di produzione, come le risorse tangibili e intangibili che caratterizzano l'attività economica di ogni azienda. Il valore estratto dai dati nei prossimi anni sarà enorme e avrà la capacità di introdurre nuovi prodotti e/o servizi, nuovi e migliori processi nella produzione, marketing più efficiente, migliore gestione dell'organizzazione, R&S più efficiente e migliore gestione della catena di approvvigionamento.

In questo contesto, quindi, l'uso combinato dei big data e dei big data analytics sembra promettente (Hartmann et al., 2016). L'obiettivo di creare vantaggi competitivi basati sull'utilizzo degli stessi ha spinto ricercatori e professionisti a indagare come le imprese esistenti si trasformano grazie all'incorporazione dei dati (Brownlow et al., 2015) all'interno dei propri modelli di business. Per sfruttare i vantaggi derivanti dall'analisi dei big data e dall'utilizzo dei big data analytics, infatti, diviene necessario capire come essi possano essere gestiti per migliorare le decisioni (Provost e Fawcett, 2013; Zhou et al., 2014). I big data richiedono tecnologie di elaborazione e di gestione differenti e sicuramente migliori rispetto alle tecnologie tradizionali, soprattutto se l'obiettivo è rafforzare i processi decisionali, al fine di migliorare le conoscenze interne e, conseguentemente, ottimizzare i processi organizzativi (Laney, 2012). Inoltre, l'interpretazione dei big data per migliorare i processi aziendali e per esaminare le relazioni sotto-esplorate tra essi (Russom, 2011; Janssen e Kuk, 2016) richiede spesso l'integrazione di diverse competenze possedute e condivise da diversi attori. Risulta chiaro che, per estrarre informazioni rilevanti dai big data, i manager e i dipendenti (dall'Information Technologies (IT)), ai dipartimenti di R&S e marketing) dovrebbero combinare diverse capacità. Poiché l'obiettivo principale del processo di esame di massicce quantità di dati è quello di scoprire modelli nascosti, correlazioni sconosciute e altre informazioni utili

(Shanmuganathan, 2014; Wu et al., 2014), per raggiungere questo obiettivo, le organizzazioni dovrebbero sviluppare intuizioni utilizzabili e nuove conoscenze. Per tali motivi i big data e i relativi analytics possono essere considerati come una componente chiave dei processi decisionali in diversi tipi di aziende grazie, però, ad un nuovo approccio proattivo e lungimirante (Hagel, 2015).

## **1.2 Il ruolo dei big data nei processi decisionali aziendali**

In un ambiente a forte complessità come quello odierno, imprenditori e manager devono affrontare le sfide più varie: dai consumatori con aspettative sempre più alte, alla concorrenza sempre più pressante, dall'aumento dei costi del lavoro e dei materiali, alla riduzione dei cicli di vita dei prodotti. In un ambiente così volatile, infatti, i consigli di amministrazione riscontrano problemi perché “non sono in grado di sviluppare modelli del sempre più complesso ambiente in cui operano” (Camillus, 2008, p. 17) ma al contempo hanno bisogno di scrutare continuamente i rischi e le opportunità e prendere rapidamente decisioni strategiche basate sui dati disponibili. L'acquisizione e la comprensione dei dati, infatti, permettono alle aziende di estrapolare informazioni che devono essere analizzate per sviluppare nuove conoscenze che possono essere utilizzate nella gestione del processo decisionale (Dezi et al., 2018), come la personalizzazione, le opzioni di prezzo e l'apertura di nuovi punti vendita. L'esplosione di conoscenza che ha accompagnato il crescente accesso ai big data e al loro utilizzo ha avuto, un grande impatto sulle metodologie che i top manager usano per informare il loro processo decisionale strategico. Le decisioni strategiche sono tipicamente definite in letteratura come quelle che non hanno precedenti all'interno dell'organizzazione, sono quindi costose in termini di risorse finanziarie e umane; e sono anche intrinsecamente complesse (Hendry, 2000; Hickson et al., 1986). Raramente c'è una ed una sola soluzione ai problemi che si presentano in contesti ambientali complessi, piuttosto comunemente si delinea una serie di soluzioni possibili, ed ognuna di esse è il risultato di compromessi e priorità nel bilanciare rischio e controllo dello stesso (McNulty e Pettigrew, 1999). Nell'interpretazione del processo decisionale strategico come un processo in cui vengono compiute scelte in diverse condizioni di incertezza (Milliken, 1987; Petrakis et al., 2016),

fra i principali elementi di incertezza la letteratura ha identificato la mancanza di informazioni e della corretta interpretazione di esse (Nutt e Wilson, 2010). Nel contesto odierno, vale a dire l'era dei big data, però, l'evoluzione tecnologica ha trasformato la mancanza di informazioni in abbondanza, e addirittura in un vero e proprio sovraccarico; con il potenziale di trasformare sì i dati in informazioni utilizzabili (Tihanyi et al., 2014) ma anche di aumentare il caos, di impedire la selezione delle informazioni più rilevanti e/o delle giuste fonti e di favorire, di fatto, una raccolta di dati "involontaria" e a volte inutile (Ross et al., 2013). Non a caso, il "sovraccarico di informazioni" rappresenta sia "uno stato di cose in cui l'efficienza di un individuo nell'usare le informazioni nel suo lavoro è ostacolata dalla quantità di informazioni rilevanti e potenzialmente utili a sua disposizione" (Bawden e Robinson, 2009) o anche "un'esperienza dell'insufficienza di tempo necessaria per fare un uso efficace delle risorse informative disponibili in situazioni specifiche" (Savolainen, 2007). Quindi, sembra chiaro che il sovraccarico di informazioni è solitamente caratterizzato dalla sensazione di essere sopraffatti (Bawden e Robinson, 2009; Savolainen, 2007; Savolainen, 2015) dall'enorme quantità di dati e/o dalla scarsità di tempo. Così, ridurre l'errore, la ridondanza di informazioni e la gamma di dati dovrebbe essere un obiettivo importante (Niu et al., 2021) per le aziende impegnate ad implementare i big data nel processo decisionale, e questo può essere facilitato attraverso: 1) l'analisi e la valutazione delle informazioni che, fornendo un supporto alle decisioni per garantire che le prestazioni future dell'organizzazione, siano allineate con la pianificazione, e 2) feedback di conoscenza sui processi coinvolti da combinare con la conoscenza preesistente (Santoro et al., 2018).

Alla luce di queste considerazioni, in linea con l'obiettivo di analizzare le implicazioni dei big data sull'efficacia decisionale, il lavoro attuale guarda, quindi, ai big data attraverso una visione basata sui processi, che li qualifica come la grande quantità di informazioni che le imprese possono raccogliere ed elaborare (Erl et al., 2016) grazie alle nuove tecnologie come le ICT, i software e gli analytics basati sul computing al fine di generare valore. Tuttavia, i big data non possono garantire automaticamente il raggiungimento del vantaggio competitivo, poiché il loro sfruttamento può essere influenzato da numerose variabili (Janssen et al., 2017), come l'accessibilità, la disponibilità, la qualità, l'eterogeneità dei

dati (Gupta e George, 2016) o le capacità di analisi dei dati, l'atteggiamento e la percezione del management verso gli stessi (Kearns e Sabherwal, 2006; Chen et al., 2015). Ci sono, quindi, una miriade di fattori interconnessi che influenzano la qualità del processo decisionale basato sui dati e concettualizzare l'analisi dei big data come un singolo processo gestito da un singolo *data scientist* è fin troppo semplice. Anche se le analisi dei big data, quindi, possono avere potenzialmente un impatto significativo, se non dirimpente, sulla crescita del business, le aziende devono prima imparare i modi migliori per gestirle; per non ridurre i big data ad una spesa aggiuntiva e inutile. A questo proposito, relativamente ai big data, in letteratura si evidenziano principalmente due filoni di ricerca. Il primo, di natura tecnica, fornisce le linee guida algoritmiche e sistemiche (Feit et al., 2013; Bohlouli et al., 2015; Lee e Chien, 2013) per sviluppare soluzioni al fine di dare un senso alla grande quantità di informazioni disponibili alle organizzazioni. Il secondo, e di maggiore interesse per questo studio, è piuttosto aneddotico e di natura prescrittiva (Brown et al., 2011; Day, 2011) e sottolinea i benefici dell'elaborazione della grande quantità di informazioni disponibili per generare intuizioni uniche per la competitività organizzativa. Questa corrente si preoccupa principalmente di fornire una guida per quanto riguarda le abilità manageriali e le capacità organizzative per massimizzare i benefici dall'abbondanza di informazioni disponibili (Polese et al., 2019). McAfee e Brynjolfsson (2012), infatti, hanno affermato che grazie ai big data i manager possono "misurare, e dunque conoscere, molto di più riguardo al loro business, e trasformare questa conoscenza in migliori processi decisionali e migliori performance". È tuttavia difficile stabilire se effettivamente l'utilizzo dei big data permetta alle aziende di registrare performance migliori. Come detto precedentemente, uno degli aspetti più critici dei big data rimane il tipo di impatto sul modo in cui vengono prese le decisioni e su chi ha l'incarico di prenderle. L'avvento dei grandi dati ha stimolato, ad esempio cambiamenti nei processi e nelle strutture dei consigli di amministrazione con potenziali conseguenze sul modo in cui vengono prese le decisioni strategiche (Merendino et al., 2018). *Chief Data Officer*, *Chief Information Officer* o *Chief Analytics Officer* (Côte-Real, Oliveira, & Ruivo, 2016; Wamba et al., 2015) sono definiti come una nuova tipologia di dirigenti che alcune organizzazioni leader stanno cercando di assumere per migliorare l'uso dei

big data nel processo decisionale (Lee et al., 2014). Per quanto riguarda, poi, l'effetto sulle performance aziendali, la ricerca empirica tende a dare prova di un impatto positivo dei big data sulle stesse (Aker et al., 2016; Gupta e George, 2016; El-Kassar e Singh, 2018). Gli stessi McAfee e Brynjolfsson (2012), ad esempio, hanno esaminato le prestazioni delle aziende data-driven per capire se i big data ne migliorano in modo intelligente le prestazioni aziendali. Attraverso interviste con 330 dirigenti di aziende nordamericane combinate con i dati relativi alle prestazioni finanziarie delle stesse, hanno scoperto che i *top performer* nell'uso del processo decisionale guidato dai dati ottengono risultati più soddisfacenti in termini sia operativi che finanziari: in particolare le aziende risultano essere del 5% più produttive e del 6% più profittevoli dal punto di vista degli investimenti. In un'indagine condotta da Microsoft (2016) con un campione di 6000 PMI europee, è emerso che i dati forniscono un vantaggio competitivo alle imprese che ne valutano e utilizzano gli insight per la crescita e la competitività. Aziende leader come Amazon, Walmart, Google o Netflix, impossibile non citarle, hanno aperto la strada e imparato per prime l'arte di usare i dati e l'analitica come strumento per previsioni, simulazioni e per ottenere intuizioni decisive. Amazon e Walmart, ad esempio, usano l'analitica per il processo decisionale in tutti gli aspetti della conduzione del loro business, dalla generazione della domanda alla gestione delle loro catene di approvvigionamento in modo efficiente. Uber, invece, noto fornitore di servizi di trasporto, beneficiando delle informazioni estratte dai dati riguardanti la domanda è stato in grado di elaborare strategie di gestione della stessa ma non solo, ha migliorato il processo di *routing* (instradamento) delle auto, per ridurre al minimo i tempi di prelievo e ottimizzare l'esperienza cliente relativamente alla mobilità (Woodie, 2015). Bakhshi e Mateos-Garcia (2012), poi, hanno condotto uno studio empirico su 500 imprese britanniche che operano on-line in vari settori, e hanno proceduto dividendo il campione di dati in due categorie: le imprese data-driven decision making e le imprese experience-driven. Hanno scoperto che le imprese data-driven presentano un livello più alto di innovatività poiché lanciano nuovi prodotti e servizi e apportano cambiamenti dirompenti ai loro processi aziendali. Come visto in letteratura, i big data diventano l'occasione da sfruttare per ricavare conoscenza da nuovi ed emergenti tipi di contenuti, per rendere le aziende più

agili e permettere loro di rispondere alle domande che prima erano considerate di là della loro portata. E soprattutto permettono di cambiare l'approccio nella gestione aziendale: si passa dall'*intuitus* del top management (Mauboussin, 2012) ad una cultura del decision-making supportata dai dati, cioè da una visione in cui un ruolo importante è rivestito dall'esperienza e dalla capacità di fare previsioni corrette sugli sviluppi del settore da parte dei vertici aziendali, ad una concezione secondo la quale i principali driver nel prendere le decisioni saranno i risultati delle analisi dei dati effettuate dagli analisti ed esperti del settore. Il report globale condotto da Capgemini<sup>4</sup> sull'impiego dei big data a supporto del processo decisionale delle aziende rivela che due terzi dei dirigenti ritengono che le loro società siano "data-driven" e asseriscono che la raccolta di dati e la loro analisi siano a supporto della strategia aziendale e dell'adozione delle decisioni *day-by-day*. Vale a dire che i dirigenti che basano il loro giudizio puramente sulla combinazione di istinto ed esperienza sono sempre meno. Più della metà (54%) afferma che le decisioni manageriali basate unicamente su intuizione o esperienza sono viste sempre più con sospetto e il 65% dichiara che un numero sempre più crescente di decisioni, oggi, si basa su "hard analytic information". Il processo decisionale ha subito, quindi, una chiara evoluzione e si introduce quella che Manyika et al. (2011) chiamano scienza del management, che di fatto è completamente basata su dati empirici. L'obiettivo principale di questa scienza è quello di migliorare le capacità decisionali dei manager (Provost e Fawcett, 2013) avendo ora a disposizione una sorta di processo scientifico sul quale fare affidamento e che parte dalla formulazione di ipotesi, per poi passare alla realizzazione di esperimenti per testarle, e la conseguente analisi rigorosa dei risultati quantitativi prima di prendere una decisione. È necessario, quindi, in questo contesto aziendale, sviluppare un vero e proprio orientamento condiviso che tenga conto di una visione basata sui processi per identificare le fasi principali dell'analisi dei dati e per capire come l'uso degli analytics possa riformulare i modelli di business tradizionali e l'intera catena del valore. Adottare una

---

<sup>4</sup> Un report globale condotto da Capgemini sull'impiego dei Big Data a supporto del processo decisionale delle aziende rivela che 9 dirigenti d'azienda su 10 ritengono che i dati rappresentino, per importanza, il quarto fattore di produzione, fondamentale al pari della terra, del lavoro e del capitale. Lo studio è stato effettuato su più di 600 dirigenti di livello C, alti dirigenti e leader nel campo dell'information technology in tutto il mondo, operanti principalmente nei settori consumer goods & retail, servizi finanziari, tecnologia, servizi professionali, produzione, healthcare, farmaceutico.

prospettiva a catena, infatti, permette di analizzare sia le attività che vengono influenzate (ed eventualmente migliorate) dall'adozione dei big data e della big data analysis, sia i processi aziendali che si occupano di tali attività per capirne le interdipendenze. La trasformazione e l'integrazione dei processi, lo sviluppo delle competenze, il mantenimento dell'esperienza e delle risorse umane, la garanzia della qualità dei dati, sistemi flessibili, la collaborazione, lo scambio di conoscenze, la qualità dei decisori, la costruzione della fiducia e la gestione delle relazioni sono tra i fattori chiave trovati in letteratura (Polese et al., 2019). Tutti questi fattori influenzano la qualità del processo decisionale e quindi, per migliorare la qualità dello stesso è necessaria una comprensione olistica di tutti questi fattori intervenienti (Janssen et al., 2017). La sfida principale riscontrata, quindi, non è stata la gestione del volume da un punto di vista tecnologico, ma la capacità di comprendere i big data e di usare la big data analysis per creare valore affrontando la varietà, la velocità, la veridicità e la validità dei dati e di conseguenza dalla capacità di gestire la catena del valore dei big data (Janssen et al., 2017). Prima di partire con l'idea di arrivare ad un processo decisionale che viene guidato dai dati è importante fermarsi un attimo e pensare alla propria strategia e chiarire cosa sta cercando di raggiungere l'azienda, quali sono gli obiettivi principali. Per fare questo bisogna identificare quali aree di business, quali elementi all'interno dei processi sono i più importanti per raggiungere gli obiettivi aziendali, perché solo così si può arrivare a definire esattamente "cosa l'azienda ha bisogno di conoscere". Il passo successivo è identificare quali sono i dati a cui è necessario accedere o che bisogna acquisire per rispondere a questo bisogno di conoscenza (Ross et al., 2013). È davvero importante capire che nessun tipo di dato è intrinsecamente migliore o più prezioso di un altro e il modo migliore per procedere è identificare i dati ideali che permetteranno di prendere decisioni informate per raggiungere gli obiettivi strategici prefissati. Di conseguenza bisogna valutare quali sono le migliori opzioni per la raccolta di dati, in base alla facilità con cui i dati possono essere raccolti, alla rapidità e al costo effettivo che comporta la raccolta. Gran parte del lavoro successivo, ovvero passare alla raccolta del dato, si traduce nella creazione dei processi e nella gestione delle persone che saranno deputati alla raccolta e che gestiranno i dati. È necessario analizzare i dati al fine di estrarre informazioni utili sul

business. È qui che entra in gioco la *Business Intelligence* (Chen et al., 2012; Minelli et al., 2013), per permettere a questi dati di essere organizzati e presentati in forma visuali, in modo che siano comprensibili al management e utili per prendere le successive decisioni. È necessario assicurarsi che le informazioni acquisite dai dati vengano utilizzate per informare, poi, coloro che devono assumere le decisioni nel momento giusto del processo decisionale e, in definitiva, aiutarli a migliorare le prestazioni, a trasformare i dati in azioni.

Da questa rassegna di ricerche sul tema risulta chiaro che, non solo l'intero sistema informativo aziendale dovrebbe essere rivisto per favorire l'uso e la raccolta dei dati, ma anche l'interiorizzazione di una cultura aziendale orientata ai dati dovrebbe essere diffusa ad ogni livello organizzativo. Ed è forse il miglior percorso da utilizzare per aumentare – attraverso questi grandi dati - la conoscenza sulle loro imprese e trasformarla per migliorarne le prestazioni e l'intero processo decisionale (Gupta e George, 2016; Waller e Fawcett, 2013).

### **1.3 Il Data-driven approach e i dati come risorsa strategica per la creazione di valore**

La riconosciuta necessità di rileggere i modelli di business attraverso l'applicazione di nuove tecnologie (Zhan et al., 2018) in grado di rilevare come agire con i dati in ogni fase del processo decisionale aziendale in modo incrementale nonché di trasformare i dati in conoscenza e vantaggio competitivo, porta alla proposizione - negli studi di management - dell'approccio data-driven (Badinelli et al., 2012; Hagerty, 2014; Simone, Barile, & Calabrese, 2018). Questo approccio permette di combinare costantemente le attività di ricerca e raccolta dati con la loro corretta interpretazione portando a trasformare i dati in informazioni e, attraverso processi incrementali di scambio, in conoscenza e valore (Troisi et al., 2018). Il data-driven decision-making (DDDM, LaValle et al., 2011; McAfee & Brynjolfsson, 2012; Brynjolfsson, Hitt, & Kim, 2011) è una vera e propria ideologia che concepisce i dati come una risorsa strategica, e richiede il ruolo attivo della leadership nel promuovere una cultura orientata all'innovazione e ad un'attenta gestione dei dati tramite l'inquadramento dell'analisi dei big data in ogni fase del processo decisionale. Sulla base di una rielaborazione critica dei contributi proposti in letteratura (Ciasullo et al., 2021;

Polese et al., 2019; Lange e Drews, 2020) è stato possibile individuare le dimensioni chiave dell'approccio data-driven che sono: 1) diffusione di una cultura data-driven; 2) efficace ecosistema data-driven; 3) *sensing, act* e miglioramento continuo (Ciasullo et al., 2021; Demirkan e Spohrer, 2015).

La prima dimensione (cultura data-driven) è caratterizzata da una mentalità che concepisce i dati come risorse strategiche e che propone i dati, piuttosto che l'intuizione e l'esperienza, come base per le decisioni (Data-Driven Decision Making DDDM, LaValle et al., 2011; Brynjolfsson et al, 2011). Secondo gli studiosi Gupta e George (2016, p. 5): "l'intelligence ricavata dai dati non può che essere di scarsa utilità per un'organizzazione se i suoi manager non riescono a prevedere il potenziale degli insight appena estratti". Di fatto i manager "data-driven" dovrebbero basare le decisioni aziendali sul pensiero analitico favorito dai dati al fine di utilizzarli come forza motrice per prescrivere azioni, prevedere la complessità e "dare il via" al cambiamento (Polese et al., 2019). Essi, quindi, giocano un ruolo centrale nel successo o nel fallimento delle iniziative relative ai big data poiché si qualificano come i responsabili della creazione di una visione unificata che supporti l'adozione dei big data analytics nelle organizzazioni stesse (Rasmussen e Ulrich, 2015). Inculcare una mentalità data-driven dovrebbe essere un passaggio fondamentale da effettuare, per il top management, poiché il passaggio dall'approccio decisionale tradizionale basato sull'esperienza e l'intuito a quello guidato dai dati è impegnativo e non di facile attuazione (Wielki, 2013). L'atteggiamento del management e l'adozione di una mentalità proattiva con una forte spinta all'innovazione, potrebbe, d'altronde, favorire l'efficacia del processo decisionale basato sull'analisi dei dati e si lega alla necessità strategica di stabilire - e quindi diffondere all'interno e all'esterno dell'organizzazione - un orientamento aziendale in cui i dati rappresentano una leva strategica fondamentale per la valorizzazione delle scelte e delle decisioni ad ogni livello organizzativo (LaValle et al., 2011). Questo approccio richiede il ruolo attivo della leadership nel promuovere una cultura orientata all'innovazione e l'attenzione alla gestione dei dati in ogni fase del processo decisionale.

Pertanto, alla luce della rilevanza della dimensione umana e manageriale, le principali leve strategiche della prima dimensione evidenziata in letteratura dell'approccio data-driven sono: 1) impegno manageriale; 2) gestione del

cambiamento. L'impegno manageriale nei progetti di big data contribuisce alla generazione di una cultura data-driven attraverso la condivisione dei giusti valori in tutta l'organizzazione (Adrian et al., 2018). L'impegno attivo dei manager che diffondono in tutta l'organizzazione una cultura basata sui dati è in grado di far aumentare la motivazione dei dipendenti e può potenziare le attività di acquisizione dei talenti, l'acquisizione dei dati e i sistemi di gestione degli stessi affrontando le esigenze tecnologiche dell'azienda. Inoltre, l'impegno manageriale può mitigare significativamente le barriere culturali e tecnologiche alle strategie dei big data, le quali si qualificano come i maggiori ostacoli al cambiamento. Trasformare un'azienda perché diventi data-driven (incentrata sui dati) rappresenta un grande cambiamento in quanto richiede un approccio bottom-up, nonché un pensiero induttivo. Le persone devono osservare i fenomeni per poter sviluppare delle ipotesi da testare e questo richiede differenti sforzi che riguardano il liberarsi dai pregiudizi, abbandonare gli stereotipi e focalizzarsi sulla componente più importante: l'innovatività.

La gestione del cambiamento, poi, si concentra sul coinvolgimento delle varie parti interessate, valutando la prontezza dell'organizzazione in caso di cambiamento nell'ambiente di business, cercando di facilitare la formazione dei dipendenti per andare incontro alle loro esigenze di apprendimento. L'idea principale da perseguire, nei processi di gestione del cambiamento relativamente all'implementazione dei big data, è quella di concentrarsi su vittorie a breve termine nelle fasi iniziali, di essere capaci di valorizzare i benefici derivati e costruire su successi incrementali per diffondere il processo decisionale basato sui dati nella cultura dell'organizzazione (Lamba e Sing 2018). La gestione del cambiamento è fondamentale per il successo dei big data. Negli anni precedenti, infatti, circa il 60% dei progetti di big data non andava oltre la fase iniziale e/o quella di sperimentazione a causa della mancanza di un cambiamento di mentalità e nella cultura organizzativa (Laney e Gartner Inc., 2012). Le organizzazioni investono molto per diventare sempre di più basate sui dati, tuttavia, solo l'8% riesce a rendere l'analisi efficacemente scalabile in modo da produrre valore con i propri dati (Bisson et al., 2018). Ciò emerge anche da uno studio IDC del 2018<sup>5</sup>, che ha osservato come, sebbene le organizzazioni abbiano investito migliaia di

---

<sup>5</sup> Consultabile su [Digital Transformation Is Not About Technology \(hbr.org\)](https://www.hbr.org)

miliardi di dollari per modernizzare la propria azienda, queste iniziative si siano rivelate fallimentari poiché la priorità veniva data esclusivamente agli investimenti relativi all'infrastruttura tecnologica, senza costruire una cultura dei dati a supporto della stessa. New Vantage Partners (2020)<sup>6</sup> ha recentemente riportato che il 98,6% degli *executive* segnala che la propria organizzazione ambisce a una cultura data-driven, ma solo il 37,8% la implementa effettivamente. Per diventare un'organizzazione basata sui dati, quindi, occorre investire sia in una cultura dei dati, sia sulla tecnologia per cambiare il modo di prendere le decisioni. Grazie alla cultura dei dati e alla tecnologia adeguata, le persone possono fare domande, testare le idee e basarsi sui dati, non solo sull'intuito, per decidere, migliorando la propria organizzazione e sé stessi grazie all'estrazione di *insight* dai dati e al continuo e dinamico adattamento ai cambiamenti ambientali (Medina-Borja, 2015).

Per quanto riguarda la seconda dimensione dell'approccio data-driven (data-driven ecosystem) ci riferiamo ai processi, alle attività, ai ruoli che devono essere progettati per estrarre valore reale dai big data. Questa dimensione si divide in due sottodimensioni riguardanti: 1) l'infrastruttura tecnologica integrata, e 2) le risorse umane necessarie e di conseguenza le capacità e competenze di elaborazione dei dati.

Con riferimento all'infrastruttura tecnologica integrata, dai paragrafi precedenti è emerso che quantità, complessità ed eterogeneità sono alcune delle caratteristiche dei big data che, accompagnate alla necessità di essere analizzati in tempo reale, rendono obsolete le vecchie tecnologie di data warehousing e impongono nuovi approcci architetturali. Da un punto di vista tecnologico (Järvinen & Karjaluoto, 2015), quindi, è necessario implementare un'adeguata architettura (infrastruttura integrata) che permetta di raccogliere, estrapolare e gestire le informazioni aumentando l'accessibilità dei dati e riducendone la complessità (Chaffey e Patron, 2012). Le tecnologie relative ai big data non sono state sviluppate in maniera isolata, e mostrano numerose sinergie con altre tipologie di tecnologie sviluppate parallelamente. Le aziende che desiderano avvantaggiarsi della rivoluzione dei big data devono capire il modo in cui sfruttarle sinergicamente con i big data per poter aggiungere valore ai propri modelli di business. Come detto

---

<sup>6</sup> Consultabile su [https://c6abb8db-514c-4f5b-b5a1-fc710f1e464e.filesusr.com/ugd/e5361a\\_579e07bcb351420fb9c24f28237fc6f5.pdf](https://c6abb8db-514c-4f5b-b5a1-fc710f1e464e.filesusr.com/ugd/e5361a_579e07bcb351420fb9c24f28237fc6f5.pdf)

prima le organizzazioni orientate ai big data dovrebbero selezionare e combinare armonicamente le tecnologie e le tecniche di big data più appropriate per creare un ecosistema guidato dalla tecnologia (Saggi e Jain, 2018; Barile et al., 2017), dove l'estrazione della conoscenza in una forma interpretabile e appropriata può migliorare il processo decisionale. In estrema sintesi questo significa:

- disporre di un'infrastruttura scalabile in grado di processare grandi moli di dati in tempo reale nella fase di raccolta dei dati;
- fare affidamento su architetture in grado di coniugare elaborazione in tempo reale e batch nella fase di analisi;
- implementare soluzioni in grado di gestire le più svariate fonti informative e garantirne l'immediata disponibilità nella fase di conservazione dei dati.

I principali strumenti di questa infrastruttura tecnologica integrata per l'analisi dei big data sono:

- Internet of Things: combinazione di dispositivi fisici e mobili connessi per lo sviluppo e la diffusione di sistemi informativi che integrano la raccolta, l'integrazione e la diffusione delle informazioni (Brous et al., 2019; Jonoski et al., 2010) tra di essi e tra diversi ecosistemi (dalle smart cities allo smart healthcare, ecc.);

- Sistemi di storage: cloud computing e database relazionali o non relazionali (SQL o NoSQL) che permettono di archiviare informazioni utili (dati degli utenti, ordini di acquisto, recensioni) per estrarre conoscenze rilevanti per il miglioramento della qualità e della relazione con gli utenti (Storey e Song, 2017; Lamba e Singh, 2018). L'integrazione fra i dati raccolti da sistemi diversi (da quelli strutturati dei *system of records* a quelli destrutturati dei *system of engagement* che siano fruiti *on premise* o in cloud o in ambienti ibridi) è un elemento cardine di questa infrastruttura integrata. Per lavorare con i big data, viene infatti ridefinito il concetto di data warehouse in "un insieme specializzato e coerente di data repository e piattaforme in grado di sostenere un'ampia varietà di analisi eseguibili on premise, via cloud o in un ambiente ibrido ed in grado di sfruttare sia le tradizionali tecnologie sia quelle nuove specificamente relative ai big data, come Hadoop, Spark, data warehouse colonnari e row-based, ETL, streaming e framework elastici di elaborazione in memory e di storage" (Forrester TM, 2017).

- Tecniche di machine learning o linguaggi di programmazione come *Python* (linguaggio dinamico orientato agli oggetti) o *R* (ambiente di sviluppo specifico per l'analisi statistica dei dati): predictive analytics, data mining e altre tecniche che richiedono apprendimento statistico e network science per convertire le risorse di dati in conoscenza utilizzabile (Suthaharan, 2014; Archetti et al, 2015);
- Sistemi di cognitive computing: sistemi di apprendimento automatico che permettono di prendere decisioni grazie a meccanismi di apprendimento circolare e permettono alle macchine di comunicare con gli operatori in linguaggio naturale. Alcune tecniche specifiche come i sistemi di supporto alle decisioni (DSS), lo scenario e la logica fuzzy supportano il processo decisionale umano e guidano il problem solving individuando corsi di azione alternativi a partire dai dati (Chen et al., 2016).

Per incorporare dati e analisi nei cicli decisionali, quindi, molte aziende devono attenzionare, come visto fino ad ora, due dimensioni principali: la prima incentrata sulla cultura aziendale relativa ai dati, la seconda invece focalizzata sulla creazione di un ecosistema data-driven efficace in grado di supportare attraverso la tecnologia e le giuste competenze l'analisi di una grande quantità di dati. Per quanto riguarda, appunto, la seconda sottodimensione dell'ecosistema data-driven, per estrarre informazioni rilevanti dai dati è necessario l'intervento umano attraverso l'applicazione di competenze tecniche e manageriali (Chen et al., 2013; Gupta & George, 2016) che possano trasformare i dati in informazioni orientate, conoscenza finalizzata e nuovo valore. Concentrarsi sullo sviluppo delle capacità all'interno dell'azienda e sulla loro formazione sembra essere la chiave per sfruttare al massimo le opportunità che provengono dai Big data e dalla loro analisi. In linea con la considerazione dei big data come asset strategico Gupta e George (2016) sostengono che il vantaggio competitivo può essere creato e sostenuto non solo grazie alla "semplice" adozione di analytics ma attraverso la costruzione e combinazione di capacità legate all'utilizzo dei big data. Le imprese devono adottare un insieme integrato di risorse per creare capacità uniche, difficilmente imitabili e che possano favorire il raggiungimento di maggiori performance e distintività. Per utilizzare i big data è necessaria una vasta gamma

di competenze che possono essere classificate in due aree principali: 1) hard skills: competenze tecniche, analitiche e manageriali; 2) soft skills: competenze comunicative, interazionali e creative. Le organizzazioni orientate ai big data hanno bisogno, da un lato, di acquisire nuove competenze e talenti e, dall'altro, di arricchire e sviluppare le conoscenze esistenti dei dipendenti. I nuovi e i "vecchi" dipendenti dovrebbero possedere un insieme differenziato di competenze che possono andare da quelle tecniche, analitiche e di governance a quelle relazionali (Davenport et al. 2012; Kiron et al. 2014; Schroeck et al. 2012). Le principali competenze "hard" individuate dalla letteratura sono:

- competenze tecniche: buone conoscenze e capacità di trattare i big data e gli analytics (software, programmazione dei linguaggi, database, sistemi cloud) e di estrarre informazioni rilevanti dall'analisi;
- competenze analitiche e metodologiche: interpretare l'analisi in linea con gli obiettivi strategici per identificare soluzioni per il miglioramento del servizio/prodotto o delle performance;
- competenze organizzative: coordinamento dei processi decisionali data-driven a tutti i livelli dell'organizzazione per far sì che i dipendenti dei diversi reparti interiorizzino gli obiettivi strategici generali e allineino l'analisi dei dati all'obiettivo aziendale.

Come sostenuto da McAfee e Brynjolfsson (2012) e Kiron et al. (2014), dopo aver raccolto l'enorme quantità di big data, questi dovrebbero essere selezionati e analizzati attraverso competenze tecniche e analitiche o (competenze cognitive, metodologiche e statistiche). Inoltre, per promuovere la collaborazione interfunzionale nell'implementazione delle strategie di big data analytics, è stata sottolineata l'importanza di costruire team multi-specializzati e gestirli adeguatamente. Quindi, i manager dovrebbero possedere le conoscenze generali sui data analytics e dovrebbero integrarli efficacemente nei processi decisionali (Zettelmeyer, 2015).

Le soft skills sembrano non influenzare direttamente l'analisi dei big data ma possono essere considerate come fattori critici per l'efficacia dell'interpretazione dei dati e l'estrazione della conoscenza. Si possono rilevare tre tipi di soft skills:

- competenze creative: la capacità di trasformare i dati in informazioni che possono essere trasformate in conoscenza per sviluppare apprendimento e

creatività in un processo circolare di costante miglioramento. L'interpretazione dei dati dovrebbe consistere nell'estrazione di conoscenze e intuizioni innovative dalla sintesi delle informazioni per sviluppare nuove strategie, lo sviluppo di nuovi servizi e l'innovazione potenziale;

- competenze comunicative: capacità di spiegare i risultati analitici raccolti dall'analisi dei big data per semplificare il processo aziendale e facilitare la comunicazione (Aiken e Gorman, 2013). La costituzione di un team multiskilled facilita la comunicazione in tempo reale dei dati e dei risultati tra manager e personale tecnico e può aiutare i manager a trasformarli in decisioni aziendali (Mayhew et al., 2016);

- competenze interazionali: capacità di relazionarsi, cooperare e comunicare con soggetti interni ed esterni (Thirathon et al., 2018) comprendendo le esigenze dei clienti interni, collaborando e contribuendo ai risultati del team, negoziando e risolvendo conflitti e comunicando efficacemente problemi e soluzioni.

Per gestire meglio la conoscenza estratta e aumentare il valore, la semplice detenzione di risorse di valore, però, non basta in quanto è il particolare modo in cui tali risorse sono tra loro combinate che conferisce ad un'organizzazione un vantaggio sui suoi competitor. Efficienza dei processi e Knowledge Management (KM<sup>7</sup>) costituiscono i pilastri di questa dimensione.

Chen et al. (2014) sostengono che le imprese possono usare i big data analytics per generare conoscenza per migliorare la competitività e generare benefici per l'intera catena del valore: dalla previsione del comportamento dei consumatori, all'ottimizzazione dei prezzi e la semplificazione della logistica. L'analitica dei grandi dati aiuta a capire ed estrarre conoscenze preziose dagli enormi volumi di dati, e questa conoscenza può essere utilizzata per migliorare le prestazioni di molti e diversi processi in un'organizzazione (Sumbal et al., 2017). Ecco che si estrinseca il collegamento tra big data e KM, grazie al potenziale, che i grandi dati hanno, di generare valore e alla loro capacità di migliorare i processi organizzativi attraverso la conoscenza estratta. Di conseguenza, come affermano Teece et al. (1997), l'uso dei grandi dati può essere definito come la capacità delle

---

<sup>7</sup> Secondo Filippini, Güttel e Nosella (2012), le iniziative di gestione della conoscenza sono "caratterizzate da un insieme di metodi (descrizioni formali di obiettivi e compiti), ruoli (strutture sociali e responsabilità), risorse (risorse umane, tempo e infrastrutture) e routine organizzative che permettono un apprendimento esplorativo o esplorativo" (p. 318).

organizzazioni di determinare l'assorbimento della conoscenza non sfruttata estratta dai dati e dedurre relazioni generalizzabili di causa-effetto per migliorare le prestazioni. Un altro obiettivo della gestione della conoscenza è quello di integrare e analizzare le informazioni da diverse prospettive per un valido processo decisionale (Lamont, 2012). Allo stesso modo, le organizzazioni vogliono anche che i dati siano coerenti e in una forma integrata perché allora è più facile estrarre la conoscenza da essi (LaValle et al., 2011). La volontà di trasformare i dati raccolti in informazioni e, quindi, in un flusso di conoscenza che circonda il processo aziendale porta all'introduzione del concetto di ambiente data-driven. Per sfruttare le opportunità offerte dai big data, un'organizzazione dovrebbe cambiare il suo ambiente per riformulare il processo e creare un ambiente guidato dai dati per sapere su “quali dati concentrarsi, come allocare le risorse analitiche, o cosa sta cercando di realizzare in un'iniziativa data-to-knowledge (Davenport et al., 2001, p. 122). La conoscenza che ha origine dai processi di big data fornisce ai decisori la capacità di innovare e aumentare le loro prestazioni guadagnando un vantaggio competitivo contro i rivali.

Infine, relativamente all'ultima dimensione (sensing, act e miglioramento continuo) la circolarità dell'approccio data-driven mostra la necessità che i business leader “vedano” e “sentano” gli scenari di mercato per capire quali sono le reali opportunità aperte oggi grazie ai dati che hanno a disposizione; e che la gestione degli insight estratti, le competenze tecniche e gestionali e la creatività delle persone (Baccarani, 2011) possono portare a prendere decisioni più efficaci e dall'alto valore strategico. Questa efficacia implica agilità e un approccio olistico, ma anche la capacità di percepire la potenzialità dei dati nel contesto aziendale. Richiede una progettazione collaborativa, che permette di “vedere” e “imparare” a tutti i livelli del modello di business e della sua rete, ma anche convertire l'apprendimento in un'azione collaborativa di innovazione. Può dare vita alla reinterpretazione del ciclo decisionale grazie alle diverse fasi di analisi dei big data, attraverso il compimento delle seguenti fasi: generazione dei dati, acquisizione dei dati, archiviazione dei dati, advanced data analytics, data visualization e decision-making per la creazione di valore (Saggi e Jain, 2018). Non è sufficiente ottenere buone idee e concetti, devono anche essere implementati e sviluppati sul mercato. Secondo questa prospettiva, inoltre, un uso

efficace dell'analisi e dell'analytics dei big data dovrebbe essere raggiunto solo attraverso l'elaborazione di strategie esplicite per guidare le attività analitiche e attraverso la progettazione di una struttura e un processo adeguati che consentano l'applicazione degli strumenti tecnologici (Fan et al., 2015). La leva fondamentale per eseguire l'integrazione strategica dei big data nei processi aziendali è il supporto del top management, considerato un fattore organizzativo che incide sull'efficacia dell'adozione dei nuovi processi decisionali guidati dai dati. I manager dovrebbero possedere il pieno controllo dell'organizzazione per sostenere l'uso degli analytics in linea con gli obiettivi strategici e per incoraggiare e promuovere il processo decisionale guidato dagli analytics sulla base delle informazioni e degli insight forniti dalle piattaforme. Attraverso un atteggiamento di sostegno, i manager possono stabilire una cultura orientata all'analitica consentendo agli utenti aziendali di esplorare i dati e generare intuizioni attuabili che possono impiegare prontamente per migliorare la pianificazione aziendale, i processi e l'impegno con i consumatori (Daradkeh, 2019). Questa efficacia può migliorare costantemente nel tempo perseguendo il vantaggio competitivo sostenibile, e il miglioramento continuo. In breve, le decisioni basate sui dati, vale a dire data driven decision making (DDDM), sono processi che coinvolgono sia la capacità di raccogliere e interpretare i dati, sia quelli di misurarli; quindi, "sensing" e infine di tradurli in business benefit, vale a dire "act".

#### **1.4 I dati come fonte di innovazione: la Data Driven Innovation**

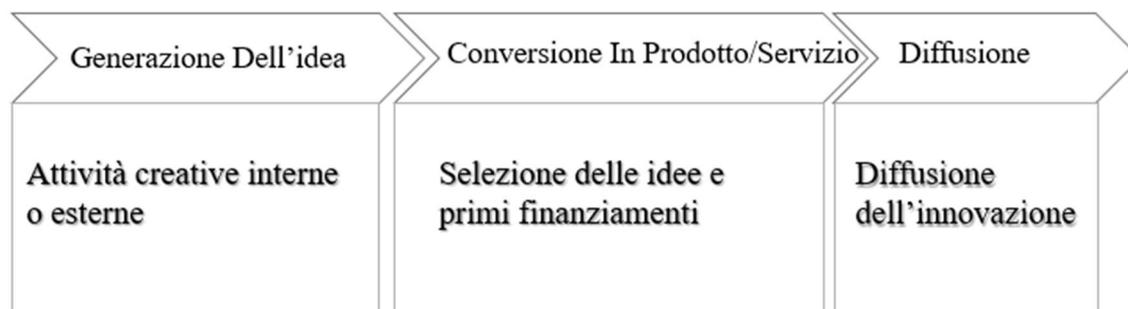
Il ruolo dei big data nella letteratura sul management è multiforme. Come presentato nei paragrafi precedenti, gli studiosi si sono concentrati principalmente sul loro ruolo nel miglioramento del processo decisionale (McAfee e Brynjolfsson, 2012; Sahoo et al., 2012). Le aziende, però, hanno iniziato a percepire la possibilità di utilizzare le informazioni estratte dai big data come una risorsa critica per differenziarsi all'interno del loro settore (LaValle et al., 2011) e poco dopo, diverse discipline hanno iniziato a prestare attenzione al fenomeno, studiandone le potenziali applicazioni in diversi campi, come il marketing (Chau e Xu, 2012; LeeFlang et al., 2014), il customer engagement (Sahoo et al, 2012; Xie

et al., 2016) o la supply chain (Moretto et al., 2017). Più in generale, il concetto di big data è passato da un dibattito puramente tecnologico a uno manageriale, vedendo, nella possibilità di creare valore con la trasformazione di tali dati in asset, una sfida fondamentale (De Mauro et al., 2016; Furtado et al., 2017). In seguito, gli studiosi hanno sottolineato la possibilità di sfruttare questo tipo di dati per promuovere l'innovazione, sfruttando diverse fonti di dati sia interne che esterne all'azienda (Sorescu, 2017).

Per innovazione si intende l'introduzione di nuove modalità di progettazione, di produzione o vendita di beni o servizi; significa fondamentalmente creare un cambiamento positivo nello stato di cose esistente o, in linea con il significato letterale della parola, alterare l'ordine stabilito delle cose per crearne di nuove. Per Hansen e Birkinshaw (2007), innovare è la capacità di generare, sviluppare e diffondere nuove idee attraverso un modello di processo integrato, simile al processo attraverso cui la materia prima viene trasformata in prodotti utilizzabili (Porter, 1987). La sfida per produrre nuove idee e ricavarne degli utili è chiaramente diversa da azienda ad azienda. Un'impresa può eccellere nel trovare delle buone idee, ma avere poi un sistema di trasmissione al mercato debole e non efficace. Un'altra può essere eccezionale nei processi di finanziamento e lancio di nuovi prodotti, ma essere poco efficace nel produrre concetti da sviluppare. Gli autori affermano che è di fondamentale importanza capire le specifiche carenze del sistema innovativo della propria azienda e propongono, allora, un quadro di riferimento per la valutazione delle performance delle innovazioni: la «catena del valore dell'innovazione».

Questa catena è formata da tre fasi principali (vedi figura 1): 1) la generazione dell'idea, 2) la conversione in prodotto e, 3) la diffusione. Queste fasi si sostanziano a loro volta in attività critiche da realizzare, come la ricerca delle idee nella propria unità, in altre unità o all'esterno; la selezione delle idee; il finanziamento delle stesse; e infine la promozione e diffusione delle idee in tutta l'azienda. Utilizzando questo quadro di riferimento, i manager potrebbero essere in grado di acquisire una visione più completa riguardante i loro sforzi dedicati all'innovazione. Potrebbero, altresì, identificare i punti deboli e adattare le *best practice* nel modo migliore per rinforzarli.

**Figura 1.** “Catena dell’innovazione”



Fonte: Adattato da Hansen e Birkinshaw (2007) – Innovation value chain

Ritornando al modo in cui i big data possono favorire l’innovazione, sembra chiaro che un percorso verso l’innovazione abbia inizio a partire da buone idee, ma come è possibile svilupparne? In questa fase possono intervenire i big data poiché si può generare conoscenza attraverso dati disponibili ed accessibili. Questa conoscenza può essere sintetizzata e utilizzata per creare nuove informazioni, idee e proposte di valore. Le tecnologie aziendali disponibili, infatti, possono essere utilizzate per convertire i dati in informazioni che vengono poi utilizzate in innovazioni di prodotto, di processo o di comportamento. Nella fase di conversione le idee principali vengono selezionate quando sono abbastanza mature e non richiedono un ulteriore sviluppo, oppure quando sono state sviluppate in una soluzione già accettabile per il mercato. Queste innovazioni devono poi essere diffuse nella società per formare e stabilire nuove strutture e generare diversi tipi di valore. Infine, le nuove strutture forniscono la base per nuovi dati e nuove innovazioni, e il ciclo si ripete.

Le informazioni e i dati, quindi, sono la valuta di base di tutto questo ecosistema. L’innovazione è estremamente dipendente dalla corretta gestione della conoscenza, che è un meccanismo significativo che migliora la capacità di assorbimento (Filippini, Güttel e Nosella, 2012), l’innovazione e la performance. La velocità con cui le imprese innovano sta cambiando rapidamente in seguito alle rivoluzioni tecnologiche, creando la necessità di nuove strategie di business per costruire e sostenere un vantaggio competitivo. Il vero potere legato alla

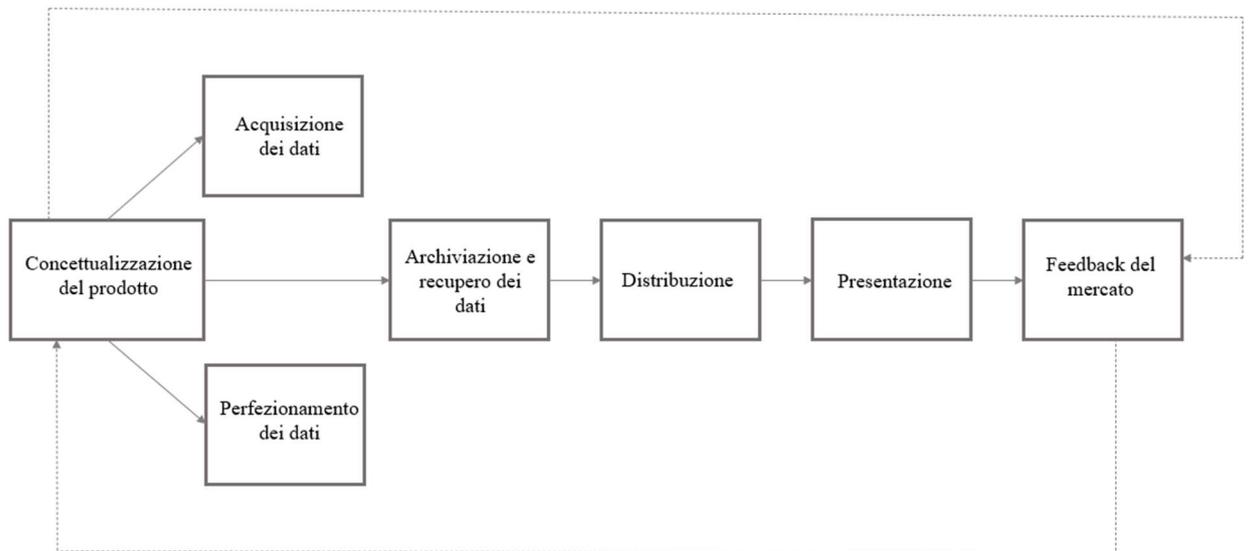
competitività delle imprese, oggi, è la loro capacità di accedere alle informazioni e creare conoscenza che abbia un reale valore (Carneiro, 2000; Bhatt e Grover, 2005), vale a dire quella conoscenza che deriva dalle informazioni fornite dai processi di analisi dei dati. La capacità di gestire, analizzare e agire sui dati diventa significativa, per non dire fondamentale, per le imprese. Pertanto, i dati si qualificano come una risorsa per le aziende e questo indica quanto sia importante per esse implementare un corretto approccio data-driven.

Nel contesto finora disegnato emerge con forza una forma di innovazione particolare: la “Data-Driven Innovation” (DDI) (Davenport e Kudyba, 2016) che si riferisce a tecniche e tecnologie per l’elaborazione e l’analisi dei big data, e che può rappresentare il metodo per innovare utilizzando un processo decisionale basato sui dati, laddove i dati forniscono la conoscenza dei processi, dei clienti, del capitale umano e della tecnologia, significative e necessarie per l’impresa. La DDI mira a fornire applicazioni innovative che possono risultare in vantaggi strategici. Queste applicazioni sono generate dall’analisi dei dati che guidano le prestazioni aziendali e i processi decisionali (Davenport, 2013; Stone & Wang, 2014). La ricerca sull’innovazione guidata dai dati (DDI) ha guadagnato slancio di recente, e viene identificata come la nuova fonte di “distruzione creativa” (Schumpeter, 1950, p. 83), capace di destabilizzare gli equilibri esistenti, portando in auge nuovi modelli di business e decretando, al contempo, l’obsolescenza di quelli fino ad ora predominanti. McAfee et al., (2012) hanno identificato nell’emergenza del fenomeno della DDI la nuova rivoluzione del management, il quarto paradigma della scienza (Strawn, 2012), che consiste nel navigare in un mare sconfinato di dati alla ricerca di ordine e regolarità non ancora visibili, non ancora previsti dalle teorie, una navigazione interdisciplinare capace di generare nuova conoscenza, la prossima frontiera per l’innovazione, la competizione e la produttività (Manyika et al., 2011). Infatti, Wixom e Ross (2017) raccomandano di abbracciare la DDI per migliorare i processi aziendali interni e le decisioni e per trasformare i prodotti e le offerte di servizi principali.

La DDI si basa molto su un metodo creativo e dinamico per soddisfare le mutevoli esigenze dei consumatori (Im et al., 2013) in un momento in cui la domanda di novità da parte dei consumatori non è mai stata così alta. I passaggi chiave della DDI sono identificati come concettualizzazione del prodotto, acquisizione dei

dati, perfezionamento dei dati, archiviazione e recupero, distribuzione, presentazione e feedback del mercato (Akter, Hossain, Lu, & Shams, 2021; Davenport & Kudyba, 2016) (vedi figura 2).

**Figura 2.** Fasi della Data-Driven innovation



Fonte: Adattato da Akter et al., (2021) – Data-Driven Innovation Phases

La concettualizzazione dei bisogni del mercato è il punto di partenza da cui poi si sviluppano i passi successivi atti a raggiungere la soddisfazione dei consumatori. Per soddisfare il consumatore, infatti, le aziende hanno bisogno di prestare attenzione al mercato, studiare in dettaglio la situazione e poi di fornire nuovi prodotti basati sui dati raccolti concentrandosi sulle sue esigenze (Chen, 2015). L'acquisizione dei dati, poi, è il passo successivo e riguarda la cattura di dati strutturati e non strutturati da tutte le possibili fonti interne ed esterne (Cohen, Dolan, Dunlap, Hellerstein, & Welton, 2009; Dwoskin, 2015; Michael & Miller, 2013). Vi è poi la fase del perfezionamento dei dati (Boiten, 2016), necessaria per far emergere i vantaggi dei big data, e per produrre risultati che includano un'innovazione di successo. In questa fase, attraverso il raffinamento dei dati grezzi strutturati e non strutturati, viene prodotto un modello astratto che porta a una struttura dati implementabile (Chen & Udding, 1989; Wirth, 2001). Successivamente, il ciclo si concentra sulle fasi di archiviazione, distribuzione, presentazione e feedback da parte del mercato, al fine di fornire prodotti e/o servizi innovativi basati sui dati. L'archiviazione e il recupero dei dati richiedono una robusta piattaforma di gestione per gestire efficacemente la varietà, la velocità

e il volume dei dati (Koulouzis et al., 2019; Wang et al., 2018; OMara, Meredig, & Michel, 2016). Il modello di distribuzione dei dati dovrebbe, poi, favorire il rapido apprendimento e la risoluzione dei problemi attraverso il *problem solving* collaborativo (Sultana et al., 2021). La distribuzione dei prodotti basati sui dati attraverso il Cloud, per esempio, ha permesso alle organizzazioni di raccogliere i benefici dell'agilità, riducendo la complessità e accelerando il *time to value*. Infine, la fase di presentazione è fondamentale: un'organizzazione deve combinare un business unico e un modello operativo coerente, caratterizzato da un certo insieme di capacità analitiche che supportano la presentazione e la monetizzazione i dati ai suoi stakeholder (Wixom & Ross, 2017). Una piattaforma unificata in cui condividere i dati nei confini organizzativi è molto utile per la presentazione dei prodotti/servizi innovativi basati sui dati ai gruppi di stakeholder designati (Sultana et al., 2021). La fase finale della DDI è il feedback del mercato, attraverso l'interazione dei prodotti o dei servizi con il segmento target identificato, sia come gruppo che come individuo. Le aziende hanno bisogno di sfruttare, in modo appropriato, diversi metodi e canali per raccogliere intuizioni preziose sui loro prodotti/servizi su base continua. Ecco che diventano necessarie piattaforme di feedback dei consumatori (Hasson, Piorkowski, & McCulloh, 2019; Wei, Shi, Li, & Chen, 2020), analisi delle valutazioni estrapolate dai social media, indagini di mercato (Grewal, Hulland, Kopalle, & Karaha, 2020), blog e forum interattivi (Zeidler, 2015). Per esempio, l'applicazione di tecnologie di apprendimento automatico abilitate dall'intelligenza artificiale e dall'Internet of Things (IoT) ha permesso lo sfruttamento dei feedback dei consumatori attraverso l'analisi dei dati generati dall'interazione continua (Akter et al., 2020).

Il processo riguardante l'innovazione guidata dai dati richiede, di fatto, una serie di competenze, che vanno dal perfezionamento dei dati, per convertire un modello astratto di dati in una struttura di dati implementabile (Boiten, 2016; Wirth, 2001), all'impegno con i principali stakeholder (Wixom & Ross, 2017) fino ad una efficace integrazione dei feedback e degli insight dei consumatori (Hasson et al., 2019; Wei et al., 2020) nel processo decisionale. Nel contesto dell'innovazione guidata dai dati, gli stessi manager devono costantemente vigilare ed essere attenti ad individuare, per poi eliminarli, i potenziali rischi di distorsione che possono

comportare gravi impatti negativi per gli stakeholder, compresi i consumatori (Israeli & Ascazra, 2020; Rozado, 2020). Così, Israeli e Ascazra (2020), in un ambiente che utilizza tecnologie avanzate come l'IA (Davenport, 2020; Rozado, 2020), hanno affermato l'importanza di coltivare la diversità nella *work force* responsabile dello sviluppo dell'innovazione data-driven, suggerendo di integrare, nei team di sviluppatori delle applicazioni data-driven, attori con diversi background formativi e competenze.

Il concetto di innovazione come proposta di valore al mercato conferma l'accoglimento di una visione dell'innovazione di natura ampia, sia tangibile che intangibile, sia incorporata in nuovi prodotti/servizi che in nuove modalità di approccio al consumatore, e - più in generale - in business model innovativi. Di conseguenza, per essere implementata con successo, l'innovazione strategica deve essere relazionata al modello di business poiché esso rappresenta l'anello di connessione tra la visione strategica e l'approccio progettuale innovativo. Si può affermare, alla luce di quanto visto finora, che la Data-driven Innovation (DDI) è quindi il processo di creazione e cattura del valore attraverso un modello di business una volta che è stato liberato il valore potenziale dei dati (Davenport & Kudyba, 2016). L'essenza dell'innovazione della strategia sta nel cambiare le regole del gioco, ossia cercare di avere un modello di business che veicola un valore migliore di qualsiasi altra azienda. Gli innovatori radicali invece di abbattere i competitor, infatti, li aggirano creando nuovi spazi di mercato con proprie regole. Questo significa dare importanza all'identificazione delle nuove opportunità di business per poi creare una strategia competitiva attorno alle stesse.

## Capitolo 2

### 2.1 La Business Model Innovation

Astratto o concreto, diverso e connesso alle strategie aziendali, il Business Model è un concetto presente già da molti anni nel mondo della finanza e del management in generale, ma tende a non avere una definizione univoca. Originariamente le definizioni lo associavano ad un'attività operativa per la modellazione dei sistemi nel contesto della tecnologia dell'informazione. Fu solo a metà degli anni '90 che gli studiosi dell'imprenditorialità e della strategia iniziarono ad usare il concetto di modello di business per descrivere in maniera olistica i processi aziendali chiave di un'impresa e le modalità con cui sono collegati (Zott et al. 2011). Di fatto, negli anni, la complessità del mercato ha imposto una sorta di "protocollo" nelle scelte e nelle decisioni aziendali allo scopo di consentire la massimizzazione dei profitti nel tempo, facendo diventare il business model un fattore critico di grande rilevanza nelle aziende. È importante chiarire subito che il modello di business non coincide con la strategia, ma che questi due concetti sono strettamente legati. Un business model non è altro che il riflesso delle scelte strategiche effettuate dall'organizzazione e, in quanto tale, permette l'analisi, il test, la validazione e l'esecuzione di tali scelte. In altre parole, la strategia dice cosa fare, il business model dice come farlo, permettendo di spostare la discussione dall'astratto al concreto, favorendo il dialogo tra gli attori aziendali e la creazione di un linguaggio condiviso. Una strategia di successo si caratterizza per un'elevata coerenza che si esprime a livello di ciascuno dei suoi elementi costitutivi e delle relazioni che legano tali elementi in un unico sistema. Il business model è lo strumento ideale per verificare la presenza di questo allineamento che, generalmente, produce risultati economici positivi. La capacità di anticipare e soddisfare le attese del mercato mediante una proposta di valore efficace si traduce in flussi di ricavi significativi e crescenti nel tempo. La maggior parte delle scuole di pensiero, pur affermando come i due concetti siano distinti, sostengono l'esistenza di una stretta relazione tra essi. Richardson (2008), ad esempio, sostiene che il business model, spiegando l'interazione delle attività che lo compongono, esplica l'implementazione della strategia dell'impresa. Nella stessa direzione, inoltre, Shafer et al. (2005)

identificano il business model come “il riflesso della strategia aziendale”. Essi hanno contribuito agli studi sul modello di business elaborando gli elementi raccolti dalle precedenti definizioni ritrovate in letteratura in quattro macrocategorie. Individuando ben 12 definizioni di business model, hanno estratto da queste ben 44 componenti diversi del modello di business. Questi 44 elementi identificativi sono riconducibili a scelte strategiche, creazione del valore, riappropriazione del valore e rete di valore. In seguito, gli stessi autori elaborano una nuova definizione del termine partendo dal fatto che il business è fondamentalmente correlato alla creazione del valore ed alla possibilità di appropriarsi dei ritorni economici provenienti da questo valore e che un modello è una semplice rappresentazione della realtà. Grazie a questa classificazione si evince dunque che il business model è una rappresentazione della logica core sottostante un’impresa e delle scelte strategiche volte a creare e a riappropriarsi del valore in una determinata rete del valore. “Logica core e scelte strategiche” in quanto aiuta ad articolare e assumere in modo esplicito le relazioni causa-effetto e la consistenza delle scelte attuate. “Creazione e riappropriazione di valore” riflette ciò che ogni azienda dovrebbe concretizzare per rimanere in vita per un prolungato periodo di tempo. Un’altra definizione è stata proposta da Teece (2010) secondo cui “il business model riflette l’ipotesi di cosa vogliono i consumatori, di come gli imprenditori possono rispondere a queste esigenze per venirne poi remunerati per essere stati in grado di farlo”. In definitiva, il business model consente di analizzare, testare, validare e, ove necessario, ridefinire le scelte strategiche dell’organizzazione, affinando la capacità degli attori aziendali di dominare il presente ed anticipare il futuro. Come detto precedentemente, sebbene il termine sia ampiamente presente nelle ricerche accademiche come anche nelle pratiche commerciali, spesso viene usato senza una definizione esplicita ed univoca (Osterwalder et al., 2005). Gli autori sottolineano come, nella letteratura dei modelli di business, raramente gli autori fossero concordi nel dare una definizione univoca, ci fossero spesso opinioni e rappresentazioni contrastanti e di come la ricerca sui modelli di business facesse progressi più lentamente di quello che avrebbe potuto, rimanendo spesso ad un livello superficiale. Lo stesso concetto è stato ribadito anche nel 2010 da Yunus et al. (2010), i quali hanno evidenziato come dall’analisi della letteratura accademica emergesse l’assenza di

un consenso universale sulla definizione di modello di business e ci fossero delle questioni che rimangono tuttora irrisolte (Yunus et al. 2010). Allo stesso modo, Remane et al. nel 2017 hanno dimostrato che tuttora esistono varie modalità con cui viene inteso il concetto di modello di business e che spesso sono confuse e contraddittorie, si sovrappongono e sono strutturate in maniera incoerente.

Ciò che si può affermare è che il modello di business rappresenta, innanzitutto, uno strumento molto utile che evidenzia le sinergie tra le componenti di un'azienda mettendole in relazione. In molti, nel corso di questi decenni hanno tentato di dare una definizione di business model ed è proprio sotto questo aspetto che è possibile fare una prima grande distinzione: da una parte gli autori che hanno cercato di dare una definizione più descrittiva al concetto di modello di business, evitando di imporre delle dimensioni standard; dall'altra, coloro che si sono fissati l'obiettivo di individuare quali siano le componenti principali che lo compongono.

Al primo gruppo appartengono, ad esempio, coloro che hanno affermato che il modello di business articola la logica e fornisce dati e altre prove che dimostrano come un'impresa crea e fornisce valore ai clienti. Descrive anche l'architettura delle entrate, dei costi e dei profitti associati all'impresa che fornisce tale valore. In sostanza, un modello di business non è altro che l'architettura organizzativa e finanziaria, di un'impresa (Teece, 2010). Per altri un business model è un insieme di attività interconnesse ed interdipendenti che determinano il modo in cui un'azienda "fa affari" con i suoi clienti, partners e fornitori. O anche più semplicemente, un BM è un gruppo di attività specifiche che vengono fatte per realizzare i bisogni percepiti dall'azienda o dai suoi partners, insieme alla specificazione di quali parti svolgono queste attività e di come queste attività sono connesse tra loro (Amit e Zott, 2012).

Di contro agli autori sopra citati abbiamo, ad esempio, Osterwalder et al. (2002), alcuni dei principali esponenti di questa tematica, i quali sostengono che il business model altro non è che l'architettura di un'azienda, della sua rete di partners per la creazione, la diffusione e la consegna del valore che si vuole offrire e delle relazioni con uno o più segmenti di clienti, al fine di generare un sistema di ricavi profittevoli e sostenibili. La definizione più chiara del concetto di modello di business, destinata a diventare il raccordo comune tra le rappresentazioni usate

in passato e, presumibilmente, quelle che verranno realizzate in futuro, arriva, però, nel 2010 quando gli stessi autori affermano che un modello di business è ciò che descrive la logica in base alla quale un'organizzazione crea, distribuisce e cattura il valore, riuscendo ad individuare nove elementi di base che costituiscono il loro modello di business, chiamato "Canvas": i segmenti di clientela, il valore offerto, i canali, le relazioni con i clienti, i flussi di ricavi, le risorse chiave, le attività chiave, le partnership chiave e la struttura dei costi (Osterwalder e Pigneur 2010). Per altri autori (Johnson et al., 2008), ad esempio, il business model può essere rappresentato mediante l'unione di 4 elementi interconnessi, che insieme creano e forniscono il valore: la proposta di valore per il cliente, la formula del profitto, le risorse chiave ed i processi chiave. Altri autori, invece, tendono ad essere ancora più sintetici perché qualificano il modello di business come l'unione di due sole dimensioni, anziché quattro. Ne sono esempio Lindgardt et al. (2009), che affermano che il modello di business si suddivide in proposta di valore e modello operativo. A loro volta però ognuna di queste dimensioni può essere scomposta in altre tre sottodimensioni. La proposta di valore può essere scomposta nei segmenti target, i prodotti/servizi offerti ed il modello di reddito; mentre il modello operativo può essere scomposto in catena del valore, modello di costo e organizzazione.

Nonostante nel corso degli anni ci sia stata un'evoluzione nel modo di affrontare il concetto di business model e nonostante molti autori abbiano cercato di pervenire ad un'unica definizione mediante classificazioni e concettualizzazioni, al momento la ricerca sul tema non può considerarsi conclusa. Infatti, esistono ancora troppe modalità, che spesso si sovrappongono l'un l'altra, con cui viene inteso il concetto. L'unica cosa che si può dedurre con certezza da questa analisi della letteratura è che ci sono delle definizioni di modello di business che hanno assunto una posizione di maggior rilievo rispetto ad altre e sono molto più note ed utilizzate, specialmente dai non-esperti del settore. Primo tra tutti il Business Model Canvas di Osterwalder e Pigneur (2010) che, probabilmente per la sua immediatezza visiva e la facilità di utilizzo, è diventato lo strumento più pratico ed efficace per creare o innovare un modello di business.

Dall'analisi della letteratura, quindi, si evince che ogni autore tenta di dare una propria interpretazione e di definire dei costrutti e/o delle variabili caratteristiche

che possano essere di spunto nella creazione di un business model. Tuttavia, facendo un'analisi più approfondita, è possibile notare che esistono alcune similitudini tra i vari contributi. Infatti, al di là del fatto che ogni autore utilizza dei termini diversi per definire il concetto, si possono riscontrare alcune somiglianze tra i vari lavori che fanno pensare che pian piano ci si stia dirigendo verso una visione comune. In particolare, ci sono due elementi che ricorrono frequentemente e che possono essere ritrovati nei lavori di quasi tutti gli autori. Il primo elemento è la “proposta di valore” (Morris et al., 2005; Johnson et al., 2008), detto anche “valore offerto” e che consiste in un insieme selezionato di prodotti e/o servizi che va incontro alle richieste di uno specifico segmento di consumatori. In altre parole, il valore offerto è l'insieme di benefici che un'azienda offre ai propri clienti. La proposta di valore viene menzionata, anche se con modalità diverse, in tutti i lavori di qualsiasi autore.

Ciò dimostra che, benché gli autori non siano concordi sulla definizione di modello di business, sono concordi sul fatto che esso debba soddisfare le esigenze dei consumatori offrendo valore. Il secondo elemento su cui sembra ci sia consenso generale è il “modello di profitto” o “formula di profitto” (Johnson et al., 2008; Teece, 2010; Baden-Fuller and Haefliger, 2013), ovvero come un'azienda crea valore per sé mentre fornisce valore ai consumatori. Quindi, se da una parte è importante capire qual è il valore da offrire ai clienti, dall'altra è altrettanto importante capire come ricavare valore anche per sé stessi. Si può dire che tutti gli autori nei loro contributi si focalizzano in una qualche misura sul valore per il consumatore e sul valore per l'azienda. In mezzo a questi due pilastri poi ognuno inserisce altri elementi più o meno caratterizzanti, come per esempio le relazioni con i partners ed i fornitori o i canali di distribuzione, ma sulla scelta di questi elementi “secondari” ogni autore ha la propria idea e le proprie preferenze.

Di conseguenza, è possibile affermare che la ricerca sui business model non è ancora conclusa - viste le notevoli divergenze che tutt'ora permangono nei pensieri dei vari autori sul concetto in esame – ma che pian piano ci si sta orientando verso una struttura maggiormente condivisa specialmente per quanto riguarda gli elementi costitutivi principali.

A queste due principali, e quasi universalmente condivise, dimensioni che spiegano il modello di business di un'azienda (Baden-Fuller e Mangematin, 2013), se ne aggiunge un'altra che in letteratura ha riscosso notevole seguito: la creazione del valore (Morris et al., 2005; Johnson et al., 2008; Baden-Fuller e Haefliger, 2013; Zott e Amit, 2013; Massa e Tucci, 2013; Spieth et al., 2014). La creazione di valore definisce come e con quali mezzi le aziende creano valore lungo la catena del valore usando le risorse e le capacità dei processi intra e inter-organizzativi (Achtenhagen et al., 2013). Secondo Matzler et al. (2013), “la questione più importante riguarda le competenze chiave all'interno dell'azienda e la creazione di valore che può essere raggiunta lungo il processo”. La combinazione di questi tre domini di valore definisce la *gestalt* del modello di business di un'azienda (Shafer et al., 2005).

Se il concetto di modello di business è stato ampiamente trattato e analizzato da quando comparve per la prima volta (Bellman et al., 1957) sino ad oggi, una definizione chiara e precisa di cosa sia, invece, la Business Model Innovation (BMI) non è stata ancora data. Quello che è certo è che nel corso degli ultimi decenni l'innovazione del modello di business (Business Model Innovation, BMI) ha riscosso un particolare interesse sia dal punto di vista pratico (Phole e Chapman, 2006) sia da quello teorico (Zott et al., 2011; Schneider e Spieth, 2013; Spieth et al., 2014) e molti autori hanno tentato di dare una loro interpretazione al problema descrivendo il loro punto di vista sul significato dell'innovazione del modello di business. L'innovazione del modello di business considera il modello di business invece di prodotti o processi come oggetto di innovazione (Baden-Fuller e Haefliger 2013). Come tale, si riferisce all'innovazione di un sistema di prodotti, servizi, tecnologia e/o flussi di informazioni che va oltre l'impresa focale e spesso porta a strutture competitive diverse (Habtay, 2012; Markides, 2006). La visione della BMI come nuovo strumento di analisi ha, di fatto, influenzato numerose pubblicazioni in diversi campi: la gestione strategica (Zott e Amit, 2008; Matzler et al., 2013), la gestione dell'innovazione (Chesbrough e Rosenbloom, 2002; Bucherer et al., 2012; Wei et al., 2014), l'imprenditorialità (George and Bock, 2011; Malmstrom et al., 2015) e il marketing (Storbacka et al., 2013; Clauß et al., 2014).

Amit e Zott (2012), nel loro studio, hanno individuato due diversi tipi di innovazione: 1) Novelty-centred e 2) Efficiency-centred. Nel primo caso l'innovazione introduce nuove modalità di gestione delle transazioni e può essere attuata implementando nuove attività (novità di contenuto), come ha fatto IBM dopo la crisi del '90 quando decise di diventare fornitore di un servizio anziché rimanere un fornitore di componentistica hardware. In alternativa, l'innovazione avviene realizzando nuovi collegamenti tra le attività (novità di struttura), come il caso delle agenzie di viaggio, nel momento in cui hanno stabilito nuovi legami con le compagnie aeree, o le società di noleggio auto. Infine, l'innovazione può essere ottenuta anche implementando nuovi sistemi di governance (novità di gestione). Il franchising, ad esempio, ha rappresentato un approccio innovativo in questo contesto. Il secondo caso individuato dagli autori punta a correggere le modalità esistenti per raggiungere un miglioramento dell'efficienza delle transazioni, tali miglioramenti spesso portano ad una riduzione dei costi di una o più attività. Di conseguenza, più i costi si ridurranno maggiore sarà il miglioramento del valore offerto. Un chiaro esempio può essere Walmart che, grazie all'implementazione di processi migliori, ha garantito una solida base ad una strategia di minor costo rispetto alla concorrenza.

Chesbrough e Rosenbloom (2002), pongono, invece, l'accento sull'innovazione tecnologica come fonte di valore economico e quindi indagano il ruolo occupato dal business model in questa logica. Gli autori elaborano una definizione più operativa, riconoscendo l'esistenza di sei funzioni o attributi del modello di business: articolare una nuova value proposition attraverso le tecnologie che caratterizzano l'offerta dell'impresa, identificare i segmenti di mercato per i quali la tecnologia è utile e ai quali ci si rivolge, definire la struttura della value chain attraverso la quale l'impresa crea e distribuisce la propria offerta e la posizione dell'impresa all'interno di essa, stimare la struttura dei costi e i potenziali risultati economici prodotti dalla nuova offerta nella prescritta value chain, descrivere la posizione dell'impresa nella rete del valore che collega i fornitori ai consumatori senza trascurare potenziali partners e competitors, e formulare la strategia competitiva dalla quale l'impresa trarrà vantaggio verso i rivali. Si viene, così, a creare una vera e propria architettura di profitto.

George e Bock (2011), Ghezzi (2013), Markides (2006), Velu (2015) affermano che l'innovazione del modello di business è un importante strumento strategico che permette alle nuove e future aziende di creare cambiamenti nel settore dove decidono di operare. Un'altra rappresentazione simile arriva, ad esempio, dal Boston Consulting Group in uno studio condotto nel 2009, dove si afferma che l'innovazione del modello di business è qualcosa di più di una chiara visione messa in atto nel posto giusto al momento giusto perché, per conferire un vantaggio competitivo reale, deve essere sistematicamente alimentata, sufficientemente supportata ed esplicitamente gestita.

Tuttavia, un'interpretazione più chiara e condivisa è giunta solo nell'ultimo quinquennio quando, assodato che il modello di business è la composizione delle sue tre dimensioni chiave: creazione, distribuzione e cattura del valore (Morris et al., 2005; Johnson et al., 2008; Baden-Fuller e Haefliger, 2013; Zott e Amit, 2013; Massa e Tucci, 2013; Spieth et al., 2014), ne consegue che la sua innovazione consiste in quei cambiamenti progettati, nuovi e non casuali apportati agli elementi chiave dello stesso e/o all'architettura che mette in relazione tali elementi (Foss e Saebi, 2015) per distribuire valore in modo completamente nuovo. In ogni caso, già altri autori avevano concordato sul fatto che la BMI non è altro che l'innovazione di un sistema di prodotti, processi, tecnologie e/o flusso di informazioni che va al di là del business aziendale stesso, e comporta una modifica delle tre dimensioni del modello di business, vale a dire una nuova e migliore combinazione di creazione, distribuzione e cattura del valore (Winter e Szulanski, 2001; Johnson et al., 2008; Baden-Fuller e Haefliger, 2013; Baden-Fuller e Mangematin, 2013) che sia difficile da imitare (Velamuri et al., 2013). Altri autori hanno poi ribadito il concetto affermando che la BMI descrive lo sforzo di un'impresa in relazione alla "ricerca di nuove logiche (di business) imprenditoriali e nuovi modi di creare e catturare valore per i propri stakeholders" (Casadeus-Masanell e Zhu, 2013). Come definizione, quindi, la BMI incorpora "la modifica, la riconfigurazione e l'estensione [...] dei modelli di business esistenti" (sviluppo del modello di business) ma anche la progettazione di "uno nuovo e qualche volta distruttivo" (progettazione del modello di business) (Landau et al., 2016, p. 3; Cortimiglia et al., 2016; Markides, 2006).

Si può, quindi, affermare che l'innovazione del modello di business si verifica quando un'impresa modifica o migliora uno o più elementi del proprio modello (Abdelkafi et al., 2013). Come conseguenza di quanto detto, se il modello di business è stato definito come unione dei suoi tre pilastri portanti: creazione, distribuzione e cattura del valore (Osterwalder e Pigneur, 2010), l'innovazione non può essere altro che l'attuazione di un cambiamento ad una o tutte e tre le dimensioni, per creare qualcosa di nuovo o migliore. Nel caso di innovazione nella creazione di valore si potrebbe pensare alla realizzazione di una nuova offerta per mezzo di innovazioni di prodotto, ossia la creazione di un prodotto totalmente nuovo o nel quale sono state attuate innovazioni modulari e/o architetture. Se invece si parla di innovazioni nella distribuzione e/o cattura del valore, si potrebbe pensare all'applicazioni di innovazioni di processo. Un esempio di innovazione di processo potrebbe essere un cambiamento nella catena di fornitura che migliora l'efficienza del canale distributivo. A seconda, poi, dell'entità dell'innovazione stessa il cambiamento potrebbe essere più radicale o semplicemente incrementale.

Come abbiamo visto, alcuni studiosi spesso hanno utilizzato una prospettiva imprenditoriale per analizzare il potenziale di una nuova logica di creazione del valore (Demil et al., 2015), mentre altri hanno usato una prospettiva ancora piuttosto nuova, forse semplicistica, sull'innovazione del modello di business perché si sono focalizzati sui diversi tipi di innovazione del modello di business: quella radicale, che comporta un cambiamento nella logica di come attuare il business, e quella incrementale che può risultare come un semplice miglioramento che non affligge la logica di base (Schneider e Spieth, 2013). Nel corso degli anni è diventato un argomento sempre più di interesse perché oltre a costituire un miglioramento della logica di funzionamento di un'impresa, che va al di là del semplice miglioramento dei processi e dei prodotti, costituisce una fonte di vantaggio competitivo (Amit e Zott, 2012). Infatti, è difficile da imitare, e permette di reagire ai possibili cambiamenti che avvengono nel mercato. Non a caso nonostante l'innovazione del modello di business sia una sfida più grande di una "semplice" innovazione di prodotto o processo permette di raggiungere profitti superiori, di contrastare eventuali tempi di crisi e raggiungere un nuovo livello di copertura del mercato.

Molto di quanto detto è possibile riscontrarlo nel lavoro di Comberg e Velamuri (2017) che individuano vari vantaggi che la BMI può apportare ad un'impresa:

- i. Creazione di interi nuovi mercati (Kim e Mauborgne, 2004);
- ii. Raggiungimento di mercati scarsamente serviti per attrarre nuovi segmenti di consumatori (Sako, 2012);
- iii. Rafforzamento della propria posizione nel mercato (Lindgart et al., 2009; Sorescu et al., 2011).

Bisogna però tenere sempre presente come l'innovazione del modello di business sia qualcosa di molto complesso da applicare e che, molte volte, le imprese falliscono nel tentativo perché non dispongono delle risorse e competenze adatte (Tripas e Gavetti, 2000; Chesbrough, 2010; Mezger, 2014). Esistono, difatti, diversi fattori che si oppongono all'innovazione di un'impresa:

- i. la mancanza di strutture di supporto per l'adozione di nuovi modelli di business (Bock et al., 2012);
- ii. uno sforzo manageriale eccessivo riguardo la correttezza del modello di business (Hamel e Valikangas, 2003);
- iii. l'assenza di sperimentazioni, apprendimento e conflitti con le risorse attuali (Chesbrough, 2010).

Riassumendo, in letteratura, il modello di business è diventato una fonte chiave di innovazione. Le aziende possono innovare non solo introducendo nuovi prodotti o servizi, ma anche sviluppando nuovi modi per creare e catturare valore (Osterwalder e Pigneur, 2011). La tecnologia è vista come un driver essenziale per l'innovazione del modello di business che permette di attingere a nuove fonti di valore, mentre impatta l'attuale modello di business e mette in discussione lo status quo. L'emergere di Internet ha creato, infatti, nuovi modelli di business, e ha costretto gli operatori di mercato esistenti a pensare ai modi in cui possono sfruttare il concetto in esame per la creazione di valore aggiuntivo al fine di rimanere competitivi (Amit e Zott, 2001). Per quanto riguarda la crescente disponibilità di dati potenzialmente preziosi, poi, molti ricercatori hanno sostenuto che anche essi possono essere un fattore scatenante essenziale che influisce sui modelli di business consolidati (Veit et al., 2014). I dati e l'analitica sono stati suggeriti da ricercatori e professionisti, infatti, come la prossima fonte di vantaggio competitivo alimentata dalla crescente sofisticazione dei metodi

disponibili (Opresnik e Taisch, 2015; Davenport e Harris, 2007). Diversi studi suggeriscono già che le aziende sono interessate a usare i dati per una varietà di applicazioni. Molte aziende stanno mostrando il loro interesse nello sfruttare i dati per nuovi modelli di business o li stanno monetizzando direttamente (Kart et al., 2013). In definitiva, entrambi i flussi di ricerca sui big data e i modelli di business sono sempre più influenzati l'uno dall'altro. Ricercatori di entrambi i campi hanno suggerito che le aziende hanno bisogno di adattare i loro modelli di business per avere successo nel lungo periodo (Hanelt et al., 2015) e i nuovi modelli di business guidati dai dati potrebbero essere una fonte essenziale per le organizzazioni per creare nuovo valore; quindi, è importante allo scopo del lavoro nelle prossime pagine, capire se e come i big data impattano sull'innovazione del modello di business. In letteratura, infatti, la data-driven innovation può essere riformulata come una ridefinizione data-oriented dell'innovazione dei modelli di business (Sorescu, 2017; Yu et al., 2019) ed è richiesta per migliorare la creazione di valore che, a sua volta, consente l'emergere dell'innovazione (Trabucchi e Buganza, 2019).

## **2.2 La Business Model Innovation attraverso un approccio data-driven**

I recenti sviluppi nella letteratura relativa ai business model incorporano le attuali prospettive inaugurate dai dati e dall'analitica mettendo in luce il fatto che le aziende sono, attualmente, "inondate" di dati (Wixom e Ross, 2017), e questo vale sia per quanto riguarda le industrie innovative e l'Industria 4.0 (Lasi et al., 2014) sia per quelle tradizionali. Il dibattito si concentra per lo più su come sfruttare le potenzialità della digitalizzazione come fonte di vantaggio competitivo. Come abbiamo visto nei paragrafi precedenti, i dati sono stati ampiamente studiati - soprattutto all'interno della disciplina dell'Information Systems (IS) - con sforzi che hanno evidenziato le loro caratteristiche di volume, varietà, velocità e veridicità (Baesens et al., 2016; Günther et al., 2017). Altre discipline, invece, hanno portato a termine studi in cui i dati vengono considerati un fenomeno socioeconomico dalle molteplici sfaccettature (Abbasi et al., 2016; Wiener et al., 2020) che ha avuto forte slancio nell'era della digitalizzazione, in cui la

tecnologia digitale fornisce nuove opportunità per creare valore e generare ricavi in nuovi contesti competitivi (Svahn et al., 2017).

I big data, l'automazione, le interconnessioni lungo la catena del valore e le interfacce digitali con i clienti, infatti, hanno un impatto trasformativo su un'organizzazione, influenzando così il suo modello di business (Bouwman et al., 2017). Questa influenza implica tipicamente l'ottimizzazione (ad esempio, l'ottimizzazione dei costi), la trasformazione o il rinnovamento del modello di business esistente (ad esempio, la riconfigurazione dei modelli esistenti o l'estensione del business stabilito), o lo sviluppo di un modello di business completamente nuovo, permettendo la creazione di un vantaggio rispetto ai già esistenti *player* del mercato con la creazione di nuovi prodotti/servizi (Chen et al., 2017; Schüritz et al., 2017). Si aprono così nuovi orizzonti per le imprese in termini di proposte di valore e di accesso a nuove risorse (Tongur ed Engwall, 2014), di creazione e cattura del valore (Velu e Stiles, 2013) e di consegna del valore ai clienti attraverso infrastrutture digitali caratterizzate dalla dematerializzazione dei processi (Warner e Wäger, 2019). A questo proposito, gli studi esistenti si sono concentrati principalmente sulle modifiche alle componenti del modello di business guidate dai dati per lo più in modo isolato, con una considerazione limitata delle implicazioni che i cambiamenti riguardanti una componente del modello possono avere sulle altre. In particolare, alcuni studiosi (Kiel et al., 2017; Arnold et al., 2020) hanno evidenziato che la digitalizzazione sostanzialmente modifica il modello di business in termini di nuove offerte rappresentate da pacchetti di soluzioni (es. sotto forma di cloud computing o manutenzione predittiva) che richiedono la modularizzazione di hardware e software. Per esempio, un produttore di macchinari potrebbe essere in grado di offrire non solo il suo regolare servizio di manutenzione in cui il consumatore/utente paga le parti rotte, ma fornire un contratto di servizio completo che si basa su dati e analisi, prevedendo le esigenze di manutenzione del macchinario ed eseguendone l'eventuale riparazione/manutenzione prima che la macchina si rompa.

Prodotti e servizi, inoltre, si fondono sempre più in soluzioni altamente individualizzate basate su risultati concordati con i consumatori stessi, il che di conseguenza apre la strada a nuovi segmenti di consumatori e nuovi mercati (Kiel

et al., 2017; Müller, 2019). Allo stesso modo, nascono nuove proposte di valore attraverso una migliore diffusione delle offerte esistenti (ad esempio, saltando i rivenditori e consegnando direttamente ai clienti; Burmeister et al., 2016) caratterizzate dall'integrazione e dall'interoperabilità di dipendenti, macchine, sistemi e prodotti grazie all'accesso in tempo reale alle informazioni lungo la catena del valore (Arnold et al., 2020).

Come già visto, l'impatto della digitalizzazione sulla creazione di valore implica nuove competenze e conoscenze digitali essenziali intorno all'approvvigionamento, all'elaborazione e all'analisi dei dati, nonché al processo decisionale basato sui dati (Kiel et al., 2017). Ciò richiede l'attraversamento dei confini organizzativi per integrare continuamente nuove competenze e apprendere nuove conoscenze, in modo da migliorare le capacità esistenti. Emergono, così, relazioni più intensificate tra la rete formata dalle aziende e i loro partner e il consumatore per sviluppare collaborazioni a lungo termine e interazioni basate sulla fiducia (Ciasullo et al., 2021). In più, la digitalizzazione favorisce operazioni più efficienti, nonché costi di sviluppo, transazione e complessità inferiori (Müller et al., 2018) e differenti tipologie di pagamenti, da *una tantum* a cicli continui sotto forma di abbonamenti e nuovi modelli di reddito (ad esempio, *dynamic pricing* o *pay-by-usage*; Ibarra et al., 2018).

In sintesi, il valore derivante dai dati nei modelli di business può riguardare il loro utilizzo come risorsa chiave (Hartmann et al., 2016), il dispiegamento di data analytics come attività cruciali per generare valore per il cliente (Wixom e Schüritz, 2017), la presenza dei dati come parte della value proposition (Kühne e Böhmman, 2018) e la loro monetizzazione a soggetti esterni (Seiberth e Gründinger, 2018), andando ad impattare sul modello di business per intero. In ogni caso, l'introduzione di dati e tecnologie digitali all'interno dei processi e delle attività di un'organizzazione ha effetti che dipendono dalla qualità del modello di business e dal suo grado di resistenza al cambiamento (Chesbrough, 2010).

Le più recenti teorie sui modelli di business, quindi, esplorano come il design dei servizi, e i processi di condivisione ed emergenza dell'innovazione, possano essere rafforzati grazie all'applicazione dei big data. Per quanto riguarda la crescente disponibilità di dati potenzialmente preziosi, i ricercatori hanno

sostenuto che i nuovi sviluppi tecnologici possono essere un innesco essenziale che influisce sui modelli di business consolidati (Veit et al., 2014). Questo è particolarmente rilevante per i modelli di business digitali che possono essere costruiti sulle grandi quantità di dati, sorti a causa della digitalizzazione. Poiché la semplice disponibilità di più dati non implica necessariamente una migliore qualità dei dati o una migliore performance organizzativa (Buhl et al., 2013), è piuttosto importante indagare come i dati possano creare nuovo valore di business (Lycett, 2013) e come questo sviluppo possa portare alla trasformazione delle organizzazioni (Goes, 2014). Tuttavia, in letteratura si possono distinguere quattro grandi aree di ricerca (Romeo e Capolupo, 2022) che suggeriscono come i big data possano creare valore e avere un impatto sul modello di business delle organizzazioni (vedi tabella 2).

La prima riguarda gli studi che indagano come i dati trasformano il processo decisionale e strategico dell'organizzazione facendolo diventare data-driven (Chen et al., 2012). I dati sono una forma preziosa e inimitabile di capitale sia intellettuale che economico per consentire l'innovazione del modello di business dell'impresa e sostenere il suo vantaggio competitivo (Bucherer & Uckelmann, 2011; Chen et al., 2011; Leminen et al., 2012) attraverso la conoscenza e le nuove informazioni. Nell'ambiente dei big data, infatti, le informazioni di alto valore possono essere estratte dai dati collezionati da fonti sia interne che esterne. Quando le organizzazioni realizzano il pieno valore dei propri dati significa che tutti (dal *business analyst* o *sales manager* allo *human resource specialist*) sono in grado di prendere decisioni migliori con i dati, quotidianamente. Molti autori hanno sottolineato la sfida esistente, per le aziende odierne, di migliorare le pratiche di gestione stabilite con nuovi tipi di dati (Bhimani, 2015; Constantiou e Kallinikos, 2015). Per l'organizzazione è necessario rendere il processo decisionale data-driven (basato sui dati) una prassi, creando una cultura basata sul dato che promuove il pensiero critico e la curiosità (Davenport, 2006; Sharma et al., 2014). A tutti i livelli, i dialoghi tra le persone dovrebbero cominciare dai dati e le competenze sui dati devono essere sviluppate attraverso la pratica e l'applicazione.

Nella seconda grande area di studi riguardante l'impatto dei dati sul modello di business delle organizzazioni, per molti studiosi l'innovazione della proposta di

valore è l'elemento più significativo da affrontare nell'innovazione del modello di business supportato dall'utilizzo dei big data. Secondo Davenport et al. (2012) i big data permettono il miglioramento di prodotti e servizi esistenti così come lo sviluppo di nuovi. L'autore ha postulato che l'essenza dell'ultima ondata di analytics, la cosiddetta Analytics 3.0, rappresenta un nuovo livello di sfruttamento dei dati e permette di "competere sull'analitica non solo in senso tradizionale (migliorando le decisioni aziendali interne), ma anche creando prodotti e servizi di maggior valore" (Davenport, 2013); riferendosi, quindi, ad una sorta di "arricchimento" del portafoglio di prodotti o servizi esistenti. Yen (2015), esaminando gli effetti dell'IoT sull'E-commerce, afferma che attraverso un ecosistema IoT è possibile raccogliere e memorizzare dati sulle preferenze e i comportamenti dei consumatori, e incoraggiarli a partecipare ai processi di progettazione dei prodotti stessi, innovando così la proposta di valore attraverso l'analisi dei dati. Si vengono così a creare nuove dinamiche nell'interazione tra l'offerta e il consumatore" (Lycett, 2013, p. 382). Per Kiel et al. (2016), l'impatto dell'IoT industriale sui modelli di business affermati sta nell'adozione di big data analytics per creare nuovi prodotti data-driven. In altre parole, i dati forniscono nuove opportunità di business e prodotti data-driven.

Per quanto riguarda il terzo filone di ricerca, i dati sono la risorsa aziendale fondamentale per eseguire processi aziendali migliori, più veloci e più economici (Trabucchi e Buganza, 2019). Attraverso l'interazione di cinque tecnologie digitali (cioè tecnologia mobile, cloud computing, big data, social media e IoT), le organizzazioni possono sfruttare le opportunità fornite dalla raccolta e dall'analisi dei dati e dalla pervasiva diffusione degli indicatori per progettare l'intero sistema aziendale e il modello di business (Spil et al., 2017). Le tecniche di process mining, ad esempio, permettono di identificare le inefficienze nell'esecuzione dei processi operativi, che possono poi essere utilizzate per riprogettare meglio i processi aziendali. In linea con questo altri studiosi (Bouwman et al., 2018; Gebauer et al., 2020), per esempio, hanno sostenuto che le questioni IoT sono cruciali nella natura incrementale o radicale dell'innovazione del modello di business. In dettaglio, teorizzano che le nuove tecnologie sono cardine nell'innovazione dei modelli di business, perché ogni componente di esso che fa un giusto uso di nuove tecnologie digitali mostra un miglioramento. Infine,

secondo Li et al., (2020) l'analisi dei dati ha un impatto sull'allocazione delle risorse, con conseguente migliore performance.

Queste prime tre aree di ricerca, tuttavia, mostrano che la maggior parte dei contributi riguarda l'attitudine delle imprese a migliorare i modelli di business esistenti attraverso l'implementazione dei big data e delle nuove tecnologie a supporto piuttosto che adottarne di nuovi. Secondo Huberty (2015), infatti, i big-data-business-model sono semplicemente modelli di business di vecchio stampo con una migliore capacità descrittiva o predittiva, derivante dall'analisi dei dati.

Nell'ultima area di ricerca emersa, la letteratura (Fielt et al., 2018; Chaudhary et al., 2015) si concentra per lo più sull'analisi di tutti i benefici associati all'uso dei big data, attraverso la definizione di modelli di business data-driven. Chaudhary et al., (2015), per esempio, indagando gli sviluppi in corso nel campo della BMI, riconoscono i fattori fondamentali che giocano un ruolo nella loro creazione, accettazione e successo, mentre Fielt et al., (2018) focalizzano la loro attenzione sull'innovazione del modello di business e sulla trasformazione strategica che le aziende stanno affrontando derivata dalla “*digital disruption*” guidata dai big data, dagli *advanced analytics* e dall'intelligenza artificiale. Infatti, la volontà di sfruttare le intuizioni che possono emergere dai big data, così come le tecnologie a supporto, hanno trasformato ex produttori di hardware e software come Microsoft e IBM in fornitori di servizi di big data analytics (Sorescu, 2017). Questi nuovi modelli di business guidati dai dati, in cui le competenze analitiche disponibili sono emerse come nuove proposte di valore, sono noti come “analytics-as-a-service”.

**Tabella 2.** Aree di ricerca sull'impatto dei dati nell'innovazione del modello di business.

<b>Big data</b>	<b>Impatto sul modello di business</b>	<b>Fonti più rappresentative</b>
Risorsa preziosa per il processo decisionale	Estrazione di nuova conoscenza dai dati come risorsa chiave per la competitività lungo l'intera catena del valore	Ylijoki, O., e Porras, J. (2018); Yen, B. (2015); Chandy et al., (2017); Cheah S., e Wang S. (2017); Gebauer et al., (2020); Trabucchi, et al., (2018); Pisano, et al., (2015); Ylijoki O., e Porras J. (2018)

	Integrazione dei dati (raccolta, estrazione, integrazione, interpretazione) in ogni livello dell'organizzazione	Bouwman et al., (2018); Spil, et al., (2017); Purnomo, et al., (2020); Fielt et al., (2018)	
2	Spinta per nuove proposizioni di valore	Miglioramento di prodotti o servizi esistenti e sviluppo di nuovi	Davenport et al. (2012), Yen (2015), Lycett, 2013, Kiel et al. (2016)
3	Migliorano e/o innovano i processi aziendali	Nuove risorse fisiche e infrastrutturali Riduzione dei costi e uso sostenibile delle risorse aumentare la produttività e le entrate	Uchihira, et al.,(2015); Trabucchi, D., e Buganza, T. (2019) Trabucchi, D., e Buganza, T. (2019); Uchihira, et al.,(2015); Li, et al., (2020); Chaudhary, et al., (2015)
4	Sono alla base dei Data-driven business model	Creazione di nuovi modelli di business	Schüritz, R., e Satzger, G. (2016); Merkert, R., e Wong, Y. Z. (2020); Alberic, et al., (2019)

Fonte: elaborazione dell'autore.

A questo punto sembra chiaro che i big data hanno il potenziale per favorire l'innovazione dei modelli di business delle organizzazioni (Buhl et al., 2013; Manyika et al., 2011; Loebbecke e Picot, 2015). Come emerso da questo paragrafo, infatti, essi possono influenzare le organizzazioni in tutte le loro attività principali: favorire l'effettivo cambiamento dei modelli di business a partire dall'orientamento organizzativo per raggiungere il vantaggio competitivo attraverso migliori decisioni basate sui dati; innovare le infrastrutture; migliorare la value proposition; e dare vita a modelli di business data-driven (Romeo e Capolupo, 2021). A proposito dell'ultimo punto, è emerso che attualmente è stata condotta poca ricerca empirica su questo argomento (Ciasullo et al, 2021). Un

problema può essere la definizione fumosa del concetto. Non è ancora chiaro, infatti, se i modelli di business che sfruttano i dati e l'analitica sono da considerarsi sempre data-driven o sono solo un'evoluzione dei modelli esistenti. Certo è che i dati sono stati ampiamente utilizzati in passato in varie forme, basti pensare alle società di previsioni del tempo e i loro servizi basati sui dati meteorologici; o ai fornitori di energia che collezionano e analizzano dati per predire l'utilizzo dell'energia e quindi svolgere l'attività di dispacciamento (attivare risorse per la regolazione di frequenza, risolvere congestioni di rete a livello locale, mantenere il perfetto bilanciamento istantaneo tra immissioni e prelievi). Molto probabilmente, non ci si riferisce a queste tipologie di aziende come "data-driven" o "data-based", anche se di fatto i dati sono chiaramente, per loro, un asset fondamentale.

Creare valore aggiunto resta, però, l'essenza di un business e, quindi, sfruttare le nuove tecnologie e usare i dati per migliorare sembra essere un processo fisiologico e la crescente quantità di dati e il possibile valore che si può ottenere da essi usando l'analitica motiverà le aziende a incorporarne sempre di più e sempre più profondamente nel loro modello di business principale per rimanere o diventare competitivi (Schüritz e Satzger, 2016). Ciò significa che ogni modello di business esistente sul mercato che offre prodotti o servizi incorporerà prima o poi una certa quantità di dati - e di analisi su di essi - nel suo modello di modello di business che poi gradualmente diventerà sempre più data-driven.

Come già visto, non esiste una panoramica completa delle diverse possibilità e delle migliori pratiche per quanto riguarda l'emergere dell'innovazione dei modelli di business in una prospettiva data-driven, anche se sono stati proposti diversi suggerimenti su come i big data potrebbero essere utilizzati (e sono utilizzati) per tali modelli di business innovativi. L'individuazione delle precedenti quattro grandi aree tematiche relative all'argomento trattato ha fatto emergere che sono necessarie ulteriori ricerche che forniscano indicazioni su come questi nuovi modelli di business possano essere sviluppati e in che modo sia possibile favorirne il successo e la sopravvivenza (George et al., 2014). Pertanto, la ricerca ha bisogno di valutare il potenziale dei nuovi modelli di business data-driven (Buhl et al., 2013) per approfondire la comprensione di come le aziende possono cambiare i loro modelli di business per realizzare le potenzialità dei big

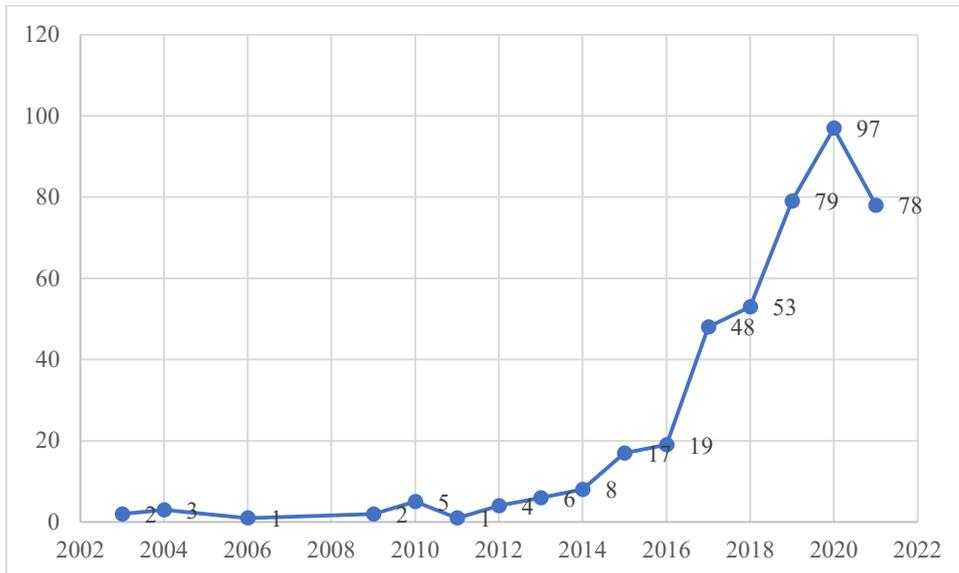
data e ottenere un vantaggio competitivo. Al fine di colmare questo *gap* nella ricerca, sembra cruciale arrivare prima a una comprensione condivisa di ciò che si intende per modelli di business guidati dai dati.

### 2.3 Data-driven business model: un viaggio attraverso la letteratura

In questo paragrafo si cercherà di offrire una panoramica sulla conoscenza attuale in letteratura relativa al fenomeno in esame. Per prima cosa è bene considerare alcune analisi descrittive di carattere generale che permettono di capire quale sia e come stia evolvendo il dibattito sul tema dei dati e dei modelli di business ad essi associati.

In termini di distribuzione temporale i lavori riguardanti il tema in oggetto sono stati pubblicati a partire dal 2003. Come è possibile vedere dalla figura 3 il tema ha guadagnato una forte attenzione in ambito scientifico a partire dal 2017, raggiungendo il picco con la produzione di 97 articoli nel 2020.

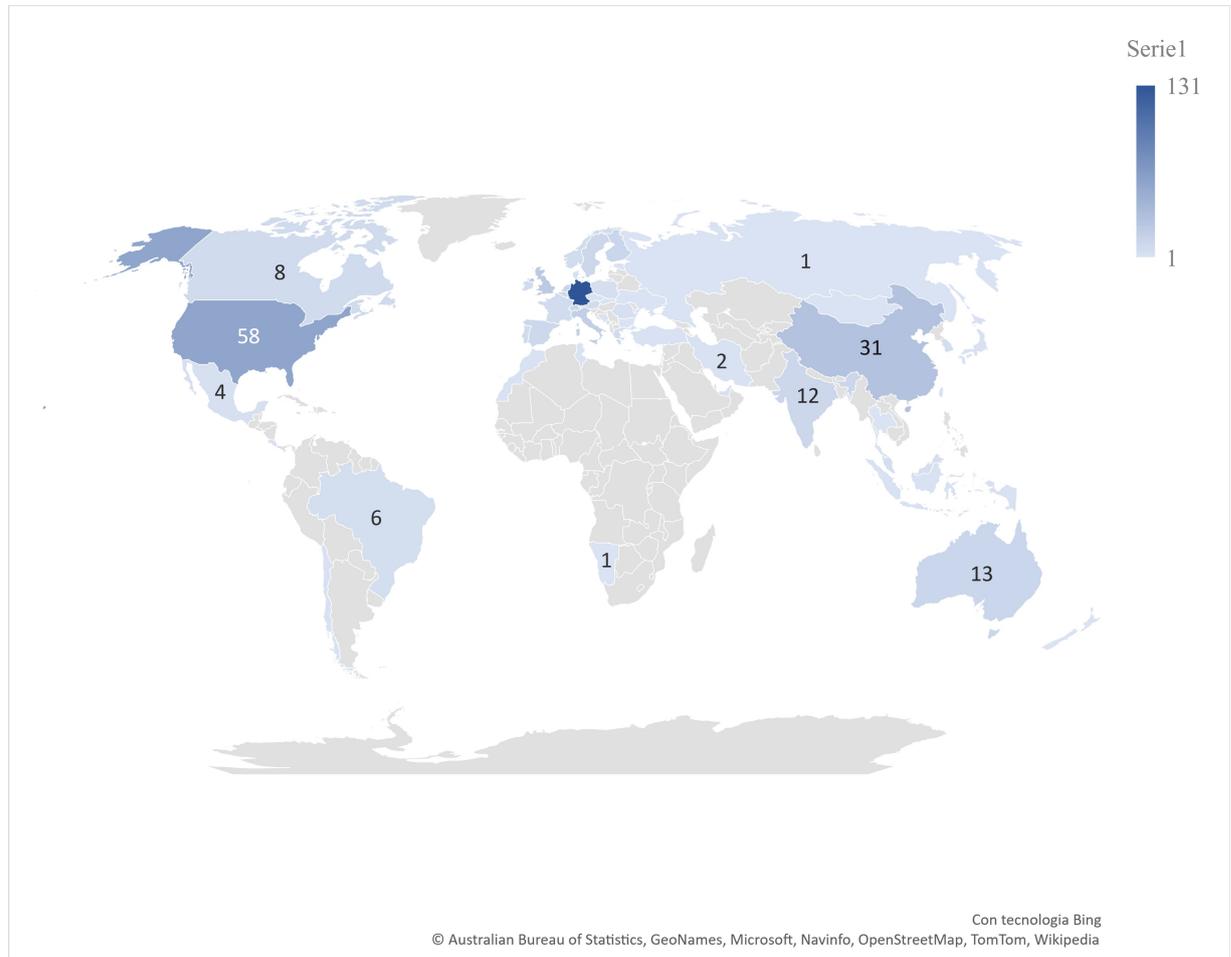
**Figura 3.** Distribuzione temporale letteratura sui Data-Driven business model (Scopus)



Fonte: Dati estratti da Scopus

Per quanto riguarda la distribuzione geografica, la Germania (131) risulta essere il paese più coinvolto nella ricerca sui DDBM seguita da Stati Uniti (58), Cina (31) e Regno unito (24), al quinto posto l'Italia con 19 pubblicazioni in merito. (Figura 4).

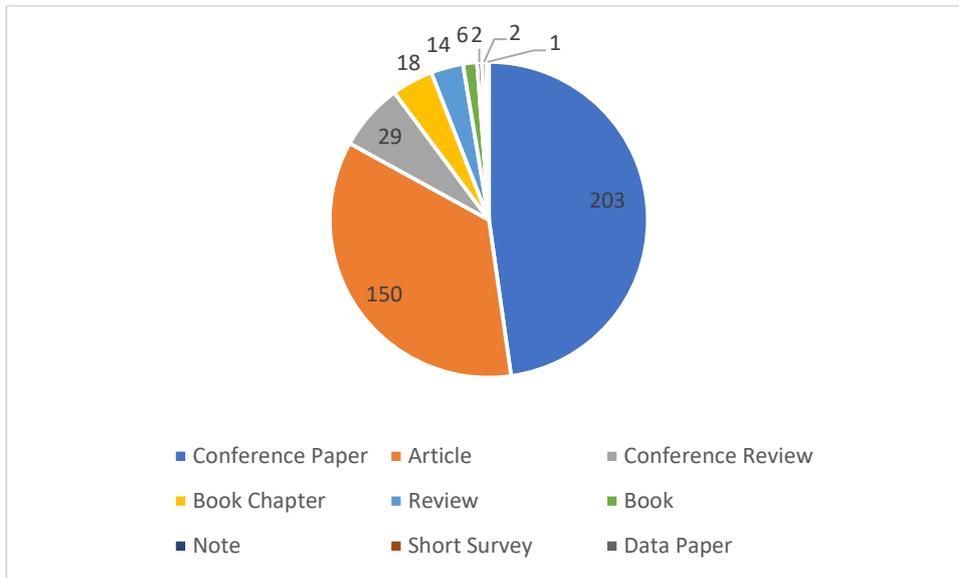
**Figura 4.** Distribuzione geografica letteratura sui Data-Driven business model (Scopus)



Fonte: Dati estratti da Scopus

La figura 5 evidenzia le differenti tipologie di documenti riguardanti i data-driven business model ed allo stesso tempo evidenzia anche la natura emergente di questo campo di ricerca, è importante considerare, infatti, che il minor numero di articoli scientifici rispetto agli atti delle conferenze rivela un dibattito in corso all'interno della comunità scientifica.

**Figura 5.** Letteratura sui DDBM per tipologia di documento.



Fonte: Dati estratti da Scopus

Per quanto riguarda i temi più interessanti che ruotano attorno al concetto di data-driven business model è possibile estrapolarne alcuni attraverso l'analisi degli articoli più citati (tabella 3) per capire la letteratura attorno a quali ambiti di discussione si concentra. L'articolo più citato è "BigBench: Towards an industry standard benchmark for big data analytics", Ghazal et al. (2013) in questo lavoro, presentano un modello e un generatore di dati sintetici per un retailer, che affronta gli aspetti di varietà, velocità e volume dei sistemi di big data contenenti dati strutturati, semi-strutturati e non strutturati. Il secondo più citato risulta essere quello di Hartmann et al. (2016) che hanno proposto la prima tassonomia empiricamente derivata dei DDBM nelle start-up identificando sei tipi di DDBM e fornendo una panoramica sistematica dei diversi modi di creare DDBM. Nascimientto et al. (2016), invece, nel loro studio hanno esplorato come le tecnologie dell'Industria 4.0, e quindi i dati, possono essere integrati con le pratiche dell'economia circolare per proporre un modello di business circolare per riciclare i rifiuti e fornire nuovi prodotti, riducendo significativamente il consumo di risorse e ottimizzando le risorse naturali. Raguseo (2018) nel suo lavoro studia i livelli di adozione delle tecnologie dei big data nelle aziende e le fonti di big data utilizzate da queste ultime. Questo articolo evidenzia anche i benefici e i rischi strategici, transazionali, trasformativi e informativi più frequentemente

riconosciuti relativi all'uso delle tecnologie dei big data da parte delle aziende. Morabito (2015) nel suo libro effettua un primo sforzo congiunto tra accademici e professionisti per fornire una prospettiva unitaria e completa mirando a colmare le lacune allora esistenti sul mondo dei dati e fornendo una prospettiva strategica e organizzativa su big data e sugli analytics, identificandone le sfide, le idee e le tendenze che rappresentano “spunti di riflessione” per i professionisti.

**Tabella 3.** Autori più citati

<b>Autori</b>	<b>Titolo dell'articolo</b>	<b>Anno</b>	<b>n. di citazioni</b>
Ghazal A., Rabl T., Hu M., Raab F., Poess M., Crolotte A., Jacobsen H.-A.	BigBench: Towards an industry standard benchmark for big data analytics	2013	425
Hartmann P.M., Zaki M., Feldmann N., Neely A.	Capturing value from big data – a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms	2019	337
Nascimento D.L.M., Alencastro V., Quelhas O.L.G., Caiado R.G.G., Garza-Reyes J.A., Lona L.R., Tortorella G.	Exploring Industry 4.0 technologies to enable circular economy practices in a manufacturing context: A business model proposal	2016	283
Raguseo E.	Big data technologies: An empirical investigation on their adoption, benefits and risks for companies	2018	249
Morabito V.	Big data and analytics: Strategic and organizational impacts	2015	233
Stafford T.F., Gillenson M.L.	Mobile commerce: What it is and what it could be	2003	175
Hadiji F., Sifa R., Drachen A., Thurau C., Kersting K., Bauckhage C.	Predicting player churn in the wild	2014	170
Sorescu A.	Data-Driven Business Model Innovation	2017	154
Kohtamäki M., Parida V., Patel P.C., Gebauer H.	The relationship between digitalization and servitization: The role of servitization in capturing the financial potential of digitalization	2020	127
Urbinati A., Bogers M., Chiesa V., Frattini F.	Creating and capturing value from Big Data: A multiple-case study analysis of provider companies	2019	110
Yuan Y., Wang F., Li J., Qin R.	A survey on real time bidding advertising	2014	95
Tan Z., Nagar U.T., He X., Nanda P., Liu R.P., Wang S., Hu J.	Enhancing big data security with collaborative intrusion detection	2014	85

Kusiak A.	Fundamentals of smart manufacturing: A multi-thread perspective	2019	71
Chen Q., Liu D., Lin J., He J., Wang Y.	Business models and market mechanisms of energy internet (1)	2015	49

Fonte: dati estratti da Scopus e aggiornati con Google scholar (per quanto riguarda le citazioni).

Al fine di contestualizzare il concetto di DDBM, è importante fornire alcune definizioni riprese dalla letteratura (Tabella 4). Secondo Exner et al. (2017) nei modelli di business guidati dai dati la parte maggiormente rilevante è da collegarsi strettamente alla componente della creazione del valore intesa come l'insieme di processi, risorse e abilità che consentono la soddisfazione delle esigenze del consumatore. Gli autori si concentrano sul ruolo dell'integrazione dei dati per prodotti, tecnologie o piattaforme digitali, contribuendo così all'idea di creazione di valore guidata dai dati che consiste in tre processi fondamentali: acquisizione dei dati, analisi e visualizzazione.

Molti autori in letteratura identificano i dati come risorsa chiave per qualsiasi DDBM (Hunke, et al 2017; Schüritz et al., 2017; Zolnowski et al., 2017). Questa definizione offre diverse opportunità che vanno dal miglioramento dell'efficienza dei processi all'innovazione del modello di business. Hartmann et al. (2016, p. 1385) osservano due forme principali di BMI - di natura incrementale e radicale - come risultato della data analytics: "in primo luogo, i (grandi) dati vengono utilizzati per il miglioramento incrementale e l'ottimizzazione delle pratiche aziendali, dei processi e dei servizi attuali. Secondo, nuovi prodotti e modelli di business possono essere innovati sulla base dell'uso dei dati". Sfruttare i big data e l'analitica sembra essere il processo chiave per la data-driven business model innovation (DDBMI) (Hartmann et al., 2016; Hunke et al, 2017).

Secondo Benta (2017) è l'analisi dei dati a rappresentare l'attività chiave necessaria per considerare un modello di business data-driven (Benta, 2017). Inoltre, Benta et al. (2017) evidenziano che l'uso dei dati degli utenti nell'arricchimento di prodotti o servizi è in grado di creare una nuova proposta di valore. Zolnowski et al. (2017), invece, considerano i dati più come un abilitatore per creare servizi nuovi e innovativi basati su sensori o tecnologie IoT.

Schüritz e Satzger (2016, p. 135) introducono il termine *data-infused* business models come mezzo per definire i modelli di business esistenti che si evolvono implementando in modo incrementale i dati digitali e la data analytics: “l’intero modello di business esistente sul mercato che offre prodotti o servizi avrà bisogno di essere infuso con i dati ad un certo punto per rimanere o diventare competitivo. Ogni business prima o poi incorporerà una certa quantità di dati - e l’analitica su di essi - nel suo modello di business principale, diventando poi gradualmente più “data-driven”.

Hartman et al. (2016) così come altri autori già menzionati forniscono una definizione di DDBM come un modello di business che si basa sui dati come risorsa chiave. Questa definizione ha tre implicazioni:

- 1) un DDBM non è limitato alle aziende che conducono analisi, ma include aziende che stanno “semplicemente” aggregando o raccogliendo dati;
- 2) un’azienda può vendere non solo dati o informazioni ma anche qualsiasi altro prodotto o servizio che si basa sui dati come risorsa centrale;
- 3) è chiaro che qualsiasi impresa utilizza i dati all’interno del proprio business (anche un piccolo ristorante fa affidamento sui dati derivanti dai suoi fornitori), ma il business model guidato dai dati include quelle aziende che usano i dati come risorsa fondamentale del proprio business.

**Tabella 4.** Definizioni di “data-driven business model” in letteratura

Autore e anno	Definizione
Exner et al. (2017, p.149)	Il modello di business guidato dai dati ha bisogno di soddisfare i requisiti orientati all’applicazione e i requisiti relativi al contenuto [...]. La parte principale è descritta come creazione di valore guidata dai dati e rappresenta i processi fondamentali, le risorse, le capacità e i partner per abilitare la soluzione individuale del cliente. I processi si concentrano sui processi relativi ai dati che includono fasi come l’acquisizione, l’analisi e la visualizzazione dei dati richieste per la soluzione da offrire al cliente. Le risorse sono i prodotti di base, le piattaforme digitali o altre infrastrutture tecniche.
Hunke et al. (2017, p.150)	[...] lo sfruttamento dei dati come risorsa chiave per l’innovazione del modello di business sta guadagnando spazio. Quindi, sfruttare i dati apre un continuum di opportunità di trasformazione, dall’ottimizzazione dei processi interni allo sviluppo di modelli di business completamente nuovi, guidati dai dati.
Schüritz et al. (2017, p.5349)	La caratteristica centrale di questi modelli di business è che i dati sono considerati la loro risorsa chiave [...].
Zolnowski et al. (2017,	All’interno dei modelli di business data-driven, i dati agiscono come abilitatori per lo sviluppo di servizi innovativi. [...] consideriamo il modello di business data-driven quello che usa sia i dati dai

Benta et al. (2017, p.350)	L'analisi dei Big Data è necessaria per realizzare un modello di business guidato dai dati, perché le intuizioni dai dati raccolti sono la risorsa principale per la proposta di valore che deriva dai dati [...]. Il modello di business data-driven mostra il potenziale dell'implementazione dei dati raccolti dagli utenti dei prodotti e dei servizi delle aziende, nonché le risorse di dati necessarie per offrire una proposta di valore data-driven.
Zolnowski et al. (2016, p.2)	Quando i dati sono sfruttati come risorsa principale per modelli di business che producono servizi innovativi, si parla di modelli di business data-driven.
Schüritz & Satzger (2016, p.153)	Altri autori sostengono che i dati e l'analitica portano a modelli di business completamente nuovi "basati sui dati" o "guidati dai dati" e li definiscono in modo ampio affermando che ogni business che utilizza i dati come risorse chiave può essere considerato un modello di business guidato dai dati [...].
Hartmann et al. (2016, p.6)	[...] modello di business che si basa sui dati come risorsa chiave [...].

Fonte: elaborazione dell'autore

In sintesi, queste definizioni dimostrano che i dati sono considerati la risorsa chiave utilizzata per l'implementazione di un modello di business data-driven. Inoltre, i processi chiave che ruotano attorno ad essi, vale a dire l'aggregazione dei dati, l'analisi dei dati, l'interpretazione e la loro visualizzazione sono intesi come mezzi per ottimizzare i modelli di business esistenti o per crearne di nuovi. Proseguendo nell'analisi del tema oggetto dell'elaborato è interessante notare che in letteratura sono stati evidenziati benefici e barriere relativi allo sviluppo dei DDBM. Alcuni autori (Ciasullo et al., 2021) hanno analizzato questi elementi e li hanno classificati in tre dimensioni: 1) tecnica; 2) organizzativa; e 3) finanziaria (vedi tabella 5 e 6). In linea con il pensiero di Tong e Mahdzir (2016), la dimensione tecnica riguarda tutto ciò che concerne i dati, soprattutto in termini di rispetto degli standard e dei formati per poterne garantire una analisi utile. Al contrario, la dimensione organizzativa abbraccia gli aspetti strategici riguardanti il modello di business, gli obiettivi, le strategie e la struttura organizzativa. Infine, la dimensione finanziaria riguarda le risorse (tecniche, umane e finanziarie), le procedure e i sistemi necessari per il trattamento, la gestione e il mantenimento dei dati.

Per quanto riguarda i benefici legati alla dimensione tecnica, le nuove tecnologie (cioè, IoT, sensori, cloud o big data analytics) sono in grado di garantire, in

maniera maggiore rispetto al passato, una disponibilità e condivisione dei dati che abbiano giusti standard e formati. Ciò influisce positivamente sulla quantità e sulla qualità dei dati (Cheah e Wang, 2017; Benta et. Al., 2017), in modo da garantire, così, analisi dei dati più performanti (Kühne et.al., 2019).

Passando alla dimensione organizzativa, i benefici ricavabili dall'implementazione dei DDBM sono legati all'aumento del vantaggio competitivo in quanto l'azienda può far leva sulla conoscenza basata sui dati per mantenere una crescita continua rispetto ai concorrenti, migliorare le performance di mercato e anticipare le esigenze dei consumatori (Immonen et al.,2014). Inoltre, come ampiamente discusso precedentemente i DDBM possono portare al cambiamento della proposta di valore, migliorare quella esistente o crearne una nuova (Beibowski et al., 2016; Kühne e Böhmman, 2018). Da un lato, principalmente i DDBM portano a migliorare la value proposition esistente attraverso lo sfruttamento dei dati provenienti dai consumatori, il che consente di proporre offerte personalizzate (Zolnowski e Böhmman, 2013; Breinbach e Maglio, 2020). Infatti, attraverso l'uso di machine learning o dell'AI le imprese possono raggiungere quello che Rust e Huang (2014) descrivono come il "mercato-segmento dell'uno". D'altra parte, i DDBM portano alla creazione di nuove proposte di valore basate sul concetto di "data-as-a-service", in cui l'approccio è quello di guadagnare dalla raccolta e dall'aggregazione dei dati in nuovi dataset, che saranno poi utilizzati da altri (Demirkan e Delen, 2013). Nuove proposte di valore, poi, possono basarsi sul concetto – già trattato - di 'analytics-as-service', in cui vengono fornite competenze analitiche per permettere a coloro che ne hanno bisogno di analizzare dati attraverso sistemi software più performanti (Sorescu, 2017; Breinbach e Maglio, 2020). Il cambiamento della proposizione di valore, sostanzialmente, implica che il DDBM sia in grado di rivolgersi ad un mercato più ampio, accrescendo, quindi, il numero dei consumatori ai quali si riferiva il precedente modello di business (Schaefer et al., 2017). In più, l'implementazione di un DDBM porta a un miglioramento del processo decisionale, considerando che i dati danno forma a nuove opportunità di analisi e a modellizzazioni di soluzioni innovative. Infine, un DDBM apre nuovi percorsi di cooperazione all'interno dell'organizzazione e tra le aziende, il che migliora la struttura dell'intera catena del valore (Härting et al., 2018).

Per quanto riguarda i benefici legati alla dimensione finanziaria, l'implementazione di un DDBM permette un migliore utilizzo delle risorse con una conseguente riduzione dei costi (Härting et al., 2018). Allo stesso tempo, un DDBM aumenta la produttività: ad esempio, gli approcci basati sui dati (cioè il *dynamic pricing*) consentono alle imprese di impostare variazioni di prezzo a breve termine a livello individuale per ottimizzare il surplus del produttore. Infine, possono incidere anche sull'aumento dei ricavi, poiché i margini di profitto sui dati monetizzati tendono ad essere molto alti (Schaefer et al., 2017).

**Tabella 5.** Benefici derivanti dall'implementazione dei data-driven business model.

<b>Dimensione</b>	<b>Benefici</b>	<b>Fonti più rappresentative</b>
Tecnica	Disponibilità di dati di buona qualità	Cheah e Wang, 2017 Benta et al., 2017
	Analisi dei dati che portano ad alte prestazioni	Kühne et al., 2019
Organizzativa	Aumento del vantaggio competitivo	Immonen et al., 2014
	Cambiamenti nella proposta di valore	Zolnowski e Böhmman, 2013 Zolnowski et al., 2016 Schaefer et al., 2017 Härting et al., 2018 Kühne e Böhmman, 2018 Breidbach e Maglio, 2020 Zaki, 2019 Kühne et al., 2019
	Nuovi segmenti di mercato	Schaefer et al., 2017
	Processi di decision-making migliorati	Härting et al., 2018 Babar e Yu, 2019
	Nuovi modi di cooperare	
Finanziaria	Uso migliore delle risorse	Härting et al., 2018
	Riduzione dei costi	Breidbach e Maglio, 2020
	Maggiore produttività	Härting et al., 2018
	Aumento dei ricavi	Schaefer et al., 2017

Fonte: elaborazione dell'autore

Come per i benefici, allo stesso modo la progettazione di un modello di business basato sui big data pone numerose sfide (Tabella 6). Per quanto riguarda la dimensione tecnica, la sicurezza riguardante i dati è stata una delle barriere più discusse in letteratura. Il tema è stato affrontato sia in relazione alla proprietà dei dati sia per quanto riguarda le misure adottate contro eventuali attacchi agli stessi (Exner et al., 2017). In primo luogo, per quanto riguarda i diritti di proprietà, le

questioni su chi possiede i dati e i diritti che accompagnano questa proprietà sono al centro del dibattito inerente ai DDBM (Shantz, 2018). Da una prospettiva organizzativa, infatti, se la proprietà dei beni chiave di un'organizzazione (ad esempio i dati) è ambigua si possono creare significative complessità pratiche e teoriche. Shantz (2018) nel suo lavoro osserva come questi aspetti devono essere chiaramente definiti non solo per determinare chi beneficerà del valore creato, ma anche per costruire e mantenere la fiducia dei consumatori. In secondo luogo, per quanto riguarda le misure di sicurezza, alla luce dei cyber-attacchi una delle attività chiave dei DDBM dovrebbe essere garantire la sicurezza dei dati. I dati sono un bene prezioso che deve essere protetto da accessi, modifiche e cancellazioni non autorizzate (Bertino e Sandhu, 2005), altrimenti l'immagine dell'azienda potrebbe risentirne. Garantirne la sicurezza però, ha un costo e quest'ultimo non dovrebbe superare i potenziali benefici monetari derivanti dai dati stessi (Breidbach e Maglio, 2020). Secondo Kühne et al. (2019) le preoccupazioni sulla sicurezza dei dati, ad esempio, scoraggiano le aziende per quanto riguarda l'utilizzo del cloud e i servizi ad esso associati.

Un'altra barriera all'implementazione del DDBM è la licenza per i dati che si intendono utilizzare nel proprio modello di business, sia in relazione alla raccolta (come raccogliarli), sia all'elaborazione (come utilizzarli nel modo più efficace). In altre parole, i dati possono essere generati internamente all'organizzazione dal personale, dai sensori e dagli strumenti di tracciamento, oppure possono essere ottenuti da una fonte esterna attraverso un'attività di acquisizione dati effettuata prima o dopo che il modello di business sia stato progettato (Kühne et al., 2019). In secondo luogo, è difficile stabilire il "valore" economico che ha una certa quantità di dati. Per esempio, molti contenuti multimediali che vengono condivisi sui social media hanno un valore relativamente basso di per sé e occupano uno spazio di archiviazione considerevole. Tuttavia, l'analisi e gli approfondimenti basati sui dati aggregati degli utenti possono essere molto preziosi se monetizzati tramite pubblicità mirata o altri servizi. Di conseguenza, comprendere quali dati possono essere più vantaggiosi in termini di contenuto informativo che poi potrà essere monetizzato in un contesto commerciale è di fondamentale importanza per il successo dei DDBM (Zaki, 2019).

La privacy relativa ai dati, poi, rappresenta un'ulteriore barriera all'implementazione di un DDBM, è necessario, infatti, considerare le restrizioni legali e le norme sociali che regolano l'uso, il trasferimento e il trattamento dei dati personali (Schwartz, 2004). La gestione della privacy è estremamente importante per le aziende ed esse non possono cedere o vendere informazioni sui loro consumatori. Poiché i dati personali riguardano principalmente i consumatori - ma non solo - la trasparenza nel loro utilizzo è fondamentale per evitare di perdere la loro fiducia.

L'ultima barriera all'implementazione del DDBM è la qualità dei dati, spesso influenzata dai gradi di coerenza e completezza degli stessi (Kwon et al., 2014). Quando i dati non soddisfano gli standard sufficienti a causa di informazioni mancanti e poco chiare o perché provenienti da fonti non affidabili, ne derivano effetti negativi sulla proposta di valore data-driven e risultati impropri delle attività di analytics, innescando (anche) responsabilità etiche per le aziende (Breidbach e Maglio, 2020).

Relativamente alla dimensione organizzativa, le barriere di un DDBM sono legate a una maggiore necessità di capacità umane e strutture tecnologiche di supporto che consentano l'accesso e i collegamenti ai dati, e ne facilitino l'interpretazione (Janssen, 2012). Quindi, i cambiamenti nelle competenze delle risorse umane e nelle infrastrutture tecnologiche sono inevitabili. Da un lato, le attività del personale e i processi lavorativi devono essere ridefiniti, e il top management deve essere in grado di anticipare e rispondere sia alle minacce sia alle opportunità che i dati sono in grado di fornire (Cheah e Wang, 2017). In caso contrario, il modello di business basato sui dati potrebbe rivelarsi di bassa qualità, carente e insostenibile (Smith, 2016; Hossain, 2015). D'altra parte, nuove tecnologie e nuovi strumenti dovrebbero essere utilizzati per assicurare che compiti specifici relativi all'analisi di grandi moli di dati siano portati a termine per garantire risultati positivi in termini di creazione, proposizione e cattura del valore. A questo proposito, la collaborazione con i consumatori e i partner (vale a dire, società di software, fornitori di dati, ecc.) gioca un ruolo importante date le diverse risorse e conoscenze coinvolte nell'utilizzo di queste nuove tecnologie (Schaefer et al., 2017).

Infine, per quanto riguarda le barriere legate alla dimensione finanziaria, un DDBM richiede enormi investimenti in risorse fisiche e infrastrutturali e strumenti e processi organizzativi adeguati che consentano la raccolta, l'archiviazione e l'analisi dei dati (Cheah & Wang, 2017). In particolare, la ricerca e lo sviluppo necessari per implementare un sistema di analisi dei dati sono attività ad alto costo. Un'altra barriera finanziaria all'implementazione del DDBM riguarda i periodi di payback prolungati, di cui le aziende potrebbero soffrire, soprattutto quando cercano di soddisfare le richieste a breve termine degli stakeholder (Schaefer et al., 2017).

**Tabella 6.** Sfide derivanti dall'implementazione dei data-driven business model.

<b>Dimensione</b>	<b>Barriere</b>	<b>Fonti più rappresentative</b>
Tecnica		Exner et al., 2017
	Data security	Shantz, 2018 Kühne et al., 2019
		Immonen et al., 2014
	Data licence	Zaki, 2019 Kühne et al., 2019
		Immonen et al., 2014
	Data privacy	Shantz, 2018 van de Waerdt, 2020
	Kühne e Böhmman, 2018	
	Data quality	Kühne et al., 2019 Breidbach e Maglio, 2020
Organizzativa	Cambiamenti nelle competenze delle risorse umane e nelle infrastrutture tecnologiche	Cheah e Wang, 2017 Kühne et al., 2019
	Necessità di collaborazioni	Schaefer et al.,

	con partner con conoscenze specialistiche	2017
Finanziaria		Exner et al., 2017
	Grandi investimenti in risorse fisiche e infrastrutturali	Cheah e Wang, 2017  Schaefer et al. 2017  Breidbach e Maglio, 2020
	Payback esteso	Schaefer et al. 2017

Fonte: elaborazione dell'autore

In estrema sintesi, risulta evidente dalla disamina della letteratura fatta precedentemente che i modelli di business guidati dai dati sono un fenomeno relativamente nuovo che ha stretti legami con il concetto di innovazione dei modelli di business. Come emerso dalle precedenti analisi descrittive relative all'argomento, il fatto che le definizioni esistenti enumerate non sono in contrasto tra loro e sono tutte relativamente simili è da considerarsi frutto di una fase non ancora matura del dibattito. Tuttavia, i modelli di business guidati dai dati possono essere definiti come segue: un modello di business data-driven ha come risorsa principale i dati, che sono inoltre necessariamente richiesti per la creazione della proposta di valore (Engelbrecht et al. 2016; Hartmann et al. 2014), anche se non è stata ancora definita in letteratura una soglia chiara in grado di quantificare il ruolo ricoperto dai dati nei DDBM, per poter poi far emergere le differenze tra essi e i modelli di business tradizionali (Schüritz e Satzger 2016).

L'argomento è, quindi, ancora sfuggente e non ben inquadrato e le "best practice" non sono ancora state stabilite (Schmidt et. al.,2014; Berger, 2015). Come riportato precedentemente e considerando che i dati hanno cambiato la natura dei prodotti e dei servizi esistenti, si è visto come le aziende si sono trovate a dover ripensare i modi convenzionali di creare, fornire e catturare valore abbracciando modelli di business più adatti a un mondo altamente connesso (Barquet et al., 2013; Ju et. al., 2016). Questi nuovi modelli di business dovrebbero fare molto affidamento sugli aspetti cognitivi legati al *sense making* dei dati per semplificare

l'identificazione della conoscenza sfruttabile lungo tutta la catena organizzativa. Così facendo, l'analisi e la comprensione dei dati andrebbero a costruire la conoscenza che agisce come prima spinta verso molti (quantificabili e non) benefici, tra cui, in primis, le entrate, soprattutto nell'era digitale (Pauleen & Wang, 2017). L'effetto domino che si verrebbe a creare grazie al trasferimento, alla condivisione e allo sfruttamento delle nuove conoscenze all'interno dell'intera organizzazione è fondamentale, inoltre, per superare le barriere che si frappongono tra le organizzazioni stesse e il miglioramento della competitività derivante dallo sfruttamento dei dati (Ferraris et al., 2019). In più, la conoscenza derivata dai dati supporterebbe gli obiettivi pianificati (Huesig & Endres, 2019) perché sarebbe incorporata nelle decisioni che guidano tutte le azioni organizzative.

Pertanto, è emerso che risulta importante, sia per affrontare il ruolo chiave dei (big) data nella ridefinizione dei modelli di business e delle strategie di innovazione e sia per superare il focus sull'innovazione tecnologica, ridefinire i modelli di business esistenti secondo un orientamento più ampio che copre strategicamente la raccolta, l'analisi e l'interpretazione dei dati in tutte le fasi di innovazione del modello di business per la creazione di valore (Polese et al., 2019). Per questo motivo nei prossimi paragrafi, la necessità di adottare un'approccio data-driven (LaValle et al., 2011; McAfee e Brynjolfsson, 2012) – paragrafo 1.3 - sarà evidenziata per identificare come la crescente quantità di dati raccolti possa essere inserita strategicamente nell'orientamento al business per dare vita all'innovazione e permettere una graduale transizione da una visione basata sulla tecnologia a una visione di sistema in cui l'innovazione è concepita come un processo complesso derivante dalla combinazione di diversi fattori.

Più specificamente, la questione riguarda la possibilità di capire come modificare con successo i modelli di business, la cultura e la struttura organizzativa per gestire efficacemente la tecnologia digitale e in particolare i big data e promuovere l'innovazione e la sostenibilità del business stesso (Lewis et al., 2004).

In passato molti studi hanno cercato di identificare le dimensioni abilitanti dell'innovazione nelle aziende digitalizzate (Bouwman et al., 2018), per esempio attraverso lo studio del ruolo delle capacità dinamiche (Rachinger et al., 2019) e

delle competenze (Sousa e Rocha, 2019), o con l'esplorazione del complesso processo di ridefinizione dell'imprenditorialità e della gestione delle risorse per rispettare i requisiti della digitalizzazione (Beliaeva et al., 2019). Alcuni autori, tra l'altro, hanno offerto una concettualizzazione delle diverse capacità che possono aiutare a sfruttare le opportunità dei big data nelle aziende data-driven (Gupta e George, 2016) e favorire l'innovazione (Troilo et al., 2017).

Tuttavia, i contributi precedenti non classificano i driver e i meccanismi sottostanti l'emergere dell'innovazione nelle aziende che utilizzano i big data (Trabucchi e Buganza, 2019) adottando una prospettiva integrata in grado di ispirare una sistematizzazione di un percorso per l'innovazione del modello di business attraverso l'individuazione dei fattori abilitanti che ne favoriscono l'innovazione intesa come processo di creazione di valore.

La ricerca esistente, è noto, conferma la definizione di innovazione sia come risultato sia come processo (Mothe e Nguyen, 2010; Kahn, 2018). Esplorare l'innovazione come risultato richiede l'analisi dell'output prodotto in azienda, come i tipi più "classici" di innovazione identificati in letteratura (innovazione di prodotto, innovazione di processo, innovazione del modello di business, innovazione sociale) e non sarà oggetto di interesse per il presente lavoro. Questo studio, infatti, mira ad indagare i driver dell'innovazione intesa come processo, quella che precede sostanzialmente lo sviluppo dei risultati. L'innovazione come processo, infatti, si riferisce al modo in cui l'organizzazione dovrebbe incoraggiare lo sviluppo di novità per generare valore. Partendo quindi dalle dimensioni ampiamente discusse in precedenza relative all'orientamento ai dati, i potenziali abilitatori dell'innovazione nei modelli di business data-driven vengono esplorati attraverso la ricerca empirica per corroborare, arricchire ed estendere le dimensioni abilitanti identificate in letteratura (cultura data-driven, ecosistema efficace di dati, atteggiamento legato al "sensing and act" e votato all'apprendimento continuo) cercando di rispondere alla seguente domanda di ricerca.

[RQ] Quali sono i fattori abilitanti dell'approccio data-driven responsabili dell'innovazione nel modello di business?

Poiché gran parte della letteratura attuale è concettuale, un passo importante nel processo di comprensione di questo fenomeno è lo sviluppo di osservazioni empiriche dei DDBM e di chi si caratterizza come esperto nella gestione e nell'utilizzo dei dati con finalità legate alla creazione di valore. Ciò potrebbe contribuire a colmare il “deployment gap”, che si riferisce al paradosso tra le enormi opportunità fornite dai dati e la mancanza di DDBM effettivamente dispiegati nei vari settori (Heudecker e Kart, 2014; Chen et al., 2017). La ricerca empirica potrebbe guidare lo sviluppo di nuovi modelli di business o l'evoluzione di modelli già esistenti in DDBM, aiutando molte organizzazioni a superare un limbo in cui la loro volontà di adottare i dati si oppone alla loro incapacità di farlo (Chen et al., 2015; Schüritz e Satzger, 2016). Nel prossimo capitolo si tratterà, pertanto, la metodologia della ricerca utilizzata per dare risposta alla domanda di ricerca concettualizzata, dando, di fatto, seguito alla richiesta di necessità di ricerche empiriche evidenziate in letteratura (Ciasullo et al., 2021).

## Capitolo 3

### 3.1 Disegno della ricerca e fasi dell'indagine

La complessità nella definizione e nell'interpretazione dei diversi abilitatori del processo sottostante all'innovazione richiede un disegno di ricerca composto da una serie complessa di passi. L'innovazione come processo guidata dall'approccio data-driven non è stata ancora codificata in letteratura, ma si ritiene che possa essere sottostante ad alcuni processi aziendali e costruita soggettivamente attraverso la mediazione di dimensioni umane, culturali e sociali. Allo stesso modo, la ricombinazione di conoscenze e competenze per lo sviluppo dell'innovazione deriva strettamente dall'imprevedibile e non strutturata sistemizzazione di abilità, significati, regole, pratiche, valore, ecc. Pertanto, c'è bisogno di un approccio di ricerca che permetta di individuare le variabili "nascoste" che i ricercatori non possono controllare facilmente e di sottocategorie multidimensionali di analisi i cui confini di significato sono sfumati (Yin, 2011). A tal fine, è stata condotta una ricerca esplorativa basata su un approccio qualitativo che si sviluppa sulla base di alcuni passaggi fondamentali (vedi Figura 6).

**Figura 6.** Fasi della ricerca empirica.



Fonte: elaborazione dell'autore.

La fase uno ha riguardato le scelte relative all'unità di analisi e alla tecnica di rilevazione e nello specifico la creazione di una traccia per le interviste semi-strutturate per indagare e valutare il potenziale sinergico dei concetti rivelati nell'analisi della letteratura riguardanti le principali dimensioni dell'innovazione

del modello di business (vedi paragrafo 2.1) e dell'approccio data-driven (vedi paragrafo 1.3) derivanti da una rielaborazione critica di studi esistenti su entrambi gli argomenti oggetto che sarà trattata nel seguente paragrafo. Nella fase due si esplorano le dimensioni individuate in letteratura e messe a sistema nella costruzione della traccia raccogliendo dati qualitativi basati su interviste semi-strutturate con imprenditori, manager, data scientist, ricercatori e professionisti vari nel campo della gestione e dell'analisi dei dati. Nella fase tre per l'analisi dei dati è stata intrapresa un'analisi qualitativa del contenuto effettuata con software NVivo<sup>8</sup>. La content analysis offre una serie di efficaci strumenti per i ricercatori che vogliono fare analisi robuste di dati qualitativi, per poi focalizzarle e presentarle in un modo che sia facilmente accessibile a coloro che non fanno parte delle comunità accademiche (De Cantis e Ferrante 2013, p. 56) come i manager d'azienda. Per questo motivo, questa metodologia, applicata attraverso la somministrazione di interviste in profondità, sembra essere adatta per l'analisi dei driver di un processo complesso come l'innovazione, garantendo una comprensione olistica dell'atteggiamento, delle esperienze e del comportamento dell'intervistato che non può essere facilmente ottenuta attraverso altre metodologie. In base ai suggerimenti e agli spunti forniti, i risultati sono poi sintetizzati in un modello in modo da migliorarne la chiarezza e l'aderenza rispetto ai concetti chiave della letteratura di riferimento. Lo scopo finale della rilevazione è, così, pervenire ad un modello che possa rappresentare in maniera quanto più fedele possibile le dimensioni e sottodimensioni dei costrutti indagati per potere poi identificare in seguito, attraverso ulteriori ricerche empiriche, le attività, le pratiche e i comportamenti innovativi propri dell'approccio data-driven maturato nell'era dei big data.

---

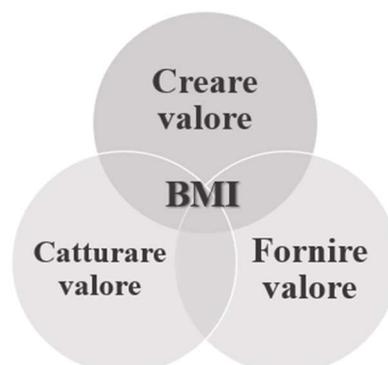
<sup>8</sup> La disponibilità sempre maggiore di materiale testuale digitalizzato ha determinato una evoluzione ed una considerevole diffusione di software finalizzati all'analisi dei dati testuali. Esistono alcune risorse on-line costantemente aggiornate dagli sviluppatori dei software. Queste risorse sono sia contenute su siti generalisti di tipo collaborativo che curate da gruppi di lavoro accademici come, ad esempio, il sito del CAQDAS Networking Project. I CAQDAS (Computer Assisted Qualitative Data Analysis Software) sono software che indipendentemente dal metodo di ricerca utilizzato forniscono strumenti a supporto dei processi di codifica manuale tenendo conto dei contesti linguistici e situazionali. (Risorsa disponibile alla pagina <https://www.surrey.ac.uk/sociology/research/researchcentres/caqdas/> (consultata il 20 gennaio 2022)).

### 3.2 Il ruolo dell'approccio data-driven nell'innovazione del modello di business. Descrizione dello strumento di rilevazione dei dati

Per affrontare la domanda di ricerca, il lavoro propone una rilettura delle principali dimensioni dell'innovazione del modello di business secondo l'approccio data-driven per introdurre, infine, una sintesi/traccia delle dimensioni da esplorare e tramite cui vengono poi identificati i principali elementi (abilitatori) della gestione dei dati capaci di creare valore e innovazione all'interno dei modelli di business.

Le dimensioni della business model innovation formalizzate in letteratura (Morris et al., 2005; Johnson et al., 2008; Baden-Fuller e Haefliger, 2013; Zott e Amit, 2013; Massa e Tucci, 2014; Spieth et al., 2014) possono essere arricchite con l'adozione di una visione *data-centred* che introduce, per le aziende, la necessità di perfezionare sinergicamente una nuova mentalità che intende i dati come il filo conduttore per il miglioramento del modello di business grazie al costante sviluppo della conoscenza (sulle performance delle aziende, sul comportamento degli stakeholder e sulla valutazione dei servizi, ecc.). Come si è visto precedentemente e in figura 7, le dimensioni che spiegano il modello di business di un'impresa (Baden-Fuller e Mangematin, 2013) sono la creazione del valore, la fornitura del valore e la cattura del valore (Morris et al., 2005; Johnson et al., 2008; Baden-Fuller e Haefliger, 2013; Zott e Amit, 2013; Massa e Tucci, 2014; Spieth et al., 2014).

**Figura 7.** Componenti della Business Model Innovation.



Fonte: adattato da Morris et al., 2005; Johnson et al., 2008; Baden-Fuller e Haefliger, 2013; Zott e Amit, 2013; Massa e Tucci, 2014; Spieth et al., 2014

Poiché definire un modello di business innovativo non significa creare un nuovo modello di business, ma creare un modello di business in grado di delimitare e identificare le opportunità di innovazione, diventa necessario indagare cosa rende le organizzazioni in grado di assorbire la dinamicità dell'ambiente e definire quali caratteristiche, leve o driver sono importanti per creare innovazione nei modelli di business attraverso l'approccio data-driven. Il cambiamento tecnologico è considerato il "motore" nella ricerca di nuovi e migliori modi per soddisfare le esigenze dei consumatori, tuttavia, per rispondere alle sfide della digitalizzazione, le tecnologie digitali e l'analisi dei dati devono essere viste come leve, o mezzi, dello sviluppo dell'innovazione, piuttosto che come un obiettivo, o la fine del processo. In questo senso, l'approccio data-driven è stato concettualizzato per esplorare le dimensioni chiave del funzionamento dei modelli di business che dovrebbero essere armonizzate per integrare l'orientamento digitale e la gestione delle risorse e dei processi, e in questo modo sostenere la ridefinizione della gestione dell'innovazione alla luce di una visione guidata dai dati. La corretta adozione dell'orientamento data-driven, infatti, può rivelare come l'implementazione di un'architettura tecnologica sia una condizione necessaria ma non sufficiente per facilitare la nascita dell'innovazione (Medina-Borja, 2019).

In un mondo governato dai dati, la novità e l'utilità di questo approccio risiede nel suo focus su una mentalità (prima dimensione dell'approccio data-driven) che le aziende devono adottare per gestire strategicamente la tecnologia, per sopravvivere e per prosperare rimanendo innovative nel mondo degli affari di oggi. Qui si sottolinea la necessità di estrarre significati rilevanti e di creare valore dai dati, attraverso la considerazione di tali risorse (i dati) asset strategici fondamentali (Trabucchi e Buganza, 2019; Troisi et al., 2018) in grado di favorire l'emergere dell'innovazione. Come sappiamo l'aspetto della creazione di valore, la prima componente relativa all'innovazione del modello di business, si riferisce all'orchestrare attività, processi intra e inter organizzativi (Achtenhagen et al., 2013), e risorse al fine di fornire una proposta di valore per i clienti (Johnson et al., 2008). In questo senso, è importante capire come, in ottica data-driven è possibile creare valore dai dati in questa dimensione specifica (vedi figura 8).

**Figura 8.** Creare valore attraverso l'approccio data-driven



Fonte: elaborazione dell'autore.

Grazie alla cultura data-driven verrebbe garantito, in azienda, il processo attraverso cui l'infrastruttura tecnologica e le risorse umane creano valore estraendo insight dall'afflusso massiccio di dati provenienti da molteplici fonti e innovando, di conseguenza, la prima componente del modello di business. I dati, in questa dimensione, sono asset strategici per la generazione di conoscenza per migliorare la competitività, fornendo benefici per l'intera catena del valore (Chen et al., 2014; Gupta & George, 2016), e possono essere usati concretamente per aumentare l'efficienza dei processi o dare ai manager la giusta base a supporto del processo decisionale attraverso la visualizzazione di dashboard e scorecard, o ancora possono essere usati per simulazioni a supporto dello sviluppo di futuri scenari (LaValle et al., 2011). Molti progetti e programmi falliscono a causa dell'incapacità di un'organizzazione di sviluppare e integrare le capacità necessarie per raggiungere un nuovo obiettivo, ecco perché la cultura data-driven che deve essere diffusa a monte nell'organizzazione è fondamentale, perché si qualifica di fatto come un elemento necessario per far fruttare i nuovi strumenti e permettere di raggiungere una consapevolezza maggiore per passare ad un livello nuovo nella creazione di valore.

Per rendere davvero prezioso questo asset è inoltre necessario che i processi, le attività e i ruoli vengano progettati e gestiti per creare un ecosistema efficace di dati (seconda dimensione dell'approccio data-driven) che metta in grado l'organizzazione di fornire valore al proprio target di riferimento. Come visto precedentemente, l'ecosistema include sia l'architettura del sistema informativo, quindi una infrastruttura tecnologica di supporto che permette le giuste analisi, sia le competenze di elaborazione dei dati e le risorse umane necessarie, nonché la gestione della conoscenza estratta (vedi figura 9).

**Figura 9.** Proporre valore attraverso l'approccio data-driven.



Fonte: elaborazione dell'autore.

Partendo dal fatto che per generare nuove proposte di valore, è importante sia individuare la modalità più adeguata di generare la proposta sia una buona conoscenza dei clienti - riguardo i bisogni e desideri che li caratterizzano, dagli aspetti funzionali a quelli emotivi e sociali - l'analisi dei dati attraverso l'implementazione dell'ecosistema efficiente permette di identificare le migliori pratiche e/o opportunità di business per innovare la seconda dimensione del modello di business (Lange e Drews, 2020).

Gli strumenti analitici disponibili e le capacità sviluppate permettono, quindi, al business di analizzare queste grandi quantità di dati offerti e catturati da una molteplicità di fonti attraverso il “sensing, l’act e l’apprendimento continuo” (terza dimensione dell'approccio data-driven). Questo orientamento permette alle

organizzazioni, soprattutto a coloro i quali sono incaricati di prendere le decisioni di avere accesso a nuovi modi di “vedere” e “sentire” le reali opportunità che si aprono davanti ai loro occhi superando di fatto l’approccio top-down strettamente integrato nel pensiero classico di fare impresa. Attraverso il “sensing e l’act” si aprono nuove opportunità di apprendimento per le aziende, e aumenta la “materia prima” per l’innovazione futura del modello di business. L’enfasi deve essere posta sul fatto che il manager o il decisore ora ha davvero l’opportunità di interagire con il modello di business e non essere solo un “semplice spettatore”, prendendo decisioni che si basano su dati reali, disponibili e provenienti sia dalle macchine e quindi dalla tecnologia implementata, sia dall’ecosistema che ruota attorno all’organizzazione. Come evidenziato nei precedenti paragrafi questo implica agilità e un approccio olistico al dato, ma anche la capacità di percepire il modello di business nel suo diverso contesto e da diversi punti di vista (Magretta, 2002). Con la combinazione di un approccio strutturato e una cultura del dato che attraversa tutti i livelli organizzativi e che favorisce l’adozione di una mentalità agile, è possibile realizzare con successo un apprendimento continuo. A questo punto quindi, le nuove idee ottenute e i nuovi concetti da implementare per l’innovazione del modello di business devono essere sviluppati sul mercato per poterne effettivamente catturarne il valore. L’utilizzo di dati e dei metodi analitici può essere usato in una grande varietà di modi per influenzare il modo in cui un modello di business cattura il valore che crea (figura 10).

**Figura 10.** Catturare valore attraverso l’approccio data-driven



Fonte: elaborazione dell’autore.

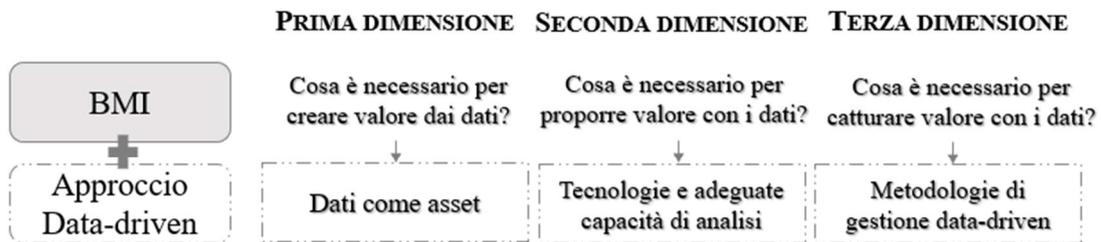
Quindi, come risultato della corrispondenza tra le dimensioni dell'approccio data-driven e le componenti che guidano l'innovazione del modello di business, è possibile identificare un percorso che favorisce la transizione da dati a informazioni a conoscenza e valore nelle aziende. L'innovazione del modello di business nasce, quindi, dall'applicazione di competenze umane basate sulla mentalità data-driven, in grado di gestire processi e risorse basandosi su di una cultura incentrata sui dati, che valorizza il processo decisionale basato sull'evidenza e incoraggia la trasformazione dei dati in intuizioni, le intuizioni in decisioni e le decisioni in esecuzioni di successo.

Pertanto, grazie alla visione integrata qui proposta, i principali elementi dell'innovazione del modello di business possono essere arricchiti dalle dimensioni chiave dell'approccio data-driven, come mostra la figura 11 attraverso le seguenti proposizioni:

- 1) La cultura data-driven, diffusa all'interno dell'organizzazione aziendale, serve a introdurre e rafforzare la concezione dei dati come forma preziosa e inimitabile di capitale intellettuale ed economico che impatta in larga misura sui processi e sul miglioramento organizzativo, promuovendo l'innovazione della dimensione relativa alla creazione del valore attraverso la volontà di utilizzare i dati come fonte primaria di creazione del valore a disposizione dell'organizzazione.
- 2) L'ecosistema efficace di dati, formato dall'infrastruttura integrata composta da tecnologie smart che include sensori, sistemi di cloud computing, applicazioni mobili, software, piattaforme, ecc., favorisce nuovi metodi di analisi e le nuove figure e nuove capacità (hard e soft skills) delle persone coinvolte nel processo permettono la raccolta continua di dati (come le opinioni degli utenti, i dati sulle transazioni di acquisto, ecc. ) e trasformano i dati (grezzi) in informazioni (orientate e rilevanti) che innovano la proposta di valore.
- 3) L'adozione di un approccio *sensing and act* votato all'apprendimento continuo e all'arricchimento costante della conoscenza, a partire dai dati raccolti, selezionati e interpretati, permette la rifocalizzazione degli obiettivi strategici dell'organizzazione e la traduzione delle nuove proposte di valore in azioni concrete. Le informazioni ottenute per mezzo di un insieme integrato di analytics, infatti, supervisionate dai decisori facilitano la trasformazione delle informazioni

in conoscenza e sono necessarie a innovare la dimensione della cattura del valore del modello di business.

**Figura 11.** Sintesi dei componenti del modello di business arricchiti dall’approccio data-driven.



Fonte: elaborazione dell’autore.

Queste tre proposizioni sono state la guida per la stesura della traccia dell’intervista (Appendice A).

### 3.3 Selezione dei casi e strumento di rilevazione

#### 3.3.1 Campionamento utilizzato

Con riferimento al campionamento, per consentire di cogliere il fenomeno sociale oggetto di studio nella sua complessità sono stati presi in esame i diversi contesti nei quali è possibile riscontrarlo, vale a dire contesti aziendali, accademici e così via. Inizialmente il metodo di campionamento adottato è stato quello a scelta ragionata (Amaturo, 2012). In un primo momento gli intervistati scelti sono stati imprenditori di aziende che offrono servizi digitali, tecnologie e società di consulenza il cui modello di business ha come risorsa chiave i dati. Questi imprenditori sono stati selezionati dal database “200 Open Data”<sup>9</sup> che in quanto studio sistematico sulle imprese italiane che utilizzano open data nelle loro attività per generare prodotti e servizi e creare valore sociale ed economico ha permesso di entrare in contatto con delle realtà adatte a questa ricerca. Di ciascuna azienda sono state contattate le figure ritenute rilevanti per l’indagine. Visto l’elevato tasso di non risposta si è deciso, allora, di procedere con una logica a valanga,

<sup>9</sup> Database Open data 200:  
<https://italy.opendata500.com/it/index.html#:~:text=Il%20progetto,creare%20valore%20sociale%20ed%20economico.>

vale a dire che i primi contatti con imprenditori e analisti hanno portato a proporre il progetto a persone, facenti parte della loro cerchia di amicizie e conoscenze lavorative, aventi caratteristiche che soddisfavano i requisiti per raggiungere l'obiettivo della ricerca.

In linea con i criteri di campionamento adottati nell'approccio qualitativo, una volta raggiunta la saturazione teorica, il processo di intervista è stato interrotto. Come riportato nella tabella 8, 42 imprenditori, data scientist, ricercatori ed esperti di dominio hanno partecipato alla ricerca. La dimensione del campione finale è adatta a una ricerca esplorativa che mira a indagare le diverse articolazioni di significato dei concetti che non sono stati operazionalizzati nella ricerca esistente, vale a dire i diversi fattori abilitanti del processo di innovazione del modello di business in ottica data-driven (Trabucchi e Buganza, 2019). Per stimare il numero dei partecipanti allo studio necessario per raggiungere la saturazione sono stati valutati, infatti, una serie di fattori, tra cui la qualità dei dati, la natura dell'argomento, la quantità di informazioni utili ottenute da ciascun partecipante, il numero di interviste qualitative per partecipante (cioè una). La letteratura identifica un range da 30 a 60 partecipanti (Morse, 1991) come il minimo richiesto per raggiungere la saturazione nelle tesi di dottorato che utilizzano interviste in profondità. Questo numero può permettere di ottenere la ricchezza di dati necessari per l'analisi qualitativa e per difendere adeguatamente il lavoro di tesi (Mason, 2010). La descrizione degli intervistati, dei loro diversi ruoli come esperti di dominio è fornita nella tabella 7. Agli intervistati è stato attribuito un codice basato sulla loro posizione lavorativa nelle aziende (I, imprenditori; M, manager; D, data-scientist; R, ricercatori; C, consulenti).

**Tabella 7.** Elenco degli intervistati

	<b>Posizione lavorativa</b>	<b>Sesso</b>	<b>Codice</b>
1	Imprenditore (start-up)	M	I1
2	Imprenditore	M	I2
3	Imprenditore	M	I3
4	Data scientist	F	D1
5	Consulente	F	C1
6	Data scientist	M	D2
7	Imprenditore start-up	M	I4
8	Data science Team leader	M	D3
9	Imprenditore	M	I5
10	Imprenditore	M	I6
11	Ricercatore	M	R1
12	Manager (Director of AI)	M	M1

13	Data science manager	M	M2
14	Imprenditore	M	I7
15	Manager Data competence center	F	M3
16	Data scientist R programmer	M	D4
17	Imprenditore (start-up)	M	I8
18	Manager Data scientist	M	M4
19	Data scientist	M	D5
20	Principal Data scientist	F	M5
21	Data scientist	M	D6
22	AI e Data strategy advisor	M	M6
23	Chief data scientis	M	M7
24	Chief AI officer	M	M8
25	Data scientist	F	D7
26	Data scientist	M	D8
27	Senior lecturer and research affiliate	M	R2
28	Chief strategy officer	F	M9
29	Managing director research	F	M10
30	Business and technology journalist	M	R3
31	Ai engineering coach	M	M11
32	Chief data officer	M	M12
33	Head of data scientist	M	M13
34	Freelance data scientist	M	D9
35	Researcher in big data analytics	M	R4
36	Chief data scientist	M	M14
37	Data scientist	M	D10
38	Data manager	M	M15
39	Data manager	M	M16
40	Consulente	M	C2
41	Manager	M	M17
42	Manager Business Intelligence and Analytics	F	M18

Fonte: elaborazione dell'autore.

### 3.3.2 Le interviste semi-strutturate

Le interviste semi-strutturate (Amaturo, 2012) sono, come suggerisce il nome, governate da una guida all'intervista, che serve come struttura della stessa. Il ricercatore, infatti, dispone di una traccia di temi da sottoporre agli intervistati anziché una lista standardizzata di domande e scale di punteggi e può farvi riferimento per contribuire alla discussione e garantire che la conversazione vada nella direzione desiderata e definita dal progetto di ricerca. In questo contesto, sono state utilizzate principalmente domande aperte che hanno permesso agli intervistati di esprimersi liberamente sul tema proposto e oggetto di questo lavoro. Questa forma di intervista dà al ricercatore la libertà di approfondire determinati argomenti, di cambiare l'ordine delle domande o anche di dedicare più tempo ad

alcuni argomenti piuttosto che ad altri. Nella ricerca qualitativa questa tecnica di indagine è molto diffusa in quanto combina il rigore nei temi e negli argomenti trattati e la flessibilità nello scambio in modo da offrire la possibilità di approfondire punti specifici che emergono durante la discussione con l'intervistato. L'obiettivo, infatti, non è quello di seguire alla lettera la guida dell'intervista, ma piuttosto di assicurarsi che i punti essenziali della stessa siano stati discussi e che i nuovi commenti siano stati ampliati e compresi (Stuckey, 2013).

Flick et al. (2004) sottolineano l'importanza, per far sì che questa tecnica di indagine dia i suoi frutti, di definire bene il campo d'azione e i temi da discutere durante l'intervista prima della stessa. È necessario chiarire anche il livello di profondità dei temi, il quadro e il contesto della discussione e gli argomenti per garantire la comprensione e l'interpretazione dei messaggi. Infatti, nell'intervista semi-standardizzata l'intervistatore è chiamato a cercare di assumere il punto di vista del rispondente, cercando quindi di adattare il fraseggio al vocabolario e al sistema di conoscenze pregresse di chi risponde. L'intervistatore è anche autorizzato a fornire spiegazioni circa l'oggetto o il significato della domanda e a proporre delle domande di specificazione che possano aiutare il rispondente a fornire il suo punto di vista. La somministrazione di interviste semi-strutturate è durata sei mesi, da giugno 2021 a novembre 2021. Le interviste sono durate tra i 20 e i 45 min e sono state condotte attraverso varie piattaforme adibite alla comunicazione online (a causa delle restrizioni per il Covid-19).

### **3.4 Il protocollo di analisi dei dati: l'analisi del contenuto qualitativa**

L'analisi del contenuto è stata scelta come tecnica adeguata a esaminare profondamente le sfumature semantiche chiave del significato dell'argomento analizzato per affrontare la domanda di ricerca "*Quali sono i fattori abilitanti dell'approccio data-driven responsabili dell'innovazione nel modello di business?*". Questa tecnica di analisi ha le sue radici nello studio delle comunicazioni di massa negli anni '50. Inizialmente gli psicologi la utilizzavano in quattro aree principali: l'analisi delle registrazioni verbali per dedurre le caratteristiche mentali, motivazionali e la personalità delle persone; per analizzare

i risultati di interviste, focus group, e risposte verbali a vari test; per analizzare i processi di comunicazione tra le persone; e per generalizzare i significati per un'ampia gamma di situazioni e culture (Krippendorff, 2004). Secondo una definizione più attuale la content analysis è “una tecnica di ricerca” che viene impiegata “per fare inferenze replicabili e valide dai testi (o altra materia significativa) ai contesti del loro uso” (Krippendorff, 2004) e si rivela utile per ricavare conoscenze rilevanti da una grande quantità di testi usando sia approcci qualitativi che approcci quantitativi (Krippendorff, 2012). Nella ricerca esplorativa, l'analisi del contenuto sembra essere una tecnica adeguata, basata su l'interpretazione soggettiva e l'atteggiamento critico del ricercatore, per ispezionare profondamente (da un punto di vista concettuale e semantico) i costrutti che non sono ben concettualizzati in letteratura. Infatti, essa è uno strumento scientifico che fornisce nuove deduzioni, aumenta la comprensione dei ricercatori di un singolo fenomeno, o informa azioni pratiche.

L'analisi qualitativa del contenuto è definita in letteratura come “inquiry content analysis” (Rositi, 1988; Losito, 1996). Questa tecnica estrae dai testi (l'unità di analisi) poche categorie di contenuto e rivela i punti focali degli studi (Krippendorff, 2004) attraverso l'adozione di criteri semantici stabiliti dal ricercatore. La tecnica applicata deve essere affidabile e replicabile (Krippendorff 2004). La replicabilità è la più importante forma di validità e si realizza quando ricercatori che lavorano in diversi momenti e circostanze ottengono gli stessi risultati quando analizzano gli stessi dati con le stesse tecniche. I risultati ottenuti devono essere validi, ovvero devono essere conformabili e confermati da evidenze indipendenti.

Le domande di ricerca sono l'obiettivo delle inferenze dei ricercatori. Una domanda di ricerca è analoga ad una serie di ipotesi, che vengono risolte attraverso l'inferenza sui dati. Ci sono due ragioni principali per le quali la content analysis deve iniziare dalle domande di ricerca prima di fare qualunque indagine: efficienza e fondamento empirico (Krippendorff 2004). Quando un ricercatore è motivato da una specifica domanda di ricerca, l'analisi può procedere più velocemente dal campionamento di dati rilevanti per rispondere alle domande specifiche. Inoltre, i dati vengono analizzati con uno scopo preciso e non per quello a cui potrebbero portare a pensare dal punto di vista del ricercatore o per

quello che dicono in astratto. La ricerca della risposta alle domande di ricerca dà fondamento empirico all'analisi, perché le risposte comportano rivendicazioni di verità che potrebbero essere supportate, se non da osservazioni dirette, almeno da argomentazioni plausibili che derivano dalle osservazioni correlate. Per questo motivo, questa tecnica sembra essere la più adeguata a soddisfare gli obiettivi della ricerca e in particolare la RQ che riguarda l'identificazione dei fattori che abilitano l'innovazione nelle diverse componenti del modello di business nel momento in cui si adotta un approccio data-driven.

#### 3.4.1 Le fasi dell'analisi del contenuto: la creazione del database da analizzare e la struttura di codifica

La prima fase della content analysis ha previsto lo sviluppo di un protocollo di analisi delle interviste. Per fare ciò, il punto di partenza scelto sono state le trascrizioni delle interviste effettuate con gli esperti di dominio. È stato creato, quindi, un database formato da tutti i testi trascritti delle interviste effettuate relativamente all'approccio data-driven nelle organizzazioni e al suo impatto sul processo di innovazione del modello di business. Alla base della classificazione e dell'ordinamento dei dati è stata sviluppata una struttura di codifica basata sulle dimensioni individuate nella traccia dell'intervista (paragrafo 3.3.1). L'intero processo è stato supportato dall'utilizzo del software NVivo (Richards 1999; Gibbs 2002).

#### 3.4.2 Le fasi dell'analisi del contenuto: la struttura di codifica

Per perseguire una content analysis, i ricercatori devono solitamente identificare le unità di analisi all'interno dei documenti selezionati e trattarli come elementi indipendenti da misurare e analizzare. Di fatto, l'analisi dei dati si basa sull'identificazione di alcune parole chiave preliminari derivanti da una specificazione semantica dei principali argomenti legati all'obiettivo dello studio ed elaborati secondo le conoscenze esistenti dell'autore. Poi, si rileva la presenza di queste sottodimensioni nel database per far luce sui punti di contatto e sulle

differenze tra i contributi del campione. Come mostra la tabella 8, queste principali parole chiave sono state rilevate per la domanda di ricerca.

**Tabella 8.** Principali parole chiave derivate dall'analisi critica della letteratura.

	<b>Prima dimensione</b>	<b>Seconda dimensione</b>	<b>Terza dimensione</b>
<b>Business model innovation + Approccio-data driven</b>	Efficienza	Capacità analitiche	Decisioni
	Credenze	Piattaforme	Leadership
	Cambiamento	Piattaforme Social Platform	Obiettivi
	Strategie	Big data analytics	Goal
	Processi innovativi	Data Mining	KPI
	Integrazione di nuove fonti dati	ICT	Ricavi
	Mentalità orientata ai dati	Infrastruttura tecnologica	Guadagni
	Partnership	Analisi dei dati	Nuovi mercati
	Raccolta dei dati	Hardware	Riduzione dei costi
	Fiducia nel dato	Software	
	Cultura	Prodotti innovativi	
		Servizi innovativi	
		Consumatore	

Fonte: elaborazione dell'autore.

Solitamente, questo processo viene fatto con l'ausilio di una struttura di codifica che costituisce lo schema di base per l'analisi delle fonti. La struttura di codifica potrebbe essere definita come un diagramma ad albero costituito da alcuni nodi principali dai quali si diramano un numero variabile di nodi figli. Attraverso questo strumento, è possibile analizzare le fonti in modo strutturato poiché rende chiaro cosa si sta cercando all'interno di esse. Inoltre, ogni porzione di testo, che ha come oggetto uno degli argomenti che costituiscono la struttura di codifica, viene codificata nello stesso nodo di porzioni di testo con argomento simile, ottenendo un'organizzazione dell'unità di analisi per argomenti e allo stesso tempo riducendo al minimo il rischio di perdere informazioni importanti. La struttura di codifica che è stata sviluppata è riportata di seguito nelle tabelle 9 e 10.

**Tabella 9.** Struttura di codifica relativa all'Approccio data-driven.

<b>A Approccio Data-driven</b>		
<b>A 0001_Cultura data-driven</b>	<b>A 0002_ecosistema basato sui dati</b>	<b>A 0003_sensing and act e apprendimento continuo</b>
A 1.01_fonti di dati	A 2.01_capacità analitiche	A 3.01_decisioni
A 1.02_fonte del dato	A 2.02_architettura tecnologica	A 3.02_obiettivi
A 1.03_network	A 2.03_infrastruttura tecnologica	A 3.03_gestione
A 1.04_collegamenti	A 2.04_hardware	A 3.04_domande
A 1.05_link	A 2.05_software	A 3.05_implementazione
A 1.06_cultura	A 2.06_analisi	A 3.06_strategie
A 1.07_raccolta	A 2.07_teamwork	A 3.07_management
A 1.08_dataset	A 2.08_lavoro di squadra	A 3.08_efficacia
A 1.09_mentalità	A 2.09_user	A 3.09_metodi
A 1.10_mind set	A 2.10_utente	A 3.10_schemi
A 1.11_linguaggio	A 2.11_know how	A 3.11_progetti
A 1.12_ricerca	A 2.12_formazione	A 3.12_innovazione
A 1.13_utilizzo	A 2.13_skill	A 3.13_KPI
A 1.14_sicurezza	A 2.14_modell*	A 3.14_goal
	A 2.15_competenze	A 3.15_top-down
	A 2.16_linguagg* di programmazione	A 3.16_bottom-up
	A 2.17_tecnologia	
	A 2.18_tool	
	A 2.19_strument*	

Fonte: elaborazione dell'autore.

**Tabella 10.** Struttura di codifica relativa alla Business model innovation.

<b>B Business Model Innovation</b>		
<b>B 0001_creazione del valore</b>	<b>B 0002_proposta di valore</b>	<b>B 0003_cattura del valore</b>
B 1.01_ricerca di nuovi partner	B 2.01_Prodotti	B 3.01_nuove opportunità
B 1.02_partnership	B 2.02_Servizi	B 3.02_ricavi
B 1.03_miglioramento dei processi interni grazie alla data analysis	B 2.03_migliorare prodotti attraverso opportunità tecnologiche	B 3.03_guadagni
B 1.04_miglioramento dei processi interni	B 2.04_migliorare servizi attraverso opportunità tecnologiche	B 3.04_nuovi mercati
B 1.05_integrazione di nuove fonti dati	B 2.05_bisogni dei consumatori	B 3.05_nuovi consumatori
B 1.06_procedure innovative	B 2.06_bisogni del consumatore	B 3.06_servizi integrati
B 1.07_processi innovativi	B 2.07_relazioni con i consumatori	B 3.07_Prezzi dinamici
B 1.08_canali distributivi	B 2.08_relazioni con il consumatore	B 3.08_riduzione dei costi
B 1.09_efficienza		B 3.09_riduzione dei costi fissi
		B 3.10_riduzione dei costi variabili
		B 3.11_riduzione dei rischi finanziari
		B 3.12_ritorni finanziari a lungo termine

Fonte: elaborazione dell'autore.

### 3.4.3 La codifica in NVivo

La codifica è quel procedimento attraverso il quale le fonti, o porzioni di testo delle fonti, contenenti informazioni utili per la ricerca, vengono codificate nei nodi stabiliti precedentemente con la struttura di codifica. La codifica può essere svolta manualmente o attraverso l'utilizzo di software appositi. In questa ricerca, la codifica è stata effettuata manualmente con il supporto del software NVivo<sup>10</sup> (Leonardi, 2008). L'obiettivo di questa fase è stato procedere selettivamente all'individuazione e rilevazione di tutti i contenuti potenzialmente utili alla descrizione e all'approfondimento di ciascuna dimensione dell'approccio data-driven e alle componenti del modello di business, che appunto ha dato forma alla struttura di codifica stabilita, per valutare se nei discorsi trascritti delle interviste emergessero spunti interessanti per l'analisi.

Quindi, per fare ciò, si è proceduto ad una rilettura delle trascrizioni delle interviste semi-strutturate effettuate. Successivamente queste trascrizioni tutte riportate in un file di testo sono state caricate sul software per l'analisi e le parti ed i contenuti rilevanti sono stati codificati nei vari nodi. Lo schema di codifica di NVivo basato sui nodi può essere gerarchico o non gerarchico. I nodi vengono utilizzati per catalogare e memorizzare le porzioni di testo riconducibili all'argomento che si è deciso di codificare in quel particolare nodo. I nodi possono essere spostati all'interno e tra le cartelle, uniti, rinominati e ricodificati. La codifica viene effettuata principalmente manualmente dai ricercatori anche se nella versione Plus sono incorporati degli algoritmi per la codifica automatica. Nel caso di porzioni di testo che hanno una collocazione dubbia, poiché ad esempio potrebbero essere collocate in più nodi, si è deciso di codificarle in tutti i nodi alle quali sono riconducibili ed effettuare un'analisi critica successivamente. Ad

---

<sup>10</sup> L'utilizzo del software Nvivo (nelle diverse versioni) è stato ampiamente trattato in letteratura, si veda ad esempio: Bazeley P., Richards L. (2000), *The Nvivo Qualitative Project Book*, Sage, London; Gibbs G. (2002), *Qualitative Data Analysis: Exploration with Nvivo*, Open University Press, Buckingham; Morse J., Richards L. (2002), *Readme First for a User's Guide to qualitative Methods*, Sage, Thousand Okas-London-New Delhi; Richards L. (1999), *Using Nvivo in Qualitative Research*, Sage, London; Leonardi F. (2008), "L'analisi qualitativa con Nvivo", in R. Cipriani, G. Losito (a cura di) *Dai dati alla teoria sociale. Analisi di un evento collettivo*, pp. 161-67, Anicia, Roma.

esempio, il concetto di “rapporto di collaborazione tra due o più imprese” fondamentale soprattutto per quanto riguarda le componenti del modello di business è stato inizialmente codificato sia in “A 1.03\_network”, sia in: “B 1.02 partnership”. Nello specifico caso di questo lavoro la codifica è stata effettuata da una sola persona ma, nel caso in cui dovesse essere fatta da più ricercatori, è consigliabile stabilire un metro di giudizio condiviso ed uniforme per evitare che argomenti uguali vengano inseriti in nodi diversi rendendo questo passaggio inutile.

L'utilizzo di NVivo è stato utile perché ha permesso di risparmiare tempo, gestire grandi quantità di dati qualitativi e dare maggiore flessibilità, validità e verificabilità a questo progetto di ricerca qualitativa (per cui, sarà messo a disposizione di chiunque lo chiedesse il database con le interviste). I vantaggi, infatti, sono stati: a) la velocità nell'analisi dei dati, b) la possibilità di ricontrollare le fasi della ricerca, c) la possibilità, infine, di visualizzare il lavoro nel suo complesso. L'esperienza ha, però, messo in luce anche tre limiti fondamentali: a) mentre il software è utile per analizzare grandi quantità di dati, è poco fruttuoso per estratti brevi, b) spesso le capacità dei programmi di analisi dei dati si ritrovano anche in semplici programmi di video-scrittura, c) in taluni casi, inoltre, può limitare l'approccio dei soggetti che conducono la ricerca. Questo software ha, comunque, consentito prima la classificazione, l'ordinazione e l'organizzazione delle informazioni e poi di poter esaminare le relazioni tra i dati e combinare l'analisi con i collegamenti e la costruzione di modelli. Il risultato ottenuto utilizzando NVivo è stato un file unico contenente tutte le fonti individuate e catalogate sulla struttura di codifica precedentemente strutturata. A questo punto è stato possibile aprendo un nodo vedere quali fonti trattavano quell'argomento.

Ad esempio, ritornando al concetto di “collaborazioni” di cui sopra è stato possibile vedere rapidamente che all'interno dell'unità di analisi viene trattato in sei casi. Quindi, è stato possibile vedere i punti esatti del testo dove viene nominato il concetto e di conseguenza analizzare in che modo viene trattata questa tematica. È stato anche possibile creare delle query che incrociano più nodi. Incrociando ad esempio il nodo “A 0001\_Cultura data-driven” con quello relativo al “B 0001\_creazione del valore” è stato possibile vedere in quali particolari

campi dello stesso emergeva un collegamento con questo particolare concetto. Il file NVivo, creato con la codifica, ha rappresentato poi il punto di partenza per la sintesi dei risultati e per le fasi successive di ricerca.

#### 3.4.4 La selezione critica delle codifiche per l'approfondimento dei fattori abilitanti al processo di innovazione

Il file NVivo ottenuto dal passaggio precedente ha costituito il punto di partenza per un'analisi qualitativa eseguita manualmente e finalizzata all'ottenimento di stralci di interviste relativi alle dimensioni indagate. Le codifiche effettuate sui nodi relativi alle dimensioni dell'approccio data-driven integrato alle componenti della Business Model Innovation sono state estratte in documenti word per permetterne l'approfondimento. NVivo dà la possibilità di effettuare questo passaggio in automatico senza particolari difficoltà per il ricercatore. Sono stati estratti, di fatti, per ciascuna delle tre aree dell'approccio dei file word che sono stati analizzati poi. In questo modo, è possibile ottenere una serie di documenti che contengono solamente le porzioni di testo codificate e quindi rilevanti per quello specifico argomento, con l'indicazione del documento di provenienza. Inoltre, è stato possibile, tramite l'uso dello strumento chiamato Query, incrociare più nodi, in modo tale da ottenere un documento word con le sole porzioni di testo codificate in due o più nodi contemporaneamente. Da qui in avanti non è stato più utilizzato il supporto del software NVivo.

Prima dell'analisi critica della codifica ottenuta dalle trascrizioni attraverso il software una ulteriore azione si è rivelata necessaria, vale a dire risolvere la problematica legata alle codifiche di porzioni di testo su più nodi. Questa operazione si è resa necessaria per evitare ripetizioni ed avere, quindi, all'interno delle diverse dimensioni dell'approccio data-driven concetti uguali ed è stata eseguita in questa fase e non prima perché i documenti word ottenuti per ciascun nodo nella fase precedente hanno dato la possibilità di avere una visione d'insieme e quindi di poter scegliere in modo più accurato a quale nodo attribuire in via esclusiva ciascuna porzione di testo. Ad esempio, la descrizione della "data science community" emersa nelle interviste è stata attribuita in prevalenza al nodo "A 0003\_sensing and act e apprendimento continuo" pur considerando il concetto

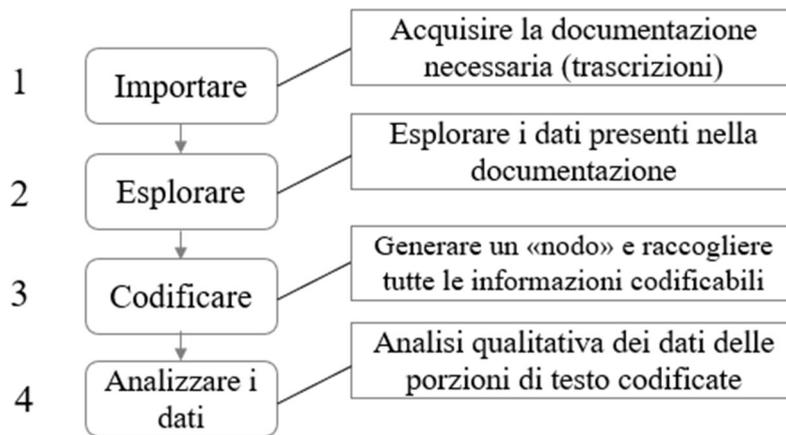
inerente alla formazione e quindi presente anche nella descrizione generale del nodo “A 0002\_ecosistema basato sui dati”.

Sui documenti estratti, poi, è stata eseguita un’analisi qualitativa basata sulla lettura dei documenti per sintetizzare le codifiche.

La classificazione finale è stata ottenuta attraverso un processo di sostituzione (*substruction*) (Dulock et al., 1991; Bekhet e Zauszniewski, 2008), una strategia che identifica le principali variabili di uno studio, i loro livelli di astrazione e le relazioni logiche tra di esse secondo un modello gerarchico che va dall’astratto al concreto, mettendo in relazione concetti chiave, proposizioni e operazionalizzazione. L’insieme iniziale di parole chiave - impiegato come linee guida per orientare la prima lettura dei contributi - è stato rielaborato in seguito all’analisi effettuata dal software NVivo e ai risultati che emergevano durante lo svolgimento del processo (vedi Appendice B). Così, la conoscenza esistente è stata arricchita costantemente e in modo incrementale sulla base delle nuove conoscenze emerse in corso d’opera durante l’analisi. Alcune macroaree sono state confermate, mentre altre sono state ulteriormente specificate o addirittura scomparse o sono state semplificate. Durante la seconda fase del processo le etichette identificate prima della codifica sono state riviste e poi - dopo la combinazione dei risultati ottenuti - sono state abbinare per essere utilizzate come punto di partenza per l’interpretazione dei risultati (Appendice B).

Successivamente, a partire dai documenti ottenuti dalla fase di analisi delle codifiche, sono stati estratti i fattori abilitanti al processo di innovazione del modello di business dell’approccio data-driven come si vede nei prossimi paragrafi di questo lavoro. Di seguito la figura 12 sintetizza il processo di analisi effettuata attraverso l’analisi del contenuto.

**Figura 12.** Fasi del processo di analisi del contenuto con il software NVivo.



Fonte: elaborazione dell'autore.

## Capitolo 4

### 4.1 I risultati della ricerca: i fattori abilitanti

Partendo dalle porzioni di testo ottenute dall'analisi descritta nel capitolo precedente sono stati estratti i fattori abilitanti del processo di innovazione del modello di business dell'approccio data-driven. I risultati sono strutturati secondo le tre dimensioni dell'approccio data-driven concettualizzato precedentemente (si veda paragrafo 1.3); per ogni dimensione sono enumerati i driver emersi dalle interviste con una descrizione dettagliata degli stessi. Sono stati riportati poi per ciascuno dei driver degli stralci delle interviste a supporto.

#### 4.1.1 Cultura data-driven

In materia di dati, l'orientamento strategico degli esperti intervistati, deriva dall'adozione di una cultura basata sulla rilevanza dei dati (prima dimensione approccio data-driven) come leva essenziale per la creazione di opportunità di innovazione della componente di creazione del valore del modello di business. È importante notare che dalle interviste è emersa, per questa dimensione, un'attenzione particolare verso tutto ciò che riguarda il dato nello specifico, vale a dire la sua qualità, la sua integrità, l'accessibilità e il processo di alfabetizzazione che si rende necessario nel momento in cui si decide di iniziare a porre le basi per una migliore e più performante cultura del dato aziendale, senza tralasciare tuttavia altri fattori che allo stesso modo ne favoriscono l'abilitazione (ad esempio le giuste partnership).

#### *Data quality*

Come primo driver fondamentale è emersa la Data Quality. Come è noto, il vero aspetto caratterizzante i big data nel processo di creazione di valore e innovazione non riguarda il loro volume quanto piuttosto la loro qualità. Questo perché le informazioni sono la base di ogni processo aziendale e la qualità dei dati che vengono raccolti, memorizzati e utilizzati condiziona inevitabilmente il business

dell'organizzazione. La scarsa qualità dei dati distrugge il valore del business perché dai dati si arriva alle informazioni che costituiscono la conoscenza e generano le intuizioni che portano ad un vantaggio competitivo e garantiscono il posizionamento di mercato. Considerando il fatto che le fonti dei dati sono molteplici (per esempio tag RFID<sup>11</sup>, social media, segnali GPS, sensori di traffico, immagini satellitari, trasmissioni audio, transazioni bancarie, immagini digitali, contenuti di pagine web, video online e dati relativi ai mercati finanziari) e che non tutte nascono per essere utilizzate come tali è chiaro che da una prospettiva organizzativa lavorare su un dato la cui qualità è riconosciuta semplifica non solo il lavoro ma permette la produzione di risultati più affidabili e quindi di prendere decisioni più informate.

“Date di nascita valorizzate nel 2190, sequenze di numeri identici come partite iva, indirizzi costituiti dalla sola indicazione della via. Queste sono solo alcune delle anomalie presenti nei database di un'azienda, ma se un indirizzo errato può tradursi in un mancato contatto con un cliente, o potenziale tale, generando una perdita, conseguenze differenti si avranno quando un dato errato viene utilizzato nella determinazione del profilo di rischio.” (I1)

La qualità dei dati, quindi, è una componente fondamentale perché permette di implementare azioni di pulizia e gestione dei dati a monte del processo di analisi, rendendoli poi disponibili in azienda. I dati di alta qualità, poi, sono integrabili attraverso diversi sistemi e tipologie di collezione per offrire una visione completa funzionale al raggiungimento degli obiettivi di business. Dalla qualità dei dati dipende, così, l'affidabilità del processo decisionale. “Ancor più pericolosa è la consegna al management di report contenenti dati non corretti che possono portare a decisioni strategiche “distorte” e a impatti sulle prestazioni finanziarie dell'organizzazione. Tutto ciò, inoltre, può generare tra i dipendenti grande sfiducia nei confronti dei dati minando la credibilità degli stessi e il loro utilizzo” (D4).

---

<sup>11</sup> “In telecomunicazioni ed elettronica con l'acronimo RFID (dall'inglese Radio-Frequency IDentification, in italiano identificazione a radio frequenza) si intende una tecnologia per l'identificazione e/o memorizzazione automatica di informazioni inerenti oggetti, animali o persone basata sulla capacità di memorizzazione di dati da parte di particolari etichette elettroniche, chiamate tag, e sulla capacità di queste di rispondere all'interrogazione a distanza da parte di appositi apparati fissi o portatili, chiamati reader.”

Per poter essere competitivi si rende quindi essenziale costruire un sistema di verifica della qualità dei dati in modo da disporre di informazioni affidabili per l'utilizzo business a cui sono destinate, rispettando i tempi di cut-off del processo, nonché essere in grado di attivare azioni diagnostiche ben architettate e di rimozione strutturale delle anomalie eventualmente riscontrate.

“A volte quando si parla di dati provenienti da fonti esterne la qualità del dato può essere più gestibile ma quando il dato è interno all'organizzazione e proviene da essa a volte non nasce per fare analytics quindi ci deve essere per forza attenzione al processo di “pulizia” del dato (pre-processamento)” (D7).

La data quality è un aspetto centrale per gli intervistati e attraverso l'analisi del contenuto delle trascrizioni effettuate è emerso che esistono due definizioni riconosciute in ambito data-driven per il concetto di data quality. La prima è quella che fa riferimento all'idoneità dei dati allo scopo che l'analista si è prefissato o l'idoneità degli stessi a soddisfare i requisiti definiti in fase strategica. Tale definizione sta a significare che la qualità dei dati è rappresentata da quanto le informazioni prescelte siano utili e in grado di raggiungere lo scopo prefissato attraverso le analisi. Integrare nelle funzioni aziendali anche quella del *Data quality management* comporta un ritorno sull'investimento in ambito dati, non solo dal punto di vista monetario ma anche dal punto di vista del tempo delle risorse aziendali ed essa si basa soprattutto (secondo I2 M10 M14) nella definizione di metriche di valutazione dei dati che si dividono in: 1) intrinseche cioè universalmente valide e sono completezza del dato e la sua validità, e 2) contestuali vale a dire che dipendono dal contesto e quindi dal modo in cui sono processati e dal tipo di utilizzo che si intende farne.

### *Sinergia tra big data e thick data*

Relativamente alla data quality, come anticipato prima è emersa una seconda definizione. Definizione che attiene alla dimensione metodologica della validità e della rappresentatività degli indicatori e identifica la qualità dei dati in base alla capacità di essere in grado di rappresentare la realtà che si sta tentando di spiegare. Tanto più le decisioni che vengono prese in azienda o le azioni che

vengono intraprese sono valide tanto più si può asserire di aver scelto dati che si sono rivelati rappresentativi del mondo reale oggetto di analisi. Questa seconda definizione introduce come fattore abilitante la necessità di un approccio olistico tra big e *thick data*.

“Bisogna fidarsi del dato e non sempre ci si fida del dato perché a volte la sua qualità non è sufficientemente alta da guidarci. Raccogliere solo numeri non è sufficiente e non è una buona idea, il dato dovrebbe dirti anche perché succede una cosa, non essere semplicemente un aiuto nella costruzione di un KPI” (D1). L’analisi secondaria non permette infatti di rispondere alle esigenze conoscitive e per questo c’è chi riconosce la necessità dei *thick data*. *Thick data* è la definizione data dall’antropologa Tricia Wang ai dati da cui è possibile generare tantissime informazioni e che di solito vengono analizzati attraverso un approccio qualitativo. Dai *thick data* ad esempio si estrapolano gli indizi emozionali, ovvero i problemi, i desideri, che abitano le nicchie di pensiero più impensate, e quindi sono capaci di svelare i meccanismi decisionali delle persone attraverso i loro stili di vita e sono necessari per derivare i veri insight che spiegano i comportamenti massivi descritti dai big data.

“I big data non sono la risposta giusta, non sono la soluzione, i dati migliori sono spesso i piccoli dati che si raccolgono quando ci si siede con i clienti e si capisce cosa stanno veramente cercando e di cosa hanno bisogno. I *thick data* colmano le lacune nell’analisi dei big data” (C1).

Quindi i *thick data* (dati qualitativi) sono l’opposto dei big data (dati quantitativi su larga scala che coinvolgono nuove tecnologie intorno all’acquisizione, archiviazione e analisi). Affinché i big data possano essere analizzabili, bisogna applicare la normalizzazione, la standardizzazione, la definizione e il clustering a tutti i processi che estrapolano dati senza tener conto del contesto. Contesto che però ha sempre un’importanza fondamentale. Di conseguenza, coniugare qualità e quantità può dare origine ad un match che permette di predire meglio gli eventi futuri aggiungendo al “chi”, “come”, “dove” e “quando” anche un “perché” e di conseguenza innovare e creare valore, come affermato da M9 (Chief strategy officer).

“L’intelligenza artificiale interviene e si affianca a metodologie diverse, per l’individuazione del non-espesso. Le integrazioni *thick* risiedono proprio nell’affiancare alla “macchina” una interpretazione umana dei dati” (M13).

### *Data security*

Come ben chiarito finora i dati rappresentano una delle risorse più importanti per qualsiasi organizzazione e sono un asset fondamentale nella creazione di valore del modello di business che adotta un orientamento data-driven. Infatti, secondo (I2, M3, M4): l’innovazione passa per la protezione della proprietà intellettuale delle aziende.

Pertanto, diventa fondamentale salvaguardare tale proprietà delle aziende da qualsiasi accesso non autorizzato, in quanto come afferma I3:

“violazioni dei dati, audit non superati e mancato rispetto dei requisiti normativi possono causare danni molto gravi all’organizzazione, a partire dai danni alla reputazione, passando per la perdita di valore del brand, fino alle multe per mancata compliance”.

Di conseguenza, la gestione intelligente del dato, propria di una cultura data-driven, non potrà trattare il processo di implementazione di data security come un extra ma come un importante pilastro del business stesso. Per sicurezza dei dati o data security si intende quindi il processo necessario di protezione delle informazioni dall’accesso non autorizzato e dal danneggiamento durante l’intero ciclo di vita degli stessi.

Come ha spiegato I4 “dotarsi di sistemi intrinsecamente sicuri è fondamentale, dovrebbe essere la priorità acquisire tecnologie per proteggere da attacchi hardware e firmware. Rivolgersi a fabbriche fidate, aziende che controllano la filiera dei fornitori, controlli sulle filiere; tutte queste cose sono importanti per proteggersi da attacchi hardware, mentre per il firmware si potrebbe poi mettere all’interno un’impronta digitale che è legata alla macchina, gli attacchi di solito tendono a sostituire il firmware della macchina, il codice che la fa accendere e funzionare”. Il termine “sicurezza dei dati” include la crittografia delle informazioni, l’hashing, la tokenizzazione e le tecniche di gestione delle chiavi che consentono di proteggere le informazioni di tutte le applicazioni e

piattaforme. Le *best practice* per la sicurezza dei dati dovrebbero essere applicate sia *on-premise* sia nel cloud al fine di mitigare il rischio di una violazione dei dati e per raggiungere la compliance normativa.

### *Data democratization*

Gestire enormi quantità di dati pone molte sfide e, spesso, avere una visione unitaria di quest'ultimi può risultare un'operazione ardua e complessa ma che dall'analisi degli stralci si è rivelata dirimente per la facilitazione del processo di innovazione. La data democratization è, difatti, quel processo che punta a dare la possibilità a tutte le figure di una certa organizzazione, anche quelle meno tecniche, di poter recuperare e analizzare i dati aziendali senza la necessità di dover dipendere dal reparto IT. Ciò significa fare in modo che non esistano barriere, siano esse tecnologiche o di conoscenza, che possano impedire ai diversi livelli/aree aziendali, di beneficiare del proprio patrimonio informativo e di poter decidere delle future azioni in maniera fattuale e più consapevole. La data democratization si basa sull'assunto di far entrare anche il business nel processo di consumo e analisi del dato in maniera sempre più indipendente, convogliando le richieste non più a un ente unico (un generico "team dati") ma condividendole tra le risorse che hanno forti competenze di dominio e meno conoscenze tecniche. R3 spiega infatti

“Pensate a come vi sentite quando avete fame, diventate irritati, preoccupati e disperati, ed è così che si sentono molte persone in diverse parti del business quando lottano per ottenere anche i dati più elementari. La democratizzazione dei dati è una sfida continua anche per quelli che sono tutti a favore, affamati di dati e informazioni, scienziati e analisti di dati, in questa situazione è davvero impossibile che si crei una cultura data-driven”.

Relegare lo sfruttamento della conoscenza, la cosiddetta *data knowledge*, a una manciata di specialisti è problematico da entrambi i fronti.

“Dal lato business si genera malcontento perché devono molto spesso sottostare ai tempi tecnici dell'IT, parlo ad esempio di procedure spesso troppo rigide e lente nel consegnare i prodotti richiesti che poi a volte risultano anche divergenti dai requisiti iniziali. Per i tecnici invece la frustrazione deriva dalla difficoltà nel

dover comunicare con controparti meno formate in ambito dati, soprattutto su tematiche come la loro lavorazione o presentazione” (C2).

Dall’analisi è emerso che per abilitare gli utenti business (e non solo) a prendere decisioni basate sui dati in autonomia, sarebbe utile focalizzarsi su alcuni aspetti fondamentali:

- 1) assicurare che i dati abbiano un buon livello di qualità e pulizia per rendere consultabili quelli rilevanti in linea con quella che è la *data strategy* aziendale;
- 2) assicurare l’assenza di *data silos* per facilitare l’accesso al dato.

Quando poi i dati vengono distribuiti attraverso l’intera azienda, permettono a ogni funzione, e a ogni livello, di arricchire e potenziare il proprio contributo nel processo di decision-making.

“Ben oltre il contesto in cui vengono creati, mobilitarli in modo da creare utili database, creare una sorta di *body of evidence* per rispondere a domande complesse.” (D5, D6, M5).

Quando si parla di data-driven transformation, si parla di un’azienda in cui il dato è democratizzato ed accessibile a tutti, le architetture e i sistemi sono in grado di collezionare i dati, ogni tipologia di dato e renderlo disponibile in tempo reale. Secondo C1:

“Un modello di business data-driven si traduce in un’azienda in cui si ha un solido framework cioè una solida governance dei dati, di conseguenza sono chiare le *ownership*, i ruoli e le responsabilità sui dati. Se per esempio noi dobbiamo studiare un *engine* che apprende dai dati dobbiamo esser certi anche che quel dato sia di qualità dobbiamo continuare condividere ad ogni livello organizzativo una forte cultura del dato perché dobbiamo essere tutti pronti ad affidarci alla predizione che deriva da un modello. L’elemento fondamentale per essere una data-driven company è che i dati e gli analytics devono permeare l’organizzazione ad ogni livello gerarchico organizzativo”.

Più persone con competenze eterogenee avranno la possibilità di accedere ai dati facilmente, più rapidamente l’organizzazione identificherà problemi e – ovviamente - opportunità per l’innovazione.

## *Data literacy*

La possibilità di costruire a partire dalle persone un ambiente “fertile” all'estrazione di valore dai dati è data dalla data democratization di cui sopra, ma soprattutto - come è emerso in maniera predominante dalle interviste - dalla data literacy. La data literacy è la capacità di leggere, capire, creare e comunicare le informazioni, dunque la capacità di conferire significato ai dati, di interpretarli correttamente e di raccontare un fenomeno mediante i dati, selezionando in maniera opportuna le informazioni più rilevanti.

La data literacy è l'alfabetizzazione ai dati e si focalizza sulle competenze necessarie per lavorare con i dati e vivere i cambiamenti che stanno interessando le aziende in questi tempi in maniera più consapevole. In sostanza la data literacy è l'ingrediente necessario per creare l'ambiente fertile per estrarre valori dai dati (la seconda dimensione dell'approccio data-driven). Man mano che l'analisi dei dati e i big data diventano centrali nel business di un'azienda governata dai dati, la data literacy è irrinunciabile in ambito enterprise. È associata con la data science e consente ai dipendenti di ogni livello di porre le domande giuste a macchine e a dati, per creare valore aggiunto, prendere le migliori decisioni e comunicare il significato agli altri (R2).

L'alfabetizzazione dei dati trasforma il business aziendale e migliora la fidelizzazione della forza lavoro che, dall'empowerment, trae energia per migliorarsi nello sviluppo professionale e per aiutare l'azienda data-driven ad essere competitiva in un mercato sempre più aggressivo. La data literacy offre all'azienda il vantaggio di rispondere tempestivamente in contesti competitivi in cui i consumatori sono sempre più esigenti, grazie a processi decisionali data-driven orientati all'innovazione. Secondo R4 per aiutare le organizzazioni nello sviluppo della data literacy ci sono due caratteristiche chiave da considerare: la data fluency, cioè parlare la lingua dei dati, e poi credo che la visualizzazione dei dati sia uno strumento molto potente perché semplifica i dati e li rende molto più comprensibili.

La data fluency permette di riconoscere il valore dei dati, quale è la loro reale utilità e come possono facilitare il raggiungimento degli obiettivi in azienda. Per analizzare i dati, infatti, è necessario sapere da dove essi provengono e come sono

stati raccolti. La visualizzazione dei dati o data visualization, invece, è la rappresentazione grafica di informazioni e dati e aiuta a raccontare storie presentando i dati in una forma più efficace da comprendere ed interpretare. Il tutto grazie a grafici e dashboard interattivi con design accattivanti. La visualizzazione dei dati aiuta a spiegare i contenuti, organizzando i dati in un modo più comprensibile e mettendo in evidenza tendenze e valori anomali. Una visualizzazione efficace consente di esporre i contenuti eliminando dai dati il superfluo e portando in primo piano le informazioni utili. Infatti, secondo M7 “Il nostro sguardo è attratto dai colori e dalle ricorrenze. Possiamo distinguere rapidamente il rosso dal blu, i quadrati dai cerchi. La nostra cultura è di tipo visivo da tutti i punti di vista: dall’arte alla pubblicità, dalla TV al cinema. La visualizzazione dei dati è un’altra forma di arte visiva che attira la nostra attenzione e mantiene il nostro sguardo sul messaggio. Quando vediamo un diagramma sappiamo individuare rapidamente le tendenze e i valori anomali”. Permette, in estrema sintesi, a manager e decision-maker di identificare fenomeni e *trend* che risultano invisibili ad una prima analisi dei dati.

### *Metadata management*

Per comprendere meglio tutte le informazioni disponibili in azienda e sfruttarne appieno il valore, è necessario inoltre un contesto di riferimento. I metadati forniscono questo elemento fondamentale, consentendo di comprendere meglio la qualità, la rilevanza e il valore dei dati stessi. I metadati sono informazioni che descrivono vari aspetti di un asset informativo, per migliorarne l’usabilità durante il suo ciclo di vita. Sono i metadati che trasformano l’informazione in un asset. In generale, più è prezioso l’asset informativo, più è critico gestire i metadati che lo riguardano, perché è la loro definizione che fornisce la comprensione che sblocca il valore dei dati<sup>12</sup>. Secondo M8 “quando parliamo di governance e parliamo di qualità del dato, di conseguenza, parliamo anche di gestione del meta dato, cioè il corredo informativo che accompagna il dato. Quando il data scientist inizia il suo lavoro nella fase esplorativa deve essere messo anche nelle condizioni di comprendere che cosa significa quel dato. Ma soprattutto deve anche

---

<sup>12</sup> Gartner, “Demystifying the Data Fabric”, 17 Settembre 2020, Jacob Orup Lund

comprendere cosa significa il metadato, può essere tecnico ma può essere anche di business. Ad un dato - che è un numero - deve corrispondere una descrizione che mi racconta che cosa significa all'interno di quel processo, per definirlo quindi effettivamente, devo misurarne la frequenza devo misurarne anche la tempestività, misurare tantissimi altri punti e devo mettere ovviamente l'esperto di modellazione che sta agendo in quel momento nelle condizioni di capire che cosa sta guardando".

I metadati consentono, infatti, di scoprire i dati, comprenderne le relazioni, monitorare il modo in cui vengono utilizzati e valutare i vantaggi e i rischi associati al loro utilizzo. Ad esempio, attraverso i metadati è possibile evidenziare mancanze, errori o anomalie. Attingendo ai metadati, come testimoniato da M11 i sistemi possono correggere e arricchire automaticamente i dati inseriti in un report, evitando errori costosi e aumentando la qualità degli analytics, contribuendo a migliorare il processo decisionale. I metadati contribuiscono alla capacità di elaborare, mantenere, integrare, proteggere, controllare e governare altri dati. Aiutano, in sintesi, un'organizzazione a comprendere i suoi dati, i suoi sistemi e i suoi flussi di lavoro. L'importanza del metadato si evince anche dalle parole di M12 quando paragona un'organizzazione senza metadati ad un magazzino senza un inventario. I dati di un'azienda sono moltissimi e in costante crescita: senza metadati, un'organizzazione non potrebbe gestirli come una risorsa o meglio non riuscirebbe a gestire i propri dati in modo efficiente ed efficace.

Dall'analisi degli stralci è emerso poi che la gestione del metadato impatta su tre dei fattori abilitanti individuati finora:

- nella pratica della Data Security per garantire che un'organizzazione possa identificare velocemente dati privati o sensibili;
- nella Data Quality per individuare celermente tipologie di dati ridondanti e di scarsa qualità o per identificare i controlli più opportuni;
- nella Data Democratization per classificare chi può vedere determinati dati (sfruttando gli attributi dei metadati che riportano le classificazioni legate ai dati di confidenzialità, alla gestione della titolarità e delle autorizzazioni stesse).

Secondo D2 oltre ad una corretta gestione dei metadati è importante sviluppare un corretto glossario aziendale per permettere agli analisti di fare il loro lavoro nella

maniera più semplice possibile: “Quando uno sviluppatore guarda una tabella, spesso si chiede cosa contenga la tabella, si chiede quali siano i particolari di una specifica colonna, quali relazioni abbia con le altre, quali siano le sue regole e restrizioni, e questo riguarda solo i metadati tecnici, c’è ancora più confusione intorno ai metadati di business. Cosa significa cpc, come si calcola il tasso di ritenzione dei clienti, come si definisce il cliente? Ci possono essere risposte multiple per queste domande in un ambiente senza un glossario aziendale ben gestito per fornire la chiarezza, la fiducia e il consenso su tutti questi termini aziendali. Per non parlare del fatto che gli analisti dei dati, gli scienziati dei dati hanno anche bisogno di un catalogo di dati per accedere a dati curati e ben mantenuti per i loro progetti e anche essere in grado di imparare di più su quelle definizioni. E quelle definizioni coprono sia i metadati tecnici che quelli aziendali, ma si ha necessariamente bisogno di buoni strumenti di gestione dei metadati per aiutare l’organizzazione a produrre, conservare, gestire e diffondere i metadati tecnici e aziendali”.

### *Partnership*

Il fattore abilitante “partnership” è una leva per la sostenibilità e l’innovazione e si riferisce al bisogno di una rete di relazioni creata attraverso il coinvolgimento di un insieme variegato di stakeholder. Come sottolineato dall’intervistato I8: “Certamente uno dei capisaldi dell’innovazione è la collaborazione con chi non fa parte della nostra azienda, in modo da creare un “flusso di sapere” da poter sfruttare al meglio per innovare”.

Tutte le imprese più innovative di oggi hanno meccanismi collaborativi. È emersa, infatti, una grande attenzione allo sviluppo di nuove progettualità, in particolare attraverso la connessione con soggetti e organizzazioni attive sul tema dell’innovazione come le università. Il “costante collegamento e la collaborazione con gli istituti universitari è utile oltre che per creare soluzioni avanguardistiche anche per la creazione di un sistema di apprendimento aziendale, che permette alle persone di avere un’esperienza di apprendimento a 360 gradi senza interrompere il loro lavoro, creando nel tempo un nuovo bagaglio di conoscenze a disposizione dei dipendenti” (I7).

Per creare innovazione ci vuole contaminazione ed esplorazione costante. La sfida emersa dalle interviste è quella di riuscire a orientare le realtà aziendali verso un interesse collettivo, lavorando sull'innovazione dei sistemi di governance e sull'abilitazione delle persone per innovare la componente di creazione di valore attraverso le collaborazioni.

A tal proposito D8 ha affermato che “abbiamo anche collaborazioni con le università per cercare profili junior aziendali parlando ma non solo abbiamo dei percorsi finalizzati poi alla redazione di una tesi di laurea e poi il candidato può essere preso anche in considerazione per eventualmente un processo di selezione”.

I risultati della prima dimensione dell'approccio data-driven e i relativi driver emersi dalle interviste sono sintetizzati nella tabella 11.

**Tabella 11.** Sintesi dei risultati per la dimensione “cultura data-driven”

<b>Driver più importanti della dimensione “cultura data-driven”</b>	<b>Descrizione</b>
Data quality	Idoneità dei dati allo scopo che l'analista si è prefissato o l'idoneità degli stessi a soddisfare requisiti definiti in fase strategica dall'organizzazione
Sinergia tra big data e thick data	Approccio olistico di analisi di dati qualitativi e quantitativi per predire meglio gli eventi futuri
Data security	Processo necessario di protezione delle informazioni dall'accesso non autorizzato e dal danneggiamento durante l'intero ciclo di vita dei dati
Data democratization	Processo che rende possibile a tutte le figure di una organizzazione di poter recuperare e analizzare i dati aziendali senza la necessità di dover dipendere dal reparto IT
Data literacy	Sviluppo delle competenze necessarie per lavorare con i dati
Metadata management	Azioni che consentono di scoprire i dati, comprenderne le relazioni, monitorare il modo in cui vengono utilizzati e valutare i vantaggi e i rischi associati al loro utilizzo
Partnership	Attivazione di meccanismi collaborativi per l'ottenimento sia dei dati sia della conoscenza di tecniche di modellazione e analisi innovative

Fonte: elaborazione dell'autore

#### 4.1.2 Ecosistema efficace data-driven

Per quanto riguarda la seconda dimensione dell'approccio data-driven (data-driven ecosystem) in riferimento ai processi, alle attività, ai ruoli che devono essere progettati per estrarre valore reale dai big data e innovare la componente di fornitura del valore del modello di business, i fattori abilitanti emersi nello studio sono stati divisi in base alle due sottodimensioni, vale a dire quelli riguardanti l'infrastruttura tecnologica integrata, e poi quelli relativi alle risorse umane necessarie e alle capacità e competenze di elaborazione dei dati.

##### 4.1.2.1 Infrastruttura tecnologica integrata

Da molti intervistati del campione è emerso che c'è una comune convinzione che l'innovazione è facilitata dalla continua evoluzione dei servizi cloud, della molteplicità dei fornitori e della necessità di far convivere il mondo del cloud, pubblico o privato, con quello delle infrastrutture e dei servizi *on premises*<sup>13</sup> in uno scenario completamente ibrido. Secondo I5 infatti “la soluzione sono le piattaforme innovative perché con quelle tradizionali si spendono troppi soldi e non si rientra nei costi; i prezzi possono essere più bassi con ambienti multi cloud e ambienti *on-premises*”. È inoltre emerso come il cloud possa eliminare la necessità di asset e infrastrutture fisiche ma non certo la necessità della loro gestione. “Un'azienda può beneficiare dell'investimento nell'analisi del cloud ma è importante assicurarsi che una preparazione adeguata copra tutte le fasi dell'utilizzo degli strumenti analitici” (M6).

Il cloud combina l'industrializzazione delle capacità IT con l'impatto dirompente di un nuovo modello di business trainato dall'IT: ciò che la supply chain ha fatto al manufacturing, il cloud computing lo fa a infrastruttura, applicazioni e piattaforma di sviluppo, consentendo di ottimizzare le operazioni IT intorno alle

---

<sup>13</sup> Con il termine software *on premises* si fa riferimento alla fornitura di programmi informatici installati e gestiti attraverso computer locali. Deriva dall'inglese “*on the premises*”: nelle sedi, nei locali (del titolare della licenza). Il concetto si contrappone all'erogazione di servizi software off premise, in modalità SAAS o in Cloud computing, dove la fruizione del programma avviene attraverso l'accesso a un computer (o a un'architettura di hardware) in remoto, grazie a una connessione internet.

“capacità differenzianti” (che restano in house). “Il fatto di essere piccoli di per sé non frena l’innovazione perché oggi di fatto le ICT possono essere basate anche sul modello a consumo, cosiddetto *consumption model*, noi per esempio possiamo fornire le nostre piattaforme che poi alla fine sono server, sistemi di storage, sistemi di networking in modalità a consumo pur essendo installati presso il cliente” (I6).

Il cloud non è più solo uno spazio di archiviazione - è una funzione che riguarda ogni aspetto del campo del software. Le innovazioni dei big data disponibili attraverso l’infrastruttura cloud permettono alle imprese di prendere decisioni strategiche basate sulle informazioni per prevedere pensieri e tendenze future. Inoltre, le imprese possono archiviare le loro informazioni da qualsiasi luogo e in qualsiasi momento per ottenere dati.

Il cloud storage può rimanere competitivo in aggiunta all’elaborazione dei dati, offrendo diversi vantaggi, per esempio, l’efficienza dei costi, la messa in comune delle risorse, il supporto su richiesta, la rapida elasticità e la facilità di configurazione, infatti a supporto le parole della M1 “Tutto è completamente in cloud, una infrastruttura che noi abbiamo creato proprio a nostra immagine e somiglianza su cui abbiamo l’opportunità di scegliere diversi sizing, su cui fare i training delle nostre modellazioni”.

Nonostante i vantaggi del cloud elencati poc’anzi, dalle interviste è emerso anche che esistono alcune difficoltà e svantaggi per l’organizzazione che riguardano sostanzialmente la privacy e la protezione dei dati. Ecco che ri-emerge il discorso sull’importanza della data security sia da un punto di vista della cultura aziendale sia da un punto di vista tecnologico. Secondo R1 “Più è forte la spinta innovativa e la dinamicità dell’azienda, maggiore è il legame tra cloud e security”. L’utilizzo dei servizi cloud sembra essere ormai uno standard di mercato. I Cloud Service Provider ampliano costantemente le funzionalità offerte e tale processo deve essere continuamente gestito. “Ad esempio, durante l’emergenza Covid è esploso l’utilizzo degli strumenti di collaborazione cloud (Teams, Zoom, Google Cloud), senza però una governance centralizzata. Non è più possibile appoggiare la security proteggendo il perimetro in quanto i servizi sono sempre più ibridi e usati in mobilità”. L’adozione graduale del cloud è fondamentale, ma è chiaro che per

questo motivo è necessario un monitoraggio costante dei servizi utilizzati dagli utenti per correggere il design o chiudere falle di sicurezza in modo tempestivo. L'obiettivo dell'implementazione di un'architettura strategica dei dati, inoltre, è quello di evitare di avere dei silos di dati; quindi, come parte della strategia "è utile implementare un data lake ma è anche importante evolvere dal concetto di *digital twin*, che sarebbe la rappresentazione virtuale statica di un prodotto, verso il più complesso concetto di *digital thread*" (D3) vale a dire la rappresentazione virtuale dinamica dell'evoluzione del prodotto lungo la supply chain. In realtà anche secondo D8 la creazione di un "*digital thread* è forse ciò che meglio rappresenta il percorso concreto di trasformazione digitale all'interno di un'organizzazione, al di là delle singole (e spesso parziali) iniziative di digitalizzazione che troviamo all'interno delle aziende". Oggi la creazione di *Thread* digitali rappresenta una delle maggiori sfide per le aziende per mantenere ed intercettare nuovi vantaggi competitivi. Sembra emergere dalle parole di M2 che "Le realtà che non riusciranno a innovare il processo produttivo introducendo metodi e tecnologie agili e basate sull'analisi dei dati difficilmente riusciranno a sopravvivere in mercati dinamici come quelli attuali".

Il *digital thread*, quindi, si qualifica come una sorta di framework di comunicazione che, all'interno della catena del valore di un'azienda, connette elementi tradizionalmente indipendenti (i silos) offrendo una vista digitale integrata attraverso l'intero ciclo di vita del prodotto o servizio, e si allinea completamente all'attuazione della data democratization vista come fondamentale per la creazione di una cultura del dato all'interno dell'organizzazione.

Dalle interviste è emerso quindi che il reale valore è rappresentato dalla capacità di creare questo framework digitale, che lavori in modo trasversale ai tool già in uso e connetta gli asset aziendali per dare una vista digitale integrata in grado di:

- garantire la disponibilità di dati real time a ogni attore (ufficio tecnico e progettazione, produzione, field services, etc..) in modo da poter reagire più rapidamente a cambiamenti del contesto;
- abilitare l'approccio data-driven al processo decisionale.

L'impatto in termini di benefici di una strategia basata sul *digital thread* è molteplice. Introducendo un framework di comunicazione lungo tutto il processo manifatturiero si intende innanzitutto migliorare le operations. "Grazie al digital

thread, infatti, tutti gli attori coinvolti nello sviluppo di un prodotto potranno cooperare e prendere decisioni sulla base dello stesso set informativo” (D3).

#### 4.1.2.2 Risorse umane

##### *Formazione continua e studio personale*

L’adozione di una cultura data-driven si traduce nella creazione di una serie di attività di formazione continua e di apprendimento da parte dei dipendenti volte ad aumentarne le competenze (dimensione data-driven 2). “Per i nostri collaboratori tendiamo ad investire nella professionalizzazione e quindi lavoriamo molto duramente in quella che chiamiamo disciplina, creando qualcosa che sia allineato a ciò che facciamo nel business” I7. Nella descrizione del ruolo delle competenze nella generazione di valore, l’intervistato M18 afferma: “le competenze sono una grande sfida per l’organizzazione, l’importante è iniziare avendo un nucleo giusto, quello degli scienziati dei dati, ingegneri dei dati, cioè le persone che passeranno tutto il loro tempo, tutti i giorni, ad affrontare alcuni di quei problemi complessi che abbiamo qui e a sviluppare nuove soluzioni”. Dalle interviste con i data scientist emerge tra l’altro che il continuo aggiornamento che caratterizza il loro mestiere passa soprattutto per lo studio personale di articoli scientifici e della letteratura relativa alle nuove tecnologie digitali e agli strumenti di data analysis “secondo me la differenza la fa veramente lo studio personale, la cosa che consiglio maggiormente anche ai miei collaboratori è magari leggere il paper del modello che ti interessa”. O anche secondo D9 “io considero questo un mestiere molto artigianale, cioè faccio una prova e sbaglio, poi provo a capire come si faceva a non sbagliare dove ho sbagliato prima, allora vado su Google, mi esce questo paper e prendo spunto dalla letteratura per evitare di fare gli stessi errori”.

### *Hard skill (formazione statistica e capacità di programmare)*

Le hard skills si basano sulle competenze tecniche per l'analisi dei big data attraverso l'uso dell'analisi statistica e si riferiscono alla capacità di estrarre risultati significativi dai dati raccolti. Pertanto, implicano la capacità di usare il pensiero analitico che nel campione si è più volte estrinsecato attraverso forti competenze statistiche e una buona capacità di programmazione. Infatti, come afferma D10 “questo mestiere secondo me si deve fare partendo dal presupposto che tu la matematica e la statistica la devi conoscere, secondo me ci sono delle cose che vanno fatte a mano prima di mettersi su un computer, a me interessa che i modelli siano capiti nella loro completezza teorica per poi essere applicati”.

D1 a proposito ci dice che chiaramente saper programmare è una skill necessaria per chi crea prodotti o servizi basati sui dati. Per quanto riguarda le capacità di programmazione vere e proprie, attraverso le interviste è emerso che i linguaggi più utilizzati sono Python e R, con una preferenza verso il primo in ambito aziendale, mentre il secondo gode di maggiore popolarità tra i ricercatori accademici e tra gli statistici puri. D7 ha affermato “io uso molto Python, che è un ottimo linguaggio *general purpose*. Ritengo, però, che per l'analisi dei dati R sia quasi imbattibile ma devo anche dire che nel mondo industriale di oggi Python è diventato lo standard”. Infatti, anche dalle parole di D4 emerge questa chiara distinzione “R per me è stato un po' il linguaggio principale quando ho iniziato la mia carriera come economista, era già molto utilizzato soprattutto in ambito accademico, quindi, era un po' lo standard di quello che facevamo, sicuramente oggi Python è lo standard in azienda”. D5 inoltre “da un po' di anni a questa parte mi sono convertito all'utilizzo di Python, il cui vantaggio principale è che è facile trovare persone all'interno del tuo team che lo conoscono. La carta vincente di Python è forse proprio la versatilità e la sua ampia diffusione, alla fine è un linguaggio di programmazione abbastanza completo il limite principale è che non permette di avere memoria condivisa tra i vari processi”.

Per quanto riguarda le tecniche di analisi più performanti o gli algoritmi più utilizzati non è emerso niente in particolare anche perché ogni obiettivo e soprattutto la varietà e l'ampiezza dei dataset incidono sulla scelta della tecnica da utilizzare per realizzare i risultati richiesti. È emersa, però, una certa preferenza

verso l'utilizzo della tecnica di regressione in quanto permette di comunicare i risultati in maniera più semplice favorendo la comprensione tra gli analisti dei dati e coloro che lavorano in altri reparti dell'organizzazione. Infatti, D10 afferma "io alla fine utilizzo spesso la cara vecchia regressione, che poi alla fine le performance migliori le ho ottenute con questa tipologia di tecnica anche perché del resto la regressione è anche molto facile da spiegare a chi non è addetto ai lavori". D7 invece ha affermato "Preferisco sempre i modelli più semplici, anche perché poi c'è anche un problema secondo me di interpretazione del risultato, per esempio una regressione logistica anche se performa leggermente peggio rispetto ad un modello più complicato la preferisco sempre perché è più semplice da spiegare a parole a chi non è statistico."

Una tra le tecniche che invece si è mostrata particolarmente innovativa e al contempo abilitatrice di valore è l'approccio di apprendimento federato che consente lo sviluppo collaborativo di modelli di apprendimento automatico più solidi e performanti, affrontando al contempo questioni critiche come il trasferimento dei dati, la privacy e la sicurezza per ogni singolo partecipante. Infatti, come spiega D2 "L'apprendimento federato porta modelli di apprendimento automatico all'origine dati, piuttosto che portare i dati al modello". In un sistema di apprendimento federato i dati non vengono trasferiti; quindi, in sostanza questo approccio fornisce una soluzione al problema della conservazione della privacy, ad esempio, quando diverse organizzazioni considerano la collaborazione per risolvere una serie comune di problemi. Il potenziale è enorme, poiché le preoccupazioni sulla privacy e sulla proprietà sono uno dei principali ostacoli alla condivisione dei dati, si pensi al caso dei dati sanitari. "In breve, l'idea alla base dell'apprendimento federato è che nessuno dei dati di training viene mai trasmesso tra dispositivi o tra parti, solo gli aggiornamenti relativi al modello lo sono". Questa flessibilità è un altro vantaggio chiave della tecnica. Consente a diversi partecipanti, con diversi volumi o distribuzione di dati e diverse capacità, di collaborare alla formazione dei modelli di machine learning. Avere set di dati eterogenei aiuta potenzialmente a costruire modelli in grado di generalizzare meglio. Ogni partecipante può quindi beneficiare di modelli addestrati su una gamma di dati più ricca e più ampia senza costi aggiuntivi per l'acquisizione di questi dati.

## *Analisi esplorativa dei dati*

Secondo molti analisti di dati del campione (D1; D7; D10), la capacità di analizzare i dati dovrebbe essere associata ad una forte sensibilità metodologica: “l’analisi dei dati può essere fonte di molti bias: non solo dovremmo raccogliere informazioni da fonti eterogenee, ma dovremmo calcolare e interpretare i dati in linea con gli obiettivi strategici per identificare soluzioni per lo sviluppo di servizi, prodotti e processi”.

D1 ha affermato a tal proposito “Il problema principale che io ho notato in varie persone con le quali mi sono confrontato è partire subito con il modello senza fare un minimo di *feature engineering*. Ho lavorato con persone che non esploravano bene il dato prima di darlo in pasto al modello. Il segreto non è il modello ma sono i dati. È lì che si gioca tutta la partita. Il modello è una cosa importante, bellissima, ma se non capiamo i dati non ci facciamo nulla è una perdita di tempo. Guardare con gli occhi i dati è una cosa che deve fare il data scientist”.

Pertanto, emerge che l’analisi esplorativa dei dati (o EDA, exploratory data analysis) è uno strumento potente per studiare un set di dati e viene utilizzata dai data scientist per analizzare i dataset e riepilgarne le caratteristiche principali, spesso adottando dei metodi di visualizzazione dei dati. Anche quando l’obiettivo è eseguire analisi pianificate, l’EDA può essere usata per pulire i dati, analizzare i sottogruppi o semplicemente per capire meglio i dati. Si tratta di un processo investigativo che si avvale del riepilogo statistico e di strumenti grafici per studiare i dati e capire che cosa si può trarne. L’EDA, inoltre, consente di rilevare anomalie nei dati, come outlier od osservazioni insolite, identificare pattern, capire le potenziali relazioni tra le variabili e formulare domande o ipotesi interessanti che possono essere verificate in seguito usando metodi statistici più formali.

Come afferma D4 “L’analisi esplorativa dei dati è simile a un’attività di indagine: si cercano indizi e informazioni che possano portare all’identificazione delle cause principali del problema che si vuole risolvere. Inizialmente si studia una sola variabile alla volta, poi se ne studiano due e infine molte contemporaneamente”.

L'analisi esplorativa dei dati, quindi, viene utilizzata principalmente per vedere cosa possono rivelare i dati oltre l'attività di modellazione formale o di test di un'ipotesi e fornisce una migliore comprensione delle variabili di dataset e delle loro interrelazioni. Può anche aiutare a determinare se le tecniche statistiche che sono state prese in considerazione per l'analisi dei dati sono appropriate. I data scientist possono utilizzare l'analisi esplorativa per assicurarsi che i risultati che producono sono validi e applicabili a qualsiasi risultato e obiettivo di business desiderato. L'analisi esplorativa dei dati aiuta anche le parti interessate ad avere la conferma che stanno facendo le domande giuste.

*Soft skill (curiosità creatività e comunicazione)*

Date per scontate le hard skills, gli esperti del campione credono fortemente nella rilevanza delle soft skills, la soggettività e la creatività dell'individuo come risorse a valore aggiunto per l'interpretazione dei dati. “Le macchine saranno sempre più veloci degli uomini nell'analisi dei dati, ma non sostituiranno mai la loro interpretazione, specialmente quando entra in gioco l'aspetto etico delle decisioni in gioco” (intervistato M5). Pertanto, il pensiero critico, l'interpretazione umana e l'ermeneutica capacità di trovare soluzioni innovative partendo dall'interpretazione dei dati sono soft skills strategiche, e si qualificano come necessarie capacità di chi ha acquisito la cosiddetta data literacy (vedi paragrafo 4.1.1) componente fondamentale per affermare la cultura del dato all'interno dell'azienda. Per imparare il linguaggio dei dati, infatti, non è necessario iniziare tornando a scuola di statistica, C1 dice a proposito che è importante coltivare tre cose; la prima è la curiosità, bisogna fare domande su tutto, capire perché si stanno facendo certe cose e si svolgono determinati compiti, la seconda è la creatività, è bene imparare a raccontare storie migliori con i dati, se ti limiti a condividere le statistiche, le persone non entreranno in risonanza, devi portare un elemento umano con tutti quei numeri. E poi l'ultima è il pensiero critico, con i social media e il modo in cui le cose accadono così velocemente nella nostra epoca, non si è più abituati a pensare criticamente, tutto è già dato e questo è un problema.

Inoltre, secondo C2 “la capacità di saper comunicare efficacemente è una risorsa inestimabile per condividere i dati interpretati con i membri a diversi livelli organizzativi”.

Come emerso dalle interviste del campione le soft skills possono fare la differenza nel raggiungimento del vantaggio competitivo e, potenzialmente, dell’innovazione poiché possono fornire ad un’azienda un know-how inimitabile.

### *Know-how multidisciplinare*

La contaminazione tra varie unità di business è considerata necessaria tra gli intervistati del campione. D4, infatti, spiega che “l’approccio deve essere totalmente data-driven, nel senso che si parte sempre dai dati, si esplorano e non deve mai mancare un percorso fatto a braccetto con chi conosce le informazioni che hanno prodotto quei dati. Quindi, per esempio, se io devo analizzare un database di dati di marketing mi serve una persona del marketing che mi spieghi cosa ha dato origine ai dati. Il dato è un contenitore di informazione, qualcuno che mi aiuti a estrarre almeno il senso dell’informazione ci deve essere, poi di nuovo intervengo io come data scientist e cerco le informazioni nascoste dentro i dati”.

Come afferma l’intervistato C2: “dal confronto con diversi punti di vista e con diverse competenze, emergono certamente novità e sperimentazioni [...] Le sperimentazioni possono fallire, ma sono necessarie per la sopravvivenza delle aziende e per poter competere in un ecosistema sempre più veloce”.

Anche secondo M17 il primo passo per creare innovazione è la diversità del team. “più che l’età o il sesso, è la diversità delle competenze e la diversità dell’istruzione all’interno del nostro laboratorio a fare la differenza la maggior parte della volte; infatti, noi cerchiamo persone con percorsi formativi differenziati; oltre la tradizionale informatica ci interessano tutti quei campi che impiegano un approccio scientifico alla raccolta dei dati, che usano un approccio scientifico alla verifica delle ipotesi”. Inoltre, dalle interviste è emerso che avere gruppi equilibrati rafforza i processi di peer-review e i differenti approcci riducono i bias nelle analisi dei dati. Con il progredire delle quantità di dati da analizzare all’interno delle aziende sono emerse altrettante differenti tipologie di problemi da affrontare, ecco che la costituzione di team multidisciplinari è

diventata necessaria perché come afferma M1 “le figure generaliste non potevano più consentirci di risolvere determinati problemi, così abbiamo deciso di organizzarci in quattro domini di modellazione (un gruppo dedicato allo studio delle immagini denominato computer vision, un gruppo che si dedica alle problematiche del language processing, un gruppo che si dedica alle modellazioni di tipo predittivo su dati strutturati e un gruppo che si dedica alla risoluzione di problemi di ottimizzazione dei processi) ai quali abbiamo affiancato due gruppi trasversali un gruppo costituito da architetti di sistemi informatici e sviluppatori che ci aiutano nell’industrializzazione dei prodotti ed un gruppo che è fondamentale per tenere unito il nostro team che si occupa di gestire la progettualità”.

Inoltre, come dichiarato dall’intervista M15, “la costruzione di team multi-skills è essenziale per semplificare il processo e migliorare la comunicazione (soft skill essenziale) in tempo reale (su dati, performance, comportamento degli utenti) tra il management e i dipendenti, per consentire la discussione e permettere al management di trasformare le informazioni rilevanti in decisioni”.

### *Business translator*

Secondo alcuni intervistati del campione una delle cose fondamentali per costruire un percorso che innovi la proposizione del valore del modello di business è costruire a partire dai dati certi (vedi paragrafo 4.1.1) una idonea *user experience*. “La cosa più importante, secondo me, al di là del costruire il modello che funziona è capire come rendere disponibile l’informazione, o meglio ancora, costruire una idonea *user experience* dietro il modello. Rubo una frase al nostro commerciale che dice sempre che l’analytic network si occupa di fare il doppio salto quantico, quello che passa dall’idea alla progettazione ma soprattutto dalla progettazione alla messa in funzione perché se io ti consegno un modello che tu non hai modo di utilizzare il mio lavoro non serve” (D2).

Quindi dal punto di vista del business anche secondo D5 “la prima cosa da fare è mettere al centro l’utente, per chi o cosa devi fare il prodotto, è necessario guardare al consumatore in maniera diversa, e per fare ciò è nata la figura del business translator che trovo una cosa che – organizzativamente parlando - ha

grandissimo senso”. Il business translator è, di fatto, una figura bimodale che dispone di conoscenze tecniche relative all’analisi dei dati, ma soprattutto di competenze relative al business. È in pratica una persona che ha una preparazione tale che gli permette di “portare quello che fa lo sviluppatore al consumatore” (M8).

Emerge così che le persone abili nell’interpretare i dati per un uso pratico nel mondo delle organizzazioni sono un prodotto sempre più richiesto. Questa tipologia di lavoro richiede una combinazione unica di competenze di solito comprendente sia una solida base nella scienza dei dati sia un talento innato nel sintetizzare idee complesse in scelte chiare e pratiche. I business translator più efficaci portano con sé anche una profonda conoscenza del business in cui lavorano. Senza quel livello di informazioni, non sarebbero in grado di capire a quali manager servono quei dati, e perché.

Le persone con questo insieme di talenti sono così scarse che molte aziende hanno rinunciato a cercare di assumere traduttori dall’esterno e invece li stanno addestrando internamente come afferma I5 “una delle cose che abbiamo imparato è che si tratta di persone che parlano due lingue, la prima è la lingua del business, ma possono anche parlare la lingua dei dati e questo è assolutamente cruciale perché permette loro di definire ciò che il prodotto deve fare per avere quell’impatto aziendale e stiamo investendo molto nella formazione di queste persone, stiamo lavorando con loro per definire i modi in cui possiamo tradurre ciò di cui hanno bisogno i data scientist e gli analisti per ottenere risultati dal punto di vista del business, con loro capiamo ciò che un data scientist può fare e definiamo metriche intorno a questo per poi verificarne l’impatto sul business, è un processo davvero difficile e non immediato. Queste figure sono un driver vitale per le aziende data-driven e chiaramente intervengono in aziende che cominciano ad avere un certo numero di dipendenti”

I risultati della seconda dimensione dell’approccio data-driven e i relativi driver emersi dalle interviste sono sintetizzati nella tabella 12.

**Tabella 12.** Sintesi dei driver della dimensione “ecosistema efficace data-driven”

Driver più importanti della dimensione “ecosistema efficace data-driven”	Descrizione	
Infrastruttura tecnologica integrata	Cloud	Utilizzo di servizi informatici a cui si accede da remoto tramite internet.
	Digital Thread	Strumento in grado di abilitare una gestione efficiente dei dati e l'identificazione dei colli di bottiglia lungo la catena del valore.
Risorse umane	Formazione continua e studio personale	Attività implementate dal management o frutto della proattività dei dipendenti dell'organizzazione che sono volte ad aumentarne le competenze
	Hard skill	Competenze tecniche per l'analisi dei big data attraverso l'uso dell'analitica statistica e dei linguaggi di programmazione utili a estrarre risultati significativi dai dati
	Analisi esplorativa dei dati	Processo investigativo che si avvale del riepilogo statistico e di strumenti grafici per studiare i dati e capire che cosa si può trarne.
	Soft skill	Capacità di comunicazione, creatività e curiosità che forniscono all'azienda un know-how difficilmente

Driver più importanti della dimensione “ecosistema efficace data-driven”	Descrizione
Know-how multidisciplinare	imitabile Risorse che dispongono di competenze multidisciplinari e che provengono da background diversi
Business translator	Figura professionale che dispone di conoscenze tecniche relative all’analisi dei dati e di competenze relative al business

Fonte: elaborazione dell’autore.

#### 4.1.3 Sensing, act e miglioramento continuo

Quest’ultima dimensione riguarda ciò che in concreto, dal punto di vista dell’approccio data-driven, permette di tradurre in effettivo valore economico l’implementazione di una cultura del dato e dell’ecosistema data-driven a supporto di questa cultura. I driver di questa dimensione riguardano per lo più le metodologie e i ruoli che il management dovrebbe assumere per un corretto utilizzo delle risorse a disposizione dell’organizzazione quindi ciò che, in ottica data-driven, abilita le concrete azioni di innovazione della cattura del valore nel modello di business.

##### *Obiettivi chiari*

Il primo fattore abilitante emerso in maniera preponderante dall’analisi delle interviste relativamente a questa dimensione riguarda la assoluta chiarezza degli obiettivi da raggiungere per poter catturare il valore in maniera innovativa attraverso l’utilizzo dei dati dell’organizzazione e si divide in due tipologie di azioni in particolare: 1) la creazione di un prodotto minimo funzionale; 2) la valutazione dei casi di utilizzo (o *use cases*).

“...tutto sta” come afferma M4 “nel partire dall’obiettivo strategico chiaro. Partendo da lì riusciamo ad arrivare alle domande giuste, le domande guida su come raccogliere dati, quali raccogliere e come procedere”.

I3 approfondisce il concetto chiarendo attraverso quali metodologie è possibile procedere e raggiungere questi obiettivi stabiliti in maniera chiara: “L’esigenza numero uno di ogni business, prima ancora di fatturato e profitto, è validare un’idea innovativa, poi un prodotto sul mercato ed infine il modello di business. Senza validazione dell’idea, però, non potrebbe esserci profitto. La validazione, secondo me, è il primo passo verso l’obiettivo finale, per questo è fondamentale ricorrere ad un *Minimum Viable Product* (MVP) o prodotto minimo funzionante”.

Il prodotto minimo funzionante è la versione di un prodotto/servizio con caratteristiche tali da poter essere utilizzabile dai primi clienti e permette di testare le caratteristiche del prodotto/servizio pur non essendo ancora perfezionato per il lancio finale sul mercato richiedendo un investimento minore in termini temporali ed economici. Secondo C1: “Il MVP aiuta ad acquisire le conoscenze sulla percezione del mercato e ad affrontare i rischi chiave. Il MVP non deve necessariamente funzionare, può trattarsi, ad esempio, di un prototipo di un’applicazione Web che spiega l’idea principale. Il ruolo del *Minimum Viable Product* è quello di ottenere un riscontro da parte dell’utente e imparare cosa gli piace del prodotto e quali sono le cose di cui non ha bisogno”.

Attraverso i dati e i feedback ricavati si arriva poi a costruire il processo giusto, come evidenziato dal pensiero di M8 “ciò che cerchiamo di fare è pensare a uno dei cosiddetti MVP (*Minimum Viable Products*) che avranno un impatto significativo sul business e usarlo per informare i KPI che contano davvero per il business e poi allinearsi a questo per dire quali dati contano davvero”.

A tal fine, il primo step logico è partire da quello che già si ha: una volta identificati i dati di cui si ha bisogno, è logico verificare se si è già in possesso di alcune di queste informazioni, anche se possono risultare non immediatamente evidenti. Si dovrebbe procedere a una verifica sui dati interni, per conoscere tutto ciò che al momento l’azienda ha a disposizione o a quali dati potrebbe accedere senza sforzi. Se i dati non esistono già, quindi, bisogna trovare il modo per raccogliarli, mettendo in pista sistemi di raccolta dati, acquisendo o accedendo a dati esterni. Conoscere il costo che la raccolta di un dato comporta è determinante,

perché permette di valutare, stando gli effetti e le conseguenze che si presuppongono dall'acquisizione del dato, se è conveniente raccoglierlo. Si tratta di capire se i benefici tangibili superano tali costi di acquisizione. “A tale riguardo, dovresti trattare i dati come qualsiasi altro investimento aziendale importante. È necessario fare chiarezza sull'investimento che delinea il valore a lungo termine dei dati nella strategia aziendale. Anche se il costo dei dati è in costante calo, può comunque essere un costo importante - e non giustificato - in alcuni casi. Questo è il motivo per cui è fondamentale concentrarsi solo sui dati di cui si ha veramente bisogno, farsi le giuste domande e specificare obiettivi più chiari possibile. Se si ritiene che i costi superino i benefici, è meglio pensare ad altre fonti di dati” (I2).

L'approccio strategico alla gestione dei dati per decisioni migliori viene ad essere associato quindi a una cultura di apprendimento, sperimentazione che riduce i rischi (soprattutto economici). Pertanto, i dati sono considerati come un driver strategico chiave, ma le decisioni sono prese anche in relazione al ritorno sull'investimento; come affermato da C1: “l'utilizzo dei dati è fondamentale per massimizzare il ROI in maniera molto diretta senza fare troppi giri, senza fare troppi artifici di codice. Quando faccio la sessione di consulenza la cosa che faccio specialmente nell'azienda che inizia da zero è creare una lista di possibili casi di utilizzo. Da quella lista cerchiamo di capire quale sia il possibile valore/impatto a breve termine e quale sia la loro fattibilità, il rapporto migliore tra questi due elementi determina le applicazioni più interessanti che possono creare innovazione per le aziende”.

Attraverso la valutazione dei casi d'uso vengono rappresentate le funzioni di un progetto in divenire dal punto di vista dell'utilizzatore, il caso d'uso rappresenta la relazione tra un attore e le sue richieste o aspettative rispetto al prodotto/servizio o al progetto, senza descrivere le azioni in corso di svolgimento o metterle in una sequenza logica. Come è emerso dall'analisi del contenuto questa struttura nella pratica è adatta a rappresentare le funzioni principali e/o gli obiettivi di un sistema in maniera chiara. Per questo motivo, nella pianificazione di nuovi e innovativi processi aziendali, spesso uno dei primi passi è quello di creare un diagramma dei casi d'uso. Esso, infatti, evidenzia in maniera semplice e chiara quali casi d'uso debbano essere tenuti in considerazione nello sviluppo, di

modo che gli attori (e in senso più ampio anche i manager o i committenti) raggiungano il proprio obiettivo senza dover considerare inizialmente la fattibilità dal punto di vista tecnico.

È importante, quindi, partire da quelle che C1 chiama “vittorie facili, sono facili sono semplici creano valore, anche se non è un valore in termini assoluto così ampio; tuttavia, trasferisce alle persone la cultura aziendale la fiducia e il credo nel digitale di poter investire, di poter portare avanti questi progetti perché davvero possono cambiare le aziende per il meglio”.

La gestione con i dati come risorsa chiave è un campo completamente nuovo per molte aziende e può differire sostanzialmente dal modello di business esistente. “Per ridurre la complessità, è bene iniziare con una piccola unità di business che sviluppa nuovi affari per l’azienda. L’unità può essere costruita come una business unit interna o come una start-up esterna ma legata all’azienda. In questa unità indipendente, è possibile provare strategie multiple per creare valore dai dati” (M2). Nei progetti pilota, i team possono sperimentare i sistemi di elaborazione dei dati progettati e le fonti di dati in un ambiente sicuro. Inoltre, è più facile iniziare con le giuste persone qualificate (come scienziati dei dati, ingegneri delle soluzioni o manager digitali) e una struttura organizzativa piatta in un ambiente più piccolo che in un’azienda incumbent altamente strutturata.

Pertanto, si può dire che il MVP così come la valutazione dei casi d’utilizzo siano veicoli di apprendimento. I primi soprattutto sono utili a comprendere le percezioni e le aspettative del mercato rispetto alla sua proposta di valore, ma entrambi si qualificano come strumenti di riduzione del rischio perché consentono di valutare minacce, opportunità e strategie alternative al business.

### *Metodologia Agile*

Negli ultimi anni i modelli di gestione aziendale si sono dovuti adattare alle nuove condizioni turbolente di produzione, caratterizzate da altissima competizione e richieste di maggiore produttività e costante innovazione, velocità e qualità e questo contesto ha portato al cambiamento della natura dei progetti da gestire, per i quali i principi del management tradizionale non bastano più. Proprio per aiutare i project manager e l’organizzazione aziendale nella gestione di progetti

complessi, sono state introdotte metodologie e tecniche evolute di project management come il metodo Agile.

“La stessa filosofia alla base del MVP, attraverso la quale si può velocemente testare un prodotto o un servizio sul mercato iniziando con una presentazione, un adv o una landing page, si ritrova nella metodologia di tipo Agile, che si qualifica come un processo iterativo durante il quale l’idea e la forma iniziale di un progetto vengono modificati e adattati in base ai feedback ricevuti dagli utenti iniziali (*early adopters*). Questo processo continua finché non si raggiunge il prodotto desiderato (appunto, dagli utenti)” (I5).

L’idea del Metodo Agile non si basa sull’approccio classico e lineare di progettazione, ma sulla possibilità di realizzare un progetto per fasi, chiamate “sprint”. Come testimonia (M6) “Si tratta piuttosto di un tipo di approccio alla collaborazione e ai flussi di lavoro fondato su una serie di valori in grado di guidare il nostro modo di procedere. Ad ogni sprint corrisponde una nuova funzionalità e viene verificata la soddisfazione del cliente, al quale viene mostrato il lavoro svolto fino a quel punto”.

È sostanzialmente l’implementazione di un sistema iterativo (ed interattivo) che consente di apportare agilmente modifiche al progetto su cui si lavora in azienda, di abbattere i costi di produzione e, soprattutto, di evitare sforzi inutili ed eventuali fallimenti. Questa metodologia utilizza un approccio flessibile e il lavoro di gruppo per concentrarsi sul miglioramento continuo. Con l’adozione del metodo Agile i vari team si organizzano in autonomia e collaborano direttamente con i rappresentanti aziendali tramite incontri periodici durante l’intero ciclo di vita dello sviluppo del prodotto/servizio.

Gli intervistati (M4, M9, I3) dichiarano di utilizzare piattaforme e servizi (come i servizi Amazon) “per la gestione interna e la gestione dei progetti per capire quando il sistema fallisce, per ottimizzare i processi sulla base di controlli iterativi e fare test sull’efficacia dei progetti ogni due settimane”. Grazie a questi strumenti, le aziende possono disegnare progetti su sistemi di ingegneria e possono essere in grado di capire dove il processo si ferma. Inoltre, l’A/B testing viene impiegato “per capire quando dividere la stessa attività in gruppi diversi può migliorare le cose, per trovare la soluzione migliore per spendere meno tempo e

denaro [...] per trovare soluzioni che all'inizio non avremmo mai potuto immaginare”.

### *Leadership esperta di analisi dei dati*

Le grandi rivoluzioni aziendali dovrebbero sempre partire dall'alto per poi ramificarsi in ogni reparto e in ogni ufficio. Per questo motivo, l'attuazione della cultura data-driven passa anche per la scelta delle figure di responsabilità. Secondo gli intervistati del campione (I4, M11, M18) è necessaria una leadership che supporti una cultura basata sull'analisi dei dati. La comprensione del potenziale aziendale delle tecnologie emergenti, non solo isolatamente, ma combinate profondamente tra di loro, è fondamentale per raggiungere il tipo di cambiamento che sia dirompente e in grado di trainare la crescita aziendale e l'innovazione della componente della cattura del valore del modello di business.

Per incrementare l'efficienza, quindi, è necessario ridefinire una nuova visione legata all'analisi dei dati. I manager dovrebbero sostenere la cultura organizzativa che adotta l'analisi come qualcosa di più di una semplice best practice. Secondo M16 “Una mentalità “data-driven” è molto di più del portare un grafico alle riunioni: si parla di implementare una cultura in cui vengono identificate delle ipotesi e successivamente vengono avvalorate dallo studio e dai dati”. Sembra chiaro che i manager e le loro decisioni debbano indirizzarsi verso un uso consapevole dei dati. La formazione come già visto nel paragrafo precedente è necessaria, ma anche l'esperienza di chi è al comando lo è altrettanto: i leader aziendali devono fornire un'ampia competenza ai dipendenti, ma anche una visione creativa e analitica per ottenere informazioni utili da trasferire nella strategia aziendale.

“I dirigenti dell'azienda devono avere le competenze, le giuste capacità di interpretazione degli analytics e la sensibilità di analisi del dato” (I2). Se, come detto in precedenza, la dimensione strategica è fondamentale nell'approccio data-driven, sono quindi necessarie competenze di analisi profonda, di organizzazione e governance del dato. Per questi motivi è fondamentale che i dirigenti e i responsabili di settore acquisiscano quel tipo di competenze e la giusta sensibilità per utilizzare in modo consapevole le informazioni ottenute. Un aspetto che

sembra già essere emerso con grande forza: è fondamentale che l'approccio data-driven parta e venga promosso dalla dirigenza aziendale. "Solo con una guida sicura, i risultati possono essere raggiunti in ogni settore dell'impresa con successo" (I3). Dalle interviste è inoltre emerso che il successo dell'applicazione di nuovi modelli di business, richiede nuovi ruoli e che si è progressivamente creato lo spazio per una figura professionale che ha le competenze necessarie a coordinare e sovrintendere la digitalizzazione in modo trasversale, senza che si creino dislivelli o sovrapposizioni tra un ufficio e l'altro. Per raggiungere questo obiettivo c'è bisogno, in altre parole, di un responsabile unico che sappia gestire e riorganizzare i vari processi digitali e le linee strategiche da seguire per attuarli e portarli a compimento. M15 a questo proposito afferma che "il CDO è per definizione un professionista in grado di collaborare con tutte le unità di business di un'azienda, creando un sistema che innovi ciò che già esiste. È una sorta di ambasciatore della diffusione delle innovazioni attraverso il network di persone di business ingaggiate. Allo stesso tempo, si occupa dello scouting di soluzioni di mercato innovative da proporre al reparto IT".

I CDO possono trarre vantaggio dal loro background tecnologico, ma devono anche avere - o impiegare - competenze come strategia, innovazione e implementazione di business per riuscire ad immaginare le possibilità di sviluppo future del progetto di digital transformation e portare risultati effettivi.

#### *Empowerment dei dipendenti*

L'adozione di un insieme coeso di tecnologie smart per l'analisi dei dati che permetta lo scambio costante di competenze può favorire, poi, strategie di gestione delle risorse umane volte a potenziare le persone impegnate nell'organizzazione (data-driven dimension 3). Inoltre, la promozione delle risorse umane è una delle priorità strategiche degli intervistati del campione, che considerano le persone una risorsa chiave per la realizzazione strategica degli obiettivi. L'empowerment, l'impegno e la lealtà si basano sia sull'attivazione delle soft skills precedentemente elencate sia sul processo di data literacy necessario per rendere consapevoli del cambiamento le persone in accordo con quanto detto da D7 "in realtà, responsabilizzare le persone dando loro alcune delle competenze relative ai dati le aiuta, perché sono intimidite, a volte sono spaventate dal cambiamento". Secondo la maggior parte degli intervistati, le

persone vengono prima della pianificazione. “Empowerment significa creare condizioni di lavoro in cui i dipendenti acquisiscono il potere di prendere iniziative e sfruttare appieno il loro potenziale per generare valore per l’azienda. Far crescere i progetti senza far crescere le persone è inutile e può aumentare il rischio di “usare” le persone e farle andare via in pochi anni”.

Come sottolineato da M1 “con un gruppo molto giovane mi sono chiesta subito come renderlo motivato come renderlo produttivo e ho capito che dovevo inserire moltissimi ingredienti. È necessario sperimentare e lasciare la libertà di sperimentare, adottare le best practice di sviluppo, osservare i prodotti che vengono realizzati dagli altri, osservare i propri prodotti e quindi i risultati siano essi casi di successo o insuccesso per poi implementare quel miglioramento continuo e quella sperimentazione continua che in realtà hanno i data scientist e che mi appassiona moltissimo”.

In estrema sintesi, l’esperienza degli esperti di dati del campione mostra che l’integrazione sinergica tra obiettivi chiari, metodologie agili e figure manageriali che siano competenti in ambito business ma soprattutto in ambito analytics che appoggiano appieno l’empowerment dei dipendenti può promuovere il miglioramento continuo (data-driven dimension 3) e la generazione dell’innovazione del modello di business.

I risultati della terza dimensione dell’approccio data-driven e i relativi driver emersi dalle interviste sono sintetizzati nella tabella 13.

**Tabella 13.** Sintesi dei driver della dimensione “sensing, act e apprendimento continuo”

<b>Driver più importanti della dimensione “sensing, act e apprendimento continuo”</b>	<b>Descrizione</b>
Obiettivi chiari	Stabilire obiettivi chiari e facilmente raggiungibili in grado di rafforzare la fiducia nella cultura del dato all’interno dell’organizzazione
Metodologia Agile	Metodologia che utilizza un approccio flessibile e il lavoro di gruppo per favorire il miglioramento continuo dei processi e dei risultati dell’organizzazione
Leadership esperta di analisi dei dati	Figure manageriali competenti sia in ambito aziendale sia in ambito tecnico relativamente all’analisi dei dati

Driver più importanti della dimensione “sensing, act e apprendimento continuo”	Descrizione
Empowerment dei dipendenti	Strategie di gestione delle risorse umane volte a potenziare le persone impegnate nell'organizzazione

Fonte: elaborazione dell'autore.

## 4.2 Discussione dei risultati

La categorizzazione delle diverse strategie, obiettivi, attività, risorse, tecnologie attuate dagli intervistati del campione e descritte nei risultati contribuisce a classificare i principali abilitatori dell'approccio data-driven per lo sviluppo dell'innovazione del modello di business (RQ). I risultati ottenuti confermano che la complementarità e la sintesi tra l'analisi/gestione dei dati e la promozione delle risorse umane/competenze può favorire l'emergere dell'innovazione nelle componenti di creazione, fornitura e cattura del valore. I diversi fattori abilitanti identificati per ogni dimensione e sottodimensione sono rappresentati nella figura 13. L'interpretazione delle interviste ha permesso la categorizzazione e concettualizzazione delle dimensioni abilitanti dell'innovazione grazie all'orientamento guidato dai dati: configurazione, creazione dell'offerta, esperienza dell'innovazione. Come è stato possibile vedere dai risultati presentati nel paragrafo precedente la dimensione relativa alla “configurazione” riguarda tutto ciò che concerne i dati, soprattutto in termini di raccolta, rispetto degli standard e della qualità e delle azioni da intraprendere per poterne garantire una analisi utile. Al contrario, la dimensione “creazione dell'offerta” abbraccia gli aspetti strategici riguardanti le tecnologie, le competenze e le figure professionali in grado di supportare una struttura organizzativa orientata al dato e a creare prodotti o servizi data-driven. Infine, la dimensione relativa all'”esperienza dell'innovazione” riguarda le procedure e metodologie necessarie per gestire al meglio gli obiettivi e l'organizzazione, per creare concreto valore economico.

Come mostra la figura 13 i risultati ottenuti attraverso l'esplorazione dell'implementazione strategica di un approccio data driven alla business model innovation (RQ) possono dare vita ad un framework concettuale in grado di

guidare le organizzazioni attraverso il percorso di innovazione del modello di business abbracciando una prospettiva completamente data-oriented.

Come è possibile notare dalle interviste è emerso che l'implementazione dell'approccio data-driven per l'innovazione del modello di business implica non solo una forte infrastruttura basata su strumenti tecnologici, piattaforme e soluzioni, ma anche e soprattutto alla base una gestione dei dati come un asset fondamentale per lo sviluppo dell'organizzazione che passa attraverso l'accesso a tutti i dati necessari, le giuste partnership e un'efficace governance dei dati (Configurazione). In linea di principio, si ritiene che i dati interni abbiano un maggior potenziale per lo sviluppo della componente di creazione del valore del modello di business. Questo perché le aziende hanno il pieno controllo sui propri dati e un flusso continuo di dati recuperati con frequenza elevata permette una monetizzazione regolare. Quando si ha a che fare con i dati collezionati dall'esterno, invece, è possibile sempre riscontrare dei problemi sia relativi alla disponibilità stessa dei dati sia alla qualità. Inoltre, i competitor di solito hanno accesso agli stessi dati provenienti dall'esterno e quindi potrebbero facilmente copiare o migliorare il modello di business. Quindi, i dati esterni hanno un minor potenziale per l'innovazione dello stesso. L'acquisizione, la strutturazione e l'analisi dei dati sono poi le attività principali per i modelli di business che implementano un approccio data-driven, di conseguenza l'organizzazione può integrare queste attività da sola o utilizzare partner, come le università, per costruire queste attività nel loro modello di business (Dremel et al. 2017).

La data governance, poi, richiede la definizione di politiche, ruoli, processi e responsabilità comunicati a tutti i livelli organizzativi per controllare pienamente l'allineamento tra i dati, l'organizzazione aziendale e i suoi obiettivi, portando all'identificazione di benefici specifici forniti dai dati nel proprio contesto (Heudecker & Kart, 2014; Schmidt et al., 2014) e quindi alla ridefinizione della componente di creazione del valore del modello di business, determinando la scelta dei dati sui quali concentrarsi, la loro distribuzione, le azioni da portare avanti per la loro protezione e per la condivisione di un linguaggio comune utile al rafforzamento della cultura del dato stesso. La data governance è quindi un concetto che ha a che fare con la capacità di un'organizzazione di assicurare l'esistenza di un'elevata qualità dei dati durante l'intero ciclo di vita, e che siano

svolti controlli su di essi in modo tale da supportare gli obiettivi di business. La data governance, infatti, è la capacità di gestire i dati come un vero e proprio asset aziendale. In altre parole, come per la gestione di qualsiasi altro asset – si pensi ad esempio a un magazzino, a un macchinario, a un servizio innovativo, o più in generale a qualsiasi altro elemento che abbia valore per l'azienda – anche i dati necessitano di alcune regole di base affinché possano produrre un valore economico. La governance dei dati stabilisce processi e responsabilità che assicurano la qualità e la sicurezza dei dati impiegati all'interno di un'organizzazione aziendale. Definisce chi può intraprendere determinate azioni, su quali dati, in quali situazioni e utilizzando quali metodi. Una strategia di governance dei dati ben congegnata è essenziale per ogni organizzazione che lavora con grandi moli di dati, in quanto aiuta a definire come l'azienda possa trarre vantaggio da processi e responsabilità coerenti e comuni. La governance dei dati assicura, inoltre, che i ruoli associati alla gestione dei dati siano chiaramente definiti e che le relative responsabilità vengano adeguatamente concordate a livello aziendale. Attingendo ai risultati delle interviste, i fattori che facilitano l'adozione di una data governance efficace sono soprattutto l'alfabetizzazione, la qualità dei dati e la loro democratizzazione. Da un lato, l'alfabetizzazione dei dati abbraccia una specifica serie di competenze e conoscenze di base che consentono di comprendere il significato dei dati, trarne conclusioni corrette e riconoscerne gli usi fuorvianti o inappropriati (Mandinach, Honey, Light & Brunner, 2008; Carlson, Fosmire, Miller & Nelson, 2011). Dall'altra parte, invece, la qualità dei dati garantisce l'estrazione di informazioni affidabili che possono essere utilizzate per scopi tattici e strategici, contribuendo all'ottimizzazione dei processi, al miglioramento dell'offerta e all'aumento del fatturato (Kwon, Lee & Shin, 2014), incidendo così anche sulle altre componenti del modello di business. Per quanto riguarda la democratizzazione dei dati, invece, avere informazioni aggiornate disponibili per i dipendenti e da qualsiasi luogo è essenziale per l'agilità del business di qualsiasi azienda. L'organizzazione, quindi, è in grado di beneficiare di una soluzione di accesso ai dati che favorisce lo smistamento degli stessi a tutte le divisioni aziendali comportando un vantaggio notevole che si traduce in una gestione unificata e in uno stile di governance stabile.

Per quanto riguarda la seconda dimensione individuata (creazione dell'offerta), attingendo ai risultati delle interviste, l'adozione di un approccio strategico orientato ai dati è facilitata dalla progettazione di un ecosistema data-driven, composto da una infrastruttura tecnologica efficace (sottodimensione 1) basata su determinate tecnologie (sistemi di cloud computing, digital threads, consumption models, sistemi di data security) che deve essere "attivata" dallo scambio costante di risorse tra le persone (sottodimensione 2). Un aspetto che è importante sottolineare è che l'attivazione della cultura passa attraverso l'ecosistema che implementa tecnologie e competenze che servono appunto a supportare gli obiettivi da raggiungere per poter innovare attraverso l'approccio data-driven, vale a dire che i driver identificati della seconda dimensione sono di supporto e abilitano a loro volta i driver della prima e anche della terza dimensione, in un continuo rinnovarsi per implementare all'interno delle organizzazioni da un lato una migliore gestione del dato in quanto asset fondamentale per poter creare valore e dall'altro una migliore capacità di realizzazione degli obiettivi attraverso metodologie e decisioni riguardanti approcci innovativi. Quindi questa seconda dimensione comprende meccanismi di apprendimento e adattamento a livello di gruppo per gestire i cambiamenti tecnologici e strutturali che si verificano in risposta allo sviluppo di modelli di business orientati ai dati.

Entrando nel merito dei driver emersi nella seconda dimensione, quindi, per quanto riguarda l'infrastruttura tecnologica bisogna sottolineare l'utilizzo del cloud e del *digital thread* in particolare. Nel modello di business guidato dall'approccio data-driven, la proposta di valore evolve continuamente poiché l'infrastruttura tecnologica del cloud computing (Coyle e Nguyen, 2019) fornisce molteplici opzioni per integrare nuove applicazioni e funzionalità. Il cloud computing nello specifico si riferisce all'utilizzo di servizi informatici a cui si accede da remoto tramite internet. Di conseguenza, c'è una separazione fisica tra l'utente di questi servizi e l'hardware utilizzato per fornirli. I progressi nelle tecnologie basate sul cloud sono un fattore chiave che permette ai dati di diventare sempre più centrali per la maggior parte delle aziende. Una ragione per questo rapido aumento nell'uso è che i costi di archiviazione dei dati nel cloud sono diminuiti drasticamente. L'uso di software basati sul cloud, di conseguenza, diventa un modo conveniente e facile per le aziende – soprattutto le PMI - per

accedere a strumenti avanzati come l'intelligenza artificiale (AI), l'internet-of-things (IoT) o l'automazione dei processi robotici attraverso modelli a consumo (consumption models) senza dover appunto costruire un'architettura di proprietà. In linea di principio il cloud computing permette alle aziende di (ri)concentrarsi sul loro core business rendendo sempre più semplice innovare l'offerta e permettono loro di affrontare al meglio i bisogni dei consumatori. Inoltre, in linea con la data democratization di cui sopra, attraverso il cloud viene abilitato uno stoccaggio centrale che risulta essenziale. Con l'archiviazione centrale dei dati, i dati di diversi dipartimenti possono essere memorizzati in un unico luogo, ed è possibile combinare quei dati che rimanevano separati in silos prima. In aggiunta all'elaborazione dei dati, poi, offre diversi vantaggi, per esempio, l'efficienza dei costi, la messa in comune delle risorse, il supporto su richiesta, la rapida elasticità e la facilità di configurazione, aiutando così le aziende a fornire servizi e prodotti migliori ai consumatori che, di conseguenza, possono contribuire ad aumentare il profitto (Cheah e Wang, 2017). L'utilizzo del digital thread, poi, sembra abilitare una gestione efficiente dei dati, la collaborazione digitale lungo l'organizzazione, l'identificazione dei colli di bottiglia lungo la catena del valore e migliorare in generale la *business agility*. Di conseguenza, può avere un impatto molto importante nel settore manifatturiero, anche e soprattutto nelle aziende di produzione discreta che possono così rendere smart la supply chain, grazie ad un framework di comunicazione che mette in dialogo i dati e ottimizza le operation. Per scendere nel profondo della sottodimensione relativa alle risorse umane dalle interviste è emerso che per quanto riguarda gli esperti dei dati una delle cose necessarie per creare innovazione è l'apprendimento continuo che passa anche attraverso la ricerca scientifica. Ecco che ritorna a tal proposito il collegamento con l'università, che non si costituisce un player importante solo per quanto riguarda i partenariati in grado di collegare l'impresa al mondo dei dati ma anche per quanto riguarda la diffusione della conoscenza che sempre più spesso diventa fondamentale nel riuscire a creare un prodotto/servizio adatto alle necessità del consumatore, committente e così via. Passando alle hard skill non stupisce che le competenze ritenute fondamentali sono quelle che mettono lo scienziato dei dati in grado di capire quali migliori tecniche di analisi utilizzare (esperienza statistica) e facilmente tradurle attraverso l'utilizzo dei migliori e più usati

linguaggi di programmazione (R e Python). Una cosa interessante emersa dalle interviste è quella che le tecniche preferite sono quelle come l'apprendimento federato che consentono di affrontare problemi critici come la protezione, la sicurezza, i diritti di accesso ai dati e l'impiego di dati eterogenei; e quelle come la regressione (lineare, multipla e logistica) che risultando più semplici da spiegare facilitano il processo di comunicazione tra gli scienziati dei dati e la parte considerata più "business oriented" e che spesso manca di competenze tecniche. Gli intervistati del campione hanno fatto ripetutamente riferimento all'incertezza derivante dalla velocità di sviluppo di nuovi modelli di business, che richiede di acquisire il know-how mancante e di adattarsi a processi di lavoro notevolmente evoluti. È fondamentale per le imprese reclutare team di data scientist, computer scientist e statistici in grado di lavorare con grandi quantità di dati, al fine di avere analisi corrette e chiare a disposizione del proprio business, figure professionali che, secondo le previsioni, saranno sempre più richieste. Questo non è tuttavia sufficiente: è necessario, infatti, formare i manager e i dipendenti al nuovo approccio e alle nuove metodologie decisionali portate dai dati, facendo sì che vi sia collaborazione e una comunicazione efficace tra il team tecnico e i decision-makers. Di conseguenza emerge con forza che l'attivazione delle soft skill, tra cui la comunicazione (oltre alla creatività e alla curiosità) si rivelano fondamentali alla diffusione della conoscenza e, quindi, dell'innovazione all'interno del modello di business.

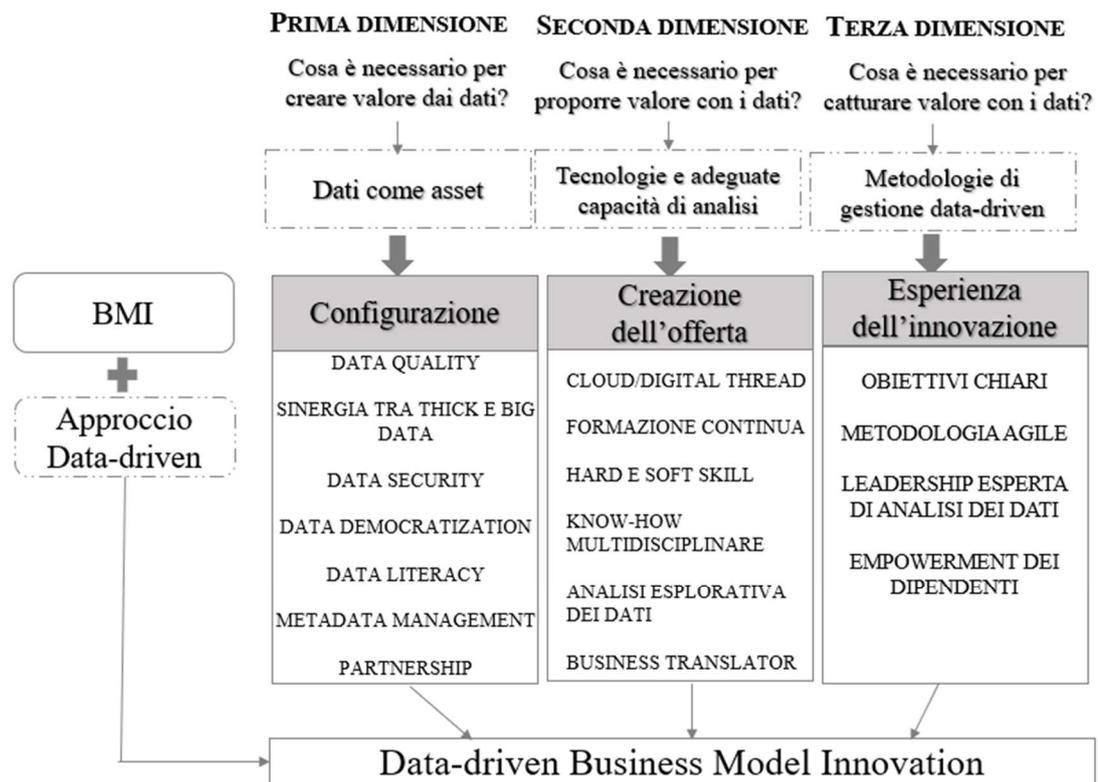
Dalle interviste è emerso poi che la figura che meglio sintetizza queste tipologie di competenze è il business translator, che, soprattutto per quanto riguarda le imprese di grandi dimensioni, sta diventando una figura necessaria. Come descritto nei risultati il business translator è sostanzialmente una professionalità che è in grado di parlare due linguaggi, quello della scienza dei dati e quello del business, facendo da ponte tra le due aree e dando una forte spinta all'innovazione. Per gli analisti è necessario ci sia qualcuno in grado di tradurre gli obiettivi di business in maniera chiara, considerando il fatto che è il primo passo del processo decisionale guidato dai dati quello di avere obiettivi chiari, come si è visto poi nella terza dimensione dell'approccio data-driven. La combinazione tra evoluzione tecnologica ed evoluzione delle capacità e crescita

dell'ecosistema, quindi, allevia i rischi che risiedono nella riorganizzazione delle attività di fornitura del valore dell'innovazione del modello di business.

La corretta attivazione dell'infrastruttura tecnologica realizzata attraverso la scelta delle giuste risorse da attivare e che abbiano le giuste capacità (hard e soft skill) può portare ad un costante rinnovamento delle capacità di gestione basate sulla scelta di obiettivi chiari e inizialmente semplici, di una leadership con esperienza in campo di dati e di analitica che incoraggia, a sua volta, l'empowerment delle risorse umane attraverso metodologie di lavoro agile e efficaci strategie di coinvolgimento. In riferimento ai driver emersi nella terza dimensione infatti, attraverso gli obiettivi chiari (MPV e *use cases*) è emersa dalle interviste una volontà strategica dei decision-maker nell'affrontare l'incertezza nell'innovazione della componente di cattura del valore, con l'implementazione di queste cosiddette "vittorie facili" che però, oltre a creare profitti, si traducono molto spesso in una rinnovata e più profonda fiducia nell'utilizzo del digitale e dell'analisi dei dati che supporterebbe di conseguenza la cultura a monte dell'approccio data-driven. L'innovazione della terza componente del modello di business è, poi, favorita dalla riorganizzazione dei processi di lavoro secondo una metodologia di tipo Agile. La chiarezza degli obiettivi e il costante confronto tra azioni implementate e risultati ottenuti, adattando sistematicamente la base di conoscenze e capacità aziendali ai processi di lavoro emergenti, aiutano le aziende a mitigare i rischi nell'offerta di valore, con un conseguente risparmio di costi. Tutto ciò è facilitato da una leadership che fornisce un'ampia competenza ai dipendenti attraverso una visione creativa e analitica capace di far emergere le informazioni utili da trasferire nella strategia aziendale per trasformarle in ritorno economico. Questo non può prescindere, però dal valorizzare le specificità degli attori dell'ecosistema e incoraggiarne il loro sviluppo, non solo perché così facendo si contribuisce a migliorare le performance dei collaboratori, ma perché così facendo – come evidenziato dall'importanza del know-how multidisciplinare - si evita il rischio che l'azienda possa selezionare una direzione di sviluppo che non servirebbe gli interessi dei suoi partner e/o dei suoi clienti. Di fatto, l'introduzione delle dimensioni dell'approccio data-driven nell'innovazione del modello di business sembra dare vita all'immagine di data-driven business model innovation che concettualizza il modo in cui la gestione dei dati, dalla raccolta

all'integrazione e all'analisi, può contribuire a trasformare i dati in nuova conoscenza, nuovo valore, innovazione e apprendimento continuo sempre imprescindibilmente legato alla componente umana, senza la quale non potrebbe avvenire niente di tutto ciò.

**Figura 13.** Sintesi delle discussioni e preposizione del framework.



Fonte: elaborazione dell'autore.

## Conclusioni

Questo lavoro propone un modello concettuale che considera i dati come risorsa alla base dei processi di innovazione dei modelli di business. Il core di questo framework è costituito dai principali driver che sostengono l'approccio data-driven e che sono finalizzati alla valorizzazione dell'innovazione tecnologica derivante dalla rivoluzione dei big data. Nella prima parte del lavoro, consto dei primi due capitoli, è stata condotta un'analisi della letteratura da cui è emerso un gap esistente relativo all'individuazione ed esplorazione delle dimensioni abilitanti responsabili dell'innovazione data-driven (Trabucchi e Buganza, 2019).

In particolare, nel primo capitolo il lavoro si concentra sui concetti di innovazione tecnologica legati alla digitalizzazione e all'enorme aumento della quantità di dati a disposizione delle organizzazioni. Il focus riguarda in particolare come il processo di innovazione tecnologica delle aziende che implementano i big data possa impattare in maniera positiva sul processo decisionale.

La possibilità di creare vantaggi competitivi basati sull'utilizzo dei dati, infatti, ha spinto ricercatori e professionisti a indagare come le imprese esistenti si trasformino grazie alla loro incorporazione (Brownlow et al., 2015) all'interno dei propri modelli di business. E quindi, per sfruttare i vantaggi derivanti dall'analisi dei big data e dall'utilizzo dei big data analytics, è stato ritenuto necessario capire come essi potessero essere gestiti per migliorare le decisioni. Il lavoro guarda ai big data attraverso una visione basata sui processi, che li qualifica come la grande quantità di informazioni che le imprese possono raccogliere ed elaborare grazie alle nuove tecnologie come le ICT, i software e gli analytics basati sul computing al fine di generare valore. Dall'analisi è chiaramente emerso che i big data non possono garantire automaticamente il raggiungimento del vantaggio competitivo, poiché il loro sfruttamento è influenzato da numerosi fattori, quali l'accessibilità, la disponibilità, la qualità, l'eterogeneità dei dati o le capacità di analisi dei dati, e l'atteggiamento manageriale. Questi fattori determinano, per le aziende che vogliono utilizzare i dati, la necessità dell'interiorizzazione di una cultura aziendale orientata ai dati, e di conseguenza il bisogno di costruire un percorso per migliorare la predisposizione all'uso dei dati e l'intero processo decisionale delle organizzazioni. Sulla base di una rielaborazione critica dei contributi proposti in letteratura (Ciasullo et al., 2021; Polese et al., 2019; Lange e Drews, 2020) è stato possibile individuare, poi, le dimensioni chiave di un approccio data-driven (diffusione di una cultura data-driven, efficace ecosistema data-driven e *sensing, act* e miglioramento continuo) che potesse al meglio sintetizzare l'insieme dei fattori tecnologici, culturali e di gestione in grado di favorire l'emergere di una visione dell'innovazione di natura ampia- più in generale di business model innovativi.

Nel secondo capitolo il lavoro si è focalizzato inizialmente sul concetto di business model e sull'innovazione dello stesso per poi trattare in maniera critica le diverse modalità in cui i dati impattano sull'innovazione dei modelli di business

creando una sorta di continuum che parte dall'innovazione dei processi fino alla costituzione – e conseguente definizione - dei cosiddetti Data-Driven Business Model. Questa prima parte del lavoro ha permesso di far luce sul fatto che gran parte della letteratura attuale è di natura teorica e che nel processo di comprensione di questo fenomeno lo sviluppo di osservazioni empiriche relative al tema in oggetto potrebbe essere un passo importante. Di conseguenza è stato delineato, nel terzo capitolo, il disegno di ricerca ritenuto più adatto alla rilevazione dei fattori sottostanti in grado di abilitare l'innovazione dei modelli di business quando nelle organizzazioni si abbraccia un approccio data-driven.

Considerata la natura dei costrutti e la loro non-operativizzazione in letteratura una ricerca esplorativa basata su un approccio qualitativo è stata ritenuta adeguata al raggiungimento dello scopo della ricerca. Pertanto, è stata scelta la tecnica di analisi del contenuto qualitativa effettuata con software *NVivo* per ricavare i risultati dalle interviste semi-strutturate effettuate con esperti che lavorano con i dati. Per quanto riguarda l'analisi del contenuto, la struttura di codifica è stata stabilita a priori prima dell'inizio dell'analisi sulla base della rielaborazione critica dei temi emersi in letteratura, che hanno anche fatto da supporto alla traccia per l'intervista.

Nell'ultimo capitolo, infine, sono stati discussi i risultati della ricerca empirica che ha realizzato l'esplorazione della potenziale connessione tra l'adozione dell'orientamento ai dati, la valorizzazione delle competenze e lo sviluppo dell'innovazione nei modelli di business attraverso la descrizione dei diversi fattori abilitanti (o driver) per lo sfruttamento delle opportunità offerte dalle tecnologie e per la promozione dell'innovazione, avanzando, inoltre, un possibile modello concettuale in grado di supportare l'adozione di queste scelte nelle organizzazioni.

Da un punto di vista teorico lo studio rivela le principali dimensioni strategiche e i driver per realizzare l'innovazione data-driven nelle organizzazioni, evidenziando come questo complesso processo non possa essere ottenuto dalla “semplice” applicazione di tecnologie ai processi e al modello di business, ma possa essere garantito grazie alla diffusione di una cultura coesa, al rafforzamento delle relazioni, allo scambio di conoscenze tra gli attori e al coinvolgimento in opportune strategie di gestione dei dati. Questo perché l'uso dei big data analytics

non può garantire l'emergere dell'innovazione perché sono necessarie, altresì, competenze, abilità e conoscenze umane per attivare la capacità organizzativa di utilizzare i dati in vista della creazione, proposizione e cattura del valore.

Inoltre, lo studio categorizzando i diversi abilitatori di innovazione all'interno delle dimensioni dell'approccio data-driven summenzionate fa emergere che: 1) una cultura improntata ad una gestione ideale del dato che ne valorizzi la qualità, la democratizzazione e l'alfabetizzazione e la volontà di creare le giuste partnership è considerata fondamentale per la gestione strategica dei dati, per creare una diffusa fiducia in tutti i livelli dell'organizzazione e infine per la creazione di opportunità di innovazione, 2) la progettazione di un ecosistema data-driven, composto da una infrastruttura tecnologica che deve essere "attivata" dallo scambio costante di risorse tra le persone attraverso meccanismi di apprendimento e adattamento a livello di gruppo rende più semplice gestire i cambiamenti tecnologici e strutturali che si verificano in risposta allo sviluppo di modelli di business orientati ai dati; e 3) l'utilizzo di strategie di gestione per il rafforzamento della struttura alla base della cultura del dato, (Scott e Le Lievre, 2019) favorisce l'emergere di modalità di gestione organizzative utili a sviluppare opportunità di innovazione.

Questo lavoro, inoltre, contribuisce alle discussioni sull'orientamento ai dati e sull'innovazione mostrando che coloro che lavorano a stretto contatto con i dati, perseguendo un orientamento all'apprendimento, non solo possono prendere decisioni più efficaci, ma anche sviluppare strategie, processi e modelli di business innovativi (Troisi et al., 2020) (RQ). Il quadro concettuale emerso nelle discussioni di questo studio chiarisce che l'innovazione del modello di business è sostenuta dagli aspetti cognitivi legati al *sense making* dei dati che permettono l'identificazione della conoscenza sfruttabile lungo tutta la catena organizzativa. L'effetto domino del trasferimento (cultura data-driven), della condivisione (ecosistema data-driven) e dello sfruttamento (sensing, act e miglioramento continuo) delle nuove conoscenze all'interno dell'intera organizzazione è fondamentale per superare le barriere al miglioramento della competitività attraverso i dati (Ferraris et al., 2019) e innovare il modello di business in tutti o in alcuni dei suoi aspetti principali. Il modello proposto può, inoltre, esplicitare il suo contributo alla letteratura sul tema permettendo di acquisire una maggiore

consapevolezza sugli aspetti che dovrebbero essere presi in considerazione per analizzare il fenomeno in modo appropriato e ponderato. Il modello infatti rende più chiare, ai ricercatori, le attività focali che possono essere studiate nelle organizzazioni guidate dai dati. L'attenzione posta sulle dimensioni abilitanti dell'innovazione guidata dai dati può contribuire, poi, a evidenziare i driver per sviluppare l'innovazione in modo sistematico in diversi mercati e segmenti aziendali.

Per ciò che concerne il profilo manageriale, il modello concettuale identificando i fattori chiave dell'abilitazione dell'innovazione come processo di rinnovamento del modello di business e i meccanismi abilitanti la generazione di nuovo valore e conoscenza, offre ai manager la possibilità di comprendere: 1) da un lato, come favorire lo sviluppo di nuove pratiche di creazione del valore, incrementando la fiducia nel dato in tutti i livelli aziendali attraverso attività di democratizzazione e di alfabetizzazione orientate ai dati e la scelta di collaborazioni in grado di colmare gli eventuali gap esistenti all'interno dell'organizzazione; 2) dall'altro, come abilitare la produzione attiva di nuove offerte di valore attraverso la scelta di giuste competenze in grado di valorizzare l'utilizzo dell'infrastruttura tecnologica nei processi aziendali; e 3) da qui – in ottica circolare – derivare nuovi spunti innovativi per il miglioramento continuo dei processi attraverso l'adozione di una giusta leadership favorevole all'empowerment dei dipendenti e a metodologie flessibili in grado di far raggiungere in fretta i chiari obiettivi stabiliti in fase strategica.

Il quadro concettuale proposto, inoltre, può ispirare i manager che vogliono adottare un'impostazione data-driven nella definizione delle caratteristiche del modello di business al fine di creare innovazione; infatti, mentre identifica le principali caratteristiche, il modello definisce anche il cambiamento dei modelli di business e il percorso strategico e operativo che le organizzazioni potrebbero intraprendere. In altre parole, dunque, qualificare le varie attività fondamentali alla base della cultura del dato e le diverse modalità per raggiungere livelli funzionali di utilizzo dello stesso aiuta il management a districarsi tra le diverse e sfuggenti pratiche di adattamento al processo di digitalizzazione in atto, e a comprendere come poter stimolare il coinvolgimento degli attori dell'organizzazione nelle differenti fasi della catena del valore del dato mediante

opportune strategie che di volta in volta puntino sull'incremento del profilo di innovazione, dell'interazione e dell'esperienza. L'identificazione degli strumenti, delle hard e soft skill e delle figure che servono a facilitare l'emergere dell'innovazione dai processi guidati dai dati può, poi, aumentare la comprensione attuale dei manager sulle reali capacità necessarie per un'analisi efficace dei dati e le migliori tecnologie in grado di renderla possibile e di favorire lo sviluppo di una proposta di valore in perfetta linea con quello che sia il consumatore sia l'azienda vuole conseguire. Far luce sui fattori abilitanti dell'innovazione del modello di business in ottica data-driven può, inoltre, indirizzare a capire come gestire efficacemente ed efficientemente le relazioni con gli attori e come incoraggiare il loro impegno e la collaborazione nella realizzazione dei loro obiettivi ottimizzando gli scambi di conoscenze e i flussi di informazioni.

Dopo aver descritto le potenziali implicazioni teoriche e manageriali derivanti dalla proposta di un modello concettuale e dalla descrizione dei fattori abilitanti al processo di innovazione del modello di business in ottica data-driven risulta indispensabile precisare che il presente lavoro presenta altresì una serie di limiti, il cui superamento potrebbe essere affidato alla realizzazione di future ricerche sul tema.

Il lavoro mostra alcuni limiti che riguardano soprattutto l'adozione di una metodologia di tipo qualitativo che non permette di trarre alcuna generalizzazione dei risultati. Inoltre, la numerosità del campione, nonostante sia considerata adeguata a una tesi di dottorato, può determinare alcuni problemi nell'estendere i risultati ottenuti alla popolazione generale. I problemi metodologici - legati poi ad alcune limitazioni intrinseche dell'analisi esplorativa di costrutti complessi non ben definiti in letteratura - possono essere affrontati attraverso ulteriori ricerche empiriche. Tuttavia, il lavoro propone una ricerca esplorativa che può essere considerata come un primo passo qualitativo che può indirizzare la ricerca futura verso lo sviluppo di ulteriori ricerche qualitative e quantitative. Altre tecniche qualitative (osservazione o netnografia) e quantitative (modellazione di equazioni strutturali) infatti potrebbero essere combinate con i risultati di questo studio. L'adozione del *Mixed Method* (Amaturo e Punziano, 2017), che combina la metodologia quantitativa e qualitativa, sembra essere l'approccio più adeguato a esplorare concetti intersettoriali e multidimensionali. In dettaglio, le tecniche

quantitative possono essere impiegate per testare la correlazione statistica tra le variabili e l'effetto dell'uso dell'approccio data-driven o dell'adozione della tecnologia sul successo organizzativo, la competitività o l'innovazione. E le tecniche qualitative sottolineano i fattori nascosti che non emergono nelle analisi quantitative. Il valore della metodologia applicata e dei risultati emersi sta nella visione olistica che ha fornito la possibilità di riconoscere eventuali ricorrenze che sono comuni nella concezione di esperti e manager che lavorano anche in settori differenti. Una possibilità per la ricerca futura potrebbe essere, infatti, quella di applicare il framework ad un *multiple case study* per valutarne l'efficacia in altri settori aziendali, o ancora intervistare esperti provenienti da uno specifico ambito per carpirne le eventuali differenze di approccio al dato e alla gestione dell'innovazione del modello di business. Altri argomenti da considerare sarebbero la cultura dei dati e l'etica dei dati e la loro rispettiva influenza sulla possibilità di innovare il modello di business. Le implicazioni connesse alla privacy e alla sicurezza sono di primaria importanza per vari scopi. In particolare, l'attenzione alla tematica della privacy è fondamentale non solo per il rispetto delle leggi e dei regolamenti, ma anche per la costruzione di una relazione di fiducia con i consumatori, i partner, i dipendenti e gli altri stakeholder. Per questo motivo sono necessarie ulteriori ricerche per capire i processi e la rilevanza della protezione e della sicurezza dei dati per le organizzazioni in generale. Non si può non enumerare tra i limiti del lavoro una focalizzazione sulle opportunità che i big data rappresentano per le aziende che non ha tenuto conto degli aspetti problematici legati all'utilizzo acritico di quest'ultimi e degli algoritmi usati per analizzarli. Nel lavoro si è fatto riferimento ai big data come mezzi/strumenti da implementare per il business ma va sottolineato che questi possono essere intesi come attanti (Latour, 2007) in grado di avere una loro agency sui fenomeni economici al pari degli attori umani e istituzionali. Le scienze sociali hanno già dimostrato come big data e algoritmi possono avere influenze negative sugli individui e sulla società (Couldry e Mejias, 2019; Gal et al., 2020), e ciò quindi lascia ipotizzare che alcuni effetti distorsivi potrebbero averli anche sulle imprese. Basti pensare alle conseguenze derivanti dal comprendere l'intelligenza artificiale, la digitalizzazione dei processi, le nuove tecnologie come un divorzio tra l'agire e l'intelligenza, nel momento in cui oggi è possibile, all'interno delle organizzazioni

e non solo, eseguire con successo un compito slegando la sua esecuzione dall'esigenza di essere intelligenti nell'eseguirlo (Susskind e Susskind, 2015). Nonostante questo, però, considerando i risultati emersi nel presente lavoro diventa quindi ancora più importante valutare ulteriori ricerche in relazione al fatto che i dati diventano la risorsa chiave dell'innovazione del modello di business non perché sono una risorsa chiave in sé ma a causa dell'interazione con il capitale umano nell'organizzazione. È fondamentale, quindi, continuare a seguire il processo di evoluzione delle potenzialità espresse dai dati all'interno delle organizzazioni e in tutti gli ambiti in cui essi impattano augurandosi però una più diffusa attenzione alla componente relativa al fattore umano, la quale si qualifica come il driver per eccellenza di trasformazione e di evoluzione continua in grado di porta all'innovazione orientata alla creazione di valore.

## Bibliografia

- Abbasi, A., Sarker, S., & Chiang, R. H. (2016). Big data research in information systems: Toward an inclusive research agenda. *Journal of the association for information systems*, 17(2), 3. <https://doi.org/10.17705/1jais.00423>.
- Abdelkafi, N., Makhotin, S., & Posselt, T. (2013). Business model innovations for electric mobility—what can be learned from existing business model patterns?. *International Journal of Innovation Management*, 17(01), 1340003.
- Achtenhagen, L., Melin, L., & Naldi, L. (2013). Dynamics of business models—strategizing, critical capabilities and activities for sustained value creation. *Long range planning*, 46(6), 427-442.
- Adrian, C., Abdullah, R., Atan, R., Jusoh, Y. Y. (2018), “Conceptual model development of big data analytics implementation assessment effect on decision-making”, *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 5(1), 101-106
- Aiken, P., Gorman, M. M. (2013), *The case for the chief data officer: Recasting the C-suite to leverage your most valuable asset*, Newnes.
- Akter, S., Hossain, M. A., Lu, Q. S., & Shams, S. M. R. (2021). Big data-driven strategic orientation in international marketing. *International Marketing Review*. <https://doi.org/10.1108/IMR-11-2020-0256>.
- Akter, S., McCarthy, G., Sajib, S., Michael, K., Dwivedi, Y. K., D’Ambra, J., & Shen, K. N. (2021). Algorithmic bias in data-driven innovation in the age of AI. *International Journal of Information Management*, 60, 102387.
- Akter, S., Michael, K., Uddin, M. R., McCarthy, G., & Rahman, M. (2020). Transforming business using digital innovations: The application of AI, blockchain, cloud and data analytics. *Annals of Operations Research*, 1–33. <<https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-020-03620-w>> .
- Akter, S., Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment?. *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
- Alberic, M. D., YeZheng, L., Rodrigue, D. N. S., & Vellem, V. (2019, September). Research on innovation of cross-border e-commerce business model based on big data. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Business and Information Management* (pp. 1-4).
- Amaturo, E. (2012). *Metodologia della ricerca sociale*. UTET università.

Amaturo, E., & Punziano, G. (2017). Blurry Boundaries: Internet, Big-New Data, and Mixed-Method Approach. In *Data Science and Social Research* (pp. 35-55). Springer, Cham.

Amit, R., & Zott, C. (2012). Creating value through business model innovation. *2012*, 53.

Anderson, C. (2015). *Creating a data-driven organization: Practical advice from the trenches*. "O'Reilly Media, Inc."

Archetti, F., Giordani, I., Candelieri, A. (2015), "Data science and environmental management in smart cities", *Environmental Engineering & Management Journal (EEMJ)*, 14(9), 2095-2102.

Arnold, C., Kiel, D., & Voigt, K. I. (2020). How the Industrial Internet of Things Changes Business Models in Different Manufacturing Industries. In *Digital Disruptive Innovation* (pp. 139-168).

Babar, Z., & Yu, E. (2019, October). Digital Transformation—Implications for Enterprise Modeling and Analysis. In *2019 IEEE 23rd International Enterprise Distributed Object Computing Workshop (EDOCW)* (pp. 1-8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/EDOCW.2019.00015>.

Baccarani, C. (2011). Sui sentieri della creatività. *Sinergie Italian Journal of Management*, (64-65), 347-360.

Baden-Fuller, C., & Haefliger, S. (2013). Business models and technological innovation. *Long range planning*, 46(6), 419-426.

Baden-Fuller, C., & Mangematin, V. (2013). Business models: A challenging agenda. *Strategic Organization*, 11(4), 418-427.

Badinelli, R., Barile, S., Ng, I., Polese, F., Saviano, M., & Di Nauta, P. (2012). Viable service systems and decision making in service management. *Journal of Service Management*.

Baesens, B., Bapna, R., Marsden, J. R., Vanthienen, J., & Zhao, J. L. (2016). Transformational issues of big data and analytics in networked business. *MIS quarterly*, 40(4). <https://doi.org/10.25300/MISQ/2016/40:4.03>.

Bakhshi, H., & Mateos-Garcia, J. (2012). *The Rise of the Datavores*. London: Nesta. Available at: [www.nesta.org.uk/home1/assets/features/rise\\_of\\_the\\_datavores\\_report](http://www.nesta.org.uk/home1/assets/features/rise_of_the_datavores_report).

Barham, H. (2017, July). Achieving competitive advantage through Big Data: a literature review. In *2017 Portland international conference on management of engineering and technology (PICMET)* (pp. 1-7). IEEE.

Barile, S., Ciasullo, M. V., Troisi, O., Sarno, D. (2017), The role of technology and institutions in tourism service ecosystems: Findings from a case study, *The TQM Journal*, 29(6), 811-833.

Bawden, D, Robinson, L. The dark side of information: overload, anxiety and other paradoxes and pathologies. *J Inf Sci* 2009; 35(2): 180–191.

Bazeley, P., & Richards, L. (2000). *The NVivo qualitative project book*. Sage.

Bekhet, A. K., Zauszniewski, J. A. (2008), “Theoretical substruction illustrated by the theory of learned resourcefulness”, *Research and theory for nursing practice*, 22(3), 205.

Beliaeva, T., Ferasso, M., Kraus, S., & Damke, E. J. (2019). Dynamics of digital entrepreneurship and the innovation ecosystem: A multilevel perspective. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*.

Bellman, R., Clark, C. E., Malcolm, D. G., Craft, C. J., & Ricciardi, F. M. (1957). On the construction of a multi-stage, multi-person business game. *Operations Research*, 5(4), 469-503.

Benta, C., Wilberg, J., Hollauer, C., & Omer, M. (2017). Process model for data-driven business model generation. In *DS 87-2 Proceedings of the 21st International Conference on Engineering Design (ICED 17) Vol 2: Design Processes, Design Organisation and Management, Vancouver, Canada, 21-25.08. 2017* (pp. 347-356).

Berger, R. (2015). The digital transformation of industry. *The study commissioned by the Federation of German Industries (BDI), Munich*. Retrieved from [www.rolandberger.com/publications/publication\\_pdf/roland\\_berger\\_digital\\_transformation\\_of\\_industry\\_20150315.pdf](http://www.rolandberger.com/publications/publication_pdf/roland_berger_digital_transformation_of_industry_20150315.pdf).

Bertino, E., & Sandhu, R. (2005). Database security-concepts, approaches, and challenges. *IEEE Transactions on Dependable and secure computing*, 2(1), 2-19.

Bhatt, G. D., & Grover, V. (2005). Types of information technology capabilities and their role in competitive advantage: An empirical study. *Journal of management information systems*, 22(2), 253-277.

Bhimani, A. (2015). Exploring big data's strategic consequences. *Journal of Information Technology*, 30(1), 66-69.

Birdsall, N., Lustig, N., & McLeod, D. (2013). *Declining inequality in Latin America: some economics, some politics* (pp. 188-210). Routledge.

Bisson, P., Hall, B., McCarthy, B., Rifai, K., 2018. Breaking away: the secrets to scaling analytics. <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/breaking-away-the-secrets-to-scaling-analytics>. (consultato novembre 2021)

Blumberg, R., & Atre, S. (2003). The problem with unstructured data. *Dm Review*, 13(42-49), 62.

Bock, A. J., Opsahl, T., George, G., & Gann, D. M. (2012). The effects of culture and structure on strategic flexibility during business model innovation. *Journal of Management studies*, 49(2), 279-305.

Bohlouli, M., Dalter, J., Dornhöfer, M. Knowledge discovery from social media using big data-provided sentiment analysis (SoMABiT). *J Inf Sci* 2015; 41(6): 779–798.

Boiten, E.A. (2016). Big Data Refinement. arXiv preprint arXiv:1606.02017.

Bouwman, H., de Reuver, M. and Shahrokh, N. (2017), “The impact of digitalization on business models: how IT artefacts, social media, and big data force firms to innovate their business model”, *14th International Telecommunications Society (ITS) Asia-Pacific Regional Conference, Kyoto*.

Bouwman, H., Nikou, S., Molina-Castillo, F. J., & de Reuver, M. (2018). The impact of digitalization on business models. *Digital Policy, Regulation and Governance*.

Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, communication & society*, 15(5), 662-679.

Breidbach, C. F., & Maglio, P. (2020). Accountable algorithms? The ethical implications of data-driven business models. *Journal of Service Management*. <https://doi.org/10.1108/josm-03-2019-0073>.

Brous, P., Janssen, M., Herder, P. (2019), "Internet of Things adoption for reconfiguring decision-making processes in asset management", *Business Process Management Journal*, 25(3), 495-511.

Brown, B, Chui, M, Manyika, J. Are you ready for the era of ‘big data’. *McKinsey Quart* 2011; 4(1): 24–35.

Brownlow, J., Zaki, M., Neely, A., & Urmetzer, F. (2015). Data and analytics-data-driven business models: A Blueprint for Innovation. *Cambridge Service Alliance*, 7(February), 1-17.

Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Kim, H. H. (2011). Strength in numbers: How does data-driven decisionmaking affect firm performance?. *Available at SSRN 1819486*.

Bucherer, E., & Uckelmann, D. (2011). Business models for the internet of things. In *Architecting the internet of things* (pp. 253-277). Springer, Berlin, Heidelberg.

Bucherer, E., Eisert, U. and Gassmann, O. (2012) Towards Systematic Business Model Innovation: Lessons from Product Innovation Management. *Creativity and Innovation Management*, 21, 183-198. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-8691.2012.00637.x>

Buhl, H. U., Röglinger, M., Moser, F., & Heidemann, J. (2013). Big data. *Business & Information Systems Engineering*, 5(2), 65-69.

Burmeister, C., Lüttgens, D. & Piller, F.T. (2016), ‘Business model innovation for Industrie 4.0: why the “Industrial Internet” mandates a new perspective on innovation’. *Die Unternehmung*, 70(2), 124-152. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2571033>.

Camillus, J. C. (2008). Strategy as a wicked problem. *Harvard business review*, 86(5), 98.

Cappa, F., Oriani, R., Peruffo, E. and McCarthy, I. (2020), “*Big data for creating and capturing value in the digitalized environment: unpacking the effects of volume, variety, and veracity on firm performance*”, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 38 No. 1, pp. 49-67.

Carneiro, A. (2000). How does knowledge management influence innovation and competitiveness?. *Journal of knowledge management*.

Casadesus-Masanell, R., & Zhu, F. (2013). Business model innovation and competitive imitation: The case of sponsor-based business models. *Strategic management journal*, 34(4), 464-482.

Chaffey, D., & Patron, M. (2012). From web analytics to digital marketing optimization: Increasing the commercial value of digital analytics. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, 14(1), 30-45.

Chandy, R., Hassan, M., & Mukherji, P. (2017). Big data for good: Insights from emerging markets. *Journal of Product Innovation Management*, 34(5), 703-713.

Chau, M., & Xu, J. (2012). Business intelligence in blogs: Understanding consumer interactions and communities. *MIS Quarterly*, 36(4), 1189-1216.

Chaudhary, R., Pandey, J. R., & Pandey, P. (2015, October). Business model innovation through big data. In 2015 International Conference on Green Computing and Internet of Things (ICGCIoT) (pp. 259-263). IEEE.

Cheah, S., & Wang, S. (2017). Big data-driven business model innovation by traditional industries in the Chinese economy. *Journal of Chinese Economic and Foreign Trade Studies*.

Chen, C. P., Zhang, C. Y. (2014), “Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on Big Data”, *Information sciences*, 275, 314-347.

Chen, D. Q., Preston, D. S., & Swink, M. (2015). How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 4-39.

Chen, H. M., Kazman, R., & Matthes, F. (2015). Demystifying big data adoption: Beyond IT fashion and relative advantage. *Proceedings of DIGIT 2015*. Paper 4. <https://aisel.aisnet.org/digit2015/4>.

Chen, H. M., Kazman, R., Garbajosa, J., & Gonzalez, E. (2016, May). Toward big data value engineering for innovation. In 2016 IEEE/ACM 2nd International Workshop on Big Data Software Engineering (BIGDSE) (pp. 44-50). IEEE.

Chen, H. M., Schütz, R., Kazman, R., & Matthes, F. (2017). How Lufthansa Capitalized on Big Data for Business Model Renovation. *MIS Quarterly Executive*, 16(1).

Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly*, 1165-1188. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/41703503>.

Chen, J., Chen, Y., Du, X., Li, C., Lu, J., Zhao, S., Zhou, X. (2013), "Big data challenge: a data management perspective", *Frontiers of Computer Science*, 7(2), 157-164.

Chen, M., Mao, S., Zhang, Y., & Leung, V. C. (2014). *Big data: related technologies, challenges and future prospects* (Vol. 96). Heidelberg: Springer.

Chen, Q., Liu, D., Lin, J., He, J., & Wang, Y. (2015). Business models and market mechanisms of energy internet (1). *Dianwang Jishu/Power System Technology*.

Chen, W. & Udding, J.T., (1989). Towards a calculus of data refinement. Presented in International Conference on Mathematics of Program Construction (197–218). Springer, Berlin, Heidelberg. [〈https://doi.org/10.1007/3-540-51305-1\\_11〉](https://doi.org/10.1007/3-540-51305-1_11)

Chen, Y., Argentinis, J. E., Weber, G. (2016), "IBM Watson: how cognitive computing can be applied to big data challenges in life sciences research", *Clinical therapeutics*, 38(4), 688-701.

Chen, Y., Fay, S., & Wang, Q. (2011). The role of marketing in social media: How online consumer reviews evolve. *Journal of interactive marketing*, 25(2), 85-94.

Chern, C. C., Lei, W.U. and Chen, S.-Y. (2015), "A decision-tree-based classifier for credit assessment problems under a big data environment", *Proceedings of the 2015 Decision Sciences Institute Annual Meeting*, Seattle, WA, November, 21-24.

Chesbrough, H. (2010). Business model innovation: opportunities and barriers. *Long Range Planning*, 43(2-3), 354-363. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2009.07.010>.

Chesbrough, H., & Rosenbloom, R. S. (2002). The role of the business model in capturing value from innovation: evidence from Xerox Corporation's technology spin-off companies. *Industrial and corporate change*, 11(3), 529-555.

Ciasullo, M.V., Polese, F., Montera, R., & Carrubbo, L. (2021). A digital servitization framework for viable manufacturing companies. *Journal of Business and Industrial Marketing*, forthcoming.

Ciasullo, MV., Montera, R., Romeo, E. (2021). "What about Data-Driven Business Models? Mapping the Literature and Scoping Future Avenues". *International Journal of Business and Management*, 16 (8), 1. DOI: 10.5539/ijbm.v16n8p1

Clauß, T., Laudien, S. M., & Daxböck, B. (2014). Service-dominant logic and the business model concept: toward a conceptual integration. *International Journal of entrepreneurship and innovation management*, 18(4), 266-288.

Cohen, J., Dolan, B., Dunlap, M., Hellerstein, J.M., Welton, C., (2009). MAD skills: new analysis practices for big data. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2, 1481–1492. [〈https://doi.org/10.14778/1687553.1687576〉](https://doi.org/10.14778/1687553.1687576)

- Comberg, C., & Velamuri, V. K. (2017). The introduction of a competing business model: the case of eBay. *International Journal of Technology Management*, 73(1-3), 39-64.
- Constantiou, I. D., Kallinikos, J. (2015), "New games, new rules: big data and the changing context of strategy", *Journal of Information Technology*, 30(1), 44-57.
- Côrte-Real, N., Oliveira, T., & Ruivo, P. (2017). Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390.
- Cortimiglia, M. N., Ghezzi, A., & Frank, A. G. (2016). Business model innovation and strategy making nexus: evidence from a cross-industry mixed-methods study. *R&D Management*, 46(3), 414-432.
- Couldry, N., & Mejias, U. A. (2019). The costs of connection. In *The Costs of Connection*. Stanford University Press.
- Coyle, D., & Nguyen, D. (2019). Cloud Computing, Cross-Border Data Flows and New Challenges for Measurement in Economics. *National Institute Economic Review*, 249(1), 30-38. <https://doi.org/10.1177/002795011924900112>.
- Daradkeh, M. (2019), "Visual analytics adoption in business enterprises: an integrated model of technology acceptance and task-technology fit", *International Journal of Information Systems in the Service Sector (IJSSS)*, 11(1), 68-89.
- Davenport T. H., "Analytics 3.0", *Harv. Bus. Rev.*, vol. 91, no. 12, pp. 64, 2013
- Davenport, T. H. (2006), "Competing on analytics", *Harvard business review*, 84(1), 98.
- Davenport, T. H. (2012), "The human side of Big Data and high-performance analytics",
- Davenport, T. H. (2013). *Enterprise analytics: Optimize performance, process, and decisions through big data*. Pearson Education.
- Davenport, T. H. (2020). What coronavirus reveals about our decision biases. *Mitrosz Sloan Management Review*, 61(4), 79–81.
- Davenport, T. H., & Kudyba, S. (2016). Designing and Developing Analytics-Based Data Products. *MIT Sloan Management Review*, 58, 83–89.
- Davenport, T. H., Barth, P., Bean, R. (2012), How 'big data' is different, *MIT Sloan Management Review*.
- Davenport, T. H., Beck, J. C. (2001), *The attention economy: Understanding the new currency of business*, Harvard Business Press.
- Davenport, T. H., Kudyba, S. (2016), "Designing and developing analytics-based data products", *MIT Sloan Management Review*, 58(1), 83.

- De Cantis, S., & Ferrante, M. (2013, September). Tourism statistics and unobserved tourism: empirical evidences in Sicily. In *DIEM: Dubrovnik International Economic Meeting* (Vol. 1, No. 1, pp. 0-0). Sveučilište u Dubrovniku.
- De Mauro, A., Greco, M., & Grimaldi, M. (2016). A formal definition of Big Data based on its essential features. *Library Review*.
- Delen, D., & Demirkan, H. (2013). Data, information and analytics as services. *Decision Support Systems*, 55(1), 359-363.
- Demil, B., & Lecocq, X. (2015). Crafting an innovative business model in an established company: The role of artifacts. In *Business models and modelling*. Emerald Group Publishing Limited.
- Demirkan, H., & Delen, D. (2013). Leveraging the capabilities of service-oriented decision support systems: Putting analytics and big data in cloud. *Decision Support Systems*, 55(1), 412-421. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.048>.
- Demirkan, H., & Spohrer, J. (2015). T-shaped innovators: Identifying the right talent to support service innovation. *Research-Technology Management*, 58(5), 12-15.
- Dezi, L., Santoro, G., Gabteni, H., & Pellicelli, A. C. (2018). The role of big data in shaping ambidextrous business process management: Case studies from the service industry. *Business Process Management Journal*.
- Diebold, F. X. (2012). On the Origin (s) and Development of the Term 'Big Data'.
- Dulock, H. L., Holzemer, W. L. (1991), "Substruction: Improving the linkage from theory to method", *Nursing Science Quarterly*, 4(2), 83-87.
- Dwoskin, E. (2015). Startup factual knows your commute, and much more. *Wall Street Journal*
- Eppler, M. J., Hoffmann, F., & Bresciani, S. (2011). New business models through collaborative idea generation. *International journal of innovation management*, 15(06), 1323-1341.
- Erl, T., Khattak, W., & Buhler, P. (2016). *Big data fundamentals: concepts, drivers & techniques* (Vol. 1). Boston: Prentice Hall.
- Exner, K., Stark, R., & Kim, J. Y. (2017, June). Data-driven business model a methodology to develop smart services. In *2017 International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)* (pp. 146-154). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICE.2017.8279882>.
- Fan, S., Lau, R. Y., Zhao, J. L. (2015), "Demystifying big data analytics for business intelligence through the lens of marketing mix", *Big Data Research*, 2(1), 28-32.
- Feit, EM, Wang, P, Bradlow, ET. Fusing aggregate and disaggregate data with an application to multiplatform media consumption. *J Marketing Res* 2013; 50(3): 348–364.

Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., & Couturier, J. (2019). Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance. *Management Decision*.

Fielt, E., Westerveld, P., Desouza, K., & Gable, G. (2018). Business model innovation and strategic transformation when confronting digital disruption: The case of data-driven business models for professional services. In *Proceedings of the 29th Australasian Conference on Information Systems (ACIS2018)* (pp. 1-7). Australasian Conference on Information Systems.

Filippini, R., Güttel, W. H., & Nosella, A. (2012). Ambidexterity and the evolution of knowledge management initiatives. *Journal of Business Research*, 65(3), 317-324.

Flick, U. (2004). Triangulation in qualitative research. *A companion to qualitative research*, 3, 178-183.

Forrester TM report: <https://www.forrester.com/report/The-Forrester-Wave-Big-Data-Warehouse-Q2-2017/RES136478>

Foss, N. J., & Saebi, T. (2015). Business models and business model innovation: Bringing organization into the discussion.

Furtado, L., Dutra, M., & Macedo, D. (2017). Value creation in big data scenarios: A literature survey. *Journal of Industrial Integration and Management*, 2(01), 1750002.

Gal, U., Jensen, T. B., & Stein, M. K. (2020). Breaking the vicious cycle of algorithmic management: A virtue ethics approach to people analytics. *Information and Organization*, 30(2), 100301.

Gebauer, H., Arzt, A., Kohtamäki, M., Lamprecht, C., Parida, V., Witell, L., & Wortmann, F. (2020). How to convert digital offerings into revenue enhancement—Conceptualizing business model dynamics through explorative case studies. *Industrial Marketing Management*, 91, 429-441.

George, G., & Bock, A. J. (2011). The business model in practice and its implications for entrepreneurship research. *Entrepreneurship theory and practice*, 35(1), 83-111.

George, G., M. R. Haas and A. Pentland (2014). “Big data and management.” *Academy of Management Journal*, 57 (2), 321-326.

Ghazal, A., Rabl, T., Hu, M., Raab, F., Poess, M., Crolotte, A., & Jacobsen, H. A. (2013, June). Bigbench: Towards an industry standard benchmark for big data analytics. In *Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD international conference on Management of data* (pp. 1197-1208).

Ghezzi, A. (2013). Revisiting business strategy under discontinuity. *Management Decision*.

Gibbs G. (2002), *Qualitative Data Analysis: Exploration with NVivo*, Open University Press, Buckingham.

Goes, P. B. (2014). Editor’s comments: Big data and IS research.

- Gonzalez, C., & Kasper, G. M. (1997). Animation in user interfaces designed for decision support systems: the effects of image abstraction, transition, and interactivity on decision quality. *Decision Sciences*, 28(4), 793-823.
- Kart, L., Heudecker, N. and Buytendijk, F. (2013), “*Survey analysis: big data adoption in 2013 shows substance behind the hype*”, Gartner Report ID G00255160, Gartner, Stamford.
- Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. K., & Karahanna, E. (2020). The future of technology and marketing: A multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48, 1–8. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00711-4>
- Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., Feldberg, F. (2017), “Debating big data: A literature review on realizing value from big data”, *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(3), 191-209.
- Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
- Habtay, S. R. (2012). A firm-level analysis on the relative difference between technology-driven and market-driven disruptive business model innovations. *Creativity and Innovation Management*, 21(3), 290-303.
- Hadji, F., Sifa, R., Drachen, A., Thureau, C., Kersting, K., & Bauckhage, C. (2014, August). Predicting player churn in the wild. In *2014 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games* (pp. 1-8). Ieee.
- Hagel, J. (2015), “Bringing analytics to life”, *Journal of Accountancy*, 219(2), 24.
- Hamel, G., and Välikangas, L. 2003. “The Quest for Resilience,” *Harvard business review* (81:9), 52- 63+131.
- Hanelt, A., Piccinini, E., Gregory, R. W., Hildebrandt, B., & Kolbe, L. M. (2015). Digital Transformation of Primarily Physical Industries-Exploring the Impact of Digital Trends on Business Models of Automobile Manufacturers. *Wirtschaftsinformatik*, 88(3-5), 1313-1327.
- Hannila, H., Silvola, R., Harkonen, J., & Haapasalo, H. (2019). Data-driven begins with DATA; potential of data assets. *Journal of Computer Information Systems*, 1-10.
- Hansen, M. T., & Birkinshaw, J. (2007). The innovation value chain. *Harvard business review*, 85(6), 121.
- Härtig, R. C., Reichstein, C., & Schad, M. (2018). Potentials of Digital Business Models–Empirical investigation of data driven impacts in industry. *Procedia Computer Science*, 126, 1495-1506.
- Hartmann, P. M., Zaki, M., Feldmann, N., & Neely, A. (2014). Big data for big business? A taxonomy of data-driven business models used by start-up firms. *Cambridge service alliance*, 1-29.

- Hartmann, P. M., Zaki, M., Feldmann, N., & Neely, A. (2016). Capturing value from big data—a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms. *International Journal of Operations & Production Management.*, (36)10, 1382– 1406. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-02-2014-0098>.
- Hasson, S. G., Piorkowski, J., & McCulloh, I., (2019b). Social media as a main source of customer feedback: alternative to customer satisfaction surveys. Proceedings of the 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, 829–832. <https://doi.org/10.1145/3341161.3345642>
- Havens, T.C., Bezdek, J.C., Leckie, C., Hall, L.O., Palaniswami, M., 2012. Fuzzy c-means algorithms for very large data. *Fuzzy Syst. IEEE Trans.* 20 (6), 1130–1146. <https://dx.doi.org/10.1109/TFUZZ.2012.2201485>.
- Hayashi A. M., “Thriving in a Big data World,” MIT Sloan Management Review, vol. 55, no. 2, p. 8, 2014.
- Hendry, J. (2000). Strategic decision mking, discourse, and strategy as social practice. *Journal of Management studies*, 37(7), 955-978.
- Heudecker, N., & Kart, L. (2014). Survey Analysis: Big Data Investment Grows but Deployments Remain Scarce in 2014. *Stamford: Gartner*.
- Hickson, D. J. (1986). *Top decisions: Strategic decision-making in organizations*. Jossey-Bass.
- Hossain, M. A., Dwivedi, Y. K., & Rana, N. P. (2016). State-of-the-art in open data research: Insights from existing literature and a research agenda. *Journal of organizational computing and electronic commerce*, 26(1-2), 14-40. <https://doi.org/10.1080/10919392.2015.1124007>.
- Huberty, M. (2015). Awaiting the second big data revolution: from digital noise to value creation. *Journal of Industry, Competition and Trade*, 15(1), 35-47.
- Huesig, S., & Endres, H. (2019). Exploring the digital innovation process. *European Journal of Innovation Management*, 22(2), 302–314. <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2018-0051>.
- Humby, C. (2006). Data is the new oil. *Proc. ANA Sr. Marketer’s Summit. Evanston, IL, USA*.
- Hunke, F., Seebacher, S., Schüritz, R., & Illi, A. (2017, July). Towards a process model for data-driven business model innovation. In *2017 IEEE 19th Conference on Business Informatics (CBI)* (Vol. 1, pp. 150-157). IEEE.pp. 150-157. <https://doi.org/10.1109/CBI.2017.43>.
- Ibarra, D., Ganzarain, J. & Igartua, J.I. (2018). Business model innovation through Industry 4.0: a review. *Procedia Manufacturing*, 22, 4-10. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.03.002>.

- Im, S., Montoya, M. M., & Workman Jr, J. P. (2013). 'Antecedents and consequences of creativity in product innovation teams'. *Journal of Product Innovation Management*, 30(1), 170–185. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2012.00887.x>.
- Immonen, A., Palviainen, M., & Ovaska, E. (2014). Requirements of an open data based business ecosystem. *IEEE access*, 2, 88-103. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2014.2302872>.
- Israeli, A., & E. Ascarza. "Algorithmic Bias in Marketing." Harvard Business School Technical Note 521–020, September 2020.
- Jacobs, A., 2009. The pathologies of big data. *Assoc. Comput. Mach. Commun. ACM* 52 (8), 36. 2012
- Janssen, M., & Kuk, G. (2016). The challenges and limits of big data algorithms in technocratic governance. *Government Information Quarterly*, 33(3), 371-377.
- Janssen, M., Charalabidis, Y., & Zuiderwijk, A. (2012). Benefits, adoption barriers and myths of open data and open government. *Information systems management*, 29(4), 258-268.
- Janssen, M., van der Voort, H., & Wahyudi, A. (2017). Factors influencing big data decision-making quality. *Journal of business research*, 70, 338-345.
- Järvinen, J., & Karjaluoto, H. (2015). The use of Web analytics for digital marketing performance measurement. *Industrial Marketing Management*, 50, 117-127.
- Johnson, M. W., Christensen, C. M., & Kagermann, H. (2008). Reinventing your business model. *Harvard business review*, 86(12), 57-68.
- Jonoski, A., van Andel, S. J., Popescu, I., Almoradie, A. (2010), "Distributed Information Systems Providing Localised Environmental Services for All: Case Study on Bathing Water Quality in The Netherlands", City. Available at: [www.academia.edu/download/3466864/ffp-1990.pdf](http://www.academia.edu/download/3466864/ffp-1990.pdf)
- Ju, J., Kim, M.S., & Ahn, J.H. (2016). Prototyping business models for IoT service. *Procedia Computer Science*, 91, 882-890. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.106>.
- Kahn, K. B. (2018). Understanding innovation. *Business Horizons*, 61(3), 453-460.
- Kart, L., Heudecker, N., & Buytendijk, F. (2013). Survey analysis: big data adoption in 2013 shows substance behind the hype. *Gartner Report GG0255160*, 13.
- Kearns, G. S., & Sabherwal, R. (2006). Strategic alignment between business and information technology: a knowledge-based view of behaviors, outcome, and consequences. *Journal of management information systems*, 23(3), 129-162.
- Kiel, D., Arnold, C. & Voigt, K.I. (2017). The influence of the Industrial Internet of Things on business models of established manufacturing companies – a business level perspective. *Technovation*, 68(September), 4–19. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2017.09.003>.

- Kiel, D., Arnold, C., Collisi, M., & Voigt, K. I. (2016, May). The impact of the industrial internet of things on established business models. In *Proceedings of the 25th international association for management of technology (IAMOT) conference* (pp. 673-695).
- Kim, W. C., and Mauborgne R. A., Blue Ocean Strategy, Harvard Business Review, 2004, October
- Kiron, D., Prentice, P. K., Ferguson, R. B. (2014), “The analytics mandate”, MIT Sloan management review, 55(4), 1-10.
- Kohtamäki, M., Parida, V., Patel, P. C., & Gebauer, H. (2020). The relationship between digitalization and servitization: The role of servitization in capturing the financial potential of digitalization. *Technological Forecasting and Social Change*, 151, 119804.
- Koulouzis, S., Martin, P., Zhou, H., Hu, Y., Wang, J., Carval, T., ... Zhao, Z. (2019). Timecritical data management in clouds: Challenges and a Dynamic Real-Time Infrastructure Planner (DRIP) solution. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*. , Article e5269. <https://doi.org/10.1002/cpe.5269>.
- Krippendorff, K. (2004), “Reliability in content analysis”, *Human communication research*, 30(3), 411-433.
- Krippendorff, K. (2004). *Content analysis: An introduction to its methodology*. Singapore, Singapore: Sage Publications Asia-Pacific Pte. Ltd.
- Krippendorff, K. (2004). Measuring the reliability of qualitative text analysis data. *Quality and quantity*, 38, 787-800.
- Krippendorff, K. (2012). Design research, an oxymoron?. In *Design research now* (pp. 67-80). Birkhäuser.
- Kühne, B. and Böhm T., “Requirements for Representing Data-Driven Business Models-Towards Extending the Business Model Canvas”, in *Proceedings of the 24th Americas Conference on Information Systems*, New Orleans: USA. 2018.
- Kühne, B., Zolnowski, A., Bornholt, J., & Böhm, T. (2019, June). Making Data Tangible for Data-driven Innovations in a Business Model Context. In *AMCIS*.
- Kusiak, A. (2019). Fundamentals of smart manufacturing: A multi-thread perspective. *Annual Reviews in Control*, 47, 214-220.
- Kwon, O., Lee, N., & Shin, B. (2014). Data quality management, data usage experience and acquisition intention of big data analytics. *International journal of information management*, 34(3), 387-394. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.02.002>.
- Lamba, K., Singh, S. P. (2018), “Modeling big data enablers for operations and supply chain management”, *The International Journal of Logistics Management*, 29(2), 629-658.

- Lamont, J. (2012), "Big data has big implications for knowledge management", *KM World*, 21(4), 8-11.
- Landau, C., Karna, A., & Sailer, M. (2016). Business model adaptation for emerging markets: a case study of a German automobile manufacturer in India. *R&D Management*, 46(3), 480-503.
- Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety. Technical report, META Group.
- Laney, D. (2012). The importance of 'big data': A definition. *Gartner*. Retrieved, 21, 2014-2018.
- Lange, H. E., & Drews, P. (2020, June). From Ideation to Realization: Essential Steps and Activities for Realizing Data-Driven Business Models. In *2020 IEEE 22nd Conference on Business Informatics (CBI)* (Vol. 2, pp. 20-29). IEEE.
- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H. G., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & information systems engineering*, 6(4), 239-242.
- Latour, B. (2007). *Reassembling the social: An introduction to actor-network-theory*. Oup Oxford
- LaValle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M. S., & Kruschwitz, N. (2011). Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT sloan management review*, 52(2), 21-32.
- Lee, C. H., & Chien, T. F. (2013). Leveraging microblogging big data with a modified density-based clustering approach for event awareness and topic ranking. *Journal of Information Science*, 39(4), 523-543.
- Lee, J., Kao, H. A., & Yang, S. (2014). Service innovation and smart analytics for industry 4.0 and big data environment. *Procedia Cirp*, 16, 3-8.
- LeeFlang, P. S., Verhoef, P. C., Dahlström, P., & Freundt, T. (2014). Challenges and solutions for marketing in a digital era. *European management journal*, 32(1), 1-12.
- Leminen, S., Westerlund, M., Rajahonka, M., & Siuruainen, R. (2012). Towards IOT ecosystems and business models. In *Internet of things, smart spaces, and next generation networking* (pp. 15-26). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Leonardi F. (2008), "L'analisi qualitativa con NVivo", in R. Cipriani, G. Losito (a cura di) *Dai dati alla teoria sociale. Analisi di un evento collettivo*, pp. 161-67, Anicia, Roma.
- Li, D., Gong, Y., Tang, G., & Huang, Q. (2020, May). Research and Design of Mineral Resource Management System Based on Big Data and GIS Technology. In *2020 5th IEEE International Conference on Big Data Analytics (ICBDA)* (pp. 52-56). IEEE.
- Lindgardt, Z., Reeves, M., Stalk, G., & Deimler, M. S. (2009). Business model innovation. *When the Game Gets Tough, Change the Game*, *The Boston Consulting Group, Boston, MA*, 118.

Loebbecke, C. and A. Picot (2015). “Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda.” *The Journal of Strategic Information Systems*, 24 (3), 149-157.

Lokshina, I. V., Durkin, B. J., & Lanting, C. J. (2017). Data analysis services related to the IoT and big data: strategic implications and business opportunities for third parties. *International Journal of Interdisciplinary Telecommunications and Networking (IJITN)*, 9(2), 37-56.

Losito, G. (1988), “Metodi e tecniche della ricerca sociale empirica sull’emittenza”, Rositi, F., Livolsi, M., (eds) *La ricerca sull’industria culturale*, 31-55, Roma: La Nuova Italia Scientifica.

Losito, G. (1996), *L’analisi del contenuto nella ricerca sociale* (Vol. 1), FrancoAngeli.

Lupton, D. (2014). *Digital sociology*. Routledge.

Lycett, M. (2013). ‘Datafication’: making sense of (big) data in a complex world. *European Journal of Information Systems*, 22(4), 381-386.

Magretta, J. (2002). Why business models matter.

Malmström, M., Johansson, J., & Wincent, J. (2015). Cognitive constructions of low-profit and high-profit business models: A repertory grid study of serial entrepreneurs. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 39(5), 1083-1109.

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. McKinsey Global Institute.

Markides, C. (2006). Disruptive innovation: In need of better theory. *Journal of product innovation management*, 23(1), 19-25.

Mason, M. (2010, August). Sample size and saturation in PhD studies using qualitative interviews. In *Forum qualitative Sozialforschung/Forum: qualitative social research* (Vol. 11, No. 3).

Massa, L., & Tucci, C. L. (2013). Business model innovation. *The Oxford handbook of innovation management*, 20(18), 420-441.

Matzler, K., Bailom, F., von den Eichen, S. F., & Kohler, T. (2013). Business model innovation: coffee triumphs for Nespresso. *Journal of Business Strategy*.

Mauboussin, M. J. (2012). The true measures of success. *Harvard Business Review*, 90(10), 46-56.

Mayhew, H., Saleh, T., Williams, S. (2016), “Making data analytics work for you—instead of the other way around”, *McKinsey Quarterly* October, 4, 29-41.

McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard business review*, 90(10), 60-68.

McKinsey Global Institute, Big data techniques and technologies, Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity, Giugno 2011: 5.

McNulty, T., & Pettigrew, A. (1999). Strategists on the board. *Organization studies*, 20(1), 47-74.

Medina-Borja, A. (2015). Editorial column—smart things as service providers: a call for convergence of disciplines to build a research agenda for the service systems of the future. *Service Science*, 7(1), ii-v.

Medina-Borja, A. (2019). Embedding humans into service systems analysis: the evolution of mathematical thinking about services. In *Handbook of Service Science, Volume II* (pp. 743-771). Springer, Cham.

Merendino, A., Dibb, S., Meadows, M., Quinn, L., Wilson, D., Simkin, L., & Canhoto, A. (2018). Big data, big decisions: The impact of big data on board level decision-making. *Journal of Business Research*, 93, 67-78.

Merkert, R., & Wong, Y. Z. (2020). Emerging business models and implications for the transport ecosystem. *Research in Transportation Economics*, 83, 100911.

Mezger, F. (2014). Toward a capability-based conceptualization of business model innovation: insights from an explorative study. *R&D Management*, 44(5), 429-449.

Michael, K., & Miller, K. W. (2013). Big data: New opportunities and new challenges. *Computer*, 46(6), 22–24. <https://doi.org/10.1109/MC.2013.196>.

Milliken, F. J. (1987). Three types of perceived uncertainty about the environment: State, effect, and response uncertainty. *Academy of Management review*, 12(1), 133-143.

Minelli, M., Chambers, M., & Dhiraj, A. (2013). *Big data, big analytics: emerging business intelligence and analytic trends for today's businesses* (Vol. 578). John Wiley & Sons.

Morabito, V. (2015). Big data and analytics. *Strategic and organisational impacts*.

Moretto, A., Ronchi, S., & Patrucco, A. S. (2017). Increasing the effectiveness of procurement decisions: The value of big data in the procurement process. *International Journal of RF Technologies*, 8(3), 79-103.

Morris, M., Schindehutte, M., & Allen, J. (2005). The entrepreneur's business model: toward a unified perspective. *Journal of business research*, 58(6), 726-735.

Morse J., Richards L. (2002), *Readme First for a User's Guide to qualitative Methods*, Sage, Thousand Okas-London-New Delhi

Morse, J. M. (1991). Strategies for sampling. In J. M. Morse (Ed.), *Qualitative nursing research: A contemporary dialogue* (pp. 127-145). Newbury Park, CA: Sage.

- Mothe, C., & Nguyen-Thi, T. U. (2012). Non-technological and technological innovations: Do services differ from manufacturing? An empirical analysis of Luxembourg firms. *International Journal of Technology Management*, 57(4), 227-244.
- Müller, J.M. (2019). Business model innovation in small- and medium-sized enterprises: strategies for Industry 4.0 providers and users. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 124-152, DOI 10.1108/JMTM-01-2018-0008.
- Müller, J.M., Buliga, O. & Voigt, K.I. (2018). Fortune favors the prepared: how SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. *Technological Forecasting & Social Change*, 132(3), 2-17. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.019>.
- Nascimento, D. L. M., Alencastro, V., Quelhas, O. L. G., Caiado, R. G. G., Garza-Reyes, J. A., Rocha-Lona, L., & Tortorella, G. (2019). Exploring Industry 4.0 technologies to enable circular economy practices in a manufacturing context: A business model proposal. *Journal of Manufacturing Technology Management*.
- Niu, Y., Ying, L., Yang, J., Bao, M., & Sivaparthipan, C. B. (2021). Organizational business intelligence and decision making using big data analytics. *Information Processing & Management*, 58(6), 102725.
- Nutt, P. C., & Wilson, D. C. (Eds.). (2010). *Handbook of decision making* (Vol. 6). John Wiley & Sons.
- OMara, J., Meredig, B., & Michel, K. (2016). Materials data infrastructure: A case study of the citrination platform to examine data import, storage, and access. *Jom*, 68(8), 2031–2034. <https://doi.org/10.1007/s11837-016-1984-0>.
- Opresnik, D., & Taisch, M. (2015). The value of big data in servitization. *International journal of production economics*, 165, 174-184. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.036>.
- Osterwalder, A., & Pigneur, Y. (2010). *Business model generation: a handbook for visionaries, game changers, and challengers* (Vol. 1). John Wiley & Sons.
- Osterwalder, A., Lagha, S. B., & Pigneur, Y. (2002). An ontology for developing e-business models. *IFIP DsiAge*.
- Osterwalder, A., Pigneur, Y., & Tucci, C. L. (2005). Clarifying business models: Origins, present, and future of the concept. *Communications of the association for Information Systems*, 16(1), 1.
- Parida, V., Sjödin, D., & Reim, W. (2019). Reviewing literature on digitalization, business model innovation, and sustainable industry: Past achievements and future promises. *Sustainability*, 11(2), 391.
- Pauleen, D.J., & Wang, W.Y. (2017). Does big data mean big knowledge? KM perspectives on big data and analytics. *Journal of Knowledge Management*, 21(1), 1-6. <https://doi.org/10.1108/JKM-08-2016-0339>.

Petrakis, P. E., Kostis, P. C., & Kafka, K. I. (2016). Secular stagnation, faltering innovation, and high uncertainty: New-era entrepreneurship appraisal using knowledge-based thinking. *Journal of Business Research*, 69(5), 1909-1913.

Pisano, P., Pironti, M., & Rieple, A. (2015). Identify innovative business models: can innovative business models enable players to react to ongoing or unpredictable trends?. *Entrepreneurship Research Journal*, 5(3), 181-199.

Pohle, G and M Chapman (2006). IBM's global CEO report 2006: Business model innovation matters. *Strategy & Leadership*, 34(5), 34-40

Polese, F., Troisi, O., Grimaldi, M., & Romeo, E. (2019). A big data-oriented approach to decision-making: A systematic literature review. In *22nd International Conference Proceedings* (pp. 472-496).

Polese, F., Troisi, O., Grimaldi, M., Romeo, E., (2019), A big data-oriented approach to decision-making: a systematic literature review, *Excellence in Services, 22nd International Conference Conference Proceedings ISBN 9788890432798*.

Porter, M. E. (1987). *From competitive advantage to corporate strategy* (Vol. 59). Cambridge, MA: Harvard Business Review.

Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big data*, 1(1), 51-59.

Pugna, I. B., Duțescu, A., & Stănilă, O. G. (2019). Corporate attitudes towards big data and its impact on performance management: A qualitative study. *Sustainability*, 11(3), 684.

Purnomo, A., Susanti, T., Sari, A. K., Firdaus, M., & Dewi, R. (2020, August). A Study of Digital Entrepreneurship through Bibliometric Visualizing from 1993 to 2019. In *2020 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)* (pp. 911-915). IEEE.

Raguseo, E. (2018). Big data technologies: An empirical investigation on their adoption, benefits and risks for companies. *International Journal of Information Management*, 38(1), 187-195.

Rahman, M.S., Hossain, M.A., Fattah, F.A.M.A. and Akter, S. (2020), “*Optimizing competitive performance of service firms in data-rich environment*”, *Journal of Service Theory and Practice*, Vol. 30 No. 6, pp. 681-706.

Rasmussen, T., Ulrich, D. (2015), “Learning from practice: how HR analytics avoids being a management fad”, *Organizational Dynamics*, 44(3), 236-242.

Remane, G., Hanelt, A., Nickerson, R. C., & Kolbe, L. M. (2017). Discovering digital business models in traditional industries. *Journal of Business Strategy*.

Richards L. (1999), *Using NVivo in Qualitative Research*, Sage, London;

Richardson, J. E. (2005). The business model: an integrative framework for strategy execution. *Available at SSRN 932998*.

Romeo, E., & Capolupo, N. (2022). How big data innovates an organisation's business model: a systematic literature review. *International Journal of Quality and Innovation*, 6(1), 43-63.

Ross, M. K., Wei, W., & Ohno-Machado, L. (2014). "Big data" and the electronic health record. *Yearbook of medical informatics*, 23(01), 97-104.

Rouse, M., 2011. Big data (Big data). Available from: (<http://searchcloudcomputing.techtarget.com/definition/big-data-Big-Data>) (retrieved 11.03.13).

Rozado, D. (2020). Wide range screening of algorithmic bias in word embedding models using large sentiment lexicons reveals underreported bias types. *PLoS One*, 15(4), Article 0231189.

Russom, P. (2011). Big data analytics. *TDWI best practices report, fourth quarter, 19(4)*, 1-34.

Rust, R. T., & Huang, M. H. (2014). The service revolution and the transformation of marketing science. *Marketing Science*, 33(2), 206-221.

Saggi, M. K., & Jain, S. (2018), "A survey towards an integration of big data analytics to big insights for value-creation", *Information Processing & Management*, 54(5), 758-790.

Sahoo, N., Singh, P. V., & Mukhopadhyay, T. (2012). A hidden Markov model for collaborative filtering. *MIS quarterly*, 1329-1356.

Sako, M. (2012). Business models for strategy and innovation. *Communications of the ACM*, 55(7), 22-24.

Santoro, G., Vrontis, D., Thrassou, A., & Dezi, L. (2018). The Internet of Things: Building a knowledge management system for open innovation and knowledge management capacity. *Technological forecasting and social change*, 136, 347-354.

Savolainen, R. (2015). Cognitive barriers to information seeking: a conceptual analysis. *J Inf Sci*; 41(5): 613–623.

Savolainen, R. (2007). Filtering and withdrawing: strategies for coping with information overload in everyday contexts. *J Inf Sci*; 33(5): 611–621.

Schaefer, D., Walker, J., & Flynn, J. (2017). A data-driven business model framework for value capture in Industry 4.0. *Advances in Transdisciplinary Engineering*, 6, 245-250. <https://doi.org/10.3233/978-1-61499-792-4-245>.

Schmidt, R., Möhring, M., Maier, S., Pietsch, J., & Härting, R. C. (2014, May). Big data as strategic enabler-insights from central european enterprises. In *International Conference on Business Information Systems* (pp. 50-60). Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-06695-0\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-06695-0_5).

- Schneider, S., & Spieth, P. (2013). Business model innovation: Towards an integrated future research agenda. *International Journal of Innovation Management*, 17(01), 1340001.
- Schroeck, M., Shockley, R., Smart, J., Romero-Morales, D., Tufano, P. (2012), "Analytics: The real-world use of big data", IBM Global Business Services, 12(2012), 1-20.
- Schumpeter, J. A. (1950). *Capitalism, socialism, and democracy* (3rd ed.). New York: Harper and Brothers. orig. pub. 1942.
- Schüritz, R., & Satzger, G. (2016). Patterns of Data-Infused Business Model Innovation, in *Proceedings of IEEE 18th Conference on Business Informatics (CBI)*, no. November, pp. 1-10. <https://doi.org/10.1109/CBI.2016.23>.
- Schüritz, R., Seebacher, S., & Dorner, R. (2017). Capturing value from data: Revenue models for data-driven services. In *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences*. <http://doi.org/10.24251/HICSS.2017.648>
- Schwartz, M. S. (2004). Effective corporate codes of ethics: Perceptions of code users. *Journal of business ethics*, 55(4), 321-341.
- Seiberth, G., & Gründinger, W. (2018). *Data-driven business models in connected cars, mobility services and beyond*. <https://bvdw.org/datadrivenbusinessmodels/>.
- Shafer, S. M., Smith, H. J., & Linder, J. C. (2005). The power of business models. *Business horizons*, 48(3), 199-207.
- Shanmuganathan, S. (2014). From data mining and knowledge discovery to big data analytics and knowledge extraction for applications in science.
- Shantz, A. S. (2018). Big data, bigger questions: Data-based business models and their implications for organizational boundaries, data governance, and society. *Research in the Sociology of Organizations*, 57, 305-329. <https://doi.org/10.1108/S0733-558X20180000057012>.
- Sharma, R., Mithas, S., Kankanhalli, A. (2014), "Transforming decision-making processes: a research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations", *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433-441.
- Simone, C., Barile, S., & Calabrese, M. (2018). Managing territory and its complexity: a decision-making model based on the viable system approach (VsA). *Land use policy*, 72, 493-502.
- Singh, S. K., & El-Kassar, A. N. (2019). Role of big data analytics in developing sustainable capabilities. *Journal of cleaner production*, 213, 1264-1273.
- Song, I. Y., & Zhu, Y. (2016). Big data and data science: what should we teach?. *Expert Systems*, 33(4), 364-373.

- Sorescu, A. (2017). Data-driven business model innovation. *Journal of Product Innovation Management*, 34(5), 691-696.
- Sorescu, A., Frambach, R. T., Singh, J., Rangaswamy, A., & Bridges, C. (2011). Innovations in retail business models. *Journal of retailing*, 87, S3-S16.
- Sousa, M. J., & Rocha, Á. (2019). Skills for disruptive digital business. *Journal of Business Research*, 94, 257-263.
- Spieth, P., Schneckenberg, D., & Ricart, J. E. (2014). Business model innovation—state of the art and future challenges for the field. *R&d Management*, 44(3), 237-247.
- Spil, T., Pris, M., & Kijl, B. (2017, March). Exploring the BIG Five of e-leadership by developing digital strategies with mobile, cloud, big data, social media, and the Internet of things. In *5th International Conference on Management, Leadership and Governance: ICMLG 2017*.
- Stafford, T. F., & Gillenson, M. L. (2003). Mobile commerce: what it is and what it could be. *Communications of the ACM*, 46(12), 33-34.
- Stone, D., & Wang, R. (2014). Deciding with data—How data-driven innovation is fuelling Australia's economic growth. PricewaterhouseCoopers (PwC).
- Storbacka, K., Windahl, C., Nenonen, S., & Salonen, A. (2013). Solution business models: Transformation along four continua. *Industrial Marketing Management*, 42(5), 705-716.
- Storey, V. C., & Song, I. Y. (2017). Big data technologies and management: What conceptual modeling can do. *Data & Knowledge Engineering*, 108, 50-67.
- Strawn, G. O. (2012). Scientific research: How many paradigms? *Educause Review*, 47(3), 26–28. <<https://eric.ed.gov/?id=EJ970900>> .
- Stuckey, H. (2013). Three types of interviews: Qualitative research methods in social health. *Journal of Social Health and Diabetes*, 1(2), 56.
- Sultana, S., Akter, S., Kyriazis, E., & Wamba, S. F. (2021). Architecting and developing big data-driven innovation (DDI) in the digital economy. *Journal of Global Information Management*, 29(3), 165–187.
- Sumbal, M. S., Tsui, E., See-to, E. W. (2017), “Interrelationship between big data and knowledge management: an exploratory study in the oil and gas sector”, *Journal of Knowledge Management*, 21(1), 180-196.
- Sun, S., Zhu, S., Cheng, X. and Byrd, T. (2015), “An examination of Big data capabilities in creating business value”, *Proceedings of the 2015 Decision Sciences Institute Annual Meeting*, Seattle, WA, November 21-24, available at: [www.decisionsciences.org/Portals/16/Proceedings/AM-2015/files/p1044014.pdf](http://www.decisionsciences.org/Portals/16/Proceedings/AM-2015/files/p1044014.pdf)

- Susskind, R. E., & Susskind, D. (2015). *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press, USA.
- Suthaharan, S. (2014), "Big data classification: Problems and challenges in network intrusion prediction with machine learning", *Acm Sigmetrics Performance Evaluation Review*, 41(4), 70-73.
- Svahn, F., Mathiassen, L., & Lindgren, R. (2017). Embracing digital innovation in incumbent firms: How Volvo cars managed competing concerns. *MIS Quarterly*, 41(1), 239-253.
- Tan, Z., Nagar, U. T., He, X., Nanda, P., Liu, R. P., Wang, S., & Hu, J. (2014). Enhancing big data security with collaborative intrusion detection. *IEEE cloud computing*, 1(3), 27-33.
- Teece, D. J. (2010). Business models, business strategy and innovation. *Long range planning*, 43(2-3), 172-194.
- Teece, D. J., Pisano, G., Shuen, A. (1997), "Dynamic capabilities and strategic management",
- Teng, D. N., & Lu, P. Y. (2016, August). Value proposition discovery in big data enabled business model innovation. In *2016 International Conference on Management Science and Engineering (ICMSE)* (pp. 1754-1759). IEEE.
- Thirathon, U., Wieder, B., Ossimitz, M. L. (2018), "Determinants of analytics-based managerial decision-making", *International Journal of Information Systems and Project Management*, 1(1), 1-12.
- Tihanyi, L., Graffin, S., & George, G. (2014). Rethinking governance in management research. *Academy of Management Journal*, 57(6), 1535-1543.
- Tong, W., & Mahdzir, A. M. (2016). Open Data Innovation: Business Models, Taxonomies and Challenges: Insights from Existing Literature and Research Agenda. *Innovation and management*, 1546.
- Tongur, S., & Engwall, M. (2014). The business model dilemma of technology shifts. *Technovation*, 34(9), 525-535. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2014.02.006>
- Trabucchi, D., & Buganza, T. (2019). Data-driven innovation: switching the perspective on Big Data. *European Journal of Innovation Management*.
- Trabucchi, D., Buganza, T., Dell'Era, C., & Pellizzoni, E. (2018). Exploring the inbound and outbound strategies enabled by user generated big data: Evidence from leading smartphone applications. *Creativity and Innovation Management*, 27(1), 42-55.
- Tripsas, M., & Gavetti, G. (2000). Capabilities, cognition, and inertia: Evidence from digital imaging. *Strategic management journal*, 21(10-11), 1147-1161.

- Troilo, M., Zdziarski, M., & Collins, J. M. (2017). Competitiveness, technology licensing, and ease of paying taxes: a 30-country study. *Entrepreneurial Business and Economics Review*, 5(4), 11-34.
- Troisi, O., Grimaldi, M., Loia, F., & Maione, G. (2018). Big data and sentiment analysis to highlight decision behaviours: A case study for student population. *Behaviour & Information Technology*, 37(10-11), 1111-1128.
- Uchihira, N., Ishimatsu, H., Sakurai, S., Kageyama, Y., Kakutani, Y., Mizushima, K., ... & Yoneda, S. (2015). Service innovation structure analysis for recognizing opportunities and difficulties of M2M businesses. *Technology in Society*, 43, 173-182.
- Uddin, M. F., & Gupta, N. (2014, April). Seven V's of Big Data understanding Big Data to extract value. In *Proceedings of the 2014 zone 1 conference of the American Society for Engineering Education* (pp. 1-5). IEEE.
- Urbinati, A., Bogers, M., Chiesa, V., & Frattini, F. (2019). Creating and capturing value from Big Data: A multiple-case study analysis of provider companies. *Technovation*, 84, 21-36.
- van de Waerdt, P.J. (2020). Information asymmetries: recognizing the limits of the GDPR on the data-driven market, *Computer Law & Security Review*, 38, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2020.105436>.
- Veit, D., E. Clemons, A. Benlian, P. Buxmann, T. Hess, D. Kundisch, J. M. Leimeister, P. Loos and M. Spann (2014). "Business Models An Information Systems Research Agenda." *Business & Information Systems Engineering* 6 (1), 45-53.
- Velu, C. (2015). Business model innovation and third-party alliance on the survival of new firms. *Technovation*, 35, 1-11.
- Velu, C., & Stiles, P. (2013). Managing decision-making and cannibalization for parallel business models. *Long Range Planning*, 46(6), 443-458. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2013.08.003>
- Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data science, predictive analytics, and big data: a revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 77-84.
- Wamba, S.F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G. and Gnanzou, D. (2015), "How 'big data' can make big impact: findings from a systematic review and a longitudinal case study", *International Journal of Production Economics*, Vol. 165, pp. 234-246.
- Wang, Y., Kung, L., Wang, W. Y. C., & Cegielski, C. G. (2018). An integrated big data analytics-enabled transformation model: Application to health care. *Information & Management*, 55(1), 64–79. <https://doi.org/10.1016/j.im.2017.04.001>.
- Warner, K.S., & Wäger, M. (2019). Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. *Long Range Planning*, 52(3), 326-349. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2018.12.001>.

- Wei, Q., Shi, X., Li, Q. & Chen, G. (2020). Enhancing Customer Satisfaction Analysis with a Machine Learning Approach: From a Perspective of Matching Customer Comment and Agent Note, Presented in Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Sciences.
- Wei, Z., Yang, D., Sun, B., & Gu, M. (2014). The fit between technological innovation and business model design for firm growth: evidence from China. *R&D Management*, 44(3), 288-305.
- White, T. (2012). *Hadoop: The definitive guide*. " O'Reilly Media, Inc."
- Wieczorkowski, J. (2019). Open Data as a Source of Product and Organizational Innovations. In *Proceedings of the 14th European Conference on Innovation and Entrepreneurship ECIE* (Vol. 2).
- Wielki, J. (2013, September), "Implementation of the big data concept in organizations-possibilities, impediments and challenges", in 2013 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, 985-989, IEEE.
- Wiener, M., Saunders, C., & Marabelli, M. (2020). Big-data business models: A critical literature review and multiperspective research framework. *Journal of Information Technology*, 35(1), 66-91. <https://doi.org/10.1177/0268396219896811>
- Winter, S. G., & Szulanski, G. (2001). Replication as strategy. *Organization science*, 12(6), 730-743.
- Wirth, N. (2001). Program development by stepwise refinement. In M. Broy, & E. Denert (Eds.), *Pioneers and their contributions to software engineering*. Berlin, Heidelberg: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-48354-7\\_23](https://doi.org/10.1007/978-3-642-48354-7_23)
- Wixom, B. H., & Ross, J. W. (2017), How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review* 58(3), 9-13. [www.gartner.com/doc/2841519/survey-analysis-big-datainvestment](http://www.gartner.com/doc/2841519/survey-analysis-big-datainvestment).
- Wixom, B. H., & Schüritz, R. (2017). Creating customer value using analytics. *MIT CISR research briefing*, 17(11), 1-4.
- Woodie A. (2015). Datanami. How Uber Uses Spark and Hadoop to Optimize Customer Experience Retrieved July 23, 2016 From <http://www.datanami.com/2015/10/05/how-uber-uses-sparkand-hadoop-to-optimize-customer-experience/> as accessed on 26 July, 2016
- Wu, C., Wu, P., Wang, J., Jiang, R., Chen, M., & Wang, X. (2021). Critical review of data-driven decision-making in bridge operation and maintenance. *Structure and Infrastructure Engineering*, 18(1), 47-70.
- Wu, Z., Wu, J., Khabsa, M., Williams, K., Chen, H. H., Huang, W., ... & Giles, C. L. (2014, September). Towards building a scholarly big data platform: Challenges, lessons and opportunities. In *IEEE/ACM Joint Conference on Digital Libraries* (pp. 117-126). IEEE.

- Xie, K., Wu, Y., Xiao, J., & Hu, Q. (2016). Value co-creation between firms and customers: The role of big data-based cooperative assets. *Information & Management*, 53(8), 1034-1048.
- Yen, B. (2015). Examining the Effects of the Internet of Things (Iot) on E-Commerce: Alibaba Case Study.
- Yin, R. K. (2011). *Applications of case study research*. sage.
- Ylijoki, O., & Porras, J. (2018). What managers think about big data. *International Journal of Business Information Systems*, 29(4), 485-501.
- Yu, W., Jacobs, M. A., Chavez, R., & Feng, M. (2019). Data-driven supply chain orientation and financial performance: the moderating effect of innovation-focused complementary assets. *British Journal of Management*, 30(2), 299-314.
- Yuan, Y., Wang, F., Li, J., & Qin, R. (2014, October). A survey on real time bidding advertising. In *Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics* (pp. 418-423). IEEE.
- Yunus, M., Moingeon, B., & Lehmann-Ortega, L. (2010). Building social business models: Lessons from the Grameen experience. *Long range planning*, 43(2-3), 308-325.
- Zaki, M. (2019). Digital transformation: harnessing digital technologies for the next generation of services, *Journal of Services Marketing*, 33(4), 429-435. <https://doi.org/10.1108/JSM-01-2019-0034>
- Zeidler, B., (2015). 6 ways to extract Customer Insights From Social Conversations. < <http://www.quirks.com> > .
- Zettelmeyer, F. (2015). A leader's guide to data analytics. Kellogg Insight. Available at <http://www.insight.kellogg.northwestern.edu/article/a-leaders-guide-to-data-analytics>
- Zhan, Y., Tan, K. H., Ji, G., Chung, L., & Tseng, M. (2017). A big data framework for facilitating product innovation processes. *Business Process Management Journal*.
- Zhou, Z. H., Chawla, N. V., Jin, Y., & Williams, G. J. (2014). Big data opportunities and challenges: Discussions from data analytics perspectives [discussion forum]. *IEEE Computational intelligence magazine*, 9(4), 62-74.
- Zolnowski, A., & Böhmman, T. (2013, January). Customer integration in service business models. *Proceedings of 2013 46th Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 1103-1112). IEEE. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2013.158>
- Zolnowski, A., Christiansen, T., & Gudat, J. (2016). Business model transformation patterns of data-driven innovations. *Research Papers*. 146. [https://aisel.aisnet.org/ecis2016\\_rp/146](https://aisel.aisnet.org/ecis2016_rp/146)
- Zott, C., & Amit, R. (2008). The fit between product market strategy and business model: Implications for firm performance. *Strategic management journal*, 29(1), 1-26.

Zott, C., & Amit, R. (2013). The business model: A theoretically anchored robust construct for strategic analysis. *Strategic organization*, 11(4), 403-411.

Zott, C., Amil, R., & Massa, L. (2011). The business model: recent developments and future research. *Journal of Management*, 37(4), 1019-1042.  
<https://doi.org/10.1177/0149206311406265>

### Sitografia

Cisco IBSG, Come estrarre valore nell'universo frammentato dell'analisi dei Big data, Punto di vista Giugno 2012: 4.

Coughlin, T. (2018), "175 zettabytes by 2025", Forbes, available at: <https://www.forbes.com/sites/tomcoughlin/2018/11/27/175-zettabytes-by-2025/?sh=4e8975df5459>.

Hagerty (2014) **Become a data-driven company in five steps**. Retrieved from <https://www.ibmbigdatahub.com/blog/become-data-driven-company-five-steps>  
<https://opencoesione.gov.it/it/>

Laney D and Gartner Inc. (2012). Information Economics, Big data and the Art of the Possible with Analytics. Gartner. Available at [https://www950.ibm.com/events/wwe/grp/grp037.nsf/vLookupPDFs/GartnerDoug-%20Analytics/\\$%20GartnerDoug-%20Analytics.pdf](https://www950.ibm.com/events/wwe/grp/grp037.nsf/vLookupPDFs/GartnerDoug-%20Analytics/$%20GartnerDoug-%20Analytics.pdf). Accessed on 22 February 2016. [online]

Microsoft Europe, 2016, "Go bigger with big data", Available at: <http://news.microsoft.com/europe>

Seagate (2021), "Data age 2025: the digitization of the world", Seagate Report, available at: <https://www.seagate.com/au/en/our-story/data-age-2025/>.

The Economist. <https://www.economist.com/theworldin/2010>

## Appendici

### Appendice A – Traccia delle interviste semi strutturate

#### CULTURA DATA-DRIVEN

- 1) Qual è il peso attribuito ai dati nella tua azienda/nel tuo lavoro?
- 2) In che modo ritieni che questi possano contribuire alla sopravvivenza e allo sviluppo della tua azienda/progetti?
- 3) Quali tipi di dati utilizzi maggiormente (sulle transazioni e sugli acquisti, sulla percezione dei consumatori, sulla soddisfazione dei dipendenti, sulle performance, ecc.)?
- 4) La diffusione di una cultura basata sui dati rientra tra i punti cardine della tua strategia?
- 5) Vi sono delle azioni strategicamente concepite per incoraggiare l'utilizzo dell'analisi dei dati come base delle decisioni da prendere anche fra i tuoi dipendenti/collaboratori?
- 6) In che modo una ottimale gestione dei dati favorisce lo sviluppo dell'innovazione all'interno aziende?

#### ECOSISTEMA DATA-DRIVEN

- 1) Quali sono le figure apposite preposte alla raccolta, analisi e interpretazione dei dati? Si tratta di dipendenti che già erano presenti all'interno dell'azienda e che avete formato o avete assunto nuovo personale?
- 2) Quali sono le competenze più opportune per poter gestire la raccolta e l'analisi dei dati? Il potenziamento di queste competenze rende più efficaci ed efficienti i tuoi dipendenti/collaboratori?
- 3) Qual è secondo te il ruolo delle competenze di analisi dei dati nello sviluppo di idee innovative?
- 4) Quali sono gli strumenti tecnologici, i tools e/o gli analytics deputati alla raccolta e analisi dei dati (sistemi di cloud computing, intelligenza artificiale e machine learning, software di analisi, strumenti di visualizzazione, ecc.)?
- 5) In che modo questi sono impiegati rispetto ai principali obiettivi strategici della sua azienda (ad es. mediante apposite strategie di profilazione degli utenti e/o delle buyer personas)? Tale eventuale uso integrato è definito tramite uno specifico disegno strategico?
- 6) Vi è un costante aggiornamento nell'utilizzo delle nuove tecnologie per l'estrazione, la raccolta e l'analisi dei dati? E vi è un costante aggiornamento o una costante riflessione in merito a quali siano le competenze relativamente all'analisi dei dati che devono essere implementate per adattarsi alle mutevoli esigenze del mercato?
- 7) Quanto l'aggiornamento costante delle competenze contribuisce allo sviluppo dell'innovazione?

#### SENSING, ACT E APPRENDIMENTO CONTINUO

- 1) Qual è il peso attribuito alla raccolta dei dati, alla selezione delle fonti e all'estrazione dei risultati nell'orientamento strategico della sua azienda e all'interno della formulazione degli obiettivi?
- 2) Ritieni che la raccolta e l'analisi dei dati ti aiutino a intraprendere decisioni rischiose con più facilità rispetto al passato?
- 3) Ti è mai capitato di dover rivedere le tue decisioni in corso d'opera a seguito dell'interpretazione dei dati raccolti (es. dati relativi a nuove tendenze in atto o al mutamento dei gusti dei consumatori, dati relativi a un decremento delle performance o della reputazione)?
- 4) L'integrazione dei dati nel processo decisionale aziendale ha portato a una ridefinizione del ruolo del management?
- 5) Le strategie basate sulla data analysis che avete utilizzato finora cosa vi hanno permesso di identificare?
- 6) In che modo l'utilizzo e l'analisi dei dati hanno attivamente e continuativamente favorito lo sviluppo di nuovi prodotti, servizi, modalità produttive di erogazione o processi nella tua azienda?

**LA RINGRAZIO PER LA SUA DISPONIBILITÀ, SECONDO LEI, C'È UNA PERSONA DI SUA PARI COMPETENZA CHE POTREI INTERVISTARE E CHE POTREBBE ESSERMI UTILE IN QUESTA RICERCA?**

## Appendice B - Variabili, parole chiave e categorie finali identificate grazie alla content analysis

	Parole chiave	Categorie finali identificate
<b>PRIMA DIMENSIONE</b>		
Creazione del valore Cultura data-driven	Efficienza Credenze Cambiamento Strategie Processi innovativi Integrazione di nuove fonti dati Mentalità orientata ai dati Partnership Raccolta dei dati Fiducia nel dato Cultura	Cambiamento Digitalizzazione Fiducia nel dato Collaborazione con Università Etica e Data Privacy Rispetto delle leggi Researcher centres and university Data Quality Data Democratization Data Literacy Metadata management Data Security
<b>SECONDA DIMENSIONE</b>		
Proposizione del valore Ecosistema data-driven	Value propositions Nuovi Prodotti Nuovi servizi Attenzione al consumatore Technologie/ ICTs Analytics Social networks Analytics Big data analytics Platforms Competenze	Blockchain Cloud computing systems Artificial intelligence Data mining Recommendation systems Nuovi modi per condividere la conoscenza Formazione continua Linguaggi di programmazione Formazione statistico-matematica Background multidisciplinate Teamwork
<b>TERZA DIMENSIONE</b>		
Cattura del valore Sensing, act e apprendimento continuo	Innovation Management abilities Gestione delle relazioni Guadagni Ricavi Innovation- Decision-making Conoscenza Informazioni Nuovi mercati Riduzione dei costi	Data management skills Proattività del leader Abilità relazionali Data analysis skills Obiettivi Chiari MVP Living and Innovation Labs Nuovi meccanismi di gestione Empowerment dei dipendenti Metodologia Agile