

Università degli Studi di Salerno

Dipartimento di Scienze Economiche e Statistiche

Corso di Dottorato XXXIII Ciclo in
Economia e Politiche dei mercati e delle Imprese



Tesi di Dottorato

"L'High Frequency Trading: Impatto sulla Volatilità, Efficienza dei Mercati ed il Meccanismo di Scoperta dei Prezzi"

Candidato:

Dott. Ventrone Angelo

Angelo Ventrone

Il Coordinatore:

Ch.ma Prof.ssa A. Amendola

Amendola

Matricola:

8801000032

Il Tutor Interno:

Ch.ma Prof.ssa A. Amendola

Amendola

Il Tutor Esterno:

Ch.ma Prof.ssa E. Carbone

Enrica Carbone

Anno Accademico 2020 - 2021

Dottorato in "Economia e Politiche dei Mercati e delle Imprese" XXXIII Ciclo.

L'High Frequency Trading: Impatto sulla Volatilità, Efficienza dei Mercati ed il Meccanismo di Scoperta dei Prezzi.

Indice

Sintesi del Lavoro di Tesi	3
Capitolo 1 - L'High Frequency Trading	4
1.1 <i>Il Fenomeno dell'High Frequency Trading</i>	5
1.2 <i>I principali Interventi Normativi negli Stati Uniti</i>	9
1.2.1 Quadro normativo negli USA.....	9
1.2.2 L'attività regolamentare delle Commissioni Governative.....	12
1.3 <i>I principali Interventi Normativi nell'Unione Europea. Gli HFT tra MiFID e MiFID II</i>	17
1.3.1 MiFID (dir. N. 2004/39/CE) e Orientamenti ESMA del 24 Febbraio 2012	17
1.3.2 MiFID II (dir. N. 2014/65/UE) e Regolamento MAR (reg. n. 596/2014).....	19
Capitolo 2 - Literature Review	24
2.1 <i>I Principali Lavori Empirici</i>	24
2.2 <i>I principali Lavori Sperimentali</i>	29
2.2.1 News nei Mercati Finanziari Sperimentali	30
2.2.2 Algoritmi di trading negli Esperimenti	38
Capitolo 3 - Un Esperimento di Laboratorio. L'interazione tra Traders Umani ed un Robot Trader	42
3.1 <i>Le motivazioni della ricerca e le ipotesi alla base dell'esperimento</i>	42
3.1.1 Ipotesi di ricerca	44
3.2 <i>Experimental Design</i>	47
3.3 <i>Analisi dati</i>	51
3.3.1 News di mercato.....	55
3.3.2 Bot impact on the market.....	76
3.3.3 Conclusione e Sintesi dei principali risultati	107
3.4 <i>Appendice</i>	110
3.4.1 Tabelle.....	110
3.4.2 Software z-Tree dell'Esperimento Principale.....	113
3.4.3 Istruzioni per i partecipanti.....	135
Bibliografia	157

Sintesi del Lavoro di Tesi

Il lavoro di ricerca nasce dall'interesse per la diffusione degli algoritmi nei mercati finanziari moderni. Il trading algoritmico è una tipologia di trading che consente la scelta ed implementazione automatica delle strategie di trading. I traders algoritmici, analizzano i dati, immettono, eseguono o cancellano automaticamente gli ordini sul book di negoziazione. A partire dal 2010 si è diffuso l'utilizzo di un particolare tipo di trading algoritmico, il trading ad alta frequenza o HFT. La caratteristica principale è quella di eseguire le operazioni con estrema velocità (nell'ordine dei millisecondi) grazie alla co-location e la bassa latenza. Agli HFT è stata attribuita la responsabilità del flash crash del Dow Jones del 6 maggio 2010 a causa delle strategie di trading adottate, tra cui ricordiamo: *l'Arbitraggio da latenza, l'Offerta di liquidità al mercato e la Ricerca di liquidità, il Trading on News, il Flash Trading ed il Trade Ignition.*

Il lavoro è focalizzato sull'interazione tra traders umani e traders robot in un mercato a doppia asta continua. La ricerca vuole valutare il comportamento del prezzo dei titoli in presenza di buone o cattive notizie sui fondamentali. In particolare si vuole valutare se la presenza del robot nei mercati favorisca o meno l'incorporazione delle notizie nei fondamentali.

Il robot, presente nel disegno sperimentale, esegue una strategia di arbitraggio sulla differenza dei prezzi correnti tra due titoli presenti sui mercati, confrontando tale differenza con quella, nota, tra i fondamentali dei due titoli, eseguendo così operazioni con profitto risk free. Nel Capitolo 1 è introdotto il fenomeno del trading ad alta frequenza, sono riportate le definizioni elaborate dalle Autorità dei mercati finanziari di USA, Italia ed EU oltre che le principali strategie di trading adottate dagli operatori ad alta frequenza. Successivamente, nel capitolo, al fine di comprendere la normativa vigente in tema di trading ad alta frequenza, è riportata una breve evoluzione degli interventi normativi adottati nei mercati finanziari di USA ed UE e lo strumentario giuridico a disposizione delle Autorità Amministrative Indipendenti per la regolamentazione ed il controllo dell'attività degli operatori ad alta frequenza.

Il Capitolo 2, riporta i principali lavori accademici che hanno analizzato il fenomeno dell'HFT a partire dal 2010. Il contributo dei lavori riportati rileva, sia dal punto di vista empirico, riguardando lo studio dei dati disponibili nei principali mercati finanziari nell'ultimo decennio che ha visto il diffondersi dell'HFT, che dal punto di vista sperimentale, essendo tra i primi lavori ad aver introdotto operatori robot nei mercati sperimentali nonché riguardando l'impatto della comunicazione di flussi di notizie ai partecipanti di un esperimento. Il contributo di tali lavori, è sintetizzato in 2 Osservazioni Empiriche ed 8 Osservazioni Sperimentali che rappresentano il punto di partenza del presente lavoro di ricerca.

Il Capitolo 3, rappresenta il fulcro del lavoro di tesi e riporta le 6 Ipotesi di ricerca testate nel lavoro, il disegno sperimentale dell'esperimento di laboratorio, condotto ai fini della ricerca ed i relativi risultati sperimentali. Al termine del capitolo, in appendice, sono riportate alcune tabelle integrative dell'analisi dati, le istruzioni fornite ai partecipanti all'esperimento ed un estratto del software utilizzato per la creazione del mercato a doppia asta continua e per la conduzione dell'esperimento.

Capitolo 1 - L'High Frequency Trading.

Da poco più di dieci anni, a seguito dello sviluppo tecnologico e dell'innovazione finanziaria, nei mercati si è diffuso l'utilizzo di algoritmi per l'esercizio automatizzato del trading.

Il trading algoritmico è definito dalla CONSOB come *"una modalità di negoziazione basata sull'utilizzo di algoritmi e programmi informatici, in genere molto complessi, che raccolgono ed elaborano le informazioni ed i dati di mercato in tempo reale ed avviano in automatico gli ordini (di vendita o di acquisto, di strumenti finanziari) sulle diverse piattaforme di negoziazione"*.

Oppure può essere definito come *"un metodo di trading i cui parametri sono determinati da uno specifico set di regole con lo scopo di automatizzare le decisioni di investimento, eliminando la componente emotiva e comportamentale. Gli algoritmi di trading tipicamente specificano timing, prezzo, quantità e routine degli ordini, monitorando le condizioni del mercato in maniera continua"* come in Puorro (Settembre 2013)¹.

Lo sviluppo tecnologico però ha consentito la diffusione di una particolare tipologia di trading algoritmico ovvero il trading ad alta frequenza noto in letteratura come High Frequency Trading (HFT).

Questa particolare tipologia di trading algoritmico può essere definito come *"una tipologia di trading completamente automatizzato in grado di eseguire una moltitudine di calcoli in pochissimo tempo; dispone di un collegamento con il mercato estremamente rapido, analizza dati tick – by – tick avvalendosi di infrastrutture tecnologiche e informatiche in grado di eseguire operazioni in un arco temporale di pochi millisecondi. Un sistema ad alta frequenza è progettato in modo tale da eseguire le proprie strategie in maniera autonoma, analizzando il mercato e trasmettendo migliaia di messaggi di acquisto e vendita al secondo e inserendo contestualmente ordini di esecuzione, di cancellazione o di sostituzione che si adattano immediatamente al flusso informativo disponibile. L'obiettivo principale di un sistema ad alta frequenza è di identificare e trarre vantaggio da rapidi sbilanciamenti di liquidità o da inefficienze dei prezzi di brevissima durata; solitamente chiude la giornata di contrattazioni flat"*, come riportato in Fabozzi, Ocardi e Jonas (2010).

¹ A. Puorro (Settembre 2013), "High Frequency Trading: una panoramica", Questioni di Economia e Finanza.

Paragrafo 1.1 - Il Fenomeno dell'High Frequency Trading.

A partire dei primi anni 2000, L'HFT si è diffuso sempre più rapidamente fino a raggiungere nel 2012, sulle piattaforme Europee secondo i dati ESMA, una quota di mercato media pari al 26,8% degli scambi ed il 35-40% degli scambi su Deutsche Boerse.

Tabella 1 – Quota di scambi attribuibili agli HFT

piattaforme	quota di mercato
Borsa Italiana	20%
Chi-X	40%
Deutsche Boerse	35-40%
London Stock Exchange	33%
Nasdaq OMX	13%
NYSE Euronext	23%
Turquoise (LSE)	21%

Fonte: Report AFM sull'HFT e risposte al Call for Evidence dell'ESMA su temi relativi alla microstruttura del mercato europeo. I dati si riferiscono ai primi 5 mesi del 2010.

Immagine 1²

Questo ha spinto, sia le autorità di vigilanza dei mercati che gli studiosi del mondo accademico, ad analizzare il fenomeno attraverso studi empirici e negli ultimissimi anni anche con esperimenti condotti in laboratorio. In particolare lo studio dell'attività degli HFTs, nel mondo accademico, si è diffuso a partire dalla fine del 2010 dopo che il 6 Maggio di quell'anno l'indice Dow Jones sperimentò un "Flash Crash" durato 25 minuti tra le 14:42 e le 15:07 (ora di New York). Il titolo in soli 5 minuti perse più di 1000 punti pari al 10% del titolo per poi tornare, altrettanto rapidamente, ai valori precedenti al crash.

Dalle indagini della SEC (l'autorità di vigilanza Usa) e della CFTC (Commodity Futures Trading Commission), risultò evidente come la responsabilità dell'evento fosse da attribuire all'attività degli HFTs e probabilmente ad un errore nel funzionamento di un algoritmo che immise un ordine errato. Infatti ciò che diede avvio al flash crash, fu un singolo ordine di vendita del valore di 4,5 miliardi di dollari, che scatenò il panico tra i traders in quanto la liquidità presente nel mercato, non fu in grado di assorbire tale ordine. Il mancato assorbimento determinò un ribasso repentino del titolo alimentato dall'utilizzo degli algoritmi di trading.

L'evento del maggio del 2010, come precedentemente anticipato, spinse sia le autorità di vigilanza (la SEC, nei giorni immediatamente successivi, introdusse un meccanismo automatico di interruzione delle contrattazioni per perdite superiori al 10% che si verificano nell'arco temporale di 5 minuti) che il mondo accademico ad investigare il fenomeno.

A tale scopo è utile analizzare le caratteristiche necessarie ai sistemi di trading ad alta frequenza per operare con una velocità elevata in modo da riconoscere e sfruttare, in poche frazioni di

² Fonte "Discussion Papers" n.5 - 2012 CONSOB "Il Trading ad alta frequenza"

secondo, le inefficienze che si presentano sui mercati. Ciò che fornisce un vantaggio competitivo agli HFTs è infatti l'elevata velocità di immissione, modifica, esecuzione o cancellazione di una grande quantità ordini, nonché la velocità di accesso ed uscita dal mercato.

I requisiti che consentono ad un operatore di fare trading ad alta frequenza, sono: la *Co-Location* e la *Bassa latenza* (Low Latency).

Per Co-location si intende la vicinanza spaziale, dei server dell'operatore, ai server del gestore di borsa in modo da ridurre al minimo i tempi di accesso al mercato e poter sfruttare, più velocemente dei traders tradizionali, le finestre temporali infinitesimali che si aprono sul mercato per un investimento.

Per Bassa latenza si intende la possibilità di poter analizzare, processare e trasmettere rapidamente le informazioni da e verso il mercato, sfruttando la co-location, in un tempo brevissimo. In particolare la tecnologia degli HFTs consente loro, attraverso l'utilizzo di algoritmi, di assumere una decisione di investimento sulla base delle informazioni rapidamente processate ed inviare il relativo ordine al broker per la negoziazione materiale.

La bassa latenza però, consiste anche:

- 1) Nel tempo infinitesimale con cui il broker analizza i dati ricevuti e trasmette l'ordine (di acquisto, vendita o di annullamento di un ordine precedente) al mercato.
- 2) Nell tempo in cui l'ordine è recepito dal mercato.
- 3) Nel tempo in cui l'ordine è portato a conoscenza di tutti gli altri partecipanti al mercato.

Sulla base di questo vantaggio competitivo offerto dalla tecnologia posseduta dagli HFTs, le principali strategie di trading poste in essere da questa tipologia di traders, come riportato anche da Puorro (Settembre 2013), sono³:

- 1) Arbitraggio da latenza (Statistical Passive Arbitrage)
- 2) Offerta di liquidità al mercato (Liquidity Providing Strategy)
- 3) Arbitraggio su commissioni di negoziazione (Passive Rebate Arbitrage)
- 4) Trading on News (Momentum trading)
- 5) Flash Trading
- 6) Ricerca di liquidità (Liquidity Detection)
- 7) Trade Ignition
- 8) Pinging/Smoking/Layering/Spoofing
- 9) Quote Stuffing

Di particolare interesse sono l'*Arbitraggio da latenza*, l'*Offerta di liquidità al mercato* e la *Ricerca di liquidità*, il *Trading on News*, il *Flash Trading* ed il *Trade Ignition*.

L'*arbitraggio da latenza* consiste nello sfruttare le momentanee imperfezioni del mercato, le quali determinano, per brevissimi intervalli temporali, divergenze di prezzo su attività identiche non giustificate dai fondamentali economici; oppure differenze di prezzo per la stessa attività su

³ A. Puorro (Settembre 2013), "High Frequency Trading: una panoramica", Questioni di Economia e Finanza.

piattaforme diverse. Il vantaggio tecnologico consente agli HFTs di fare arbitraggio acquistando e vendendo un titolo rapidamente a prezzi diversi.

L'*offerta di liquidità* consiste nello sfruttare la rapidità di accesso al mercato per posizionare per prime le proprie proposte di negoziazione sui livelli più alti in denaro o in lettera ed aspettando che altri partecipanti al mercato incrocino le proprie proposte. L'obiettivo è lucrare sul differenziale bid-ask se il mercato presenta una bassa volatilità. Gli HFTs con questa strategia si comportano come tradizionali market maker ma sfruttano il proprio vantaggio tecnologico.

La *ricerca della liquidità* invece consiste nell'osservare gli ordini condizionati (es.: Stop Loss e Take Profit) dei comportamenti ricorrenti dei traders tradizionali che, poiché sono ordini latenti, gli HFTs riescono ad identificare inviando piccoli ordini ricognitori con appositi algoritmi. La strategia consiste nel far scattare a proprio vantaggio gli SL o i TP degli altri partecipanti, i cui posizionamenti sono stati predetti dall'analisi dei comportamenti ricorrenti, per poter accumulare liquidità dagli ordini di chiusura⁴.

Il *Flash Trading* consiste in un servizio offerto dagli ECN agli operatori HFT che chiedono di poterne usufruire. In particolare le piattaforme di negoziazione concedono una prelazione agli HFT sugli ordini non eseguiti sul book di negoziazione. Gli operatori ad alta frequenza ottengono anticipatamente in visibilità, per una frazione di tempo inferiore ai 500 millisecondi, gli ordini con prezzi diversi dal National Best Bid or Offer, questo consente loro di sfruttare l'informazione e la maggiore velocità per trarre profitto.

Il Trade Ignition è una pratica di trading che sfrutta l'elevata velocità per immettere e rimuovere gli ordini dal book di negoziazione. Con questa pratica gli operatori HFT riescono ad orientare le decisioni degli altri partecipanti al mercato, verso la direzione di prezzo desiderata, per trarre profitto dalla differenza tra il prezzo di mercato ed il valore reale del titolo.

Alla luce delle caratteristiche dell'HFT appena esposte, la letteratura negli ultimi anni, ha concentrato la propria attenzione sui possibili effetti dell'attività di trading ad alta frequenza, in particolare, sia sulla volatilità del prezzo dei titoli che sulla liquidità del mercato.

I risultati cui è giunta la letteratura però non risultano univoci ed inequivocabili, così il problema dell'impatto dell'HFT sulla qualità del mercato resta ancora aperto e da comprendere appieno.

Uno dei motivi principali che ha reso arduo lo studio dell'attività di HFT, è stata la difficoltà, da parte degli studiosi, nell'identificare in modo chiaro ed univoco i vari partecipanti al mercato che adoperavano con certezza tecniche di trading ad alta frequenza. Per la soluzione al problema, in letteratura sono stati utilizzati due metodi di identificazione: il *metodo diretto* ed il *metodo indiretto*.

Il metodo diretto consiste nell'identificare ed assumere, come operatori ad alta frequenza, una lista di operatori commerciali sulla base delle informazioni pubbliche relative alle loro strategie di negoziazione. Questo metodo anche se offre risultati attendibili riguardo l'utilizzo effettivo di strategie HFT degli operatori selezionati nel campione, presenta alcuni svantaggi. Innanzi tutto

⁴ È utile la nota 47 della rivista "Questioni di Economia e Finanza" della Banca d'Italia n. 198 del Settembre 2013: "Per accumulo di liquidità si intende l'ingresso in posizione del sistema ad alta frequenza tramite operazioni long o short; si parla di accumulo perché gli HFTs sono indifferenti alla tipologia di operazione (long o short), ma sono interessati solo alla quantità di strumenti finanziari che riescono a movimentare in acquisto o vendita".

non include nel campione l'attività di trading dei desk HFT delle banche di investimento, questo conduce a sottostimare il problema; un ulteriore svantaggio deriva dall'utilizzo di dati aggregati indipendentemente dalle diverse strategie di trading ad alta frequenza utilizzate, l'effetto che ne deriva è che l'impatto sulla qualità del mercato, potrebbe dipendere dalla strategia prevalente nel campione e non dalla generica attività di HFT.

Il metodo indiretto, invece, identifica gli operatori ad alta frequenza attraverso le caratteristiche dell'operatore, ovvero, se fa uso o meno del servizio di co-location, la posizione flat assunta a fine giornata oppure l'indice OTR (Order to Trade Ratio) che rappresenta il rapporto tra il numero di ordini immessi ed il numero di operazioni concluse nell'arco temporale di riferimento. Questo metodo, al contrario del precedente, tende a sovrastimare l'attività di HFT. Alcuni studi data l'elevata eterogeneità cui conduce tale metodo di identificazione, hanno ristretto l'attenzione agli operatori che presentano solo alcune specifiche caratteristiche ma questo potrebbe portare a selezionare, anche in questo caso, solo alcune delle possibili strategie HFT.

Dunque alla base delle divergenze tra i risultati dei vari lavori si pone proprio il metodo di identificazione scelto per selezionare il campione da studiare.

Paragrafo 1.2 - I principali Interventi Normativi negli Stati Uniti.

Dopo aver dato una definizione del Trading ad Alta Frequenza, delle sue principali caratteristiche ed aver analizzato le principali strategie di trading adottate dagli operatori ad alta frequenza, nel prosieguo del capitolo saranno analizzati gli interventi legislativi in materia di HFT nei principali mercati finanziari mondiali.

In particolare nel presente paragrafo sarà analizzato il quadro normativo vigente nei mercati azionari degli Stati Uniti d'America, successivamente nel Paragrafo 3, si passerà alla trattazione delle norme adottate dall'Unione Europea per la regolamentazione del fenomeno HFT che si sta diffondendo negli ultimi anni anche nei mercati comunitari.

1.2.1 - Quadro normativo negli USA

I governi e le autorità di vigilanza dei principali mercati mondiali, hanno avviato la loro azione regolamentare nei confronti del trading ad alta frequenza, solo in seguito ai diversi di episodi di flash crash, per i quali è stata accertata la responsabilità degli HFTs nell'incremento dell'instabilità dei mercati finanziari durante tali episodi.

Per comprendere il quadro normativo statunitense è utile descrivere il ruolo delle diverse commissioni governative nell'ambito della vigilanza dei mercati finanziari.

La principale autorità di vigilanza statunitense è la SEC (U.S. Security Exchange Commission) cioè la commissione di regolamentazione e vigilanza della borsa valori per i Titoli e gli Scambi, che rappresenta la commissione governativa omologa della CONSOB italiana. Una seconda importante autorità di vigilanza è la CFTC (U.S. Commodity Futures Trading Commission), la commissione che regola il mercato dei futures ed opzioni su materie prime. Sulla base del Commodity Exchange Act (CEA) si occupa della regolazione e vigilanza dei mercati per la protezione, degli utenti, dei consumatori e loro fondi, da frodi, manipolazioni e pratiche abusive relative contratti derivati o altri prodotti finanziari su commodities.

Solo a seguito del flash crash del 6 maggio 2010⁵ le due commissioni, nel settembre del 2010, hanno redatto un report congiunto⁶ per la definizione e la descrizione dell'evento, addebitando la responsabilità dello stesso agli operatori HFT. Successivamente la SEC ha fornito per la prima volta una definizione dettagliata degli operatori che implementano Trading ad Alta Frequenza, ovvero:

"proprietary trading firms that use high speed systems to monitor market data and submit large numbers of orders to the markets. HFTs utilize quantitative and algorithmic methodologies to maximize the speed of their market access and trading strategies. Some HFTs are hybrids, acting as both proprietary traders and as market makers. In addition, some HFT strategies may take "delta-neutral" approaches to the market (ending each trading day in a flat position), while others are not delta-neutral and sometimes acquire net long and net short positions."

⁵ Per una descrizione dettagliata dell'evento si veda il Paragrafo 1

⁶ Report of the staffs of the CFTC and SEC to the joint advisory committee on the emerging regulatory issues, September 30, 2010.

La scossa subita dai mercati finanziari ad opera del flash crash del 2010 associata alla peggiore crisi finanziaria dopo quella del '29, innescata nel 2007-2008 dal collasso dei mutui sub-prime, ha spinto il governo degli Stati Uniti, sotto la presidenza Obama, ad una radicale ed ambiziosa riforma dei mercati finanziari statunitensi, nota come Dodd-Frank Act⁷.

Nel luglio del 2010, infatti, è stato approvato il *Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act* che deriva il suo nome dai due principali proponenti, cioè il senatore Christopher J. Dodd (D-Conn.) ed il rappresentante Barney Frank (D-N.J.) ed il cui obiettivo è quello di tutelare maggiormente i consumatori statunitensi di prodotti finanziari e prevenire altre crisi sistemiche, contenendo l'insorgere di bolle speculative ed in particolare, riformando la regolamentazione delle istituzioni finanziarie di rilevanza sistemica con norme più stringenti ed il meccanismo di applicazione delle leggi agli istituti bancari e di credito. In particolare, la più stringente normativa si applica a tutti gli istituti di medie e grandi dimensioni, sulla base di una soglia di attivo patrimoniale superiore a 50 miliardi di dollari.

Il DFA, inoltre, ha introdotto cinque importanti novità legislative⁸:

1. La prima importante previsione è stata la creazione della CFPB (Consumer Financial Protection Bureau) in cui sono confluite tutte le diverse agenzie incaricate della protezione dei consumatori di strumenti finanziari. La nuova agenzia dipende dal Dipartimento del Tesoro USA ed ha il principale obiettivo di tutelare i consumatori attraverso attività di monitoraggio e regolamentazione dei settori delle carte di credito, di debito e dei mutui immobiliari. Ulteriori compiti della CFPB sono l'educazione finanziaria dei consumatori in modo da proteggerli da comportamenti predatori da parte degli istituti finanziari e l'interruzione dei prestiti ipotecari ingannevoli.
2. Ha creato una seconda agenzia la FSOC (Financial Stability Oversight Council)⁹ con lo scopo di monitorare ed identificare eventuali rischi sistemici nei mercati finanziari. L'agenzia si occupa del monitoraggio degli istituti di credito e bancari statunitensi, soprattutto in relazione all'impatto di un eventuale fallimento e alla dimensione degli istituti, la supervisione si estende anche agli hedge fund. L'obiettivo primario dell'agenzia è evitare l'insorgere di crisi sistemiche a causa del fallimento delle grosse banche cioè le famose banche "too big to fail" e per raggiungere tale obiettivo è stata dotata di molteplici poteri, tra cui:
 - a) Poteri regolatori, con la conseguenza di aver imposto requisiti patrimoniali più stringenti a supporto della liquidità.
 - b) Di imporre un "Break Up" per gli istituti più grandi.
 - c) Di imporre un "testamento biologico" alle banche per definire, anticipatamente, la liquidazione in caso di fallimento.

⁷ Si fa riferimento anche all'articolo del Financial Times: <https://www.ft.com/content/915666b6-f928-11e6-bd4e-68d53499ed71>

⁸ Si fa riferimento all'articolo di Borsa Italiana "L'ambiziosa riforma di Wall Street", <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/dodd-frank-act-143.htm>

⁹ Si fa riferimento all'articolo di Ilsole24ore: https://www.ilsole24ore.com/art/la-marcia-indietro-dodd-frank-act-e-colpo-sugna-dopo-lehman-AErEIZN?refresh_ce=1

3. La novità più importante introdotta dal DFA è rappresentata dalla *Volcker Rule* cioè la norma che vieta il trading proprietario, agli istituti bancari, attraverso l'utilizzo dei depositi dei propri clienti. Con questa regola si vuole evitare che le banche commerciali pongano in essere operazioni rischiose utilizzando i depositi e creando potenziali rischi per i clienti, tuttavia, ancora non attuata, è stata modificata dalla presidenza Trump nel giugno del 2020.
4. Presso la SEC, è stato istituito l'OCR (Office of Credit Rating) cui è attribuito il compito di vigilare le agenzie di rating. Questo ufficio è stato istituito per prevenire possibili crisi sistemiche dovute ad errate valutazioni di strumenti finanziari, come accaduto per i titoli cartolarizzati, causa della recente crisi finanziaria.
5. Un ulteriore intervento, previsto nel titolo VII, è avvenuto sugli strumenti derivati non regolamentati, in particolare sugli swap non regolamentati. Sono stati attribuiti maggiori poteri sia alla SEC, cui sono stati attribuiti poteri di vigilanza sul mercato degli swap su singoli titoli (security-based swap), che alla CFTC cui è stato attribuito il potere di vigilanza su tutti gli altri swap. Lo scopo principale è quello di aumentare la trasparenza sui mercati dei derivati e per raggiungere tale obiettivo, è stata prevista la necessità da parte delle autorità di vigilanza di introdurre più stringenti requisiti per operare in tali mercati. Una ulteriore previsione, per prevenire crisi sistemiche, è la liquidazione degli swap in stanze di compensazione (clearing rooms) centralizzate.

Tutti questi interventi avevano l'obiettivo principale di ristrutturare il sistema finanziario regolamentare e ristabilire la fiducia dei risparmiatori, prevenendo una ulteriore crisi finanziaria. Il DFA ha avuto un impatto indiretto anche sugli operatori ad alta frequenza poiché l'aumento dei poteri attribuiti alle commissioni di vigilanza, ha favorito un loro maggior intervento regolamentare che, come sarà trattato di seguito, ha interessato direttamente anche il fenomeno emergente dell'HFT.

Il DFA, tuttavia, con la disposizione 6C(a)(5)(C) della sezione 747, ha regolamentato direttamente lo *Spoofing*, una pratica di trading considerata manipolativa dei mercati finanziari e che rientra tra le principali strategie di trading degli HFTs. Con il termine spoofing, si intende qualsiasi pratica di trading o condotta volta alla immissione di ordini di acquisto o di vendita, con l'intento di annullare l'ordine prima della sua esecuzione. La regola 6C(a)(5)(C), però ha avuto difficoltà applicativa, a causa del requisito dell'*intenzione* di ritiro dell'ordine, risultava discrezionale e difficile da accertare da parte delle autorità. Per tale motivo la CFTC è intervenuta con la pubblicazione di indicazioni, con le quali ha stabilito che le pratiche di trading irresponsabili non costituiscono, da sole, pratiche manipolative ma è necessario dimostrare la volontà di orientare i prezzi verso il livello desiderato.

Il DFA, inoltre, per la sua entrata in vigore ha necessitato di un gran numero di regole attuative da parte delle varie agenzie ma, alla fine del 2016, è stato stimato fossero necessarie ulteriori 116 norme per la sua completa attuazione, Davis Polk & Wardwell (2016)¹⁰.

Nel maggio del 2018 con il nuovo governo, sotto la presidenza Trump, è stato modificato il testo della riforma, riducendo sostanzialmente a sole 10 le banche assoggettate alla normativa. Il nuovo governo infatti ha spostato la soglia del requisito patrimoniale, ad un attivo di 250 miliardi di

¹⁰ "Dodd-Frank Progress Report", Davis Polk & Wardwell – July 19, 2016.

dollari. La presidenza Trump, inoltre, annunciò di voler riformare drasticamente anche i poteri delle neo-nate agenzie la FSOC e la CFPB.

1.2.2 - L'attività regolamentare delle Commissioni Governative

Il DFA, dunque, ha avuto un impatto indiretto sull'attività degli operatori ad alta frequenza attraverso la previsione di norme volte ad aumentare la trasparenza e le comunicazioni degli istituti finanziari americani. In seguito ai vari eventi di flash crash ed all'aumento dei poteri attribuiti alle commissioni governative, queste ultime sono intervenute direttamente in materia di HFT, con propri regolamenti.

In questo paragrafo saranno trattati in ordine cronologico tutti gli interventi della SEC e della CFTC volti a regolamentare gli operatori HFT.

1 - La prima di tali previsioni è la *Large Trader Reporting Rule*, introdotta dalla SEC, nell'Ottobre del 2010, attraverso la regola 13h-1¹¹ nel Securities Exchange Act del 1934 e dall'introduzione del modulo 13H.

La regola impone obblighi di registrazione e di report periodici ai "Grandi Investitori" definiti come coloro che "in modo diretto o indiretto [...] esercitano, su uno o più conti, discrezionalità sugli investimenti ed effettuano transazioni per l'acquisto o la vendita di qualsiasi titolo NMS¹² [...] da o attraverso uno o più broker-dealer registrati, per un importo complessivo pari o superiore al livello di attività identificativa."

I livelli di attività identificativa sono definiti come le transazioni aggregate che sono maggiori o uguali a:

- a) 2 milioni di azioni o azioni con un fair value di 20 milioni di dollari, durante un giorno di calendario.
- b) 20 milioni di azioni o azioni con un fair value di 200 milioni di dollari, durante un mese di calendario.

Ogni operatore che è consapevole di superare tali soglie oppure che durante le contrattazioni supera tali soglie, è tenuto a presentare il modulo 13H, con il quale è attribuito all'investitore, la qualifica di "Grande Investitore" ed è attribuito un numero identificativo di tutte le sue operazioni. Con il modulo 13H ogni operatore è tenuto a fornire tutte le informazioni necessarie per ottenere l'autorizzazione al trading di elevati volumi.

L'obiettivo della regola 13h-1 è quello di monitorare le attività di trading dei grandi investitori e la possibilità di ricostruire le operazioni poste in essere al fine di poter analizzare e prevenire eventi come i flash crash. Tale norma colpisce direttamente gli operatori HFT in quanto, per loro caratteristica, pongono in essere un elevato numero di transazioni che, con questa regola, sono identificate ed attribuite in modo puntuale al trader attraverso il codice identificativo.

¹¹ Si fa riferimento a: <https://www.sec.gov/divisions/marketreg/large-trader-faqs.htm>

¹² Un titolo NMS (National Market System) è qualsiasi titolo azionario quotato in borsa o qualsiasi opzione standardizzata. Non è un titolo NMS un titolo di debito quotato, un futures su titolo o su fondi comuni di investimento.

2 - Nel Novembre del 2010 la SEC ha introdotto la regola 15c3-5¹³ nel Securities Exchange Act, con cui regola il "naked access", cioè il meccanismo con cui i broker, registrati presso la SEC, consentono a società non registrate di evitare i controlli ed il rispetto dei requisiti richiesti, sfruttando l'accesso al mercato fornito dai broker stessi.

La regola 15c3-5 è stata descritta dettagliatamente dalla stessa SEC e prevede l'imposizione ai broker o ai rivenditori con accesso diretto ad una piattaforma di negoziazione o ad un sistema di negoziazione alternativo (ATS) ed ai broker che forniscono accesso sponsorizzato o diretto al mercato a clienti o ad altre persone, di documentare e mantenere un sistema di controllo e gestione dei rischi ed adeguate procedure di vigilanza. La regola 15c3-5 è "progettata per garantire che i broker-dealer controllino adeguatamente i rischi associati all'accesso al mercato, in modo da non compromettere le proprie condizioni finanziarie, quella degli altri partecipanti al mercato, l'integrità della negoziazione sui mercati dei titoli e la stabilità del sistema finanziario."

In particolare:

"la Regola 15c3-5 richiede che i controlli di gestione dei rischi finanziari e le procedure di vigilanza siano ragionevolmente progettati per limitare sistematicamente l'esposizione finanziaria del broker-dealer che potrebbe derivare dall'accesso al mercato. Ciò comprende:

- a) impedire l'inserimento di ordini che superano le opportune soglie prestabilite di capitale o di credito nell'aggregato per ciascun cliente e il broker-dealer; e*
- b) impedire l'immissione di ordini errati, rifiutando gli ordini che superano i parametri di prezzo o dimensione appropriati, in base all'ordine o per un breve periodo di tempo, o che indicano ordini duplicati.*

Inoltre, la Regola 15c3-5 richiede che i controlli regolatori di gestione dei rischi e le procedure di vigilanza siano ragionevolmente progettati per garantire la conformità a tutti i requisiti normativi applicabili in relazione all'accesso al mercato, incluso essere ragionevolmente progettati per:

- a) impedire l'inserimento di ordini a meno che non vi sia stata la conformità a tutti i requisiti normativi che devono essere soddisfatti in base all'ordine del pre-ordine;*
- b) impedire l'immissione di ordini per titoli ai quali il broker-dealer o il cliente è limitato nella negoziazione;*
- c) limitare la tecnologia e i sistemi di accesso al mercato alle persone autorizzate; e*
- d) assicurare che il personale addetto alla sorveglianza riceva rapporti di esecuzione post-negoziazione immediati."*

3 – Nel Maggio del 2012 la SEC ha introdotto il meccanismo di *Limit Up – Limit Down*¹⁴, con la finalità di controllare la volatilità nei mercati azionari.

Il meccanismo prevede l'interruzione delle contrattazioni dei titoli azionari, quando sono innescate da ampie variazioni dei prezzi di un singolo titolo che potrebbero propagarsi ad altri titoli nel

¹³ Si fa riferimento a: <https://www.sec.gov/divisions/marketreg/faq-15c-5-risk-management-controls-bd.htm>

¹⁴ Si fa riferimento a: <https://www.sec.gov/oiea/investor-alerts-bulletins/investor-alerts-circuitbreakersbulletinhm.html>

mercato. Il meccanismo è attivato al superamento di determinate fasce di prezzo, sia in rialzo che al ribasso, diversificate per tipologia e prezzo di partenza del titolo e pari al 5%, 10% e 20%. Le fasce di prezzo sono raddoppiate nei periodi di apertura o di chiusura delle contrattazioni. Per evitare propagazioni tra mercati, le contrattazioni di titoli e futures prevedono meccanismi coordinati di interruzione se l'eccessivo ribasso delle quotazioni comporta rischi per la liquidità dei mercati. L'interruzione delle contrattazioni tra mercati è fissata sulle soglie del 7%, 13% e 20%. Tale norma è volta a prevenire fenomeni come i flash crash o gli effetti manipolativi degli operatori ad alta frequenza.

4 – Nel Dicembre del 2012 è stato introdotto dalla SEC il CAT (Consolidated Audit Trail)¹⁵, cioè un sistema di Audit consolidato di tutti i mercati azionari e di opzioni, finalizzato a migliorare la supervisione normativa dei mercati finanziari statunitensi. Il CAT ha consentito alla SEC di ottenere tutte le informazioni necessarie per una completa analisi intersettoriale in modo da proteggere gli investitori da eventi anomali nei mercati e tutelare l'integrità dei mercati stessi.

Il 9 Settembre del 2019 la Commissione per i valori mobiliari e le borse degli Stati Uniti ha proposto delle modifiche normative al CAT, attraverso degli emendamenti, presentati dalle stesse organizzazioni partecipanti al piano CAT NMS.

Le principali novità da voler introdurre, sono finalizzate a garantire una maggiore trasparenza e responsabilità finanziaria allo sviluppo del CAT e consistono in disposizioni in materia di responsabilità finanziaria con quattro scadenze target¹⁶:

30 aprile 2020: rendicontazione sull'equity core dei membri iniziali.

31 dicembre 2020: piena attuazione dei requisiti di segnalazione del patrimonio netto di base.

31 dicembre 2021: piena disponibilità e utilizzo regolamentare della funzionalità del database.

31 dicembre 2022: piena attuazione dei requisiti del piano CAT NMS.

In caso di mancato rispetto delle scadenze da parte dei partecipanti, sarà ridotto ad intervalli regolari l'importo dei finanziamenti CAT che è possibile recuperare.

5 – Nel Giugno del 2013, la SEC ha introdotto il MIDAS¹⁷ cioè un sistema combinato di nuove tecnologie per l'analisi di dati empirici per un migliore monitoraggio e comprensione dei mercati. L'utilità del nuovo sistema deriva dalla possibilità di ricostruire rapidamente i book di negoziazione, per intervalli di tempo al microsecondo, questo consente un rapido intervento e compressione in caso di eventi anomali dei mercati.

Il MIDAS raccoglie ed analizza i dati provenienti dai *consolidated tapes* e dai *feed proprietari* resi disponibili da ogni borsa che generalmente sono utilizzati da investitori con capacità di calcolo molto elevata come gli HFTs. Il sistema raccoglie ogni giorno circa 1 miliardo di registrazioni dai

¹⁵ Si fa riferimento a:

- <https://www.sec.gov/news/press-release/2019-173>

- <https://www.sec.gov/news/public-statement/statement-status-consolidated-audit-trail>

- <https://www.sec.gov/divisions/marketreg/rule613-info.htm>

¹⁶ A causa dell'emergenza da COVID-19, la SEC ha apportato continue modifiche alle scadenze originarie per consentire alle imprese coinvolte di poter concentrare la propria attenzione alla gestione della pandemia.

¹⁷ Si fa riferimento a: https://www.sec.gov/marketstructure/midas.html#.XaHkbmZS_IU

13 mercati USA e complessivamente riesce a gestire registrazioni pari a 100 miliardi per intervalli di tempo di 6 mesi.

6 – Nel Novembre del 2014 la SEC ha approvato il Regolamento SCI con la finalità di rafforzare le infrastrutture tecnologiche dei mercati USA. Il regolamento è rivolto alle "entità SCI" cioè:

- a - organizzazioni di autoregolamentazione come le borse valori, la FINRA e le agenzie di compensazione registrate;
- b - elaboratori di dati di mercato;
- c - Sistemi di negoziazione alternativi.

A queste entità è attribuito il compito di stabilire politiche e procedure scritte per garantire che i loro sistemi tecnologici "promuovano il mantenimento di mercati equi ed ordinati", conformi al Securities Exchange Act.

In particolare, il regolamento, incide direttamente sugli operatori HFT, prevedendo che le entità SCI impongano la loro partecipazione ai test aziendali per la prevenzione degli eventi anomali al fine di garantire la regolare continuità delle negoziazioni o ristabilirla in tempi rapidi.

La condivisione delle informazioni e la partecipazione delle entità SCI alla manutenzione dei sistemi automatizzati proprietari può consentire una maggiore consapevolezza degli altri partecipanti al mercato, riducendo il rischio informatico ed il vantaggio competitivo degli HFT.

7 – Nel corso del 2015 e con una proposta supplementare del 2016, la CFTC ha adottato il Regolamento AT (Automated Trading) come contromisura alla diffusione del trading algoritmico ed alle preoccupazioni sui possibili effetti sulla volatilità dei mercati, rafforzando la supervisione sulle attività di trading automatizzate. La CFTC ha dichiarato di voler prevenire i rischi su liquidità e shock dei mercati derivanti dall'utilizzo dell'alta velocità nel trading.

Il regolamento ha imposto 3 principali requisiti agli operatori ad alta frequenza:

a – Una ulteriore registrazione del trader, come trader algoritmico. È stata imposta la registrazione come *New Floor Traders*, degli operatori identificati come traders algoritmici proprietari, che utilizzano un accesso elettronico diretto, sulla base di una soglia quantitativa del volume di scambio. La soglia è individuata a ventimila contratti medi al giorno in 6 mesi.

b – Una nuova struttura di controllo rischi. Nella versione del 2015 prevedeva un controllo a 3 livelli, mentre la proposta supplementare ha introdotto un controllo a 2 livelli, ampliando contestualmente i requisiti di controllo rischi con lo scopo di rendere più prossimo alla commissione il monitoraggio dei traders algoritmici.

c – La conservazione del codice sorgente dell'algoritmo (il software utilizzato). Sono introdotti nuovi requisiti di conservazione del codice sorgente, diversi dai requisiti generali di conservazione dei registri e modalità di accesso della CFTC ai codici, più restrittivi cioè solo tramite mandato di comparizione o invito speciale.

La regola è stata introdotta dalla proposta supplementare, ad opera della pressione degli operatori algoritmici, poiché erano interessati alla difesa delle loro proprietà intellettuali sui codici sorgente. Nella versione del 2015, il Reg AT prevedeva la messa a disposizione del codice durante le semplici ispezioni della CFTC.

8 – Nel novembre del 2015 la SEC ha introdotto, all'interno del Securities Exchange Act, la *rule 15b9-1*. Con questa regola è stato introdotto l'obbligo di registrazione nei registri FINRA (Financial

Industry Regulatory Authority, Inc.)¹⁸ per tutti gli operatori HFT, che precedentemente erano suddivisi in due gruppi. Gli operatori che operavano direttamente sui mercati, infatti, erano soggetti alla registrazione FINRA, mentre coloro che avevano accesso al mercato sfruttando l'accesso dei broker, non avevano obblighi di registrazione e quindi si sottraevano ai requisiti previsti dalla FINRA.

Con la nuova disposizione tutti gli operatori HFT sono assoggettati alle regole FINRA ed al suo controllo.

Il quadro normativo così tracciato, evidenzia come le autorità di vigilanza statunitensi abbiano concentrato i loro sforzi regolamentari sulla prevenzione di possibili pratiche manipolative, per prevenire eventi anomali nei mercati statunitensi.

¹⁸ Ha sostituito la National Association of Securities Dealers, Inc. (NASD) ed è l'agenzia non governativa responsabile della regolamentazione, applicazione e arbitrato dei membri della Borsa di New York, ma è supervisionata direttamente dalla SEC.

Paragrafo 1.3 – I principali Interventi Normativi nell’Unione Europea. Gli HFT tra MiFID e MiFID II.

Il fenomeno del trading ad alta frequenza è una modalità di trading relativamente recente, per questo motivo solo negli ultimi dieci anni le autorità di vigilanza dei principali mercati finanziari mondiali, come appena visto la SEC ma anche l’ESMA, hanno avviato una specifica attività di regolazione. Nei mercati europei la prima vera normativa di settore, che ha regolamentato il trading ad alta frequenza, è stata la direttiva 2014/65/UE nota come direttiva MiFID II.

Precedentemente il legislatore europeo ha dotato i mercati finanziari comunitari di una disciplina comune attraverso la direttiva MiFID, che tuttavia non regolamentava il fenomeno dell’HFT in quanto è stata definita nel 2004, in un periodo in cui non erano stati ancora riconosciuti gli effetti dell’HFT sul funzionamento dei mercati finanziari.

Solo nel 2012 con le *Guidelines ESMA* il legislatore europeo ha affrontato il problema della regolamentazione del trading ad alta frequenza.

1.3.1 - MiFID (dir. N. 2004/39/CE) e Orientamenti ESMA del 24 Febbraio 2012

La direttiva MiFID (dir. N. 2004/39/CE) e la direttiva attuativa (dir. N. 2006/73/CE) hanno introdotto nell’ordinamento Europeo norme rivolte in particolar modo agli intermediari finanziari che prestano servizi di investimento. Le regole introdotte hanno come obiettivo primario quello di garantire che l’investitore, cliente al dettaglio, assuma le proprie decisioni di investimento in modo informato e consapevole attraverso una serie di obblighi operativi ed informativi posti in capo agli intermediari.

Sinteticamente, la direttiva disciplina la distribuzione di prodotti finanziari (inizialmente solo titoli azionari, ma successivamente tutti i tipi di strumenti finanziari) tra gli investitori, prevedendo norme armonizzate per tutti i paesi membri. La MiFID è volta a prevenire la frammentazione del mercato finanziario, garantendo la concorrenza tra i diversi meccanismi di esecuzione degli ordini, inoltre, fa venire meno l’obbligo di concentrazione degli scambi nei mercati regolamentati. Una novità normativa è l’inclusione, per la prima volta tra i servizi di investimento, degli MTF cioè i sistemi multilaterali di negoziazione, riservando l’esercizio di questi servizi a banche, imprese di investimento e gestori di mercati regolamentati, come riportato in Cardia (2007)¹⁹.

La direttiva MiFID, in definitiva, pur riconoscendo la presenza di strumenti elettronici di trading e sistemi alternativi di esecuzione delle transazioni, non introduce alcuna regolamentazione sul trading ad alta frequenza²⁰.

Per una prima regolamentazione Europea armonizzata del trading algoritmico e ad alta frequenza, si deve aspettare il 2012 (ovvero successivamente ai vari fenomeni di flash crash che hanno interessato i mercati finanziari mondiali) con gli “*Orientamenti*” ESMA sui “*Sistemi e controlli in un*

¹⁹ Fonte di riferimento: Lamberto Cardia: “L’attuazione della Direttiva MiFID in Italia nella regolamentazione secondaria” - DEXIA - CREDIOP - Roma 27 Settembre 2007.

²⁰ Fonte di riferimento: Lamberto Cardia: “L’attuazione della Direttiva MiFID in Italia nella regolamentazione secondaria” - DEXIA - CREDIOP - Roma 27 Settembre 2007.

ambiente di negoziazione automatizzato per piattaforme di negoziazione, imprese di investimento e autorità competenti'. Gli orientamenti consistono in 8 raccomandazioni cui le autorità competenti dei singoli paesi dell'Unione Europea avrebbero dovuto conformarsi entro due mesi dalla pubblicazione oppure comunicare le ragioni del mancato recepimento.

La finalità dell'ESMA era quella di uniformare la normativa europea in materia di negoziazione elettronica e di *"garantire un'applicazione comune, uniforme e coerente delle direttive MiFID e MAD ai sistemi e ai controlli previsti per:*

- *le piattaforme di negoziazione e le imprese di investimento in un ambiente di negoziazione automatizzato; e*
- *le piattaforme di negoziazione e le imprese di investimento in relazione alla possibilità di un accesso diretto al mercato o di un accesso sponsorizzato."*

Gli orientamenti vanno a regolamentare, in particolare, l'impiego dei sistemi di negoziazione elettronica da parte delle imprese di investimento che eseguono operazioni di negoziazione sia per conto proprio che per conto dei propri clienti, anche attraverso l'uso di un algoritmo di negoziazione. Possiamo sintetizzarli come²¹:

1. Adeguatezza dei sistemi di negoziazione (orientamento 1) e di negoziazione elettronica (orientamento 2), all'attività svolta, in termini di: governance chiara e formale; capacità a soddisfare il volume degli ordini ricevuti; garanzia della continuità operativa; chiara verifica degli aggiornamenti al sistema; monitoraggio in tempo reale; procedure di sicurezza dagli abusi; adeguatezza del personale; registrazione delle operazioni e cooperazione con le autorità competenti al fine di informare su eventuali rischi di gestione.
2. I mercati regolamentati devono possedere regole e procedure tali da assicurare l'equo ed ordinato svolgimento delle negoziazioni. Devono possedere requisiti organizzativi adatti alla natura e all'entità della negoziazione ed anche alle strategie di negoziazione adottate dai partecipanti.
3. Le imprese di investimento devono possedere politiche e procedure tali da garantire il rispetto degli obblighi normativi MiFID da parte delle proprie attività di negoziazione automatizzate.
4. Le piattaforme di negoziazione devono dotarsi di meccanismi e procedure che consentano di identificare abusi di mercato da parte dei propri partecipanti in ambiente automatizzato. Sono considerate operazioni manipolative: il Ping orders; il Quote stuffing; il Momentum ignition ed il Layering and Spoofing.
5. Le imprese di investimento devono disporre di politiche e procedure tali da ridurre al minimo il rischio che le loro attività possano porre in essere attività manipolative del mercato.
6. Le piattaforme di negoziazione devono disporre di regole e procedure finalizzate a garantire la compatibilità tra ADM ed AS con uno svolgimento equo ed ordinato delle negoziazioni, inoltre, le piattaforme di negoziazione ed i partecipanti devono monitorare i propri sistemi per evitare vulnerabilità ai comportamenti scorretti.
7. Le imprese di investimento che offrono ADM/AS ai clienti sono responsabili delle negoziazioni dei loro clienti, per cui devono garantire che le negoziazioni di questi ultimi rispettino le regole e le procedure delle piattaforme di negoziazione.

Tali raccomandazioni pur introducendo una prima normativa in materia di trading ad alta frequenza, non pongono alcun obbligo informativo in capo agli operatori HFT riguardo la loro attività di trading.

²¹ ESMA/2012/122(IT)

1.3.2 - MiFID II (dir. N. 2014/65/UE) e Regolamento MAR (reg. n. 596/2014)

Per l'adozione di una regolamentazione organica ed armonizzata, nei vari paesi dell'Unione Europea, che disciplina direttamente il trading ad alta frequenza si deve attendere il 2014 con la direttiva MiFID II (entrata in vigore il 3 Gennaio 2018) ed il regolamento europeo MAR (entrato in vigore il 3 Luglio 2016), che rappresentano le prime norme, a livello europeo, che introducono una regolamentazione del trading ad alta frequenza.

La direttiva MiFID II per la prima volta introduce in Europa, a livello regolamentare una definizione di trading ad alta frequenza ovvero:

"Tecnica di negoziazione algoritmica caratterizzata da:

- a) infrastrutture volte a ridurre al minimo le latenze di rete e di altro genere, compresa almeno una delle strutture per l'inserimento algoritmico dell'ordine: co-ubicazione, hosting di prossimità o accesso elettronico diretto a velocità elevata;*
- b) determinazione da parte del sistema dell'inizializzazione, generazione, trasmissione o esecuzione dell'ordine senza intervento umano per il singolo ordine o negoziazione;*
- c) elevato traffico infra-giornaliero di messaggi consistenti in ordini, quotazioni o cancellazioni"²².*

Di particolare importanza anche le novità introdotte dal regolamento 596/214 (MAR), il quale "istituisce un quadro normativo comune in materia di abuso di informazioni privilegiate, comunicazione illecita di informazioni privilegiate e manipolazione del mercato (abusi di mercato), nonché misure per prevenire gli abusi di mercato, onde garantire l'integrità dei mercati finanziari dell'Unione e accrescere la tutela degli investitori e la fiducia in tali mercati"²³.

Lo stesso regolamento, inoltre, riprendendo le previsioni dell'orientamento 5 dell'ESMA, classifica alcune strategie adottate dagli HFT, come ipotesi di manipolazione del Mercato. In particolare, regolamento all'articolo 12 commi 1 e 2 prevede che:

"1. Ai fini del presente regolamento, per manipolazione del mercato si intendono le seguenti attività: a) l'avvio di un'operazione, l'inoltro di un ordine di compravendita o qualsiasi altra condotta che:

i) invii, o è probabile che invii, segnali falsi o fuorvianti in merito all'offerta, alla domanda o al prezzo di uno strumento finanziario, di un contratto a pronti su merci collegato o di un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni; oppure

ii) consenta, o è probabile che consenta, di fissare il prezzo di mercato di uno o più strumenti finanziari, di un contratto a pronti su merci collegato o di un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni a un livello anormale o artificiale;

a meno che la persona che avvia un'operazione, inoltra un ordine di compravendita o ha posto in essere qualsiasi altra condotta stabilisca che tale operazione, ordine o condotta sono giustificati da legittimi motivi e sono conformi a una pratica di mercato ammessa, come stabilito a norma dell'articolo 13;

²² D.lgs. 3 agosto 2017, n. 129 di conversione della direttiva N. 2014/65/UE.

²³ Art. 1 Regolamento 596/2014.

b) l'avvio di un'operazione, l'inoltro di un ordine di compravendita o qualsiasi altra attività o condotta che incida, o sia probabile che incida, sul prezzo di uno o più strumenti finanziari, di un contratto a pronti su merci collegato o di un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni, utilizzando artifici o qualsiasi altra forma di raggirio o espediente;

c) la diffusione di informazioni tramite i mezzi di informazione, compreso Internet, o tramite ogni altro mezzo, che forniscano, o siano idonei a fornire, segnali falsi o fuorvianti in merito all'offerta, alla domanda o al prezzo di uno strumento finanziario, di un contratto a pronti su merci collegato o di un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni o che consentano, o è probabile che consentano, di fissare il prezzo di mercato di uno o più strumenti finanziari o di contratti a pronti su merci collegati o di un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni a un livello anormale o artificiale, compresa la diffusione di voci, quando la persona che ha proceduto alla diffusione sapeva, o avrebbe dovuto sapere, che le informazioni erano false o fuorvianti;

d) la trasmissione di informazioni false o fuorvianti o la comunicazione di dati falsi o fuorvianti in relazione a un indice di riferimento (benchmark) quando la persona che ha proceduto alla trasmissione o fornito i dati sapeva, o avrebbe dovuto sapere, che erano falsi o fuorvianti, ovvero qualsiasi altra condotta che manipola il calcolo di un indice di riferimento.

2. Le seguenti condotte sono considerate, tra le altre, manipolazione del mercato:

a) la condotta di una o più persone che agiscono in collaborazione per acquisire una posizione dominante sull'offerta o sulla domanda di uno strumento finanziario, di contratti a pronti su merci collegati o di un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni che abbia, o è probabile che abbia, l'effetto di fissare, direttamente o indirettamente, i prezzi di acquisto o di vendita o ponga in atto, o è probabile che lo faccia, altre condizioni commerciali non corrette;

b) l'acquisto o la vendita di strumenti finanziari all'apertura o alla chiusura del mercato, con l'effetto o il probabile effetto di fuorviare gli investitori che agiscono sulla base dei prezzi esposti, compresi i prezzi di apertura e di chiusura;

c) l'inoltro di ordini in una sede di negoziazione, comprese le relative cancellazioni o modifiche, con ogni mezzo disponibile di negoziazione, anche attraverso mezzi elettronici, come le strategie di negoziazione algoritmiche e ad alta frequenza, e che esercita uno degli effetti di cui al paragrafo 1, lettere a) o b), in quanto:

i) interrompe o ritarda, o è probabile che interrompa o ritardi, il funzionamento del sistema di negoziazione della sede di negoziazione;

ii) rende più difficile per gli altri gestori individuare gli ordini autentici sul sistema di negoziazione della sede di negoziazione, o è probabile che lo faccia, anche emettendo ordini che risultino in un sovraccarico o in una destabilizzazione del book di negoziazione (order book) degli ordini; oppure

iii) crea, o è probabile che crei, un segnale falso o fuorviante in merito all'offerta, alla domanda o al prezzo di uno strumento finanziario, in particolare emettendo ordini per avviare o intensificare una tendenza;

d) trarre vantaggio da un accesso occasionale o regolare ai mezzi di informazione tradizionali o elettronici diffondendo una valutazione su uno strumento finanziario, un contratto a pronti su merci collegato o un prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni (o indirettamente sul suo emittente) dopo aver precedentemente preso delle posizioni su tale strumento finanziario, contratto a pronti su merci collegato o prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni, beneficiando successivamente dell'impatto della valutazione diffusa sul prezzo di detto strumento, contratto a pronti su merci collegato o prodotto oggetto d'asta sulla base di quote di emissioni, senza aver contemporaneamente comunicato al pubblico, in modo corretto ed efficace, l'esistenza di tale conflitto di interessi; L 173/30 Gazzetta ufficiale dell'Unione europea 12.6.2014 IT e) l'acquisto o la vendita sul mercato secondario, in anticipo sull'asta tenuta ai sensi del regolamento (UE) n. 1031/2010, di quote di emissioni o dei relativi strumenti derivati, con l'effetto di fissare il prezzo di aggiudicazione dell'asta a un livello anormale o artificiale o di indurre in errore gli altri partecipanti all'asta."

La direttiva MiFID II, recepita in Italia dal d.lgs n.129 del 3 agosto 2017²⁴, ha rafforzato la tutela degli investitori europei, già prevista con la precedente direttiva MiFID del 2004, attraverso l'introduzione di più stringenti requisiti organizzativi degli intermediari finanziari ed il rafforzamento degli scambi informativi tra intermediario e cliente. La finalità della direttiva è quella di rafforzare la fiducia nei mercati finanziari per favorire la circolazione di capitali ed il buon funzionamento del mercato stesso.

A tale scopo, per la prima volta in Europa, è stato regolamentato il trading ad alta frequenza con gli articoli 17 e 48 della direttiva MiFID II, in modo da limitare possibili conseguenze negative sul buon funzionamento dei mercati ed evitare possibili distorsioni nei prezzi o peggioramenti della qualità dei mercati finanziari europei. In Italia la nuova normativa, sull'attività degli HFT, è stata recepita nel nuovo Capo II del Titolo I-bis parte III sez. IV del TUF, con l'introduzione dell'art. 67-ter sui soggetti che svolgono negoziazione algoritmica sui mercati regolamentati, sugli MTF e gli OTF, inoltre il TUF ha rinviato parte della regolamentazione alle autorità di settore. La COSOB ha previsto tale regolamentazione dall'art. 9 al 14 del regolamento del Dicembre 2017 e dall'art. 47 al 51 ed il 57 dello stesso regolamento.

La nuova normativa ha introdotto stringenti obblighi in capo agli operatori HFT ed alle sedi di negoziazione che forniscono servizi HFT, in particolare tutte le imprese (a norma dell'art. 48 della direttiva MiFID II recepito nel TUF) che vogliono svolgere attività di trading ad alta frequenza, devono essere autorizzate e gli operatori HFT hanno l'obbligo di dichiarare per quali strumenti finanziari ed in quale fascia oraria continua svolgono l'attività di trading. È previsto, inoltre l'obbligo per le sedi di negoziazione di dotarsi di strumenti adatti a garantire il corretto svolgimento delle contrattazioni interrompendo le stesse in caso di variazioni anomale ed inattese dei prezzi.

Di seguito sono riportati gli artt. 47 e 48 del regolamento CONSOB che individuano alcune delle più importanti norme introdotte:

²⁴ Il decreto legislativo 129/2017 ha recepito la direttiva 2014/65/UE attraverso modifiche dei testi unici di settore TUF e TUB e delegando la regolamentazione ai Regolamenti CONSOB e Banca d'Italia. I regolamenti CONSOB che hanno recepito la direttiva sono quelli del Dicembre 2017 adottato con delibera 20249 ed il regolamento del Febbraio 2018 adottato con delibera 20307.

“Art. 47

(Comunicazioni in materia di due diligence su membri e partecipanti ai mercati)

1. Le sedi di negoziazione trasmettono alla Consob in occasione di ogni successivo cambiamento:

a) le procedure e i criteri adottati per l'attività di *due diligence* di cui all'articolo 7 del regolamento delegato (UE) 2017/584 sui membri e partecipanti ai propri mercati;

b) una descrizione degli ambienti per le prove di conformità forniti ai propri membri e partecipanti secondo quanto indicato dall'articolo 9, paragrafo 4, del regolamento delegato (UE) 2017/584;

c) una descrizione degli ambienti di prova degli algoritmi dei membri e partecipanti di cui all'articolo 10, paragrafo 2, del regolamento delegato (UE) 2017/584;

d) i dispositivi e le procedure adottate per concedere l'autorizzazione all'accesso sponsorizzato ai clienti, secondo quanto previsto dall'articolo 22 del regolamento delegato (UE) 2017/584.

2. Conformemente a quanto previsto dall'articolo 7, paragrafo 3, del regolamento delegato (UE) 2017/584, le sedi di negoziazione trasmettono alla Consob, entro aprile di ogni anno, gli esiti delle attività di cui al comma 1, lettera *a*).

3. Le sedi di negoziazione trasmettono alla Consob in occasione di ogni successivo cambiamento l'elenco dei membri e partecipanti ai mercati, indicando per ciascuno di essi:

a) la denominazione e il codice LEI;

b) l'eventuale svolgimento, da parte del membro o partecipante, di attività di negoziazione algoritmica;

c) l'eventuale utilizzo, da parte del membro o partecipante, di tecniche di negoziazione algoritmica ad alta frequenza;

d) l'eventuale offerta, da parte del membro o partecipante, dei servizi di accesso diretto al mercato (DMA) o accesso sponsorizzato;

e) l'eventuale utilizzo, da parte del membro o partecipante, di servizi di co-ubicazione;

f) l'indicazione se trattasi di operatori diversi da Sim, banche, imprese di investimento UE, banche UE o imprese di paesi terzi autorizzate ai sensi degli articoli 28 e 29-ter del Testo Unico.”

“Art. 48

(Comunicazioni in materia di accesso ai mercati)

1. Le Sim e le banche italiane che implementano tecniche di negoziazione algoritmica ad alta frequenza trasmettono tempestivamente alla Consob, al momento dell'avvio di tali tecniche di negoziazione, un documento dettagliato sulle valutazioni effettuate in merito all'implementazione di tecniche di negoziazione algoritmica ad alta frequenza, indicando:

- a) il periodo di riferimento delle analisi del traffico infragiornaliero di messaggi di cui all'articolo 19, paragrafo 1, del regolamento delegato (UE) 2017/565;
- b) l'ambito di utilizzo, in termini di mercati e strumenti finanziari, delle tecniche di negoziazione algoritmica ad alta frequenza;
- c) l'eventuale richiesta alle sedi di negoziazioni di stime dell'operatività, secondo quanto previsto dall'articolo 19, paragrafo 5, del regolamento delegato (UE) 2017/565.
2. Le Sim e le banche italiane comunicano alla Consob, in sede di avvio dell'operatività e in occasione di ogni successivo cambiamento, lo svolgimento di attività di negoziazione algoritmica o l'implementazione di tecniche di negoziazione algoritmica ad alta frequenza, fornendo gli elementi informativi di seguito indicati:
- a) la data di avvio dell'operatività;
- b) le sedi di negoziazione, identificate da apposito codice MIC, sulle quali viene svolta l'attività;
- c) la classe di strumenti finanziari sui quali viene svolta l'attività;
- d) l'eventuale svolgimento di attività di negoziazione algoritmica o l'eventuale implementazione di tecniche di negoziazione algoritmica ad alta frequenza tramite accesso elettronico diretto (DEA) al mercato.
3. Le disposizioni di cui al comma 2 si applicano anche ai soggetti indicati all'articolo 67-ter, comma 8, del Testo Unico."

L'ESMA, in fine, il 28 Settembre 2015 con il *Final Report "Draft Regulatory and Implementing Technical Standards MiFID II/MiFIR"* ha voluto introdurre delle regole rivolte alle piattaforme di negoziazione al fine di portarle a rafforzare le proprie strutture per una corretta gestione degli ordini introdotti con tecniche ad alta frequenza e rivolte all'identificazione e prevenzione di pratiche manipolative del mercato come l'abuso di informazioni privilegiate, la divulgazione illegale di informazioni privilegiate e la manipolazione del mercato mediante l'utilizzo di un dispositivo fittizio o qualsiasi altra forma di inganno o artificio.

Da questo contesto normativo si evince come, rispetto alla normativa statunitense, la regolamentazione europea preveda controlli su organizzazione e meccanismi operativi, più invasiva per gli operatori ad alta frequenza. Anche per il sanzionamento delle pratiche manipolative, come ad esempio il momentum ignition o lo spoofing, non è prevista la dimostrazione del requisito della volontarietà ma la sola classificazione delle operazioni come parte di quelle strategie manipolative.

Sfruttare tali importanti novità normative, che prevedono la registrazione e la comunicazione periodica tra operatori ed autorità di vigilanza sull'attività di trading svolta, ai fini della ricerca accademica consentirebbe di poter individuare con una maggiore precisione, attraverso il metodo diretto di identificazione, gli operatori HFT e di avere uno scenario più completo e realistico del fenomeno.

Capitolo 2 – Literature Review.

Partendo dai principali fenomeni osservati ed evidenziati dalla ricerca accademica, il capitolo riporta una rassegna della principale letteratura empirica e sperimentale, che ha analizzato il fenomeno del trading ad alta frequenza, le sue implicazioni teoriche ed il suo impatto sulle principali grandezze del mercato, a partire dai primi eventi manipolativi dei mercati attribuiti all'HFT.

Sono analizzati, inoltre, i principali lavori sperimentali che hanno testato il meccanismo di formazione dei prezzi di mercato, in presenza di news e shock sui fondamentali dei titoli. La ricerca empirica ha iniziato ad analizzare l'effetto della presenza di robot nei mercati finanziari, focalizzandosi sulle implicazioni teoriche del trading algoritmico e ad alta frequenza, solo a partire dai primi flash crash verificatisi nei mercati finanziari.

A partire dalla seconda decade degli anni 2000, molti lavori hanno analizzato l'impatto del trading algoritmico ad alta frequenza, ottenendo risultati contrastanti sugli effetti che i robot hanno sulla qualità del mercato.

Solo negli ultimi anni ed alla luce di risultati contrastanti e controversi della ricerca empirica, la finanza sperimentale ha affrontato il problema del trading algoritmico e ad alta frequenza. I primi lavori sperimentali hanno cercato di riprodurre, in un ambiente di laboratorio, le principali caratteristiche degli operatori algoritmici in modo da testare il loro impatto sulla formazione dei prezzi ed il meccanismo di interazione, tra l'uomo ed i robot, nei mercati finanziari.

Paragrafo 2.1 – I Principali Lavori Empirici.

La maggior parte dei lavori hanno evidenziato un aumento della volatilità dei prezzi dei titoli nei mercati finanziari in cui era presente l'attività di trading attribuita agli operatori algoritmici ad alta frequenza. Al contrario, altri lavori hanno evidenziato un miglioramento della qualità e della liquidità del mercato in presenza di operatori ad alta frequenza. I risultati di questo filone di ricerca possono essere sintetizzati in una prima evidenza empirica.

Evidenza Empirica 1: (EE1) Il trading algoritmico e ad alta frequenza, incide in modo significativo sulla volatilità e la qualità dei mercati finanziari.

In questa linea di ricerca, tra i principali lavori, troviamo Zhang (2010) che è tra i primi e più importanti lavori riguardanti lo studio dell'HFT e l'impatto sulla volatilità dei prezzi delle azioni. Lo studio analizza i dati trimestrali dal 1985 al 2009 del mercato americano ed evidenzia una correlazione positiva tra l'HFT e la volatilità dei prezzi, dopo aver controllato la volatilità dovuta ad un cambiamento nei fondamentali o ad altre variabili esogene. Risulta che l'HFT comporta una eccessiva reazione alle news perché tende ad ostacolare l'incorporazione delle informazioni sui fondamentali, nei prezzi delle attività.

Al contrario Hagstromer e Nordén (2013), analizzando l'indice NASDAQ-OMX di Stoccolma e distinguendo tra le diverse strategie, evidenziano che sia il Market Making che una eventuale strategia opportunistica di arbitraggio mitigano la volatilità intraday dei prezzi.

Bershova e Rakhlin (2013) hanno analizzato il mercato azionario del Regno Unito e del Giappone nei primi mesi del 2010 ed hanno evidenziato un aumento della volatilità intraday e dei costi di negoziazione dovuti all'attività degli HFT e al contempo che tali effetti sono stati mitigati dal restringimento nell'offerta di titoli, la quale comporta una riduzione della liquidità del mercato.

Tra gli altri studi, che non sollevano eccessive preoccupazioni sull'effetto dell'attività degli operatori algoritmici ma anche degli HFTs, ricordiamo Boehmer's et al. (2015). Il lavoro, studiando l'effetto sulla volatilità a breve termine in 42 mercati in tutto il mondo tra il 2001 ed il 2011, evidenzia una scoperta dei prezzi (price discovery) più rapida, una maggiore liquidità del mercato ma, anche, una maggiore volatilità associata all'attività degli operatori algoritmici nella maggior parte dei mercati analizzati.

Relativamente al mercato italiano, abbiamo un unico studio, tra quelli condotti in letteratura, che ha analizzato il fenomeno dell'HFT. Il lavoro è quello condotto da V. Caivano (Centro Studi CONSOB) nel 2015 "The impact of High-Frequency Trading on Volatility. Evidence from the Italian Market" ed ha analizzato le negoziazioni relative a 35 dei principali titoli quotati su Borsa Italiana ed inclusi nell'indice FTSE MIB. Il periodo di riferimento va dal 2011 al 2013 e l'analisi empirica è stata eseguita utilizzando dati su una frequenza giornaliera. I rendimenti infragiornalieri sono stati calcolati usando gli scambi avvenuti su sessioni a negoziazione continua.

Per studiare l'impatto del trading ad alta frequenza ed identificare i limiti dell'attività degli operatori HFT, il campione di riferimento è stato individuato utilizzando una metodologia diretta. In particolare nel lavoro è stato estratto un campione di 14 imprese che operano sul mercato italiano, partendo da un elenco di 20 imprese individuate dall'ESMA come operatori HFT che operano nei mercati europei. Ma questa metodologia tende a sottostimare l'attività degli HFTs, dunque il campione è stato utilizzato come limite inferiore dell'attività e contestualmente è stato individuato anche un limite superiore costituito dal campione di partenza integrato dalle banche di investimento. Questo nuovo campione ha rappresentato il limite superiore poiché, sulla base delle informazioni disponibili, non era possibile distinguere tra i desk HFT delle banche di investimento ed i desk non HFT.

L'obiettivo del lavoro è stato quello di testare un modello per la valutazione dell'impatto di un aumento esogeno dell'attività di HFT sulla volatilità specifica dei titoli azionari delle principali imprese italiane, calcolando prima una misura della volatilità intraday per ciascuno stock ed individuando delle variabili di controllo che possono incidere in modo esogeno sulla volatilità.

Le variabili di controllo sono state individuate tra gli indicatori del contesto macroeconomico come: lo spread Btp-Bund decennale, il tasso di interesse Euribor a 3 mesi, e la realized volatility per 10 secondi del FTSE MIB al giorno t^{25} .

Come variabile dipendente il lavoro ha considerato la realized volatility su dieci secondi dei titoli azionari analizzati²⁶.

Per controllare la robustezza dei risultati, per la misura della realized volatility sono stati utilizzati anche intervalli di 1 minuto, 5 minuti e 10 minuti.

Un ulteriore problema che il lavoro ha dovuto affrontare, ha riguardato l'endogeneità dell'impatto dell'attività HFT sulla volatilità. La letteratura, infatti, più volte ha evidenziato il ruolo svolto dall'HFT come causa della volatilità ma, allo stesso tempo, è stato evidenziato anche come, un aumento della volatilità infragiornaliera, potrebbe determinare un aumento dell'attività degli operatori HFTs attratti da possibili opportunità di profitto.

Il lavoro CONSOB, evidenzia come, per risolvere il problema dell'endogeneità, in letteratura generalmente sono utilizzate due metodologie:

1. La prima è una metodologia sulle differenze, che analizza l'impatto di uno shock esogeno (come l'azione di un particolare intervento politico o normativo) sul livello di attività HFT su un particolare stock di azioni, il quale è confrontato prima e dopo lo shock, con altri stock azionari non interessati dall'azione dello shock, in modo da comprendere le variazioni della qualità del mercato.
2. La seconda metodologia si focalizza su una variazione specifica della tecnologia oppure nella microstruttura del mercato, che coinvolge la totalità dei titoli negoziati e che incide significativamente sulla operatività degli HFTs.

Lo studio CONSOB, adotta la seconda metodologia, facendo riferimento al cambiamento tecnologico avvenuto nel mercato italiano nel 2012, ovvero, l'introduzione della piattaforma di trading a bassa latenza Millennium Exchange²⁷ poiché, in seguito all'introduzione di Millennium, il

²⁵ Il differenziale Btp-Bund è stato introdotto perché dovrebbe incidere positivamente sulla volatilità, in quanto è un indicatore della percezione del mercato sui fondamentali dell'economia italiana. Un aumento del differenziale Btp-Bund decennale aumenta l'incertezza sul mercato italiano ed incide positivamente sulla volatilità tendendo a far aumentare la volatilità.

Il tasso di interesse Euribor a 3 mesi, è stato inserito perché un tasso di interesse inferiore agisce positivamente sulla liquidità del mercato ed inoltre può indurre aspettative di una economia più solida, riflettendo una politica monetaria espansiva. Risulta una correlazione positiva con la volatilità specifica.

Relativamente alla realized volatility per 10 secondi del FTSE MIB al giorno t , è stato previsto che sia correlato positivamente con la volatilità.

²⁶ Per ogni giorno t , è stata calcolata la deviazione standard dei rendimenti per un intervallo di 10 secondi:

$$RV_t^{10s} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^d (r_i - \bar{r})^2}{d-1}}$$
. Dove i rendimenti azionari r_i su dieci secondi, sono stati calcolati come il \log_e del rapporto tra il prezzo medio nell'intervallo j ed il prezzo medio nell'intervallo $j-1$; d rappresenta il numero j di intervalli di 10 secondi in un giorno.

²⁷ Borsa Italiana con questa piattaforma ha voluto avvicinare l'hardware ai propri mercati in modo da garantire maggiore efficienza con bassa latenza e maggiore velocità di esecuzione.

mercato italiano ha sperimentato una migrazione verso questa piattaforma, la quale ha fatto ipotizzare un aumento dell'attività HFT. La variazione dell'attività HFT, dunque, sarebbe risultata esogena e non è legata ad un aumento della volatilità.

Il lavoro ha mostrato che, applicando una stima ad effetto fisso per le variabili strumentali, un aumento dell'attività HFT su un singolo stock può essere negativo per la qualità del mercato, infatti, un aumento dell'attività HFT ha comportato un aumento della volatilità intraday specifica del titolo.

In tutte le specifiche del modello (10 secondi, 1, 5 e 10 minuti) l'impatto dell'aumento dell'attività HFT è positivo sulla volatilità e risulta maggiore dell'impatto delle altre variabili.

Un secondo filone di ricerca ha riguardato lo studio della compatibilità tra i meccanismi di trading al momento più diffusi nei mercati finanziari globali e le tecniche di trading algoritmico ad alta frequenza. Parte della letteratura si è concentrata, in particolare, sulla ricerca di nuovi meccanismi di funzionamento delle piattaforme di mercato, in modo da rendere più efficienti i mercati finanziari ed allo stesso tempo arginare il vantaggio competitivo degli operatori ad alta frequenza, poiché i risultati hanno condotto ad una seconda evidenza empirica di seguito riportata.

Evidenza Empirica 2: (EE2) Il meccanismo di trading a doppia asta continua, attualmente in uso sulla quasi totalità delle piattaforme di scambio dei mercati finanziari globali, presenta interruzioni con intervalli di tempo infinitesimi, necessari all'aggiornamento dei prezzi, sfruttati dagli operatori ad alta frequenza per ottenere profitti di arbitraggio.

Un esempio della letteratura che ha studiato questa criticità tecnica dei mercati finanziari moderni, è il lavoro di Budish, Cramton e Shim (2013) il quale ha proposto la sostituzione dell'attuale meccanismo di trading basato sulla doppia asta continua, comune alla totalità dei mercati finanziari mondiali, con un meccanismo a doppia asta discontinua a lotti frequenti.

Il lavoro ha analizzato a livello temporale del millisecondo i dati di mercato, riscontrando che le contrattazioni non avvengono effettivamente in modo continuo ed in tempo reale ma sono interrotte per l'aggiornamento degli ordini limite su orizzonti temporali ad alta frequenza.

Il lavoro ha evidenziato che il ritardo nell'aggiornamento delle quotazioni, anche se dell'ordine di alcuni millisecondi, determina due importanti conseguenze di seguito riportate.

Analizzando i dati di mercato relativi a due strumenti finanziari correlati cioè gli E-mini S&P 500 (ES) e lo SPDR S&P 500 ETF (SPY) è emerso che per intervalli di tempo inferiori ai 100 millisecondi, la correlazione tra i due titoli tende a zero. Da questa riduzione della correlazione, deriva che le variazioni di prezzo dell'ES non sono aggiornate in tempo reale con le variazioni dello strumento correlato SPY e l'anomalia risulta significativa per intervalli di tempo dell'ordine di alcuni millisecondi.

Questo ritardo nell'aggiornamento delle quotazioni, comporta una reale inefficienza del mercato che gli operatori dotati della tecnologia ad alta frequenza possono sfruttare per creare arbitraggio. I traders ad alta frequenza, sfruttando gli intervalli di tempo necessari all'aggiornamento dei book di negoziazione, adoperano la propria velocità e le informazioni a loro disposizione, a scapito degli operatori tradizionali assorbendo liquidità dal mercato.

Una seconda conseguenza evidenziata dal lavoro di Budish, Cramton e Shim, è l'impegno degli operatori HFTs in una "corsa agli armamenti" per dotarsi di tecnologie sempre più efficienti, non per eliminare l'anomalia del mercato ma per ridurre la loro latenza e battere in velocità i propri competitors. Questa "corsa agli armamenti" determina Bid-Ask spread più ampi e mercati più sottili che determinano una minore stabilità del prezzo dei titoli.

Sulla base di questi risultati ottenuti, gli studiosi hanno elaborato un nuovo modello teorico per il funzionamento del mercato ad asta doppia discontinua a lotti frequenti, che prevede un aggiornamento frequente ma discreto del book di negoziazione, per esempio ad intervalli di tempo di 1 secondo. Questo meccanismo annullerebbe il vantaggio competitivo degli operatori ad alta frequenza e scoraggerebbe la competizione sulla migliore tecnologia e la velocità, favorendo la competizione sui prezzi.

La principale conseguenza della discretizzazione delle aste di mercato, consiste nel rendere poco vantaggiosa la velocità e dunque nello scoraggiare "la corsa agli armamenti". Il vantaggio di tali conseguenze è la presenza di Bid-Ask spread contenuti ed una maggiore profondità di mercato, che stabilizza il livello dei prezzi e migliora il benessere sociale.

La discretizzazione, infine, determina anche una variazione nella natura della competizione, che si sposta da una competizione sulla velocità ad una competizione sul prezzo²⁸.

²⁸ Questo disegno di mercato, come sarà mostrato nella rassegna sperimentale, è stato testato in laboratorio da E.M. Aldrich e K. Lopez Vargas (2018) ed i risultati confermano le ipotesi di Budish, Cramton e Shim.

Paragrafo 2.2 - I Principali Lavori Sperimentali.

Iniziamo la trattazione con una breve disamina della letteratura sperimentale sulla formazione dei prezzi dei titoli.

La finanza sperimentale ha iniziato ad interessarsi allo studio della formazione dei prezzi, a partire dagli anni '80 del XX secolo, i primi più importanti studi di finanza sperimentale, infatti, possono essere ricondotti per esempio agli esperimenti di Plott e Sunder del 1982 o anche a Friedman, Harrison e Salomon del 1984. Questi primi esperimenti volevano testare l'ipotesi dei mercati efficienti, in particolare, volevano testare se, in accordo con le aspettative razionali, raggiunto l'equilibrio, i prezzi delle azioni fossero cambiati solo con nuove informazioni sui dividendi. L'ambiente di laboratorio consentiva la possibilità di limitare le variabili di disturbo e di controllare la distribuzione dei dividendi e dell'orizzonte temporale, oltre che la possibilità di valutare le capacità cognitive ed il livello di propensione al rischio dei partecipanti.

Gli esperimenti, erano disegnati in modo da avere una distribuzione eterogenea di dividendi, cioè più tipologie di titoli che assegnavano alla fine dei periodi di trading dividendi diversi.

Questi esperimenti assegnavano titoli ed una dotazione monetaria iniziale (in una valuta fittizia di laboratorio, chiamata "Franchi") a ciascun partecipante. I partecipanti erano però divisi in gruppi, in modo da assegnare una determinata quantità di un titolo ad un gruppo ed una stessa quantità delle altre tipologie di titoli agli altri partecipanti. In questo tipo di disegno sperimentale, la motivazione primaria allo scambio era dovuta ai dividendi eterogenei, cioè ogni partecipante voleva accaparrarsi i titoli con i dividendi più alti. La principale scoperta, fu che in accordo con la teoria economica, i prezzi dei titoli incorporavano efficacemente le informazioni private e tendevano a convergere verso i valori fondamentali in modo razionale.

Nel 1988 fu pubblicato l'influente lavoro di Smith, Suchanek e Williams (SSW), il quale prevedeva più titoli ma con un processo di dividendo in quattro stadi, indipendenti ed identicamente distribuiti per tutti i partecipanti cioè, ogni individuo otteneva, per ogni tipologia di titolo, un dividendo estratto casualmente da uno stesso insieme di quattro possibili output con probabilità identica di estrazione. Era previsto un numero finito di scambi che assicurava la riduzione del valore atteso dei titoli ad un tasso costante. Con questo disegno sperimentale, non erano presenti motivi indotti per il trading ma un risultato interessante, ottenuto da SSW, fu quello di osservare comunque una intensa attività di trading, con i prezzi che, in un primo momento, si mantenevano al di sotto dei fondamentali per poi aumentare, fino a creare delle vere e proprie bolle speculative che scoppiavano poco prima del termine delle contrattazioni. Gli sperimentatori motivarono questi risultati affermando che esistono tre dinamiche di aggiustamento che incidono sulla formazione dei prezzi: 1) Il processo che descrive le variazioni del valore dei dividendi; 2) l'evoluzione delle aspettative degli agenti sui prezzi dei titoli; 3) le rettifiche dei prezzi delle attività. SSW sostennero che le tre dinamiche non coincidono poiché le aspettative degli agenti non sono comuni e non corrispondono al valore effettivo del dividendo. La conseguenza di tale meccanismo è che sono presenti rettifiche individuali fino a che non vengono compensate le differenze di rischio e le aspettative non diventano comuni coincidendo con il dividendo. Per la teoria delle aspettative razionali possono esistere temporanee deviazioni dal valore del dividendo corretto per il rischio, a causa di aspettative individuali divergenti, queste non possono persistere poiché si otterrebbero

profitti incerti facendo arbitraggio sul prezzo del titolo contro il valore atteso del dividendo. La teoria economica però non suggerisce previsioni sul tempo necessario ed in quale forma si verifica il processo descritto. L'aspetto importante evidenziato dai tre studiosi è che le divergenze dai valori attesi si manifestano per la mancanza di aspettative comuni, non per la presenza di aspettative irrazionali.

Gli studi successivi hanno ripreso il disegno sperimentale di SSW concentrandosi sulla possibilità di ridurre la frequenza delle bolle e da quel momento un gran numero di sperimentatori ha ripreso il loro disegno sperimentale elaborando una moltitudine di condizioni trattamento, avviando così il filone della finanza sperimentale sulla formazione dei prezzi.

Relativamente allo studio del trading algoritmico o del trading ad alta frequenza, la quasi totalità degli studi analizzati di seguito, riprende l'ambiente sperimentale di SSW.

2.2.1 - News nei Mercati Finanziari Sperimentali.

La ricerca economica sul funzionamento dei mercati finanziari si è focalizzata anche sulla risposta degli investitori alle news di mercato. L'interesse è nato dalle deviazioni dei prezzi, riscontrate nella letteratura empirica, rispetto alle previsioni della teoria economica e dell'efficienza dei mercati finanziari, infatti, numerosi lavori hanno riscontrato una under- o over-reaction dei prezzi alle notizie sui fondamentali.

Diverse sono state le ipotesi formulate per spiegare il fenomeno, come per esempio l'errata valutazione del rischio nei modelli di valutazione del prezzo dei titoli, oppure, l'effetto dei meccanismi psicologici che si innescano, nella mente degli investitori, al momento della ricezione delle news di mercato. A partire dai primi anni del 2000, dunque, anche l'economia sperimentale ha affrontato il problema attraverso un nuovo filone di ricerca della finanza sperimentale volto a testare la reazione degli investitori al flusso di notizie comunicate al mercato e relative ai valori fondamentali dei titoli.

Nel valutare l'interazione tra robot e traders umani anche il presente lavoro di tesi, si propone di testare la variazione del prezzo dei titoli, successiva alla comunicazione di notizie sui fondamentali. Di seguito è riportata una rassegna dei principali lavori sperimentali che hanno testato la reazione degli investitori alle news di mercato, tali lavori, sono elencati sulla base dei risultati evidenziati con maggiore frequenza dal proprio filone di ricerca.

Il primo frequente risultato riscontrato dalla letteratura, riguarda la discordanza tra il prezzo dei titoli e le previsioni della teoria economica, in particolare in presenza di shock informativi opposti.

***Evidenza Sperimentale 1:** (ES1 Reazione insufficiente) I prezzi delle attività mostrano inerzia, ma tendono a reagire in modo asimmetrico alle informazioni positive rispetto a quelle negative.*

Un lavoro sperimentale che rientra in questo filone di ricerca è quello di Weber e Welfens (2005) il quale ha testato la sotto-reazione alle notizie sui fondamentali. Questo lavoro non è stato pubblicato ma rappresenta un documento di lavoro con risultati interessanti. Il loro lavoro mette alla prova le ipotesi del modello comportamentale Grinblatt e Han (2005) che propongono l'effetto

disposizione dei singoli investitori, come causa della sotto-reazione agli shock e della deriva dei prezzi. Prima delle sessioni sperimentali, con un test preliminare, viene valutato l'effetto disposizione individuale, quindi gli investitori sono stati suddivisi in due tipologie di mercati: uno a bassa disposizione e l'altro ad alta disposizione. I risultati sperimentali mostrano una sotto-reazione agli shock sui fondamentali più pronunciata nei mercati ad alta disposizione rispetto a quelli con bassa disposizione.

Tuttavia, si osservano reazioni asimmetriche per shock positivi e negativi, infatti, è stata osservata una sotto-reazione persistente per le buone notizie e una sotto-reazione meno pronunciata per le cattive notizie. L'interpretazione è che in caso di buone notizie, i prezzi al di sotto dei fondamentali vengono spiegati dal trading tra due investitori con disponibilità individuale elevata, in cui il venditore, prendendo come punto di riferimento i prezzi bassi precedenti, sperimenta un aumento nella sua avversione al rischio ed è disposto a vendere ad un prezzo ancora basso. Con le cattive notizie, invece, i prezzi al di sopra dei fondamentali sono spiegati da un acquirente con disponibilità individuale alta, ancorato ai prezzi elevati precedenti e disposto a comprare a un prezzo più alto. Il lavoro, infine, mostra anche una deriva dei prezzi, sia per le notizie positive che per quelle negative. In caso di notizie positive i prezzi rimangono al di sotto dei fondamentali, mentre in caso di notizie negative tendono a raggiungere i fondamentali nel tempo.

Gli investitori nei mercati finanziari, sembrano scettici riguardo alle notizie rispetto ai normali prezzi degli asset o sembrano dare poco peso alle probabilità oggettive. Quindi Shefrin (2005) mostra come un investitore si concentri su un valore o su un particolare insieme di valori assunto da un bene e trascuri la possibilità che il valore reale sia molto diverso da quello assunto. L'ancoraggio è un concetto in base al quale, gli individui, assumono le proprie decisioni formulando previsioni e stime sulla base di un punto di riferimento iniziale, che funge da "ancora" il quale è il risultato di precedenti valutazioni sulle probabilità di un evento. Al fine di assumere la decisione, gli individui, partendo dal punto di ancoraggio apportano delle correzioni successive²⁹.

Questi comportamenti possono spiegare il fenomeno per il quale il prezzo di un titolo è inferiore a quanto mostra il fondamentale. Gli investitori, infatti, potrebbero utilizzare i prezzi bassi assunti dal titolo in passato e restare scettici, anche in presenza di prove, su qualsiasi notizia che comporti un miglioramento del prezzo delle azioni, con una reazione subottimale alle informazioni sul miglioramento delle condizioni.

La reazione eccessiva alle notizie, invece, può essere spiegata dall'euristica della rappresentatività, per la quale le decisioni sono assunte sulla base di una categorizzazione delle informazioni o di uno schema mentale preesistente³⁰. Con l'euristica della rappresentatività le regole di probabilità o le informazioni sulla dimensione del campione vengono completamente ignorate.

Questa ipotesi deriva anche dai risultati ottenuti da Grether (1980), che in un esperimento mostra come i partecipanti attribuissero un peso eccessivo alle nuove informazioni e pochissimo peso alle precedenti probabilità oggettive, inoltre riscontrarono che gli incentivi finanziari erano insufficienti per migliorare la accuratezza della stima di probabilità.

È stato anche notato che gli investitori basano le loro decisioni di investimento su benchmark come ad esempio il prezzo di acquisto delle azioni, come mostrato in Shefrin (2005) in cui gli

²⁹ Ugo Rigoni: "Finanza Comportamentale e Gestione del Risparmio", G. Giappichelli Editore, 2006, Torino.

³⁰ Nella mente dell'individuo l'informazione è rappresentata secondo uno schema mentale, che consente di trovare una scorciatoia per l'assunzione della decisione.

investitori cercano di evitare perdite vendendo le azioni quando il loro prezzo corrente oscilla intorno al prezzo di acquisto.

Sulla base di queste premesse, il lavoro di Caginalp, Porter e Hao (2011) ha testato, in una serie di esperimenti, l'impatto sui prezzi delle azioni di notizie positive sui guadagni futuri, comunicate ai partecipanti. Il lavoro comprendeva due serie di esperimenti con due periodi:

una prima serie in cui le informazioni sui guadagni rimangono le stesse tra i due periodi; una seconda serie trattata, in cui cambiano le informazioni sulla redditività del secondo periodo, in particolare nel secondo periodo vengono fornite le informazioni sul miglioramento della redditività. In entrambe le serie di esperimenti il valore atteso dei guadagni è lo stesso, quindi si presume che se il mercato fosse efficiente il valore finale del livello dei prezzi sarebbe lo stesso per entrambi i mercati. Nel caso, invece, l'ancoraggio avesse un ruolo attivo, non si avrebbe una reazione sufficiente alla notizia di miglioramento dei guadagni e di conseguenza dei prezzi finali più bassi nella seconda serie di esperimenti trattati. Nel caso in cui, invece, fosse presente un'azione dell'euristica della rappresentatività, ci sarebbe una reazione eccessiva alla notizia e conseguentemente prezzi più alti.

I risultati degli esperimenti hanno mostrato che negli esperimenti trattati, i prezzi sono rimasti inferiori rispetto agli esperimenti in cui le informazioni sui guadagni non cambiavano. Questo risultato suggerisce che l'ancoraggio sui corsi azionari realizzato nel primo periodo ha avuto un effetto maggiore rispetto alle notizie positive sugli utili.

Dall'analisi dei dati è emerso che il fenomeno di insufficiente reazione a notizie positive è stato persistente anche nei prezzi delle ultime operazioni concluse nell'esperimento, avvalorando l'ipotesi di un ruolo svolto dall'ancoraggio nel processo di formazione dei prezzi. Anche se il risultato sembra essere in contrasto con Grether (1980), va sottolineato che la differenza tra i due esperimenti è da ricercare nella tempistica con cui i partecipanti hanno avuto informazioni positive. In Caginalp, Porter e Hao (2011), infatti i partecipanti, prima di ottenere le informazioni, durante tutto il primo periodo hanno potuto effettuare gli scambi con le prime informazioni disponibili, questo suggerisce che l'ancoraggio, in questo contesto, ha un effetto maggiore della rappresentatività.

Un altro modello comportamentale per spiegare la sotto-reazione o l'eccessiva reazione è stato proposto da Barberis, Shleifer e Vishny (1998) i quali propongono un modello sul sentiment degli investitori, che valuta come le persone formulano le proprie aspettative sui guadagni futuri. Il modello è costituito da un investitore rappresentativo neutrale al rischio (la cui opinione riflette le previsioni di "consenso generale" di tutti gli investitori) con un tasso di sconto costante δ e da un asset. I guadagni dell'asset seguono un random-walk ma, al contrario, l'investitore crede che ci siano solo due stati per i guadagni, osserva i guadagni e utilizza le informazioni disponibili per aggiornare le convinzioni sullo stato in cui si trova. Il modello è coerente con l'evidenza statistica e presume che l'aggiornamento delle convinzioni e la reazione alle notizie dipenda dalla forza che le notizie hanno per l'investitore e non dal loro peso probabilistico. Aumentando la forza delle notizie aumenta la reazione dei prezzi. In particolare, nel lavoro si ipotizza che gli annunci sugli utili effettuati dal management aziendale, che sono ad alto peso probabilistico, abbiano poca forza per gli investitori e questo spiega una sotto-reazione agli annunci sugli utili osservati dalla letteratura empirica. Al contrario è stata osservata una reazione eccessiva alle notizie sui prezzi, derivanti dalle notizie sugli eventi, poiché queste hanno una forza maggiore per l'investitore. Il

lavoro, infine, presume che l'arbitraggio non sia in grado di eliminare prezzi errati a causa dell'imprevedibilità del movimento del sentiment degli investitori, quindi se gli arbitraggisti sono avversi al rischio assumono piccole posizioni sui prezzi errati per contenere le perdite. Tuttavia, il modello non spiega questo limite dell'arbitraggio sui prezzi.

Una seconda linea di ricerca si è focalizzata, invece, sul comportamento del prezzo dei titoli nel tempo, in relazione al flusso di notizie comunicato al mercato, evidenziando un fenomeno di deriva dei prezzi.

***Evidenza Sperimentale 2: (ES2 Price Drift)** I prezzi delle azioni non sembrano riflettere immediatamente le informazioni sui fondamentali, ma raggiungono il valore fondamentale nel tempo.*

Per una completa descrizione del risultato evidenziato, è utile iniziare la rassegna dal lavoro di Bernard e Thomas (1989) i quali testano empiricamente alcune ipotesi sulle ragioni della deriva dei prezzi, osservate nei mercati finanziari. Una prima ipotesi verificata è l'incompletezza o la cattiva valutazione del CAPM come spiegazione della deriva del prezzo. In base a questa ipotesi, i rendimenti anomali sono il giusto compenso per il rischio mal valutato dal CAPM. I risultati dei test proposti nel lavoro non sono coerenti con questa ipotesi, che viene respinta. In alternativa viene testata la deriva dei prezzi come risposta ritardata alle informazioni sugli utili. In base a questa ipotesi, gli investitori potrebbero non rispondere immediatamente, o perché i costi di transazione inibiscono la reazione degli investitori o perché gli investitori non sono in grado di comprendere appieno il ruolo delle informazioni sugli utili futuri e creano aspettative di guadagno distorte. I risultati dei test confermano l'ipotesi che la deriva del prezzo dipenda da una risposta ritardata sui profitti. Alcuni test supportano la spiegazione basata sui costi di transazione osservando una deriva vincolata a un limite superiore, approssimativamente uguale ai costi di transazione stessi, tuttavia, non vi è chiara evidenza di prezzi anomali sulle posizioni corte superiori ai prezzi anomali delle posizioni lunghe, in quanto dovrebbe essere in caso di restrizioni sulla vendita allo scoperto. I risultati mostrano anche che gran parte della deriva dei prezzi è concentrata attorno all'annuncio relativo ai profitti del trimestre successivo, questa osservazione può essere spiegata come l'incapacità dei prezzi di mercato di riconoscere l'estensione della correlazione per i profitti trimestrali. Un'altra spiegazione della sorpresa sui profitti e sulla deriva dei prezzi è la presenza sul mercato di investitori disinformati o incerti, a condizione che il prezzo corrente rispecchi pienamente le informazioni passate, la cui incertezza è sfruttata ad un certo livello di costo, da speculatori informati.

Mendenhall (2004) testa la deriva dei prezzi SUE (Standardised Unexpected Earnings) assumendo che dipenda dalla reazione inadeguata degli investitori agli annunci sugli utili e che l'arbitraggio non elimini la deriva perché le operazioni da svolgere sono rischiose. Nel lavoro si assume che il rischio di arbitraggio dipenda dalla parte di rischio specifica dei titoli che non possono essere coperti, questo rischio scoraggia gli arbitraggisti dall'assumere posizioni rischiose in titoli che considerano poco valutati. Il rischio specifico non dovrebbe essere rilevante per gli investitori diversificati, ma molti arbitri sono altamente specializzati, quindi il rischio specifico (idiosincratice) diventa rilevante. I risultati dei test mostrano che la deriva dei prezzi post-annuncio è significativamente correlata al rischio di arbitraggio. Un altro risultato mostra che la deriva del

prezzo è maggiore per le attività meno liquide, il che potrebbe essere spiegato dal fatto che questo tipo di attività rappresenta un ostacolo all'arbitraggio e alla fine si osserva che più bassi sono i costi di transazione, più gli arbitraggisti portano i prezzi a valori fondamentali.

Un altro importante risultato evidenziato dalla letteratura è quello riconducibile al filone che ha indagato l'apprendimento degli individui dalle proprie esperienze di trading.

Evidenza Sperimentale 3: (ES3 apprendimento asimmetrico) Gli individui apprendono in modo asimmetrico nel dominio delle perdite o nel dominio dei guadagni.

Tra i lavori sul tema ricordiamo Kuhnen (2015), il quale trova prove sperimentali che mostrano come essere nel dominio delle perdite induca gli investitori a formarsi convinzioni eccessivamente pessimistiche sulle opzioni di investimento disponibili. Questo studio, a partire dai risultati sperimentali ottenuti dalle neuroscienze, pone due domande principali, vale a dire 1) se gli investitori imparino allo stesso modo sia dai risultati positivi che dai risultati negativi fronteggiati durante il trading e 2) se gli agenti economici formino le loro convinzioni utilizzando le stesse regole apprendimento sia durante le recessioni che durante i boom economici. A queste domande di ricerca il lavoro ha risposto attraverso esperimenti di laboratorio condotti su grandi campioni in due paesi: USA e Romania. I partecipanti all'esperimento avevano due compiti da svolgere, il primo compito era di tipo attivo e prevedeva lo scambio di due asset in due condizioni differenti, cioè in una condizione di perdita e in una condizione di guadagno. Al termine della negoziazione i partecipanti dovevano dichiarare, in base alla loro esperienza di trading, le probabilità di verifica delle due condizioni. Il compito di tipo passivo invece prevedeva che i partecipanti dichiarassero la probabilità che si verificassero le due condizioni (perdita e guadagno), solo sulla base delle informazioni fornite sui due asset. Per i gruppi di entrambi i paesi, i risultati dimostrano che, quando gli individui si trovano nel dominio delle perdite, formano convinzioni eccessivamente pessimistiche sulle attività finanziarie disponibili e questo eccessivo pessimismo è determinato dalla reazione eccessiva ai risultati negativi verificati, rispetto alla reazione a risultati positivi verificati. I risultati simili ottenuti nei due paesi mostrano che l'asimmetria, nelle credenze soggettive tra i domini di perdita e guadagno, è un fenomeno robusto tra i partecipanti dei diversi campioni. Il lavoro risulta complementare alla ricerca avviata nella letteratura sperimentale a partire dal 2004 ed è anche complementare alle ipotesi della Prospect Theory, poiché Kahneman e Tversky suggeriscono che i profitti e le perdite modellano la funzione valore in modo diverso e che la disutilità associata alla perdita di denaro è maggiore dell'utilità associata a un guadagno. Il contributo principale del lavoro, invece, è dimostrare che la capacità di apprendere dalle informazioni finanziarie è diversa nel dominio delle perdite e in quello dei guadagni. In particolare nel dominio delle perdite si formano convinzioni eccessivamente pessimistiche e più distanti dalle convinzioni bayesiane rispetto al dominio dei guadagni. I risultati ottenuti contribuiscono alla comprensione delle modalità di investimento delle famiglie e delle imprese in periodi economici recessivi e rappresentano una spiegazione agli investimenti insufficienti, in termini di capitale umano o attività produttive, da parte di chi ha vissuto in contesti economici negativi.

Gneezy, Potters (1997) documentano un'avversione miope alla perdita e mostrano che più frequentemente sono valutati i rendimenti, più gli investitori saranno avversi al rischio.

Questo risultato ipotizza che le persone valutino i risultati nel tempo in modo miope e nel breve periodo siano in generale più sensibili, sia alle perdite che ai guadagni. Il disegno sperimentale ha sottoposto due gruppi di investitori allo stesso flusso di informazioni sui dividendi, ma con diversa frequenza. Ad un primo gruppo è stato somministrato dopo ogni ciclo decisionale, mentre a un secondo gruppo, dopo tre cicli decisionali ed è stato dimostrato che gli investitori con informazioni a bassa frequenza erano più propensi a investimenti rischiosi rispetto agli investitori con informazioni ad alta frequenza.

A partire dagli anni 2000 nell'economia sperimentale è nato l'interesse per i meccanismi di apprendimento nei mercati finanziari. La linea di studi³¹ è stata avviata da Kluger e Wyatt (2004) che osservano che gli investitori si comportano in modo eterogeneo in base alla capacità di apprendere seguendo la regola di Bayes.

Asparouhova et al (2010) mostrano, invece, che gli investitori non essendo in grado di eseguire calcoli probabilistici complessi, preferiscono detenere portafogli con rendimenti non ambigui.

Payzan LeNestour (2010) ha dimostrato la validità del modello di apprendimento bayesiano in decisioni di investimento complesse.

Bruguier, Quartz e Bossaerts (2010), d'altro canto, mostrano che la capacità degli investitori di prevedere l'andamento dei prezzi nei mercati finanziari dipende dalla loro capacità di comprendere le intenzioni di altri investitori piuttosto che dalla loro capacità di risolvere problemi matematici.

Successivamente, il lavoro di Carlin, Kogan e Lowery (2013) mostra che l'adozione di strategie nei mercati sperimentali, influenza sia il trading che l'apprendimento.

La letteratura sperimentale ha evidenziato anche che gli investitori sembrano fare scelte di portafoglio coerenti con le scelte precedenti e sembrano dare maggior peso alle informazioni che confermano la validità delle loro scelte precedenti. I risultati possono essere sintetizzati in una quarta evidenza sperimentale.

Evidenza Sperimentale 4: (ES4 Caratteristiche dei trader) Le caratteristiche dei singoli trader, le convinzioni, le emozioni, l'asimmetria informativa e le capacità cognitive sembrano influenzare il livello dei prezzi nel mercato.

Un lavoro che ha investigato il fenomeno è quello di Kuhnen, Rudolf, Weber (2017), il quale con un esperimento di laboratorio, in cui viene verificata l'aspettativa delle persone ed anche quale area cerebrale si attivi durante il trading in un mercato composto da titoli e obbligazioni, mostra che gli individui che detengono il titolo hanno sviluppato valutazioni più ottimistiche sulla qualità del titolo rispetto a quando non lo detenevano, indipendentemente da informazioni oggettive. Gli individui hanno mostrato una maggiore probabilità di detenere il titolo in futuro, quindi le scelte di portafoglio precedenti influenzano le aspettative sul valore degli asset e le successive scelte di portafoglio. Il lavoro mostra anche che l'eterogeneità nel comportamento di investimento è anche dovuta ad una differenza nell'interpretazione delle stesse informazioni. Osservando l'attivazione delle aree cerebrali, durante l'acquisizione delle informazioni, è stata osservata l'attivazione di diverse aree cerebrali per soggetti con scelte di portafoglio diverse ed una maggiore attivazione di quell'area cerebrale, in presenza di esiti positivi nella scelta. I risultati confermano le previsioni dei modelli di Daniel, Hirshleifer e Subrahmanyam (1997) e Gervais e Odean (2001) sull'auto-

³¹ Si fa riferimento a C.M. Kuhnen (2015)

attribuzione, in cui le persone sono inclini ad attribuire alle loro capacità i successi passati, piuttosto che i fallimenti passati. I risultati suggeriscono che le famiglie attualmente non investono nei mercati finanziari perché hanno investimenti azionari limitati.

I risultati possono anche aiutare a spiegare i fenomeni di disposizione ed acquisto irrazionali.

Odean (1998) mostra che gli investitori sono inclini a vendere gli investimenti vincenti in anticipo e a trattenere più a lungo gli investimenti in perdita. Questo comportamento non è giustificato né dal riequilibrio dei costi di negoziazione né dalla tassazione, infatti il fenomeno si verifica a dicembre quando gli investitori vogliono ridurre la tassazione sulle attività finanziarie.

Strahilevitz, Odean, Barber (2011) mostrano che le persone hanno meno probabilità di acquistare le azioni precedentemente vendute in perdita e le azioni, precedentemente vendute, che poi hanno mostrato un aumento di prezzo. Questi comportamenti sono legati allo stato d'animo, ovvero gli individui vorrebbero evitare di acquistare azioni che associano a stati emotivi negativi e brutti ricordi, quindi non vogliono provare delusione per le loro perdite e rimpianti per la vendita di asset buoni.

I risultati possono essere spiegati da Breaban, Noussair (2018) che, per la prima volta, analizza le espressioni facciali dei partecipanti a un mercato azionario, per valutare l'associazione tra stato emotivo e comportamento commerciale. Il lavoro mostra che l'avversione alla perdita è legata alla paura e non ad altre emozioni, infatti uno stato di maggiore paura si associa a prezzi più bassi e all'euforia si associa una maggiore frequenza di bolle speculative. Gli investitori che hanno un comportamento più neutro durante i periodi di elevata volatilità ottengono guadagni maggiori.

Gli investitori inesperti non riescono a distinguere gli shock sistemici dagli shock specifici di un mercato unico e non utilizzano le informazioni ottenute da uno shock in un mercato per la previsione dei prezzi in altri mercati. Il dubbio di non essere ben informati come gli altri partecipanti sembra spingere gli investitori ad ottenere informazioni dal numero e dal valore degli scambi.

Noussair, Xu (2015) si concentrano sulle cause del contagio finanziario ingiustificato e adottano un disegno sperimentale in cui sono presenti due attività e viene introdotto uno shock che riduce il valore delle due attività. Se lo shock influisce anche sul valore dell'altro, dipende dalla correlazione dei fondamentali, che in alcune sessioni non è nota a tutti i partecipanti, mentre in altre è nota a tutti. In alcune sessioni sperimentali la metà dei partecipanti sono trader esperti che conoscono la natura delle attività. I risultati mostrano che gli investitori possono essere prontamente indotti a credere, in modo non corretto, che sul mercato esistono investitori meglio informati sulla relazione tra gli asset. La conseguenza di false credenze è il contagio dello shock dal mercato di un titolo all'altro. In particolare, l'impossibilità per gli investitori di poter escludere per gli altri mercati la rilevanza di uno shock avvenuto in un mercato, spinge gli investitori a essere sensibili alle fluttuazioni dei prezzi negli altri mercati. Inoltre, il lavoro mostra che quando le informazioni privilegiate sono presenti solo per alcuni partecipanti, queste vengono condivise con gli altri partecipanti al mercato e rivelate in quasi tutti i periodi, cioè nelle sessioni in cui sono presenti operatori professionali, i prezzi rivelano informazioni private. I risultati, quindi, suggeriscono che con informazioni asimmetriche gli investitori reagiscono in modo eccessivo ai dati di mercato, dando luogo a miraggi informativi che portano a contagi finanziari ingiustificati.

Marquardt, Noussair e Weber (2019) attraverso i loro risultati sperimentali, invece, mostrano che i prezzi sono conformi alle aspettative razionali mentre, gli errori di valutazione, sono rari. Il lavoro conduce anche una meta-analisi i cui risultati sono in contrasto con la convinzione che i mercati delle attività sperimentali abbiano una tendenza a giudicare male, in particolare in ambienti ribassisti. Il lavoro prevede un esperimento in cui il valore fondamentale del titolo scambiato sul mercato rimane costante per due periodi.

Successivamente interviene uno shock che può modificare il valore fondamentale. La ricerca vuole verificare se c'è una reazione eccessiva o insufficiente alle nuove informazioni prodotte dallo shock nel mercato. Una caratteristica importante dell'esperimento, è che l'introduzione di uno shock rilevante per il valore fondamentale, avviene dopo l'inizio delle negoziazioni e questo permette di raggiungere l'equilibrio nella condivisione del rischio. In questo modo all'inizio dello shock, si creano condizioni endogene che non sono state imposte dallo sperimentatore ed è riprodotta una condizione simile ai mercati reali, in cui il trading consente agli investitori più avversi al rischio di vendere azioni e detenere maggiore liquidità e, al contrario, agli operatori più propensi al rischio o più esperti nell'investimento, di investire in azioni.

L'avversione al rischio, ovvero l'avversione alle perdite dei partecipanti, sembra influenzare il livello dei prezzi e le quantità scambiate. La capacità cognitiva sembra essere correlata alla divergenza dei prezzi dai fondamentali. Così Breaban, Noussair (2015) hanno studiato, attraverso un esperimento di laboratorio, la relazione tra avversione al rischio, avversione alla perdita e capacità cognitive dei partecipanti, rispetto alle caratteristiche del trading, in un mercato che ha previsto trattamenti con diverse traiettorie dei fondamentali. I risultati di Breaban, Noussair (2015) mostrano che una maggiore avversione al rischio medio, determina prezzi più bassi sul mercato. Una maggiore avversione alle perdite nei partecipanti, determina una minore quantità scambiata e che gli individui con valori ai test di riflessione cognitiva più alti, hanno una maggiore probabilità di scambiare le azioni al loro valore fondamentale. Il lavoro mostra, inoltre, che quando viene stabilito un trend temporale decrescente nei valori fondamentali, dopo un intervallo di valori costanti, i prezzi tendono ad essere più vicini ai fondamentali rispetto a un trend crescente nei fondamentali. Il risultato è in contrasto con la letteratura precedente e ciò significa che i tempi con cui si manifesta il trend influenzano il processo di formazione del prezzo. Il lavoro si basa sugli studi di Noussair et al. (2001) e Kirchler et al. (2012) in cui è stato dimostrato che il percorso temporale seguito dai fondamentali, influenza il comportamento dei prezzi nel seguire i fondamentali ed in particolare la struttura con valori fondamentali costanti genera prezzi meno errati di una traiettoria decrescente. In effetti, sembra che l'incomprensione del soggetto della struttura del valore fondamentale gioca un ruolo importante nella formazione di prezzi errati e che la traiettoria discendente, come in SSW (1988), genera confusione nei partecipanti.

Giusti et al. (2012) mostrano che una tendenza in crescita fa registrare prezzi più vicini ai fondamentali.

Il lavoro di Coutts (2019), partendo dal recente filone di ricerca (Kuhnen 2015 o Sharot et al 2012) sul ruolo svolto dai pregiudizi nell'elaborazione delle informazioni (percepite come buone o cattive), ha testato l'ipotesi di aggiornamento (updating) asimmetrico delle convinzioni, in contesti rilevanti per il valore o per un vantaggio personale e in contesti neutri in termini di valore. L'obiettivo principale della ricerca è capire se esistono ulteriori pregiudizi psicologici che portano

ad un aggiornamento asimmetrico delle credenze in caso di buone o cattive notizie, al di là dei pregiudizi cognitivi riscontrati in contesti neutri come nella letteratura avviata da Kahneman e Tversky. In contesti così neutri, non c'erano evidenti vantaggi personali o finanziari se non per il pagamento di un incentivo per l'accuratezza della previsione. Invece, i contesti rilevanti per il valore sono quelli in cui un individuo preferisce strettamente un risultato all'altro e le notizie sul risultato possono essere classificate come buone o cattive. I risultati del lavoro mostrano che, comunemente ai lavori precedenti, l'aggiornamento del comportamento, differisce dal meccanismo di aggiornamento bayesiano in accordo con Holt e Smith (2009). L'aggiornamento risulta conservativo e asimmetrico, oppure non si hanno aggiornamenti. In particolare i segnali negativi ricevono un peso maggiore rispetto ai segnali positivi, contrariamente a Sharot et al (2012) ma come in Ertac (2011). Un risultato importante della ricerca è che il meccanismo di aggiornamento asimmetrico appare simile sia per le informazioni riguardanti eventi che influenzano il benessere dei soggetti, che per le informazioni riguardanti eventi neutrali. Ciò evidenzia che l'aggiornamento asimmetrico non è una proprietà dei contesti rilevanti ed inoltre è emerso, l'importante risultato, che la distribuzione dei segnali ricevuti sembra influenzare il meccanismo di aggiornamento delle convinzioni.

2.2.2 - Algoritmi di Trading negli Esperimenti.

Attualmente in letteratura esistono pochi lavori sperimentali che hanno affrontato il problema dell'impatto sui mercati finanziari del Trading Algoritmico e del Trading ad Alta Frequenza. Il dibattito aperto dalla letteratura empirica, di conseguenza, presenta ancora vasti spazi esplorativi che meritano di essere analizzati dal punto di vista sperimentale in laboratorio.

Di seguito sono riportati i principali, tra i primi lavori sperimentali, che hanno testato la presenza di algoritmi di trading in un mercato di laboratorio nonché i principali effetti osservati.

Tra i principali lavori, il più recente è il lavoro proposto da M. Angerer, T. Neugebauer e J. Shachat – Arbitrage bots in experimental asset markets, 2019 – il quale si focalizza sull'impatto dell'attività dei Traders Algoritmici che praticano arbitraggi privi di rischio su mercati frammentati ed i cui risultati possono essere ricondotti alla quinta evidenza sperimentale.

Evidenza Sperimentale 5: (ES5) Migliore qualità del mercato in presenza di algoritmi. Aumento del volume delle transazioni in presenza di algoritmi di trading a bassa latenza ed aumento della liquidità in presenza di algoritmi liquidity maker.

Il lavoro di M. Angerer, T. Neugebauer e J. Shachat (2019) presenta un disegno sperimentale che pone in interazione traders tradizionali con due tipologie di traders algoritmici differenziati sulla base dell'approccio che utilizzano nel fornire liquidità, questo per valutare l'impatto su liquidità, volatilità ed in generale efficienza dei prezzi e qualità del mercato. In un trattamento sono presenti algoritmi che forniscono liquidità al mercato partecipando attivamente alle contrattazioni fornendo e realizzando ordini limite comportandosi da liquidity maker, in altri due trattamenti, invece, sono presenti algoritmi che sfruttano le opportunità di arbitraggio derivanti dagli ordini presenti sul mercato comportandosi da liquidity taker ed assorbendo liquidità dal mercato. Quest'ultima tipologia di algoritmo è ulteriormente suddivisa in algoritmi con un'alta velocità di esecuzione, per

analizzare gli effetti di una bassa latenza degli ordini ed algoritmi con una lenta velocità di esecuzione, per simulare gli effetti di una elevata latenza degli ordini.

I risultati mostrano che in presenza di Trading Algoritmico si ha un miglioramento della qualità del mercato, in particolare, risulta maggiormente rispettata la legge de prezzo unico. L'effetto è maggiore per le sessioni sperimentali in cui sono presenti algoritmi liquidity maker.

Gli effetti sulla liquidità del mercato derivanti dalla presenza del Trading Algoritmico, sono contrastanti, infatti, per le sessioni in cui sono presenti Algoritmi che assorbono liquidità non si registrano sostanziali differenze con le sessioni in cui non sono presenti algoritmi. Nelle sessioni in cui sono presenti algoritmi che offrono liquidità, invece, è osservata l'immissione di un numero maggiore di ordini limite e la presenza con maggiore frequenza di un bid-ask spread più efficiente, rispetto alle altre sessioni.

In tutte le sessioni sperimentali in cui erano presenti algoritmi non è stato registrato un miglioramento della volatilità dei prezzi, per cui i prezzi non sono risultati più vicini ai fondamentali, ma la presenza di algoritmi veloci ha un maggior impatto sul volume delle transazioni il quale agisce positivamente sul guadagno dei traders algoritmici.

In generale, è emerso che i guadagni dei traders umani risentono negativamente della presenza di algoritmi, ma gli algoritmi ad alta latenza (più lenti nella gestione degli ordini) sono risultati meno dannosi degli algoritmi a bassa latenza (algoritmi più rapidi).

Di particolare interesse sono gli studi di: M. Farjam e O. Kirchkamp (2018, Bubbles in Hybrid Markets – How Expectations about Algorithmic Trading Affect Human Trading); E.M. Aldrich e K. Lopez Vargas (2018, Experiments in High-Frequency Trading: Testing the Frequet Batch Auction); E. Asparouhova, P. Bossaerts, K. Rotaru, T. Wang, N. Yadav e W. Yang (2019, Human in Charge of Trading Robots: The First Experiment).

Il primo dei lavori citati, si è interessato all'interazione tra traders umani e traders robot ed in particolare al comportamento tenuto, durante i periodi di trading, da trades umani consapevoli della presenza di robot nel mercato arrivando al risultato di seguito evidenziato.

Evidenza Sperimentale 6: (ES6) Presenza di un effetto annuncio. Gli investitori modificano la loro strategia di trading se immaginano di dover competere con un algoritmo.

Il lavoro di M. Farjam e O. Kirchkamp, studia l'effetto in un mercato sperimentale dell'annuncio della possibile partecipazione alle contrattazioni di traders algoritmici, in sessioni sperimentali in cui in realtà non sono presenti algoritmi ed in altri in cui sono effettivamente presenti degli algoritmi. L'esperimento si compone di tre trattamenti A, B e C: Nel trattamento A non sono presenti algoritmi ed i partecipanti ne sono al corrente; il trattamento C è portato a conoscenza dei partecipanti al trattamento B e vede la partecipazione di traders algoritmici; il trattamento B è condotto senza la partecipazione di traders algoritmici ma i partecipanti credono che siano presenti con una determinata probabilità. Poiché i traders algoritmici sono considerati più efficienti dei traders umani ad individuare possibilità di arbitraggio, si ipotizza che il numero di bolle speculative sia ridotto in un mercato in cui sono presenti traders algoritmici. Gli autori ipotizzano

che, il solo annuncio della presenza di traders algoritmici, dovrebbe comportare dei cambiamenti nel comportamento umano, determinando una partecipazione al trading più attenta e di conseguenza una riduzione dell'insorgenza di bolle speculative. I risultati sperimentali sono misti sull'effetto dell'annuncio ma confermano le ipotesi. È mostrato che l'errata valutazione del prezzo dei titoli è attenuata e che le strategie dei traders umani possono essere modificate, se questi immaginano di doversi confrontare con degli algoritmi.

Il lavoro di E.M. Aldrich e K. Lopez Vargas, invece, riprendendo i risultati del lavoro di Budish, Cramton e Shim, verifica in laboratorio l'efficienza del meccanismo della doppia asta a lotti frequenti, in presenza di traders algoritmici ad alta frequenza. Il lavoro si concretizza nella seguente evidenza sperimentale.

Evidenza Sperimentale 7: (ES7) Un meccanismo di trading organizzato secondo un'asta a lotti frequenti, annulla il vantaggio competitivo dei traders ad alta frequenza.

E.M. Aldrich e K. Lopez Vargas, nel loro lavoro, confrontano i risultati sperimentali ottenuti da contrattazioni che avvengono tra traders umani e traders ad Alta Frequenza, in due tipi di meccanismi di mercato, ovvero, la classica configurazione del mercato a Doppia Asta Continua (CDA) e la configurazione ad asta a lotti frequenti (FBA). Gli autori ipotizzano che le distorsioni del mercato, derivanti dalla presenza di traders ad alta frequenza siano da attribuire alla configurazione ad asta doppia continua dei mercati reali. Questo accade perché i traders ad alta frequenza, con una contrattazione continua, possono sfruttare la loro elevata velocità di immissione e cancellazione degli ordini, per compiere arbitraggi. In una configurazione del mercato organizzata secondo un'asta a lotti frequenti, invece, l'immissione degli ordini a tempi discreti e per lotti di ordini, annulla il vantaggio competitivo degli HFT dovuta alla loro elevata velocità di immissione e cancellazione. Nelle sessioni sperimentali delle due configurazioni di mercato, i partecipanti hanno la possibilità di scegliere la strategia da utilizzare nel trading, ovvero se comportarsi da market maker oppure da arbitraggisti e decidono se investire in tecnologie ad alta frequenza per ridurre la velocità di immissione degli ordini. I risultati sperimentali, mostrano che la configurazione FBA scoraggia le strategie predatorie da parte dei partecipanti, riduce la volatilità dei prezzi e presenta costi di transazione inferiori.

Risulta di particolare interesse anche il lavoro di E. Asparouhova, P. Bossaerts, K. Rotaru, T. Wang, N. Yadav e W. Yang (2019) che, come riportato nell'ultima evidenza sperimentale, testa in laboratorio l'impatto sul prezzo dei titoli, delle strategie di trading implementabili con l'ausilio di un algoritmo.

Evidenza Sperimentale 8: (ES8) L'implementazione di strategie di trading con l'ausilio di algoritmi, non inibisce la formazione di bolle speculative.

E. Asparouhova, P. Bossaerts, K. Rotaru, T. Wang, N. Yadav e W. Yang, in particolare, analizzano il comportamento del mercato in una situazione in cui i partecipanti hanno la possibilità di gestire

la propria strategia di trading scegliendo o meno di utilizzare il supporto del trading algoritmico, confrontando i risultati con quelli delle sessioni di controllo in cui è consentito solo il trading manuale.

Gli autori ipotizzano che l'insorgenza di bolle speculative nei mercati sperimentali sia dovuta alla errata valutazione sui titoli dei partecipanti e alla mancata pianificazione di una strategia che consenta di migliorare il profitto. Dall'esperimento ci si aspetta che nelle sessioni in cui è possibile pianificare la propria strategia di trading, considerando anche le strategie che gli altri partecipanti possono scegliere, si riduca il fenomeno dell'insorgenza di bolle speculative e si abbia un miglioramento della volatilità del prezzo dei titoli. I risultati sperimentali mostrano che nelle sessioni in cui sono presenti strategie algoritmiche, non sono registrati significativi miglioramenti sulla volatilità, l'insorgenza delle bolle speculative avviene con frequenza simile alle sessioni con trading manuale ed infine sono presenti frequenti flash crash.

Capitolo 3 – Un Esperimento di Laboratorio. L'interazione tra Traders Umani ed un Robot Trader.

Paragrafo 3.1 – Le motivazioni della ricerca e le Ipotesi alla base dell'esperimento

Partendo dal contesto di ricerca delineato e dalle osservazioni evidenziate in letteratura, sono state formulate sei ipotesi di ricerca che il lavoro di tesi vuole testare attraverso un esperimento di laboratorio dettagliatamente descritto nel prosieguo del capitolo.

La ricerca si focalizza, in particolare, sull'interazione tra Traders Umani e Robot per valutare l'impatto del trading algoritmico e ad alta frequenza, sulla *qualità del mercato* e sulla *price discovery*³².

Il lavoro risulta di particolare interesse in quanto, attualmente, sono stati condotti solo pochi lavori accademici di tipo sperimentale che analizzano la relazione tra trading ad alta frequenza e qualità del mercato. Nel capitolo precedente è stato mostrato come l'analisi del fenomeno, pur essendo stato ampiamente studiato da lavori empirici condotti su un gran numero di mercati diversi, abbia evidenziato risultati contrastanti a causa della difficoltà di identificazione degli operatori HFTs e dalle differenze intrinseche dei mercati analizzati, conseguentemente, resta ancora aperto e vivo il dibattito sul ruolo svolto dall'HFT nei mercati finanziari moderni.

Per comprendere il ruolo svolto dal trading ad alta frequenza sull'efficienza, è utile ricordare che i mercati finanziari possono essere definiti come mercati ad efficienza semi-forte³³ in cui gli investitori riescono a sfruttare le informazioni private per ottenere un profitto da arbitraggio. Tuttavia l'informazione è immediatamente condivisa con gli altri operatori che, attraverso le loro attività di trading, riallineano il prezzo del titolo al valore fondamentale incorporando, in esso, la nuova informazione disponibile.

Dal meccanismo di mercato appena descritto, risulta che una volta resa pubblica l'informazione, il profitto di arbitraggio è condiviso con gli altri operatori razionali e, dunque, nessun operatore può più ottenere dei profitti di arbitraggio superiori alla media del mercato che, nel tempo, tende a zero.

³² La *price discovery* Indica la capacità del mercato di far convergere i prezzi verso i fondamentali e di incorporare le informazioni nel prezzo dei titoli.

³³ Gli Studi condotti da Eugene Fama e Paul Samuelson hanno fortemente contribuito alla definizione della teoria dei mercati efficienti, in particolare, Fama individua tre forme di efficienza di mercato in base al tipo di informazioni che i prezzi incorporano durante il loro processo di formazione:

L'efficienza forte: nella quale i prezzi riflettono tutte le informazioni presenti e passate disponibili, sia le informazioni pubbliche che quelle private;

L'efficienza semi-forte: nella quale i prezzi riflettono tutte le informazioni pubbliche disponibili, sia presenti che passate;

L'efficienza debole: nella quale i prezzi riflettono tutte le informazioni pubbliche passate;

L'introduzione della tecnologia ad alta frequenza però, secondo alcuni recenti studi³⁴, ha messo in discussione la teoria dell'efficienza dei mercati, in quanto gli operatori ad alta frequenza, sfruttando l'alta velocità, riescono a capitalizzare l'informazione privata senza doverla condividere con il resto del mercato.

Per gli operatori tradizionali, infatti, risulta impossibile replicare le stesse strategie di trading in assenza di una adeguata e costosa tecnologia di supporto.

L'esperimento oggetto del lavoro di tesi, dunque, vuole testare il comportamento di trading dei partecipanti in presenza di news sui fondamentali, in un mercato in cui è presente un algoritmo di trading che esegue operazioni di acquisto e vendita in frazioni di secondo, simulando il comportamento di un operatore ad alta frequenza.

In particolare con l'esperimento si vuole testare, per la prima volta in laboratorio, l'impatto sulla scoperta dei prezzi (sul meccanismo determinazione dei prezzi) e sull'efficienza del mercato, di una delle principali strategie di arbitraggio che consente agli operatori ad alta frequenza di capitalizzare le informazioni disponibili a discapito dei traders tradizionali.

Il disegno sperimentale, come sarà descritto in modo più approfondito nel prossimo paragrafo, prevede un mercato a doppia asta continua in cui interagiscono agenti umani che scambiano titoli manualmente ed un robot trader che, invece, per lo scambio dei titoli utilizza un algoritmo programmato per eseguire una strategia di arbitraggio assimilabile ad un *Pair-Trading*.

Il lavoro, dunque, potrebbe apportare un notevole contributo alla letteratura di settore, indagando l'impatto del *Trading on News* dei partecipanti e della strategia di *Pair-Trading* dell'algoritmo, su:

- *convergenza dei prezzi ai fondamentali;*
- *liquidità, volatilità ed in generale sulla qualità del mercato.*

La liquidità del mercato, in particolare, è una caratteristica che si riferisce alla capacità, dello strumento finanziario negoziato, di essere convertito in moneta in tempi brevi e con bassi costi di transazione dunque è la capacità di smobilizzo in tempi rapidi dell'attività finanziaria. Uno strumento finanziario è tanto più liquido quanto più sono ridotti i tempi di conversione in moneta. Alcuni indicatori, della liquidità di un mercato, sono:

- Il volume delle contrattazioni e/o degli scambi;
- Il Bid-Ask spread, cioè il differenziale tra la miglior proposta di acquisto e la migliore proposta di vendita. Più una attività è liquida, più il differenziale è ridotto. Il bid-ask spread rappresenta il primo, immediato, indicatore di liquidità del mercato.

La liquidità di un mercato è favorita anche dal suo grado di efficienza che dipende dalla profondità (o spessore), dall'ampiezza e dalla sua elasticità.

³⁴ Tra cui citiamo i lavori di Gianluca Virgilio dell'Università dell'Hertfordshire e di Adam Clark-Joseph dell'University of Illinois at Urbana-Champaign.

3.1.1 - Ipotesi di ricerca

Gli obiettivi dell'esperimento appena descritti, come anticipato, sono sintetizzati da sei ipotesi di ricerca che si fondano sulle principali osservazioni evidenziate dalla recente letteratura di settore. Per la Efficient Market Capital Hypothesis in base alla quale i prezzi dei titoli, scambiati attivamente sui mercati finanziari, fluttuano in modo casuale incorporando una determinata tipologia di informazioni durante il loro processo di formazione, il titolo X ed il titolo Y dovrebbero immediatamente incorporare l'informazione fornita al mercato all'inizio di ogni stage di contrattazione. Il valore atteso dei titoli, pertanto, per la Efficient Market Capital Hypothesis dovrebbe riflettere, di volta in volta, il nuovo valore fondamentale³⁵ seguendo l'andamento dalla lotteria stocastica rappresentata nell'*immagine 2*.

Tuttavia, alla luce dei recenti risultati della letteratura sperimentale ed empirica analizzata nel precedente capitolo, è formulata l'ipotesi che il prezzo dei titoli, presenti nel mercato sperimentale, non riesca a riflettere tutta l'informazione disponibile a causa di un bias cognitivo che determina un apprendimento diverso dalle proprie esperienze nel caso esse avvengano nel dominio delle perdite oppure nel dominio dei guadagni. È ipotizzato, inoltre, che il bias cognitivo potrebbe aver origine da un disposition effect e che il processo di adeguamento del prezzo dei titoli non è immediato ma avviene più lentamente attraverso un drift dei prezzi verso i fondamentali.

La prima ipotesi, dunque, deriva dalle osservazioni ES1 ed ES3³⁶ ed è relativa alla reazione delle quotazioni in presenza di notizie sui fondamentali comunicate al mercato, in particolare, si vuole indagare la capacità del mercato di incorporare le notizie nel prezzo dei titoli ed è ipotizzato che:

Ipotesi 1 (H1): *il prezzo dei titoli non incorpora immediatamente tutta l'informazione sui fondamentali, sperimentando una under-reaction alle news.*

- **H1-a:** *In presenza di buone notizie il prezzo dei titoli resta al di sotto dei fondamentali.*
- **H1-b:** *In presenza di cattive notizie il prezzo dei titoli si attesta al di sopra dei fondamentali.*

L'ipotesi di una under-reaction alle notizie deriva dall'esistenza di una molteplicità di lavori in cui è stata evidenziata. In letteratura l'errata valutazione dei titoli è stata attribuita a diversi fattori, tuttavia, il dibattito resta aperto anche per la presenza di reazione asimmetrica alle notizie positive o negative che in alcuni casi, al contrario, hanno evidenziato una reazione eccessiva alle notizie. Per la teoria dei mercati efficienti il prezzo dei titoli dovrebbe immediatamente riflettere le informazioni sui fondamentali, appena queste vengono rese pubbliche. L'osservazione ES2³⁷, relativa alla deriva dei prezzi verso i fondamentali, invece, evidenzia come nei mercati reali sia stato registrato fin dagli anni '60 del '900 un *post announcement drift* il quale rappresenta una delle prime anomalie ad aver messo in discussione l'efficienza dei mercati finanziari.

³⁵ Riportato nella backward induction a pag. 50

³⁶ ES1: I prezzi delle attività mostrano inerzia, ma tendono a reagire in modo asimmetrico alle informazioni positive rispetto a quelle negative.

ES3: Gli individui apprendono in modo asimmetrico nel dominio delle perdite o nel dominio dei guadagni.

³⁷ ES2: I prezzi delle azioni non sembrano riflettere immediatamente le informazioni sui fondamentali, ma raggiungono il valore fondamentale nel tempo.

Formuliamo, dunque, la seconda ipotesi di ricerca:

Ipotesi 2 (H2): *il prezzo dei titoli sperimenta una deriva verso i fondamentali, cioè il prezzo tende ai fondamentali con il passare del tempo durante il periodo di trading.*

L'origine dell'under-reaction e del post announcement drift è stata oggetto di indagine sia della letteratura empirica che di quella sperimentale³⁸ e, nella maggior parte dei casi, è stata trovata nelle caratteristiche individuali dei singoli ed in particolare all'esistenza di un effetto disposizione negli investitori.

Le osservazioni ES1 ed ES4³⁹, riportano i principali studi sulle cause delle due anomalie. Dalle due osservazioni deriva la formulazione della terza ipotesi.

Ipotesi 3 (H3): *L'under-reaction ed il price drift sono spiegati dalla presenza di un effetto disposizione nei partecipanti.*

- **H3-a:** *I partecipanti detengono i titoli o li acquistano, dopo la comunicazione di cattive notizie sui fondamentali.*
- **H3-b:** *I partecipanti vendono i titoli dopo la comunicazione di buone notizie sui fondamentali.*

L'ipotesi 4, invece, è relativa alle conseguenze della presenza di un robot trader nel mercato e deriva dalle osservazioni EE2, ES2 ed ES5⁴⁰. La velocità operativa degli algoritmi, consente loro di sfruttare tutte le possibilità di arbitraggio che si rendono disponibili e di ottenere profitti privi di rischio a scapito degli investitori umani, più lenti nell'immettere gli ordini di trading.

L'arbitraggio, tuttavia, consente il trasferimento delle informazioni al mercato, infatti, nel momento in cui è realizzato un profitto di arbitraggio gli operatori di mercato vengono a conoscenza della presenza di una anomalia nei prezzi e tentano di emulare la strategia per ottenere un profitto privo di rischio. Con il passare del tempo, però, tutti gli investitori entrano in possesso dell'informazione sui prezzi che, incorporando l'informazione, iniziano a riflettere i valori fondamentali annullando tutte le residue possibilità di arbitraggio.

Per questo motivo è ipotizzato che:

³⁸ Come mostrato in Grether (1980); Barberis, Shleifer e Vishny (1998); Daniel, Hirshleifer e Subrahmanyam (1997); Odean (1998); Noussair et al. (2001); Gervais, Odean (2001); Grinblatt e Han (2005); Shefrin (2005); Strahilevitz, Odean, Barber (2011); Ertac (2011); Caginalp, Porter e Hao (2011); Sharot et al. (2012); Giusti et al. (2012); Kirchler et al. (2012); Noussair, Xu (2015); Kuhnen (2014); Breaban, Noussair (2015); Kuhnen, Rudolf, Weber (2017); Breaban, Noussair (2017); Marquardt, Noussair e Weber (2019); Coutts (2019) e nel working paper di Weber e Welfens (2007).

³⁹ ES4: Le caratteristiche dei singoli trader, le convinzioni, le emozioni, l'asimmetria informativa e le capacità cognitive sembrano influenzare il livello dei prezzi nel mercato.

⁴⁰ EE2: Il meccanismo di trading a doppia asta continua, attualmente in uso sulla quasi totalità delle piattaforme di scambio dei mercati finanziari globali, presentano interruzioni con intervalli di tempo infinitesimi, necessari all'aggiornamento dei prezzi, sfruttati dagli operatori ad alta frequenza per ottenere profitti di arbitraggio.

ES5: Migliore qualità del mercato in presenza di algoritmi. Aumento del volume delle transazioni in presenza di algoritmi di trading a bassa latenza ed aumento della liquidità in presenza di algoritmi liquidity maker.

Ipotesi 4 (H4): *nelle sessioni in cui è presente il robot, i prezzi siano più vicini ai valori fondamentali a causa dell'attività di arbitraggio dell'algoritmo, o che la presenza del robot favorisca la price discovery consentendo agli stessi di raggiungere prima i valori fondamentali.*

L'ipotesi appena descritta, deriva dalla possibilità che un aumento del volume delle transazioni, negli istanti immediatamente successivi alla comunicazione delle news di mercato, potrebbe favorire, attraverso comportamenti imitativi tra partecipanti, la scoperta del prezzo e conseguentemente, la convergenza di quest'ultimo ai valori fondamentali.

La letteratura, inoltre, ha evidenziato che la presenza dei robot ha effetti significativi anche sulla qualità dei mercati (osservazioni EE1, ES5, ES8⁴¹) in particolare, sono emersi risultati contrastanti relativamente all'impatto degli algoritmi sulla volatilità e la qualità del mercato. Formuliamo, dunque, la quinta ipotesi come conseguenza dell'ipotesi precedente.

Ipotesi 5 (H5): *Nelle sessioni in cui è presente l'algoritmo di arbitraggio è ipotizzato un miglioramento della qualità del mercato.*

- *H5-a: Una più rapida scoperta del prezzo potrebbe determinare una minore volatilità dei prezzi.*
- *H5-b: La presenza di un algoritmo di arbitraggio, programmato per eseguire ordini presenti sul book di negoziazione, determina una riduzione della liquidità del mercato.*

L'ipotesi deriva dalle previsioni della teoria economica, infatti, mentre nei primi istanti di trading l'attività del robot potrebbe creare fermento nel mercato e determinare un aumento nel volume delle contrattazioni, nelle fasi successive, durante il meccanismo di scoperta del prezzo, si determina una riduzione della liquidità dei titoli. Al raggiungimento dell'equilibrio, si riduce la capacità del titolo di essere scambiato e trasformato in moneta per l'impossibilità di ottenere un profitto dallo scambio, poiché il prezzo tende a riflettere tutta l'informazione disponibile sui fondamentali.

L'ultima ipotesi è relativa all'effetto annuncio testata precedentemente in un solo lavoro sperimentale (ES6⁴²).

Ipotesi 6 (H6): *Nelle sessioni in cui è comunicata ai partecipanti la presenza di un algoritmo nel mercato, è attesa una variazione nel comportamento di trading dei partecipanti motivata da un effetto annuncio.*

Tutte le ipotesi saranno testate nel paragrafo relativo all'analisi dati. Nel paragrafo successivo sarà descritto dettagliatamente il disegno sperimentale e l'organizzazione adottata nelle sessioni di trading.

⁴¹ EE1: Il trading algoritmico e ad alta frequenza, incide in modo significativo sulla volatilità e la qualità dei mercati finanziari. ES8: L'implementazione di strategie di trading con l'ausilio di algoritmi, non inibisce la formazione di bolle speculative.

⁴² ES6: Presenza di un effetto annuncio. Gli investitori modificano la loro strategia di trading se immaginano di dover competere con un algoritmo.

Paragrafo 3.2 - Experimental Design

Il disegno sperimentale, dell'esperimento oggetto di tesi, prevede un mercato a doppia asta continua sulla base di Smith et al. (SSW, 1988), in cui interagiscono agenti umani che scambiano titoli manualmente ma a differenza di SSW è presente anche un robot trader, che utilizza un algoritmo per lo scambio dei titoli presenti sul mercato.

L'esperimento vuole riprodurre la principale strategia adottata dai traders algoritmici ad alta frequenza nei mercati reali per ottenere profitti, cioè una strategia di arbitraggio tra mercati. Per questo motivo è ripresa la struttura del lavoro di Angerer, Neugebauer e Shachat (2019), il quale introduce nel mercato tre diversi tipi di algoritmo, che adottano diverse strategie, per valutare l'impatto del robot trading sulla volatilità e sulla liquidità del mercato.

La differenza con il lavoro di A.N.S. è che, nel disegno sperimentale del lavoro oggetto di tesi, l'algoritmo introdotto nel mercato adotta una strategia di arbitraggio simile al pair trading ma in uno scenario che prevede la comunicazione di news al mercato, che determinano una variazione nei valori fondamentali. L'algoritmo è programmato per eseguire gli ordini, immessi dai partecipanti umani, quando la differenza del prezzo corrente tra i titoli, scambiati in due mercati correlati, supera un certo ammontare fisso, il quale corrisponde alla differenza tra i valori fondamentali dei due titoli correlati. L'obiettivo del robot è quello di ottenere un profitto di arbitraggio, privo di rischio, sulla differenza di prezzo dei due titoli collegati. L'esecuzione degli ordini da parte del robot, infatti, avviene contestualmente nei due mercati, appena è individuata una opportunità di arbitraggio, inoltre, è istantanea nell'ordine di millesimi di secondo dall'introduzione dell'ordine da parte di un agente umano.

Per riprodurre la comparsa di news nei mercati, il presente lavoro adotta un metodo consolidato nella letteratura sperimentale come in Porter e Hao (2011); Noussair e Xu (2015); Kuhnen (2015); Marquardt, Noussair e Martin Weber (2019), in cui nel mercato sono presenti due asset e shock esogeni rappresentati da una lotteria a più stadi.

Il disegno sperimentale prevede la contrattazione di due assets correlati ma contrattati in due mercati separati: un asset di tipo X che paga dividendi stocastici nell'ultimo periodo ed un asset Y che paga dividendi stocastici pari a quelli di X + 50. La presenza di due assets, è giustificata dalla necessità di creare opportunità di arbitraggio che consenta, ai robot traders, di sfruttare la loro velocità per partecipare al trading ed ottenere profitti privi di rischio. La differenza di 50 unità di moneta sperimentale, rappresenta l'equilibrio per il robot, il quale esegue tutti gli ordini immessi nei due mercati quando la differenza tra i prezzi correnti dei titoli X e Y supera tale valore.

Nelle sessioni in cui è presente l'algoritmo, come per uno dei robot presenti nel disegno di Angerer, Neugebauer e Shachat (2019), esso esegue passivamente quegli ordini di mercato latenti sul book di negoziazione che consentono di avere una differenza maggiore di 50 unità di moneta sperimentale tra il prezzo dei titoli X e Y, in modo da realizzare un arbitraggio ed ottenere un profitto privo di rischio. Questo tipo di algoritmo si comporta da liquidity taker e potrebbe ridurre la liquidità del mercato.

L'esperimento prevede 4 trattamenti con una organizzazione *2 by 2 Treatments*, che adottano lo schema seguente:

- *00 = No Ann – No Bot*
- *01 = No Ann – Bot*
- *10 = Ann – No Bot*
- *11 = Ann – Bot*

Sono eseguiti due trattamenti in cui è presente un algoritmo nel mercato (Bot treatment) e due trattamenti di controllo senza la presenza dell'algoritmo nel mercato (No Bot treatment), contestualmente, sono eseguiti due trattamenti in cui si vuole valutare l'effetto annuncio (Ann treatment) e due di controllo senza annuncio (No Ann treatment).

Nei trattamenti con annuncio, all'inizio dell'esperimento, è comunicato che durante le sessioni sperimentali potrebbe partecipare al trading un algoritmo ma, in realtà, è presente solo in uno dei due trattamenti. Nei trattamenti di controllo non è comunicato alcun annuncio.

Ciascun trattamento è testato in 2 sessioni sperimentali, per un totale di 8. Ogni sessione sperimentale è costituita da 10 round e ciascun round prevede 3 periodi di trading (3 stage) della durata di 3 minuti, con complessivi 9 minuti di trading per round ed un totale di 90 minuti di trading per sessione.

All'inizio del secondo e del terzo stage di trading di ogni round, è comunicata ai partecipanti una news sui fondamentali attraverso un box a video colorato, che indica lo stato del mondo in cui si svolge il trading a partire da quel momento.

La comparsa di una news sui fondamentali, dunque, indica l'ingresso del trading in un particolare stato del mondo e determina uno shock nel mercato che causa la variazione del valore atteso dei titoli.

Tale valore segue una lotteria stocastica in cui ogni nodo casuale rappresenta quel particolare stato del mondo in cui si svolgono le contrattazioni che è possibile descrivere nel modo seguente:

- Nel primo stage di trading è presente un unico nodo e possono realizzarsi tutti gli stati del mondo finali.
- Nel secondo stage il trading può avvenire in due stati del mondo equiprobabili, uno dei quali conduce al pagamento di dividendi finali più alti, mentre l'altro conduce al pagamento di dividendi finali più bassi. I due stati sono individuati rispettivamente dai colori arancione e verde. Nello stato del mondo arancione, alla lotteria è associato un valore atteso più basso, mentre nello stato del mondo verde, la lotteria possiede un valore atteso più alto.
- Nel terzo stage il trading può essere condotto in quattro possibili stati del mondo anche essi equiprobabili, indicati dai colori rosso, giallo e blu.

Lo stato del mondo rosso è lo stato del nodo arancione che garantisce il pagamento dei dividendi più bassi, mentre lo stato del mondo blu è lo stato del nodo verde che garantisce il pagamento di dividendi più alti. Lo stato giallo, rappresenta lo stato del mondo in cui sono pagati dividendi intermedi, più bassi dello stato blu ma più alti dello stato rosso.

Il box utilizzato per la comunicazione della notizia in ogni stage di contrattazione, per tutta la durata del periodo di trading, assume il colore del corrispondente stato del mondo in cui si

svolgono le contrattazioni e riporta le informazioni sugli stati del mondo che si possono verificare nello stage successivo ed i corrispondenti dividendi potenziali pagati dai due titoli⁴³.

Al termine del terzo stage di contrattazione di ogni round, i titoli X e Y pagano un dividendo casuale il cui ammontare è estratto tra due possibili valori, uno Alto ed uno Basso che variano in base allo stato del mondo finale in cui si svolgono le contrattazioni.

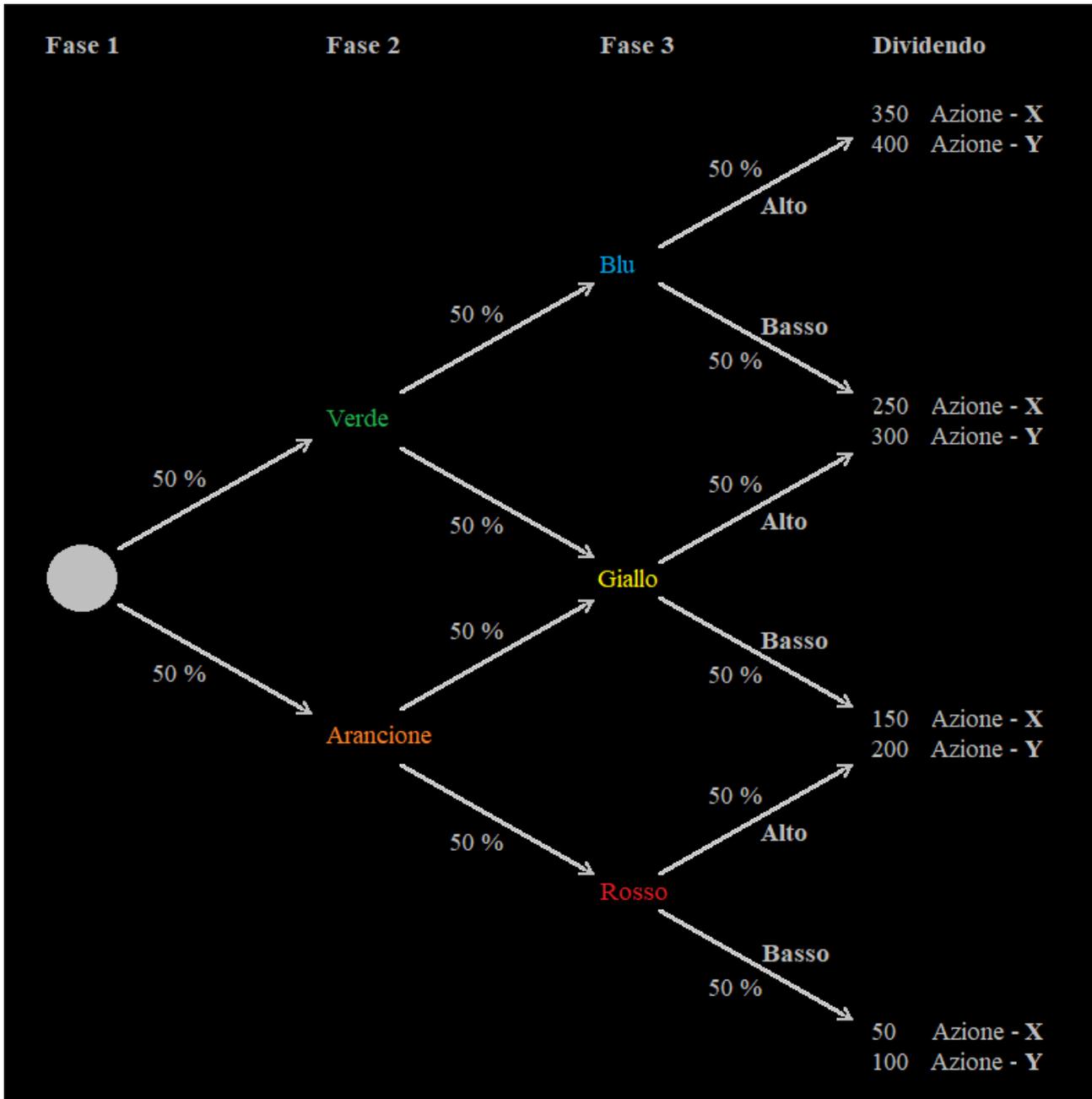


Immagine 2 – Lotteria dei dividendi

⁴³ In appendice sono riportate le istruzioni dell'esperimento fornite e lette ai partecipanti prima di ogni sessione di trading. Nelle istruzioni sono riportati, per ciascuno stato del mondo, i corrispondenti box colorati che, all'inizio di ogni stage, apparivano a video dando comunicazione della notizia di mercato ai partecipanti.

Il valore atteso della lotteria si ricava dalla media ponderata dei valori di output, in cui i pesi sono rappresentati dalle probabilità oggettive. Sapendo che in tutti gli stage di contrattazione gli stati del mondo sono stocasticamente indipendenti, abbiamo che, per ogni nodo della lotteria, la probabilità che venga estratto uno stato del mondo rialzista o ribassista è pari ad $\frac{1}{2}$ per ciascuno stato del mondo. Seguendo un procedimento di backward induction è possibile calcolare il valore atteso della lotteria nel primo stage di contrattazioni, infatti, calcolando la media ponderata tra il valore atteso della lotteria nel nodo arancione e quello nel nodo verde otteniamo:

- Valore Atteso Asset X = $(150 * \frac{1}{2} + 250 * \frac{1}{2}) = 200$

La lotteria dell'asset di tipo Y prevede la stessa struttura dell'asset di tipo X ma con un valore atteso dei dividendi più alto di un ammontare fisso pari a 50.

Il disegno sperimentale prevede, infine, che in ognuna delle sessioni sperimentali, i partecipanti debbano contrattare, per almeno due volte, in ciascuno stato del mondo.

Relativamente alle dotazioni iniziali è disposto che ad ogni partecipante sia attribuita una dotazione costituita da: 2 assets di tipo X, 2 assets di tipo Y e 1300 unità di moneta sperimentale per il trading.

Con riferimento al compenso spettante ai partecipanti, è previsto che ad ogni soggetto sia attribuita una quota fissa di partecipazione pari a 5 € ed una quota variabile corrispondente al guadagno finale ottenuto dai partecipanti, in uno dei vari round di trading. Il round che determina la parte variabile del pagamento da corrispondere ai partecipanti, è estratto casualmente al termine dell'esperimento. È utile osservare che, in ciascun round, il guadagno finale ottenuto dal partecipante dipende delle strategie di trading da questo adottate durante il round e nello stato del mondo finale estratto dai nodi dell'albero aleatorio.

Il tasso di cambio utilizzato per il payoff finale è pari a 0.01 euro per 1 unità di moneta sperimentale guadagnata.

Paragrafo 3.3 - Analisi Dati

Nel paragrafo seguente è riportata l'analisi dati dell'esperimento di laboratorio descritto al paragrafo precedente.

L'esperimento⁴⁴ è stato condotto tra l'11 ed il 15 Novembre 2019 presso il laboratorio di economia sperimentale CESARE dell'Università "LUISS Guido Carli" in Roma.

Ad ognuna delle 8 sessioni sperimentali hanno partecipato 24 soggetti, divisi casualmente in 4 diverse cohorts da 6 partecipanti, per un totale di 32 cohorts e 192 partecipanti.

Tutti i soggetti sono stati reclutati tra gli studenti universitari di tre diversi dipartimenti⁴⁵ tramite la piattaforma ORSEE.

Ogni sessione ha richiesto complessivamente un intervallo di tempo di 2 ore e 30 minuti, di cui:

- 40 minuti destinati alla lettura delle istruzioni all'inizio dell'esperimento e alla competizione dei partecipanti in un'asta iniziale per la valutazione dell'avversione al rischio;
- 90 minuti dedicati al trading nei 10 round dell'esperimento principale;
- 20 minuti, al termine dell'esperimento, dedicati alla valutazione delle abilità cognitive dei partecipanti (CRT).

Prima dell'esperimento, per la valutazione dell'avversione al rischio, è stato richiesto a tutti i soggetti di partecipare ad un'asta al primo prezzo (FPA) al fine di aggiudicarsi un extra budget disponibile per le contrattazioni dell'esperimento principale.

Per la valutazione delle abilità cognitive, invece, al termine dell'esperimento ai partecipanti è stato somministrato un questionario contenente 5 quesiti ai quali è stato attribuito un punteggio di 1 in caso di risposta corretta ed un punteggio pari a 0 in caso di risposta errata. L'abilità cognitiva dei partecipanti è ottenuta sommando il punteggio dei test ed è individuata da un indice compreso tra 0 e 5.

I dati sperimentali sono stati organizzati in modo da ottenere osservazioni sulle singole operazioni eseguite da ciascun individuo e dal robot presente nel mercato, in ogni periodo di trading.

L'analisi dati è stata condotta in modo da valutare l'impatto della presenza del robot sulla qualità del mercato, in particolare liquidità, volatilità e volume delle transazioni, nonché la reazione dei partecipanti alla comunicazione di news sui fondamentali.

L'analisi dati è divisa in tre sezioni:

- La prima sezione riporta l'analisi condotta per valutare l'impatto delle news di mercato sul comportamento dei prezzi delle transazioni.
- La seconda sezione riporta l'analisi condotta per valutare l'impatto della presenza del robot nel mercato, sul comportamento dei prezzi di mercato.

⁴⁴ The experiment was programmed and conducted with the experiment software z-Tree (Fischbacher, 2007) References: Urs Fischbacher (2007): z-Tree: Zurich Toolbox for Ready-made Economic Experiments, *Experimental Economics* 10(2), 171-178.

⁴⁵ I tre dipartimenti coinvolti sono stati i dipartimenti di: Economia, Giurisprudenza e Scienze Politiche.

- La terza sezione riassume i risultati dell'analisi dati.

Nei paragrafi successivi, le tabelle ed i grafici relativi all'esperimento principale sono individuate da numeri, mentre le tabelle ed i grafici relativi all'asta FPA iniziale sono individuati da lettere.

La principale variabile analizzata è il DF (Deviation from Fundamental), che rappresenta lo scostamento percentuale del prezzo della transazione dal valore fondamentale, coincidente con il valore atteso del titolo, sotto l'ipotesi di neutralità al rischio.

Il DF è calcolato come il prezzo della transazione sul valore fondamentale, meno uno.

$$DF_{i,t} = \frac{P_{i,t}}{FV_{i,t}} - 1$$

La variabile è molto utile alla valutazione del comportamento dei prezzi del mercato, inoltre, offre una indicazione sui guadagni attesi derivanti dall'acquisto o vendita di una azione (Charness, Neugebauer 2019), infatti, un valore positivo indica che il prezzo della transazione è maggiore del valore fondamentale, mentre un valore negativo indica che il prezzo della transazione è minore del valore fondamentale.

Il DF è influenzato, anche, dalla propensione al rischio dei partecipanti al mercato⁴⁶, dunque, per valori positivi rappresenta un premio al rischio di mercato negativo, viceversa, per valori negativi un premio per il rischio di mercato positivo.

Per la valutazione della propensione al rischio dei partecipanti all'esperimento oggetto di tesi, sono stati analizzati i risultati ottenuti nell'asta FPA iniziale, calcolando il premio al rischio medio ottenuto da ciascun partecipante durante l'asta. Tale valore, è rappresentato dalla variabile *AverageRiskPremiu*.

Ai fini dell'analisi della propensione al rischio dei partecipanti, di seguito è condotto un test sulla media, del premio al rischio medio, sotto l'ipotesi nulla H_0 che la media sia pari a zero, ovvero, è testata l'ipotesi di neutralità al rischio dei partecipanti all'esperimento ($H_0: \mu_0 = 0$). I risultati del test sono:

Test sulla Media - Variabile AverageRiskPremiu (Premio al rischio medio)	
Null Hypothesis H_0: average population $\mu_0 = 0$	
Sample Size n	185
Sample Mean	3.19459
Std. Dev.	28.212
t-test (184)	1.54016
p-value two-tailed	0.1252
p-value one-tailed	0.06262

Tabella a – Asta Iniziale

⁴⁶ Come mostrato da Kaiser, Neugebauer (2019). Working paper: "Context - dependent Elicitation of Risk Preferences in Markets" - Osservazioni 3a e 3b.

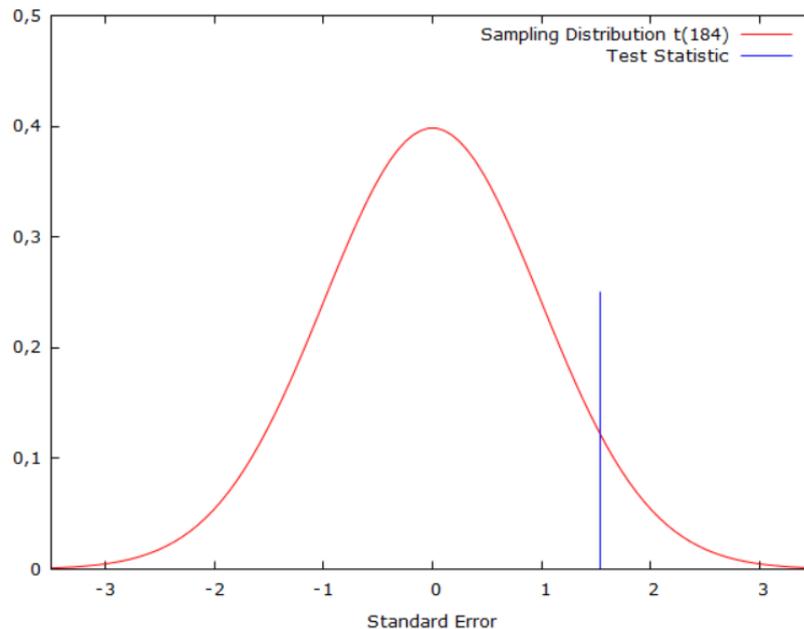


Grafico a – Asta iniziale

Dall’analisi dei risultati, emerge che il premio al rischio medio non sia statisticamente diverso da zero. Il test, con significatività al 5%, infatti, non consente di rifiutare l’ipotesi nulla di una media della popolazione μ_0 pari a zero ($\mu_0 = 0$), dunque, non è possibile rifiutare l’ipotesi di neutralità al rischio dei partecipanti.

Nel prosieguo dell’analisi, tuttavia, nei test condotti sulle variabili relative alla deviazione dal fondamentale DF, al fine di catturare i possibili effetti distorsivi attribuibili alla propensione al rischio dei partecipanti, come sarà evidenziato nei seguenti paragrafi di analisi dati, tra le variabili di controllo, è inserita anche una variabile relativa al premio al rischio medio.

Una seconda importante variabile, utilizzata per descrivere il comportamento dei prezzi di mercato, è il valore assoluto della differenza tra il prezzo delle transazioni ed il valore fondamentale, indicata con *ATPriceMinusFV*.

$$ATPriceMinusFV = P_{i,t} - FV_{i,t}$$

Infine è utile osservare che allo scopo di correggere gli errori standard, nei modelli di regressione stimati si è tenuto conto dei cluster, cioè il gruppo cui ogni individuo appartiene e che è rappresentato dalla singola *cohort* costituita da 6 partecipanti all’esperimento. Un problema di clustering nei dati potrebbe incidere in modo significativo sulla stima dell’errore standard dello stimatore e determinare un aumento dell’eteroschedasticità, inoltre incide sulla precisione stessa delle stime. Per i motivi appena esposti, risulta necessario correggere lo stimatore tenendo conto dell’esistenza dei cluster, a tal fine, in ogni regressione i dati sono stati clusterizzati per le 31 cohorts⁴⁷ di cui si compongono le sessioni sperimentali, in modo da intercettare la correlazione

⁴⁷ L’esperimento prevede la partecipazione di un totale di 192 partecipanti, raggruppati per 32 cohorts, tuttavia, le osservazioni relative ad una cohort sono state escluse dall’analisi dati per la presenza di un partecipante che, riuscendo ad evadere i controlli effettuati all’inizio di ogni sessione sperimentale, si è introdotto in laboratorio pur avendo già partecipato ad una precedente sessione sperimentale. Dai successivi controlli eseguiti al termine di ogni sessione, si è riuscito ad individuare l’anomalia.

tra le osservazioni che compongono il cluster e sono stati utilizzati errori standard robusti all'eteroschedasticità.

3.3.1 - News di Mercato

Partendo dai fenomeni evidenziati dalla letteratura sperimentale in presenza di news nel mercato, la sezione riporta una analisi dettagliata dell'impatto delle news di mercato sul comportamento dei prezzi delle transazioni.

L'analisi è condotta sul DF per valutare la presenza di una Under-reaction o di una Over-reaction dei prezzi di mercato alle news comunicate sui fondamentali; la presenza di uno spillover effect tra i prezzi delle transazioni di due periodi consecutivi; la presenza di un price drift dei prezzi, nel tempo, verso i fondamentali ed in fine la presenza di un disposition effect nel comportamento dei partecipanti.

3.3.1.1 - Analisi Under-reaction e Spillover Effect

Al fine di valutare la presenza di una under-reaction o di una over-reaction dei prezzi di mercato in seguito alla comunicazione di news sui fondamentali, iniziamo l'analisi con una regressione OLS multipla (Tabella 1), in cui la variabile dipendente testata è la variabile DF delle transazioni avvenute nei primi 60 secondi di ogni periodo. Il DF⁴⁸ ricordiamo, rappresenta lo scostamento percentuale dal valore fondamentale ed assume valori positivi quando il prezzo della transazione è al di sopra del valore fondamentale, mentre assume valori negativi quando il prezzo della transazione è minore del valore fondamentale.

Il risultato della regressione evidenzia che il DF dei primi sessanta secondi di trading, è spiegato dalla presenza del Bot (con il 10% di significatività) e dalla presenza delle News di mercato (con significatività molto alta all'1%).

OLS		
Dependent Variable: DF60 (DF nei primi 60 secondi)		
	coefficient	p-value
Const	-0.1697 (0.07799) ⁴⁹	0.02963 **
Bot	0.1231 (0.06313)	0.05127 *
Ann	0.06673 (0.06341)	0.2928
BadNews	0.1513 (0.03233)	3.012*10 ⁻⁶ ***
GoodNews	-0.0718 (0.02582)	0.005458 ***

N. Observation = 3321 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.092498
Dependent Variable mean = -0.050046 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.362055

Tabella 1

⁴⁸ DF = (P/FV) - 1

⁴⁹ Nella tabella tra parentesi è riportato lo Std. Err. del coefficiente.

In particolare, la tabella mostra che le cattive notizie presentano un coefficiente positivo, cioè, in presenza di una cattiva notizia il DF (delle transazioni rispetto al nuovo fondamentale) aumenta; in presenza di una buona notizia, invece, il DF si riduce.

Questo risultato potrebbe essere interpretato con la presenza di una Under-reaction alle News di mercato. Tale interpretazione deriva dalla circostanza che, con la comunicazione di una cattiva notizia il valore fondamentale del titolo si riduce rispetto allo stage precedente ma, i prezzi delle transazioni, pur riducendosi, resterebbero al di sopra dei fondamentali con uno scostamento ancora maggiore rispetto allo stage precedente. Nel caso di buone notizie, invece, la comunicazione determina un aumento del valore fondamentale del titolo rispetto allo stage precedente ma, i prezzi delle transazioni, pur aumentando resterebbero al di sotto dei fondamentali con uno scostamento minore rispetto allo stage precedente.

L'interpretazione sembra essere confermata da una seconda regressione, riportata di seguito.

OLS		
Dependent Variable: PeriodFirstTotalTPrice (Prezzo della prima transazione)		
	coefficient	p-value
Const	119.3 (16.59)	1.307*10 ⁻¹² ***
LaggedAveragePeriodTotalTPrice	0.4956 (0.05183)	1.012*10 ⁻²⁰ ***
Bot	12.12 (6.403)	0.05867 *
Ann	2.775 (6.798)	0.6832
BadNews	-31.58 (8.203)	1.264*10 ⁻⁴ ***
GoodNews	13.1 (8.648)	0.1303

N. Observation = 930 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.231149
 Dependent Variable mean = 241.7860 ; Dependent Variable Std. Dev. = 74.45806

Tabella 2

La variabile dipendente "PeriodFirstTotalTPrice" è il prezzo della prima transazione di periodo, il termine "total" fa riferimento all'aver creato un'unica tabella dei prezzi, contenente le transazioni di entrambi i titoli X e Y per evitare una duplicazione dell'analisi dati su entrambi i mercati. Al fine di condurre un'analisi dati unica sul totale delle transazioni, i prezzi del titolo X sono stati corretti per il differenziale di 50 unità sperimentali esistente tra i fondamentali dei due titoli, così da evitare distorsioni nelle stime.

Le variabili di controllo della regressione BadNews e GoodNews, sembrano confermare l'Under-reaction. In particolare, le cattive notizie hanno un coefficiente negativo con significatività elevata all'1%, ciò indica che con l'arrivo di una cattiva notizia i prezzi, coerentemente alla teoria, si abbassano in direzione del nuovo valore fondamentale. Associando questo risultato a quello della

precedente regressione, in cui si osservava un aumento del DF con l'arrivo di una cattiva notizia, si può dedurre che con una BadNews il prezzo si riduce, ma non tanto quanto dovrebbe ridursi se la cattiva notizia fosse tutta incorporata nei prezzi. Questo confermerebbe una Under-reaction con BadNews.

Per le buone notizie il test sul primo prezzo di ogni periodo non è significativo ma si osserva un coefficiente positivo, cioè, con la comunicazione di una buona notizia, il prezzo delle transazioni, coerentemente alla teoria, aumenta. Associando tale risultato a quello della regressione precedente, in cui si osservava che con l'arrivo di una buona notizia il DF si riduce ma, come mostrato nelle statistiche descrittive della variabile DFGoodNews, in media resta negativo, si può dedurre che con una Good News il prezzo aumenta, ma non tanto quanto dovrebbe aumentare se la buona notizia fosse tutta incorporata nei prezzi.

Di seguito sono riportate le statistiche descrittive ed il grafico a barre della variabile DFGoodNews, cioè il DF in presenza di buone notizie. La distribuzione di frequenza (Tabella 4) è riportata in appendice.

Osserviamo che la media del DF, pur essendo vicina allo zero, risulta negativa e che il 95% delle osservazioni è minore di zero, ne consegue che con una buona notizia si osserva un aumento insufficiente del prezzo rispetto al nuovo valore fondamentale.

Descriptive Statistics "DFGoodNews" (DF in presenza di Buone Notizie)	
Mean	-0.036297
Min.	-0.9
Max.	1.75
Sdt. Dev.	0.14825

Tabella 3

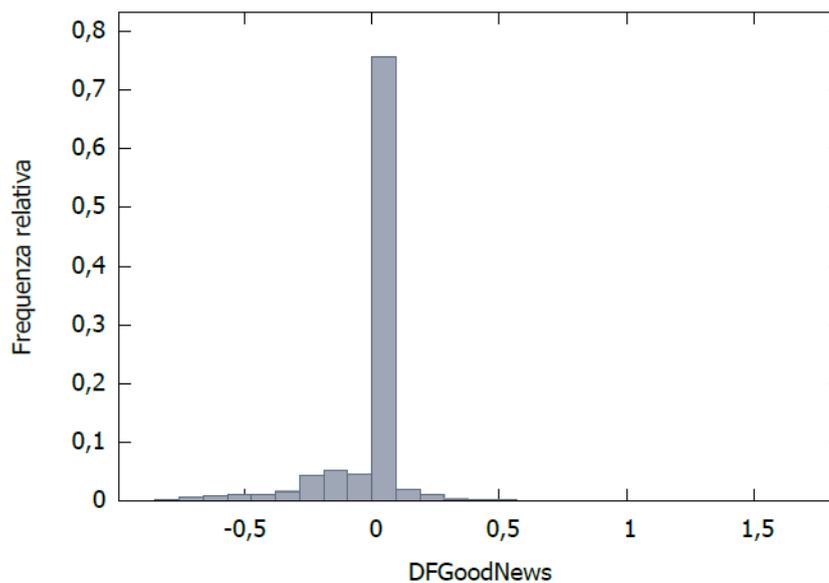


Grafico 1

Di seguito sono riportati il grafico a barre e le statistiche descrittive della variabile DFBadNews, cioè il DF in presenza di cattive notizie⁵⁰:

Descriptive Statistics "DFBadNews" (DF in presenza di Cattive Notizie)	
Mean	0.011894
Min.	-0.9333
Max.	3.490
Sdt. Dev.	0.19032

Tabella 5

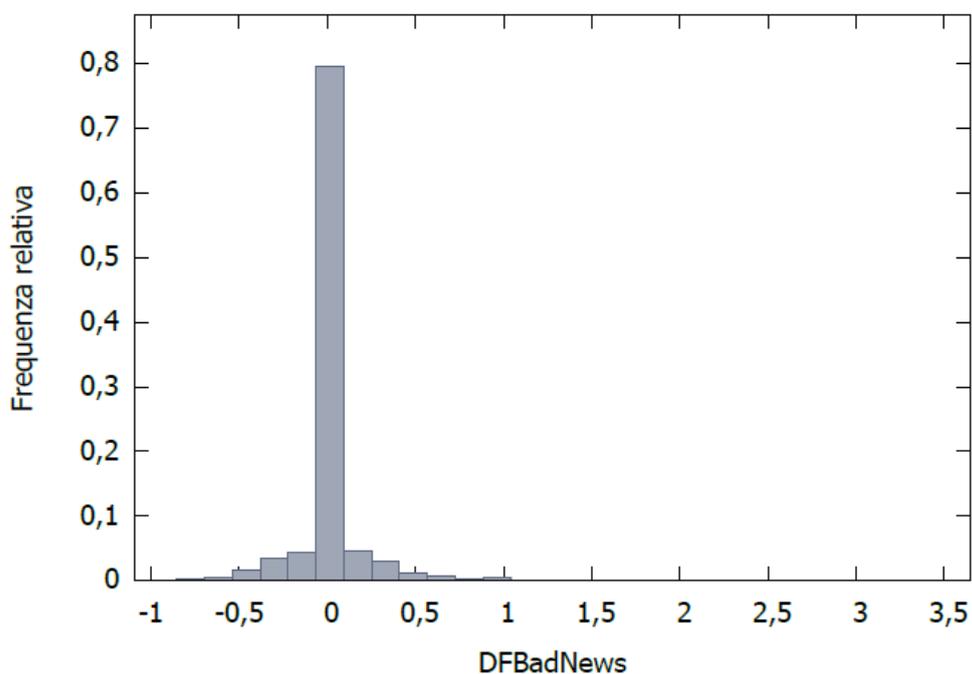


Grafico 2

Dal grafico emerge che con la comunicazione di cattive notizie il DF ha una media vicina allo zero ma positiva ed una distribuzione con valori tendenzialmente positivi.

Con la regressione si vuole testare anche la presenza di uno spillover effect⁵¹, il quale si riferisce all'influenza dei prezzi delle transazioni del periodo precedente, sul primo, o sui primi, prezzi del periodo successivo, nonostante la presenza di news sui fondamentali.

La variabile indipendente "LaggedAveragePeriodTotalTPrice" rappresenta la media dei prezzi delle transazioni del periodo precedente, il termine "Lagged" indica il fatto che il prezzo medio è riferito al periodo precedente. La variabile ha un coefficiente positivo e molto significativo, indicando che

⁵⁰ In appendice è riportata la distribuzione di frequenza (Tabella 6)

⁵¹ Per spillover effect si intende l'effetto che una prima variabile esercita su una seconda variabile, tra le quali, è ipotizzata l'assenza di correlazione.

il primo prezzo del periodo successivo è spiegato in modo significativo dalla media dei prezzi del periodo precedente. Risulta, dunque, confermata la presenza di uno spillover effect.

L'analisi sulle buone notizie mostra, con evidenza maggiore, la presenza di uno spillover effect, infatti, risultando il coefficiente della variabile "GoodNews" non significativo, ne deriva che con l'arrivo di una buona notizia il primo prezzo del periodo non subisce un aumento significativo, come invece ci si aspetterebbe dal punto di vista teorico, ma è spiegato dalla media dei prezzi del periodo precedente.

Il test successivo, invece, riporta la regressione iniziale tenendo conto, però, di tutte le transazioni di periodo. Si osserva che l'under-reaction è confermata ma che il Bot perde di significatività. La variabile "CohortAverageRiskPremiuRatio" rappresenta il premio al rischio medio dei partecipanti alla cohort, indicizzato a 100.

OLS		
Dependent Variable: DF		
(Deviazione dal Fondamentale)		
	coefficient	p-value
Const	-0.2152 (0.2293)	0.3481
Bot	0.08357 (0.05846)	0.1529
Ann	0.05957 (0.06371)	0.3498
CohortAverageRiskPremiuRatio	0.00173 (0.003504)	0.6214
BadNews	0.08965 (0.01938)	3.722*10 ⁻⁶ ***
GoodNews	-0.06703 (0.01405)	1.862*10 ⁻⁶ ***

N. Observation = 11727 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.064227
 Dependent Variable mean = -0.043633 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.321227

Tabella 7

3.3.1.2 - Analisi delle sequenze di Notizie

Le analisi precedenti hanno evidenziato una under-reaction alle news di mercato. La conseguenza di una under-reaction è che i prezzi di mercato non riescono ad incorporare completamente ed in modo efficiente le notizie sui fondamentali, determinando livelli di prezzo superiori ai prezzi fondamentali con l'arrivo di cattive notizie e livelli di prezzo inferiori ai fondamentali con l'arrivo di buone notizie. La comunicazione delle notizie ai partecipanti, come riportato a pag. 48, è avvenuta attraverso dei box colorati a schermo contenti tutte le informazioni sullo stato del mondo corrente, ovvero, i potenziali dividendi futuri pagati dai titoli X ed Y nei nodi della lotteria raggiungibili, negli stage successivi, a partire dallo stato del mondo corrente.

Di seguito è riportata una analisi grafica del DF medio in ciascuno stato del mondo, per ogni diverso treatment.

- Il grafico n. 3a riporta la sequenza Bad News – Bad News, cioè una cattiva notizia comunicata nel 2° stage (State 2.0), seguita da una ulteriore cattiva notizia al 3° stage (State 3.0).
- Il grafico n. 3b riporta la sequenza Bad News – Good News, cioè una cattiva notizia comunicata nel 2° stage (State 2.0), seguita da una buona notizia al 3° stage (State 3.1).
- Il grafico n. 3c riporta la sequenza Good News – Bad News, cioè una buona notizia comunicata nel 2° stage (State 2.1), seguita da una cattiva notizia al 3° stage (State 3.1).
- Il grafico n. 3d in fine, riporta la sequenza Good News – Good News, cioè una buona notizia comunicata nel 2° stage (State 2.1), seguita da una ulteriore buona notizia al 3° stage (State 3.2).

Ognuna delle 31 Cohort ha contrattato per almeno due volte in ciascuna sequenza per cui nei grafici sono riportati i risultati relativi ad entrambe le ripetizioni della sequenza.

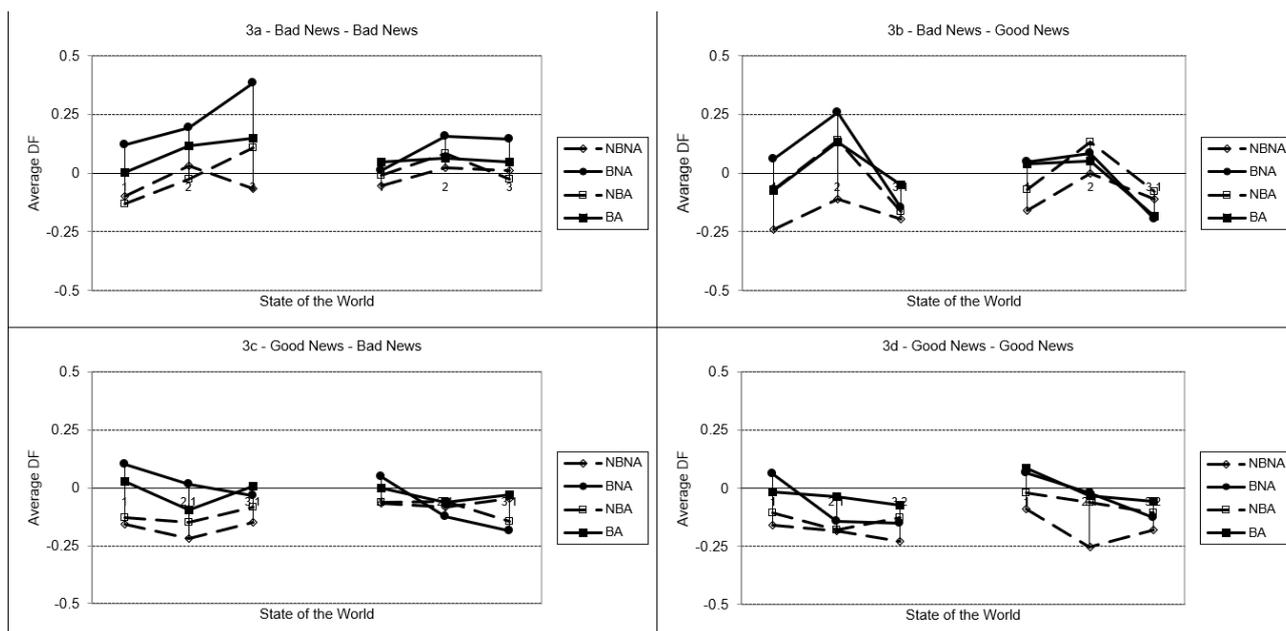


Grafico 3

L'analisi grafica dei dati mostra:

- un DF medio crescente e tendenzialmente positivo con l'arrivo di una cattiva notizia;
- un DF medio decrescente e tendenzialmente negativo con l'arrivo di una buona notizia.

Per testare più nel dettaglio l'under-reaction alle news di mercato ed i risultati dell'analisi grafica, sono state condotte delle regressioni sull'incidenza delle sequenze di notizie sui prezzi e sullo scostamento dai fondamentali.

Nella seguente regressione testiamo la sequenza Bad News - Bad News, cioè stato Arancione 2.0 e stato Rosso 3.0:

OLS		
Dependent Variable: DF		
(Deviazione da Fondamentale)		
	coefficient	p-value
Const	-0.182 (0.07541)	0.01579 **
FirstStage	0.05975 (0.01394)	1.822*10 ⁻⁵ ***
Stage2Bad20	0.1765 (0.01582)	9.112*10 ⁻²⁹ ***
BadBad30	0.1939 (0.0403)	1.514*10 ⁻⁶ ***
Bot	0.08459 (0.06157)	0.1695
Ann	0.05513 (0.06288)	0.3806

N. Observation = 11727 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.069771
 Dependent Variable mean = -0.043633 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.321227

Tabella 8

Il risultato del test conferma un coefficiente positivo, quindi un incremento del DF, per ciascuna cattiva notizia, nella sequenza di notizie, del 2° e 3° stage, inoltre, le due bad news consecutive spiegano con significatività elevata i valori del DF.

Completiamo l'analisi del lato inferiore della lotteria testando la sequenza Bad News - Good News, cioè stato Arancione 2.0 e stato Giallo 3.1:

OLS Dependent Variable: DF (Deviazione dal Fondamentale)		
	coefficient	p-value
Const	-0.1506 (0.07459)	0.04345 **
FirstStage	0.02766 (0.0148)	0.06166 *
Stage2Bad20	0.1444 (0.01376)	1.158*10 ⁻²⁵ ***
BadGood31	-0.01589 (0.01831)	0.3853
Bot	0.0853 (0.06164)	0.1664
Ann	0.0853 (0.06306)	0.3771

N. Observation = 11727 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.049659
 Dependent Variable mean = -0.043633 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.321227

Tabella 9

In questo caso il test conferma un coefficiente positivo, quindi un incremento del DF, per una cattiva notizia comunicata nel 2° stage ed un coefficiente negativo, quindi un decremento del DF, per una successiva buona notizia comunicata nel 3° stage. Tuttavia, solo la bad news del 2° stage, spiega in modo significativo i valori del DF.

Con il test successivo passiamo all'analisi del lato superiore della lotteria cioè alla sequenza di notizie successive ad una buona notizia nel 2° stage.

Testiamo la sequenza Good News – Bad News, cioè stato Verde 2.1 e stato Giallo 3.1:

OLS Dependent Variable: DF (Deviazione dal Fondamentale)		
	coefficient	p-value
Const	-0.07497 (0.06775)	0.2685
FirstStage	-0.04811 (0.0186)	0.009696 ***
Stage2Good21	-0.1215 (0.02237)	5.608*10 ⁻⁸ ***
GoodBad31	-0.07083 (0.02189)	0.001214 ***
Bot	0.08633 (0.06171)	0.001214
Ann	0.0549 (0.06292)	0.3829

N. Observation = 11727 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.040861
 Dependent Variable mean = -0.043633 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.321227

Tabella 10

Il test conferma un coefficiente negativo, quindi un decremento del DF, per una buona notizia comunicata nel 2° stage ma, diversamente dalle attese evidenzia un coefficiente negativo, quindi un decremento del DF, anche per la successiva cattiva notizia comunicata nel 3° stage. Entrambe le notizie della successione, spiegano in modo significativo i valori del DF.

Osservando l'analisi grafica, notiamo che il grafico n. 3 conferma parzialmente il risultato del test econometrico, infatti, passando dallo stato 2.1 allo stato 3.1 per entrambe le ripetizioni il DF resta negativo, anche se crescente per alcuni trattamenti. Nel grafico 3 si osserva che nei trattamenti in cui, con l'arrivo di una cattiva notizia nel 3° Stage, il DF medio è decrescente, la semiretta 2.1-3.1 decresce con una pendenza minore rispetto alla semiretta 1-2.1. Tale andamento è confermato nel test dal coefficiente della variabile *GoodBad31*, che risulta in valore assoluto minore del coefficiente della variabile *Stage2Good21*.

I valori negativi potrebbero suggerire prezzi tendenzialmente inferiori ai fondamentali anche nel 3° stage della sequenza Good News – Bad News appena analizzata.

Concludiamo anche l'analisi del lato superiore della lotteria, testando la sequenza Good News - Good News, cioè stato Verde 2.0 e stato Blu 3.2:

OLS		
Dependent Variable: DF		
(Deviazione dal Fondamentale)		
	coefficient	p-value
Const	-0.06284 (0.06302)	0.3187
FirstStage	-0.05974 (0.01907)	0.001741 ***
Stage2Good21	-0.1332 (0.02289)	6.132*10 ⁻⁹ ***
GoodGood32	-0.1435 (0.03081)	3.25*10 ⁻⁶ ***
Bot	0.08521 (0.06165)	0.167
Ann	0.05506 (0.06303)	0.3824

N. Observation = 11727 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.049652
 Dependent Variable mean = -0.043633 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.321227

Tabella 11

Anche in questo caso il risultato del test conferma un coefficiente negativo, quindi un decremento del DF, per ciascuna buona notizia, nella sequenza di notizie, del 2° e 3° stage e le due good news consecutive spiegano con significatività elevata i valori del DF.

Di seguito riportiamo i grafici delle distribuzioni di frequenza del DF Medio con buone e cattive notizie, per ottenere una rappresentazione completa del comportamento del DF.

Statistiche descrittive e grafico a barre della distribuzione di frequenza della variabile "AverageDF_BadNews" (la Tabella 13 della distribuzione di frequenza è in appendice):

Descriptive Statistics "AverageDF_BadNews" (DF medio in regime di Cattive notizie)	
Mean	0.028520
Min.	-0.68750
Max.	1.6183
Sdt. Dev.	0.25291

Tabella 12

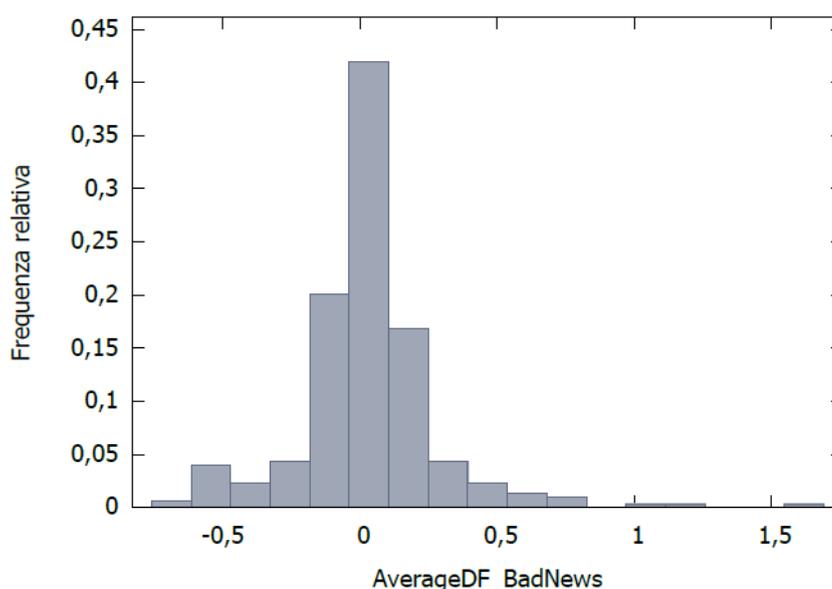


Grafico 4

Dalla distribuzione di frequenza e dalle statistiche descrittive osserviamo che il DF medio in presenza di cattive notizie è tendenzialmente positivo (media = 0.029) e che il 58,74 % (41.91% + 16.83%) delle osservazioni è compreso tra i valori -0.039 e 0.25.

Associando a questi risultati, i risultati delle analisi econometriche in cui per le cattive notizie, tranne che per la sequenza Good News – Bad News, abbiamo ottenuto un coefficiente positivo, possiamo concludere che con l'arrivo di una cattiva notizia il DF è crescente ed in media assume valori positivi, confermando una under-reaction dei prezzi.

Statistiche descrittive e grafico a barre della distribuzione di frequenza della variabile "AverageDF_GoodNews" (la Tabella 15 della distribuzione di frequenza è in appendice):

Descriptive Statistics "AverageDF_GoodNews" (DF medio in regime di Buone notizie)	
Mean	-0.11487
Min.	-1
Max.	0.57214
Sdt. Dev.	0.19892

Tabella 14

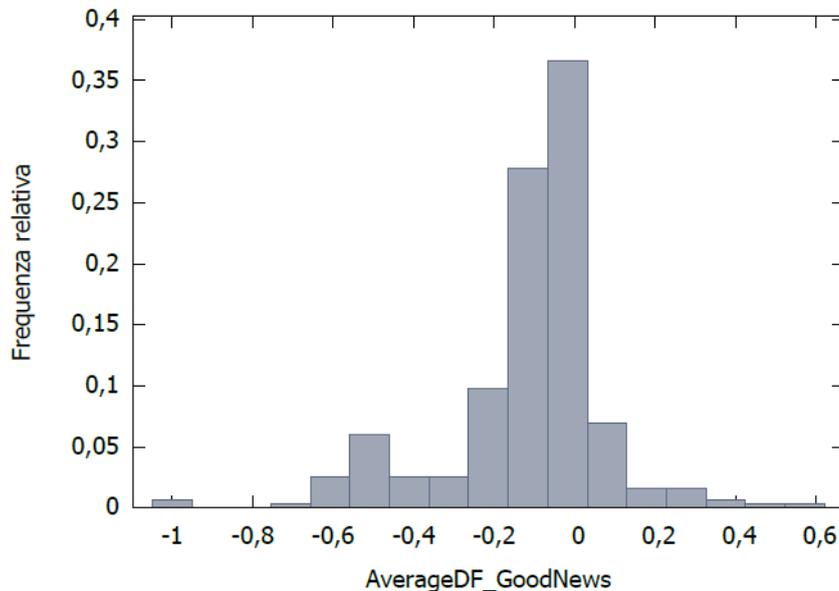


Grafico 5

In questo caso, dalla distribuzione di frequenza e dalle statistiche descrittive osserviamo che il DF medio in presenza di buone notizie è tendenzialmente negativo (media = -0.11) e che il 64,35 % (27.76% + 36.59%) delle osservazioni è compreso tra i valori -0.16 e 0.03.

Associando i risultati appena descritti, ai risultati delle analisi econometriche in cui per le buone notizie abbiamo ottenuto un coefficiente negativo, possiamo concludere che con l'arrivo di una buona notizia il DF è decrescente ed in media assume valori negativi, confermando anche in questo caso una under-reaction dei prezzi.

In conclusione otteniamo che, le analisi sulle sequenze di notizie, confermano un DF diverso da zero, cioè osserviamo che i prezzi delle transazioni si discostano dai fondamentali non incorporando del tutto le informazioni comunicate al mercato.

il DF, infatti, tendenzialmente risulta:

- *positivo* per le cattive notizie, cioè prezzi superiori ai valori fondamentali;
- *negativo* per le buone notizie, cioè prezzi inferiori ai valori fondamentali.

Tuttavia, si deve evidenziare che per la sequenza di notizie Good News – Bad News, si osserva una over-reaction ad una Bad News contrariamente a quanto ipotizzato.

3.3.1.3 - Analisi del Price Drift

Nelle seguenti analisi econometriche, sarà testata la presenza di un "Price drift" ovvero un graduale spostamento dei prezzi delle transazioni verso il valore fondamentale. Per la teoria economica, all'arrivo di una notizia di mercato il prezzo delle transazioni, in un mercato efficiente, dovrebbe incorporare immediatamente l'informazione pubblica e rispecchiare il valore fondamentale dei titoli. Nel nostro esperimento, invece, osserviamo una deriva dei prezzi verso i fondamentali e non una immediata convergenza verso di essi.

Le analisi econometriche sono condotte sullo scostamento dei prezzi delle transazioni dal valore fondamentale dei titoli, in valore assoluto, dipendente dalle news che, di volta in volta, sono comunicate al mercato. La variabile dipendente, così definita, è stata testata sul totale delle transazioni e sul totale delle transazioni ciascun periodo di trading.

OLS		
Dependent Variable: ATPriceMinusFV		
(Valore assoluto della differenza tra prezzo delle transazioni e valore fondamentale dei titoli)		
	coefficient	p-value
Const	116 (32.33)	3.364*10 ⁻⁴ ***
Ttime	-0.1023 (0.01582)	1.019*10 ⁻¹⁰ ***
Bot	-11.2 (8.994)	0.2131
Ann	-4.727 (9.812)	0.63
CohortAverageRiskPremiuRatio	-0.7972 (0.5055)	0.1148

N. Observation = 11727 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.044291
 Dependent Variable mean = 55.75983 ; Dependent Variable Std. Dev. = 56.43658

Tabella 16

Dalla regressione si può osservare che il valore assoluto della differenza tra il prezzo delle transazioni ed il valore fondamentale dei titoli "ATPriceMinusFV", è spiegato con significatività all'1% dall'istante di tempo in cui è avvenuta la transazione. In particolare la variabile "TTime" ha un coefficiente negativo piccolo in valore assoluto, questo significa che per ogni istante di tempo successivo in cui avviene la transazione, si riduce lentamente la differenza tra il prezzo della transazione ed il valore fondamentale, cioè il prezzo si avvicina al valore fondamentale.

Un importante risultato si ottiene dalla regressione condotta sulle transazioni nei primi 60 secondi di ogni periodo di trading, infatti per queste transazioni, la differenza tra prezzi e fondamentale è spiegata anche dalla presenza del robot ma con bassa significatività al 10%.

La variabile "CohortAverageRiskPremiuRatio" rappresenta la media, in scala da 0 a 100, del premio al rischio medio dei partecipanti alla cohort calcolato sulla base dei risultati dell'esperimento

introduttivo. Tale variabile è utilizzata per sintetizzare il livello medio di propensione al rischio della cohort.

OLS		
Dependent Variable: ATPriceMinusFV60 (Valore assoluto della differenza tra prezzo delle transazioni e valore fondamentale dei titoli nei primi 60 secondi)		
	coefficet	p-value
Const	135.3 (27.31)	7.625*10 ⁻⁷ ***
Ttime	-0.4574 (0.08966)	3.566*10 ⁻⁷ ***
Bot	-15.55 (9.295)	0.09444 *
Ann	-8.199 (9.667)	0.3964
CohortAverageRiskPremiuRatio	-0.8069 (0.4376)	0.06532 *

N. Observation = 3321 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.049458
 Dependent Variable mean = 63.41792 ; Dependent Variable Std. Dev. = 62.16099

Tabella 17

Dall'analisi risulta che, oltre all'istante di tempo, anche il bot e la propensione al rischio spiegano, con significatività del 10%, la differenza tra prezzi delle transazioni dei primi 60 secondi e valori fondamentali, entrambi con un coefficiente negativo. Nelle regressioni sulle transazioni nei due minuti successivi di ogni periodo, il robot e la propensione al rischio non spiegano più la variabile dipendente e perdono di significatività.

I risultati delle due regressioni possono essere interpretati come una prova della presenza del price drift, infatti l'aumentare dell'istante di tempo in cui avviene la transazione, determina una riduzione dello scostamento dei prezzi dai fondamentali.

Una conferma della presenza del fenomeno analizzato, deriva dalle successive regressioni condotte sulla variabile dipendente "TPminusFVBadNews", cioè la differenza algebrica tra il prezzo delle transazioni ed il valore fondamentale in regime di cattive notizie e sulla variabile dipendente "TPminusFVGoodNews", cioè la differenza algebrica tra il prezzo delle transazioni ed il valore fondamentale in regime di buone notizie.

OLS		
Dependent Variable: TPMinusFVBadNews (Differenza tra prezzo delle transazioni e valore fondamentale in regime di Cattive notizie)		
	coefficient	p-value
Const	1.211 (39.28)	0.9754
Ttime	-0.1383 (0.04381)	0.001611 ***
Bot	10.97 (10.15)	0.2798
Ann	8.181 (10.34)	0.429
CohortAverageRiskPremiuRatio	0.1687 (0.5994)	0.7783

N. Observation = 3430; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; $R^2 = 0.020786$
 Dependent Variable mean = 6.368367; Dependent Variable Std. Dev. = 67.06659

Tabella 18

Osserviamo che il valore della costante è positivo e che la variabile "TTime" ha un coefficiente piccolo in valore assoluto e negativo o ma spiega la variabile dipendente con significatività elevata all'1%. Come è possibile osservare dal grafico successivo, il quale riporta i valori effettivi e stimati rispetto alla variabile TTime (ovvero l'istante di tempo in cui avviene la transazione, durante i 180 secondi di un periodo di trading), la retta di regressione ha una intercetta positiva, cioè, parte da un valore positivo della differenza tra prezzo delle transazioni e valori fondamentali ed ha una pendenza negativa, tendendo lentamente a zero per le transazioni eseguite sul finire del periodo di trading. L'interpretazione che si può dare è che i prezzi, dopo valori iniziali più alti rispetto al valore atteso dei titoli, convergono lentamente ai fondamentali.

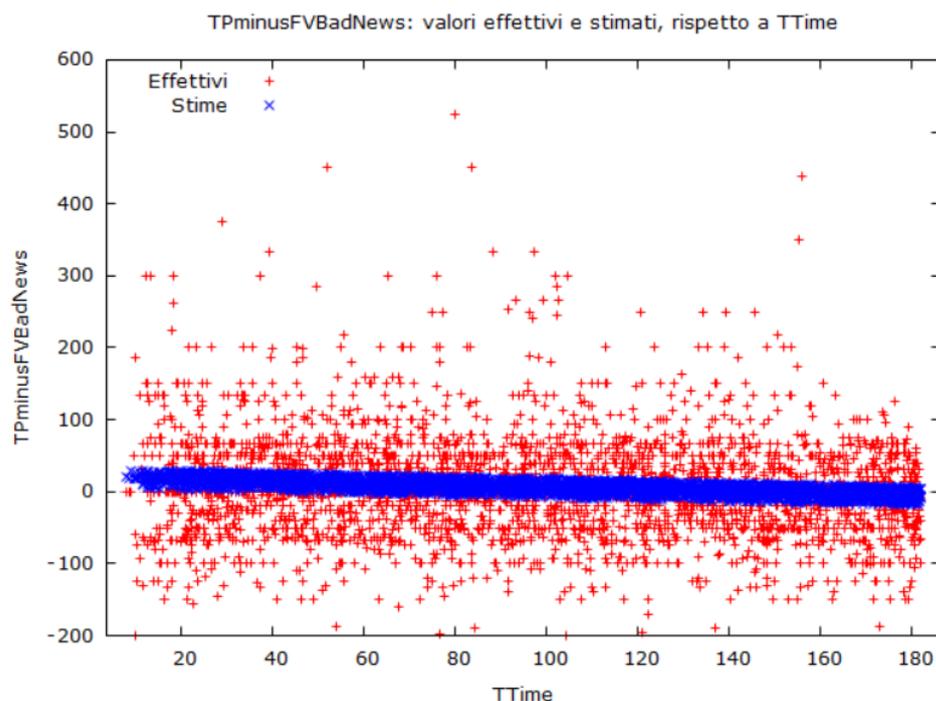


Grafico 6

Dalla regressione di "TPminusFVGoodNews" su "TTime" di seguito riportata:

OLS		
Dependent Variable: TPMinusFVGoodNews (Differenza tra prezzo delle transazioni e valore fondamentale in regime di Buone notizie)		
	coefficet	p-value
Const	-136.8 (72.06)	0.05769 *
Ttime	0.08995 (0.02212)	4.865*10 ⁻⁵ ***
Bot	16.27 (17.46)	0.3515
Ann	30.28 (20.58)	0.1413
CohortAverageRiskPremiuRatio	1.3 (1.101)	0.2377

N. Observation = 3633 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.088982
 Dependent Variable mean = -35.33663 ; Dependent Variable Std. Dev. = 74.96901

Tabella 19

osserviamo che il valore della costante è negativo e che la variabile "TTime" ha un coefficiente piccolo in valore assoluto e positivo ma spiega la variabile dipendente con significatività elevata all'1%. Come è possibile osservare dal grafico successivo, il quale riporta i valori effettivi e stimati rispetto alla variabile TTime, la retta di regressione ha una intercetta negativa, cioè, parte da un valore negativo della differenza tra prezzo delle transazioni e valori fondamentali ed ha una pendenza positiva tendendo lentamente a zero per le transazioni eseguite sul finire del periodo di trading. L'interpretazione che si può dare è che, dopo una iniziale under-reaction alle news positive, i prezzi convergono lentamente ai fondamentali confermando i risultati delle regressioni precedenti e la presenza di un "Price Drift".

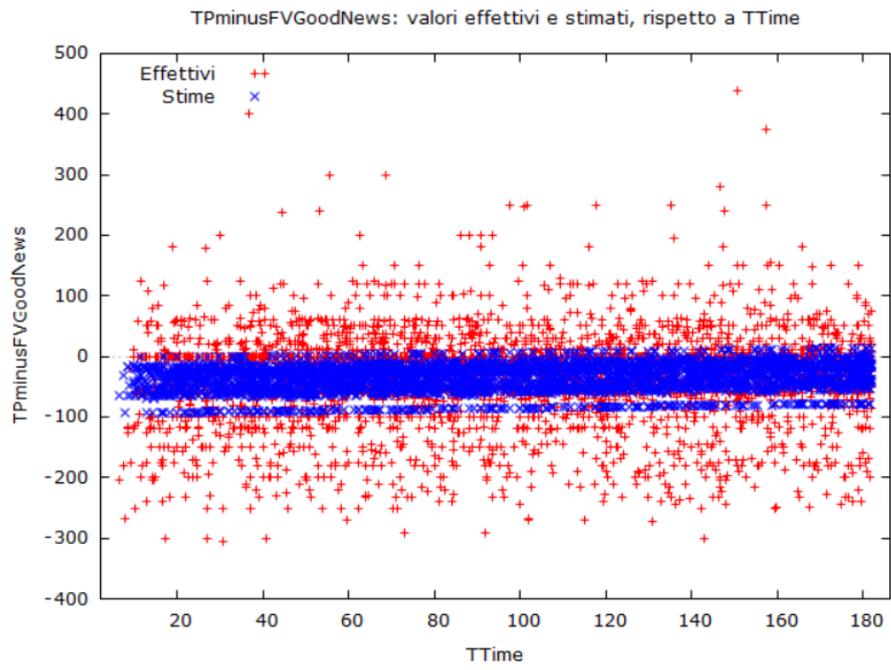


Grafico 7

3.3.1.4 - Disposition Effect

Dalle precedenti analisi dati è emerso, in modo evidente, una under-reaction alle notizie, in particolare per le notizie negative abbiamo osservato che il livello di prezzi, nonostante l'arrivo di una cattiva notizia, assumeva valori superiori a quelli fondamentali per poi scendere lentamente verso di essi al termine del periodo di negoziazione. Sulla base di questi risultati, abbiamo ipotizzato che tale comportamento fosse dovuto alla presenza di un effetto disposizione, osservato sia dalla letteratura empirica che da quella sperimentale, per il quale i partecipanti potrebbero aver trattenuto azioni all'arrivo di cattive notizie sui fondamentali, nell'attesa di una buona notizia futura e potrebbero aver ceduto azioni all'arrivo di buone notizie sui fondamentali, ipotizzando l'arrivo di una futura cattiva notizia.

Nella seguente sezione è stata testata l'ipotesi di un effetto disposizione, nei partecipanti, in presenza di news di mercato. Per la verifica dell'ipotesi sono state condotte due serie di test, sul numero totale di titoli in portafoglio di ciascun partecipante e sulla variazione dei titoli in portafoglio di ciascun partecipante, dopo l'arrivo di due notizie di mercato consecutive.

La prima regressione spiega la variabile dipendente *TotStock*, cioè il numero totale di titoli in portafoglio al termine del periodo di contrattazione corrente, in funzione delle variabili: *LaggedRiskAssetRatioCorrect*, cioè la percentuale di titoli in portafoglio al termine del periodo precedente;

GoodGood32, che assume il valore 1 quando lo stato del mondo è Blu, cioè dopo due buone notizie consecutive, altrimenti 0;

GoodBad31, che assume il valore 1 quando lo stato del mondo è Giallo con una cattiva notizia che segue una buona notizia, altrimenti 0;

BadGood31, che assume il valore 1 quando lo stato del mondo è Giallo con una buona notizia che segue una cattiva notizia, altrimenti 0;

BadBad30, che assume il valore 1 quando lo stato del mondo è Rosso, cioè dopo due cattive notizie consecutive, altrimenti 0.

Sono presenti altre variabili di controllo tra cui *CRTScore* che è il punteggio che ciascun partecipante ha totalizzato al test di intelligenza; *femaleCorrect* che assume il valore 1 quando il partecipante è una donna ed il valore 0 altrimenti; *AverageRiskPremiuRatio* che è il premio al rischio medio ottenuto, da ciascun partecipante, nelle lotterie iniziali ed è utilizzato come misura dell'avversione al rischio.

OLS		
Dependent Variable: TotStock (Numero totale di titoli in portafoglio)		
	coefficient	p-value
Const	1.066 (0.2112)	4.629*10 ⁻⁷ ***
LaggedRiskAssetRatioCorrect	0.06698 (0.002742)	5.0*10 ⁻¹²⁵ ***
CRTScore	0.2182 (0.06536)	8.512*10 ⁻⁴ ***
femaleCorrect	-0.4925 (0.1218)	5.344*10 ⁻⁵ ***
Bot	-0.04804 (0.08744)	0.5828
Ann	0.07304 (0.0826)	0.3766
AverageRiskPremiuRatio	0.003695 0.002514	0.1417
GoodGood32	-0.2249 (0.02372)	3.637*10 ⁻²¹ ***
GoodBad31	-0.2701 (0.02467)	1.3*10 ⁻²⁷ ***
BadGood31	0.3101 (0.01991)	1.613*10 ⁻⁵³ ***
BadBad30	0.2662 (0.01985)	2.304*10 ⁻⁴⁰ ***

N. Observation = 5365 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.469485
 Dependent Variable mean = 4.0 ; Dependent Variable Std. Dev. = 2.835668

Tabella 20

Dal test osserviamo che il numero totale di titoli al termine del periodo corrente è spiegato, con significatività elevata all'1%, dalla percentuale di titoli in portafoglio nel periodo precedente.

Il coefficiente della variabile indipendente *LaggedRiskAssetRatioCorrect*, assume valore positivo incidendo positivamente sul numero di titoli in portafoglio, questo significa che all'aumentare della percentuale di titoli nel periodo precedente, aumenta il numero di titoli in portafoglio nel periodo corrente anche se con una incidenza molto bassa. Un aumento dell'1% di titoli in portafoglio nel periodo precedente, infatti, determina un aumento di 0.067 unità di titoli in portafoglio nel periodo corrente.

Questo può essere interpretato come l'incidenza, sulle contrattazioni, della strategia di trading adottata da ciascun partecipante durante il susseguirsi dei vari periodi di trading.

Un risultato importante, è dato dalle variabili indipendenti relative alle sequenze di buone e cattive notizie, infatti, tutte spiegano, con significatività elevata dell'1%, la variabile dipendente. Osserviamo che il numero di titoli detenuti in portafoglio dai partecipanti nello Stage 3 di ogni round, è influenzato dalle notizie dello Stage 2, cioè dalle prime notizie che arrivano nel mercato sui fondamentali dei titoli.

I risultati possono essere interpretati come un comportamento miope degli investitori, che enfatizzano le prime informazioni ricevute sui fondamentali, attribuendo ad esse un peso maggiore rispetto a quello reale. Osserviamo, in particolare, che una buona notizia comunicata nel 2° stage, conduce ad una riduzione di titoli in portafoglio nel 3° stage, cioè ad una vendita di titoli, qualunque sia la notizia comunicata all'inizio del periodo corrente. Una cattiva notizia comunicata nel 2° stage, conduce ad un aumento di titoli in portafoglio nel 3° stage, cioè ad un acquisto di titoli, qualunque sia la notizia comunicata all'inizio del periodo corrente. L'interpretazione dei risultati, dunque, conduce a confermare l'ipotesi della presenza di un effetto disposizione nei partecipanti, i quali tendono a vendere azioni dopo una buona notizia iniziale accontentandosi, in modo miope, dell'accesso alla parte superiore della lotteria che garantisce valori attesi dei titoli più alti. I partecipanti, potrebbero aver adottato questo comportamento, ipotizzando che al termine del round, la comunicazione al mercato di una cattiva notizia sui dividendi, fosse più probabile. Osservando il valore assoluto dei coefficienti, possiamo dire che una buona notizia iniziale spiega in media ad una riduzione di 0.25 titoli in portafoglio al termine di ciascun periodo. Al contrario, una cattiva notizia iniziale, che conduce il mercato nella parte bassa della lotteria con dividendi attesi più bassi, porta ad acquistare azioni nel periodo successivo, con la speranza di ottenere una buona notizia sui dividendi finali. I partecipanti potrebbero aver associato una bassa probabilità ad una ulteriore cattiva notizia sui dividendi finali. Infine, il valore assoluto dei coefficienti ci dice che, una cattiva notizia iniziale, spiega in media un aumento di 0.29 titoli in portafoglio al termine di ciascun periodo.

Dal test notiamo la presenza di un effetto gender, infatti, l'appartenere al genere femminile, spiega con significatività dell'1%, un numero di titoli in portafoglio minore di 0.49 titoli al termine di ogni periodo, rispetto al numero di titoli detenuti in portafoglio dai partecipanti di genere maschile. Un'ultima considerazione riguarda il punteggio al test di logica. Si osserva che punteggi più alti al test, spiegano un aumento del numero di titoli in portafoglio al termine di ciascun periodo, in particolare, un aumento di 1 punto, spiega un aumento di 0.22 titoli.

Ricordando che, per il disegno sperimentale, il payoff finale è dato dalla somma tra cash residuo ed i dividendi dei titoli in portafoglio, l'ipotesi della presenza di un Disposition Effect, è confermata dall'analisi del cash detenuto, da ciascun partecipante, al termine di ogni periodo.

OLS		
Dependent Variable: Cash		
(Quantità di Cash in portafoglio)		
	coefficient	p-value
Const	1871 (40.87)	0 ***
LaggedRiskAssetRatioCorrect	-14.35 (0.9551)	5.41*10 ⁻⁵⁰ ***
CRTScore	11.08 (12.15)	0.3617 ***
femaleCorrect	-27.66 (32.64)	0.3968 ***
Bot	9.932 (11.45)	0.3855
Ann	-5.735 (10.46)	0.5837
AverageRiskPremiuRatio	-0.01723 (0.7733)	0.9822
GoodGood32	45.34 (7.096)	1.812*10 ⁻¹⁰ ***
GoodBad31	54.12 (6.229)	4.812*10 ⁻¹⁸ ***
BadGood31	-68.74 (4.169)	1.307*10 ⁻⁵⁹ ***
BadBad30	-57.44 (4.544)	4.143*10 ⁻³⁶ ***

N. Observation = 5365 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.374473
 Dependent Variable mean = 1296.228 ; Dependent Variable Std. Dev. = 625.0217

Tabella 21

Osserviamo che una buona notizia iniziale, qualunque sia la notizia comunicata all'inizio del periodo corrente, spiega con significatività elevata, un aumento del cash finale in media pari a 49,7 unità di denaro sperimentale, dovuto alla vendita di titoli in portafoglio. Al contrario, una cattiva notizia iniziale, qualunque sia la notizia comunicata all'inizio del periodo corrente, spiega con significatività elevata, una riduzione del cash finale in media pari a 63.1 unità di denaro sperimentale, dovuta all'acquisto di titoli sul mercato.

Per completare l'analisi sul numero di titoli in portafoglio, è stato condotto un test per verificare se il numero di titoli in portafoglio al termine del 3° stage, è spiegata dalla variabile indipendente *LaggedRoundProfit*, cioè il payoff ottenuto al round precedente.

OLS		
Dependent Variable: TotStock (Numero totale di titoli in portafoglio)		
	coefficient	p-value
Const	0.2141 (0.2409)	0.3742
LaggedRiskAssetRatioCorrect	0.0872 (0.002774)	1.969*10 ⁻¹⁷⁰ ***
LaggedRoundProfit	0.0001806 (4.946*10 ⁻⁵)	2.68*10 ⁻⁴ ***
CRTScore	0.2528 (0.08699)	3.707*10 ⁻³ ***
femaleCorrect	-0.5596 (0.1645)	6.866*10 ⁻⁴ ***
Bot	-0.08071 (0.1211)	0.505
Ann	0.05296 (0.1191)	0.6567
AverageRiskPremiuRatio	0.002344 (0.003398)	0.4905
GoodGood32	-0.3646 (0.04474)	7.156*10 ⁻¹⁶ ***
BadBad30	0.3081 (0.03421)	5.755*10 ⁻¹⁹ ***

N. Observation = 1665 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.637485
 Dependent Variable mean = 4,0 ; Dependent Variable Std. Dev. = 3.223263

Tabella 22

Osserviamo che l'ipotesi di una influenza dei profitti precedenti è confermata, infatti, anche se con un impatto estremamente piccolo, un aumento del payoff ottenuto al termine del round precedente, spiega con significatività elevata un numero di titoli in portafoglio più alto al termine del round corrente. I partecipanti, quindi, sono influenzati positivamente dai payoff precedenti e tendono ad aumentare il numero di titoli in portafoglio con l'obiettivo di incrementare ulteriormente il payoff finale corrente, puntando ad alti dividendi. Tuttavia il test, in questo caso condotto sui soli dati del 3° stage, conferma i risultati precedenti, cioè che l'influenza maggiore sul numero di titoli in portafoglio è dovuta alle news di mercato.

3.3.2 - Bot impact on the market

In questa sezione è analizzato l'impatto del robot sulle principali caratteristiche del mercato. In particolare, è testato l'impatto dell'attività di arbitraggio sulla volatilità dei prezzi e sulla liquidità del mercato.

Come indice di volatilità non è stata utilizzata la varianza dei prezzi, ma la deviazione standard dei prezzi di mercato, in modo da avere un riferimento più immediato dello scostamento dal prezzo medio di periodo.

Ricordando che per liquidità del mercato si intende la capacità di un titolo quotato nel mercato di essere trasformato in moneta (cioè più è semplice monetizzare un titolo più il mercato è liquido), per valutare l'impatto del robot sulla liquidità del mercato, sono stati condotti più test su più variabili come il volume delle transazioni, il tempo necessario allo smobilizzo delle azioni ed il bid-ask spread, la cui interpretazione congiunta porta alla definizione del mercato come più o meno liquido.

La prima variabile testata è l'intervallo di tempo medio che intercorre tra una transazione e la successiva, le successive sono, invece, il numero totale di transazioni per periodo ed il Bid-Ask spread nei due mercati delle azioni X e Y.

Nella sezione è analizzato anche l'impatto dell'attività di trading del robot su altre importanti variabili del mercato come i guadagni dei partecipanti umani, il lato del book di negoziazione Maker, cioè il lato del book che offre liquidità al mercato ed infine è testata la capacità, dell'attività di trading del robot, di influenzare la price discovery delle azioni.

3.3.2.1 - Volatilità del Mercato

Per testare l'impatto del robot sulla volatilità di mercato abbiamo condotto due serie di test sulla variabile dipendente *Dev_standardTotalPrice*, cioè la deviazione standard dei prezzi in ciascuno dei 30 periodi di trading. Le principali variabili indipendenti sono:

Period, che assume valori da 1 a 30, indicando i periodi di trading di ciascuna cohort;

NTradesBot, che indica il numero di transazioni effettuate dal robot. Assume valore zero se il robot non effettua transazioni oppure nelle sessioni sperimentali in cui non è presente il robot;

4 variabili dummy che indicano lo stage del round ed il tipo di news comunicata al mercato e per non riprodurre la costante, sono stati separati i test sulle sequenze di notizie. In particolare, in un test è stato analizzato il flusso di notizie comunicate nel 3° stage, dopo una cattiva notizia al 2° Stage, mentre, in un altro test, è stato analizzato il flusso di notizie comunicate nel 3° stage, dopo una buona notizia al 2° Stage.

La variabile *FirstStage* assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 1° stage in cui non sono comunicate notizie ai partecipanti ed assume valore 0 altrimenti;

Stage2Bad20 assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 2° stage ed è comunicata una cattiva notizia ai partecipanti, assume valore 0 altrimenti;

BadGood31 assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 3° stage ed è comunicata una buona notizia ai partecipanti dopo una cattiva notizia nel 2° stage, assume valore 0 altrimenti;

BadBad30 assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 3° stage ed è comunicata una cattiva notizia ai partecipanti dopo una cattiva notizia nel 2° stage, assume valore 0 altrimenti; *Stage2Good21* assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 2° stage ed è comunicata una buona notizia ai partecipanti, assume valore 0 altrimenti; *GoodGood32* assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 3° stage ed è comunicata una buona notizia ai partecipanti dopo una buona notizia nel 2° stage, assume valore 0 altrimenti; *GoodBad31* assume valore 1 quando il periodo di contrattazione è nel 3° stage ed è comunicata una cattiva notizia ai partecipanti dopo una buona notizia nel 2° stage, assume valore 0 altrimenti.

Altre variabili di controllo sono *Ann*; *TotalNfemale*; *AverageCohortCRTScore*.

Di seguito è riportato il test sulla sequenza di notizie successive ad una cattiva notizia nel 2° stage:

OLS		
Dependent Variable: Dev_standardTotalTPrice		
(Deviazione standard dei prezzi nei 30 periodi di trading)		
	coefficient	p-value
Const	61.78 (11.43)	8.278*10 ⁻⁸ ***
Period	-0.9175 (0.1563)	6.134*10 ⁻⁹ ***
NTradesBot	-1.165 (0.6266)	0.06328 *
FirstStage	11.02 (1.989)	3.956*10 ⁻⁸ ***
Stage2Bad20	3.348 (2.019)	0.09765 *
BadGood31	-4.131 (3.148)	0.1898
BadBad30	8.17 (4.7)	0.08248 *
Ann	8.196 (5.364)	0.1269
TotalNfemale	5.081 (1.562)	0.001184 ***
AverageCohortCRTScore	-22.83 (7.303)	0.001826 ***

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.284460
 Dependent Variable mean = 42.24530 ; Dependent Variable Std. Dev. = 31.78370

Tabella 23

Osserviamo che la deviazione standard dei prezzi è spiegata con significatività elevata all'1% dalla variabile *Period*, che ha un coefficiente piccolo in valore assoluto ma negativo. Questo significa

che il trascorrere dei periodi di contrattazione riduce, di una piccola quantità, la volatilità dei prezzi di mercato confermando la presenza di un effetto learning nei partecipanti.

Un risultato interessante risiede nel fatto che l'aumento del numero di contrattazioni del Robot riduce la deviazione standard dei prezzi di mercato, anche se con una bassa significatività del 10%. Il coefficiente della variabile *NTradesBot*, infatti, ha un valore negativo ed indica che, per ogni aumento di una unità del numero totale di transazioni del robot, nel periodo di trading, lo scarto dei prezzi dalla loro media, si riduce di 1.17 unità di denaro sperimentale. Questo valore, confrontato con la media della deviazione standard dei prezzi 42.25 e con lo SQM della variabile dipendente 31.78, rappresenta una quantità piccola ma evidenzia un effetto benefico del robot sulla volatilità del mercato.

Osservando invece le variabili indipendenti relative alle News di mercato, notiamo che gran parte della volatilità del mercato è spiegata, con significatività all'1%, dal 1° Stage di contrattazioni, in cui non ci sono notizie sui fondamentali. Il coefficiente della variabile *FirstStage*, infatti, è positivo ed indica che il 1° stage determina un aumento dello scarto dei prezzi dalla media pari ad 11,02 unità di denaro sperimentale.

Questo risultato può essere spiegato dall'incertezza che i partecipanti hanno sulle strategie di trading da adottare nel 1° stage in attesa dei successivi, non avendo informazioni sui possibili stati del mondo futuri.

Nel 2° Stage l'arrivo di una notizia negativa spiega, con significatività al 10%, un aumento dello scarto dei prezzi dalla media di 3.35 unità di denaro sperimentale, mentre nel 3° Stage solo l'arrivo di una seconda cattiva notizia spiega, con significatività al 10%, un aumento dello scarto dei prezzi dalla media di una quantità non trascurabile pari a 8.20 unità di denaro sperimentale.

Dalle variabili di controllo risulta che un aumento del numero di donne tra i partecipanti spiega con significatività elevata un aumento della volatilità, mentre un aumento del valore medio del risultato del test di intelligenza⁵², spiega con significatività elevata una riduzione della volatilità del mercato.

I risultati appena esposti, sono in gran parte confermati dal test, di seguito riportato, condotto sulla sequenza di notizie successive ad una buona notizia nel 2° stage:

⁵² La variabile *AverageCohortCRTScore* rappresenta la media dei risultati ottenuti dai singoli partecipanti alla cohort nel test di intelligenza, per cui, il suo valore aumenta all'aumentare del risultato ottenuto dai singoli partecipanti. Assumerà un valore alto se nella cohort sono presenti partecipanti con risultati alti del test di intelligenza.

OLS		
Dependent Variable: Dev_standardTotalTPrice		
(Deviazione standard dei prezzi nei 30 periodi di trading)		
	coefficient	p-value
Const	63.94 (11.01)	8.737*10 ⁻⁹ ***
Period	-0.9059 (0.1531)	4.662*10 ⁻⁹ ***
NTradesBot	-1.195 (0.6518)	0.06704 *
FirstStage	8.664 (2.936)	0.003248 ***
Stage2Good21	-0.7079 (2.288)	0.7571
GoodGood32	-3.512 (2.415)	0.1461
GoodBad31	-4.596 (2.37)	0.05281 *
Ann	8.24 (5.365)	0.1249
TotalNfemale	5.066 (1.569)	0.001288 ***
AverageCohortCRTScore	-22.77 (7.307)	0.001892 ***

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.278855
 Dependent Variable mean = 42.24530 ; Dependent Variable Std. Dev. = 31.78370

Tabella 24

Relativamente alle News di mercato Osserviamo che anche in questo caso gran parte della volatilità del mercato è spiegata dal 1° Stage di contrattazioni ma nel 2° Stage l'arrivo di una buona notizia non spiega in modo significativo, la deviazione standard. Nel 3° Stage, invece, solo l'arrivo di una seconda cattiva notizia spiega, con significatività al 10%, la variabile dipendente, in particolare determina una riduzione di 4.60 unità di denaro sperimentale dello scarto dei prezzi dalla media.

I due test precedenti sono stati condotti anche sui soli dati relativi ai trattamenti 1 ed 11 con Robot nel mercato, per analizzare l'impatto del robot sulla deviazione standard dei prezzi relativi solo a queste due tipologie di trattamento:

OLS		
Dependent Variable: Dev_standardTotalTPrice (Deviazione standard dei prezzi nei 30 periodi di trading)		
	coefficient	p-value
Const	65.08 (13.88)	3.683*10 ⁻⁶ ***
Period	-1.21 (0.201)	3.658*10 ⁻⁹ ***
NTradesBot_cor	-1.417 (0.5542)	0.01092 **
FirstStage	12.64 (2.759)	6.013*10 ⁻⁶ ***
Stage2Bad20	3.974 (3.475)	0.2534
BadGood31	-3.736 (5.535)	0.5
BadBad30	15.99 (8.427)	0.05839 *
Ann	-3.788 (7.244)	0.6013
TotalNfemale	6.064 (1.89)	0.001433 ***
AverageCohortCRTScore	-18.8 (7.142)	0.00878 ***

N. Observation = 448 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.321406
 Dependent Variable mean = 43.35295 ; Dependent Variable Std. Dev. = 32.04282

Tabella 25

OLS			
Dependent Variable: Dev_standardTotalTPrice			
(Deviazione standard dei prezzi nei 30 periodi di trading)			
	coefficient	p-value	
Const	69 (12.41)	4.694*10 ⁻⁸	***
Period	-1.191 (0.1901)	8.81*10 ⁻¹⁰	***
NTradesBot_cor	-1.425 (0.5422)	0.008865	***
FirstStage	8.146 (3.782)	0.03179	**
Stage2Good21	-3.156 (3.674)	0.3908	
GoodGood32	-7.105 (3.934)	0.07162	*
GoodBad31	-4.612 (4.12)	0.2636	
Ann	-3.698 (7.284)	0.612	
TotalNfemale	6.052 (1.917)	0.001702	***
AverageCohortCRTScore	-18.55 (7.125)	0.009532	***

N. Observation = 448 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.306247
 Dependent Variable mean = 43.35295 ; Dependent Variable Std. Dev. = 32.04282

Tabella 26

I risultati confermano l'analisi precedente ed in particolare notiamo che il numero di transazioni del Bot spiega, con maggiore significatività (1%), la riduzione della volatilità del mercato. La variabile indipendente utilizzata è *NTradesBot_cor* che indica il numero di transazioni effettuate dal bot e non assume alcun valore per le sessioni sperimentali in cui non è presente il robot nel mercato.

Complessivamente i test evidenziano un effetto benefico, anche se minimo, del numero di transazioni del robot sulla volatilità del mercato.

Di seguito è riportata graficamente la relazione tra la deviazione standard dei prezzi delle transazioni ed il numero di transazioni del robot:

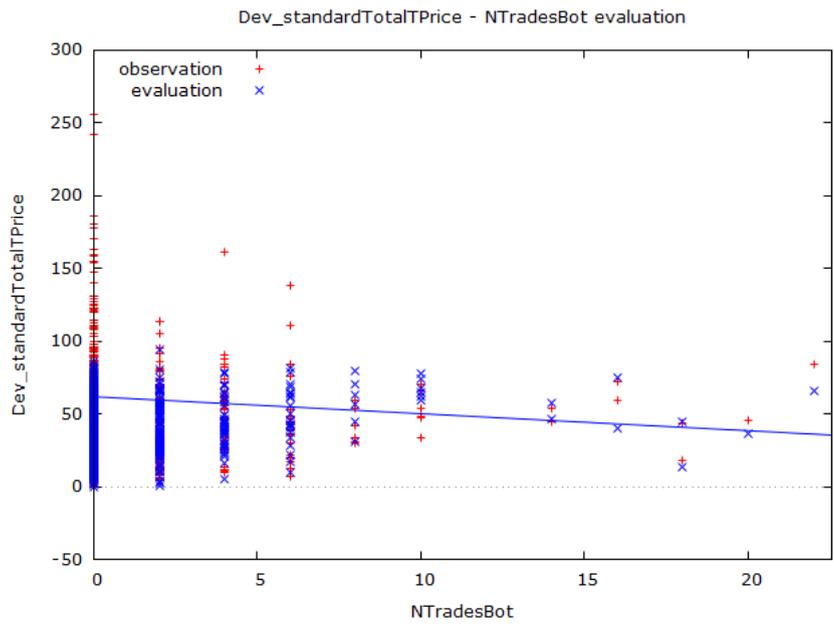


Grafico 8

3.3.2.2 - Liquidità del Mercato

Nella letteratura empirica è stato verificato che i robot traders, che si comportano da Market Maker, hanno un impatto positivo sulla liquidità, mentre per i robot che si comportano da speculatori il dibattito è aperto ed i risultati contrastanti. Il robot presente nelle nostre sessioni sperimentali, non si comporta da maker ma sfrutta le opportunità di arbitraggio per creare profitto senza rischi, per cui in questa sottosezione sono condotti test per comprendere l'effetto di un robot speculatore, sulla liquidità del mercato.

Ricordando che la liquidità si riferisce alla capacità di convertire un titolo finanziario in moneta in tempi brevi, nell'analisi del nostro mercato sperimentale, riportata di seguito, abbiamo valutato l'impatto sulla liquidità testando il tempo medio necessario per concludere una transazione, il volume degli scambi e l'impatto sul bid-ask spread.

Tempo necessario alla conversione in moneta

Di seguito è riportato il test di regressione condotto sulla variabile dipendente *AverageDeltaTTime*, che riporta la differenza temporale media tra due transazioni consecutive. La variabile è stata creata per rappresentare il tempo medio necessario per la conversione in moneta:

OLS		
Dependent Variable: AverageDeltaTTime (Differenza temporale media tra due transazioni consecutive)		
	coefficient	p-value
Const	13.95 (4.887)	0.004415 ***
NTradesBot	-0.8164 (0.4384)	0.06287 *
Period	0.3884 (0.0758)	3.655*10 ⁻⁷ ***
Ann	-2.464 (2.621)	0.3474
TotalNfemale	-3.078 (1.096)	0.005106 ***
AverageCohortCRTScore	9.726 (2.367)	4.366*10 ⁻⁵ ***

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.192045
Dependent Variable mean = 21.13085 ; Dependent Variable Std. Dev. = 18.54068

Tabella 27

Dal test emerge con significatività dell'10%, che per le sessioni sperimentali in cui è presente il robot, all'aumentare del numero di transazioni dell'algorithm, il tempo medio tra una transazione e la successiva, si riduce. Il coefficiente della variabile *NTradesBot*, infatti, è negativo e per ogni

transazione aggiuntiva il tempo medio necessario per una transazione, si riduce di circa 8 decimi di secondo, rispetto ad una media di 21.13 secondi necessari a concludere una transazione. Osserviamo anche che il tempo medio necessario ad una transazione è spiegato in modo significativo, dal trascorrere dei periodi, da un effetto gender e dalla media dei risultati dei partecipanti al test di logica. I risultati dell'analisi ci dicono che, all'aumentare del periodo di trading, aumenta il tempo medio necessario per una transazione, che all'aumentare del numero di donne tra i partecipanti, si riduce il tempo necessario per una transazione e che all'aumentare di una unità del risultato del test di logica dei partecipanti, aumenta di 9,73 secondi il tempo medio necessario per una transazione.

I risultati sono confermati dai test condotti nelle sole sessioni in cui è presente il robot:

OLS		
Dependent Variable: AverageDeltaTTime		
(Differenza temporale media tra due transazioni consecutive)		
	coefficient	p-value
Const	26.51 (6.513)	5.542*10 ⁻⁵ ***
NTradesBot_cor	-1.243 (0.4928)	0.01199 **
Period	0.2988 (0.1061)	0.005063 ***
Ann	-0.4611 (3.264)	0.8877
TotalNfemale	-3.909 (1.394)	0.005275 ***
AverageCohortCRTScore	3.197 (2.491)	0.2001

N. Observation = 448 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.218957
 Dependent Variable mean = 21.03327 ; Dependent Variable Std. Dev. = 18.37960

Tabella 28

Osserviamo che il numero di transazioni del robot, spiega con significatività (5%) maggiore il tempo medio necessario per una transazione.

Nelle sessioni in cui è presente il robot, tuttavia, il calcolo del tempo medio per una transazione, potrebbe essere influenzato dalla rapidità con cui il robot esegue le sue transazioni, infatti per come è stato programmato, potrebbe concludere due o più operazioni consecutive con tempi quasi istantanei.

Per pulire i dati dalle transazioni eseguite dal robot, è stata creata la variabile dipendente *AverageDeltaTTime_Human*, che riporta la differenza temporale media tra due transazioni consecutive, concluse da soli partecipanti umani nelle sessioni sperimentali con bot.

OLS		
Dependent Variable: AverageDeltaTTime_Human (Differenza temporale media tra due transazioni consecutive dei partecipanti umani)		
	coefficient	p-value
Const	26.57 (6.774)	1.018*10 ⁻⁴ ***
NTradesBot_cor	-1.023 (0.4421)	0.02118 **
Period	0.3024 (0.1072)	0.00501 ***
Ann	0.008973 (3.466)	0.9979
TotalNfemale	-4.078 (1.436)	0.004707 ***
AverageCohortCRTScore	3.591 (2.661)	0.1779

N. Observation = 448 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.218957
 Dependent Variable mean = 21.03327 ; Dependent Variable Std. Dev. = 18.37960

Tabella 29

Dal test emerge che i risultati sono confermati e che per le sessioni sperimentali in cui è presente il robot, il numero di transazioni del bot spiega, con significatività del 5%, il tempo medio tra una transazione effettuata dai partecipanti umani e la successiva. Il coefficiente della variabile *NTradesBot_cor*, infatti, è negativo e per ogni transazione aggiuntiva il tempo medio necessario per una transazione, si riduce di 1.02 secondi.

Nel grafico di seguito, è riportata la relazione lineare tra il tempo intercorrente tra due transazioni di operatori umani ed il numero di transazioni del robot. Osserviamo in modo immediato come all'aumentare delle operazioni del robot, si riduca anche il tempo necessario per concludere una transazione tra due operatori umani. Il risultato potrebbe suggerire un effetto benefico del robot sulla price discovery.

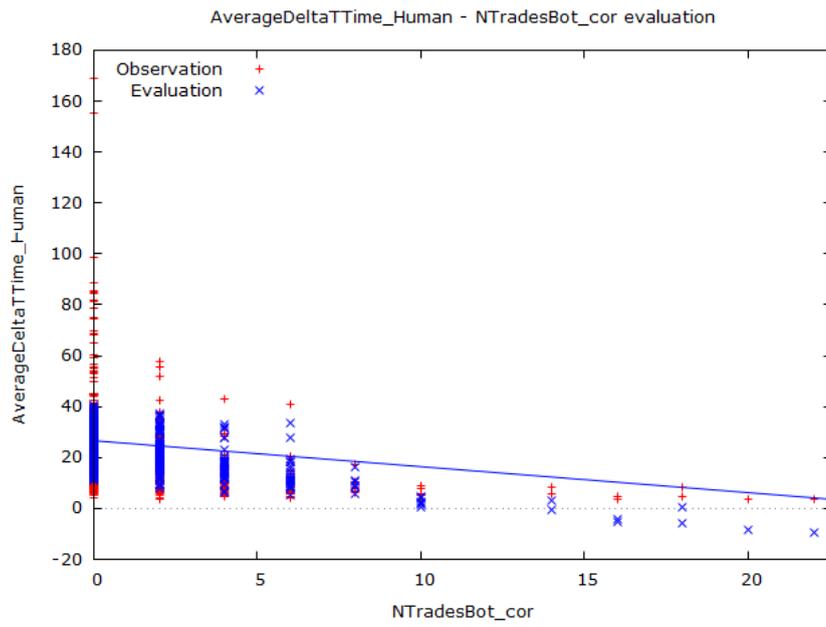


Grafico 9

Volume degli scambi

Di seguito testiamo l'influenza del Bot sul volume degli scambi. La variabile indipendente è *SumNTrades* cioè la somma delle transazioni nei due mercati delle azioni X e Y. Le regressioni sono condotte sia sul flusso di notizie successive ad una cattiva notizia nel 2° stage, sia sul flusso di notizie successive ad una buona notizia nel 2° stage. La principale variabile esplicativa è il numero di transazioni eseguite dal bot.

OLS		
Dependent Variable: SumNTrades		
(Somma delle transazioni nei due mercati)		
	coefficient	p-value
Const	15.87 (3.328)	2.143*10 ⁻⁶ ***
NTradesBot	1.575 (0.216)	6.703*10 ⁻¹³ ***
FirstStage	3.219 (0.5658)	1.726*10 ⁻⁸ ***
Stage2Bad20	0.8554 (0.6251)	0.1715
BadGood31	0.5307 (0.6869)	0.44
BadBad30	-0.1323 (0.6974)	0.8496
Period	-0.1825 (0.04545)	6.425*10 ⁻⁵ ***
Ann	-0.4258 (1.626)	0.7935
TotalNfemale	1.222 (0.5561)	0.02823 **
AverageCohortCRTScore	-5.692 (1.387)	4.42*10 ⁻⁵ ***
Dev_standardTotalTPrice	0.02275 (0.2215)	0.3047

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.493697
 Dependent Variable mean = 12.85345 ; Dependent Variable Std. Dev. = 8.825778

Tabella 30

OLS		
Dependent Variable: SumNTrades		
(Somma delle transazioni nei due mercati)		
	coefficient	p-value
Const	16.48 (3.228)	4.033*10 ⁻⁷ ***
NTradesBot	1.567 (0.2187)	1.628*10 ⁻¹² ***
FirstStage	2.676 (0.647)	3.85*10 ⁻⁵ ***
Stage2Good21	-0.2402 (0.6395)	0.7074
GoodGood32	-1.018 (0.7483)	0.1742
GoodBad31	-0.6942 (0.7287)	0.341
Period	-0.1841 (0.04586)	6.459*10 ⁻⁵ ***
Ann	-0.4239 (1.626)	0.7944
TotalNfemale	1.228 (0.5567)	0.02763 **
AverageCohortCRTScore	-5.713 (1.392)	4.418*10 ⁻⁵ ***
Dev_standardTotalTPrice	0.02221 (0.02223)	0.3179

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.493498
 Dependent Variable mean = 12.85345 ; Dependent Variable Std. Dev. = 8.825778

Tabella 31

Dai test emerge che il numero totale di transazioni è spiegato in modo molto significativo all'1% dal numero di transazioni del bot *NTradesBot* e per ogni transazione in più del bot il numero totale di transazioni aumenta di quasi 1.6 transazioni. Il flusso di notizie non spiega la variabile dipendente, che invece è spiegata in modo molto significativo dal 1° stage di contrattazioni. Nel primo stage si osserva un aumento di 2.67 transazioni sul totale, la spiegazione può essere travata nelle singole strategie di trading dei partecipanti che nel 1° stage, partendo dalla stessa dotazione iniziale, creano in modo endogeno la composizione del proprio portafoglio titoli.

Gli stessi test sono ripetuti, come verifica, per la variabile indipendente *HumanSumNTrades*, che riporta il totale delle transazioni eseguite dai soli partecipanti umani. La variabile è creata per escludere quelle transazioni eseguite dal robot e che alterano il totale delle transazioni. Ci aspettiamo che il numero di transazioni del robot spieghi ancora in modo significativo il totale delle transazioni e che il coefficiente β sia pari alla sola parte decimale del coefficiente nelle precedenti regressioni.

OLS		
Dependent Variable: HumanSumNTrades		
(Somma delle transazioni nei due mercati, dei partecipanti umani)		
	coefficiet	p-value
Const	15.87 (3.328)	2.143*10 ⁻⁶ ***
NTradesBot	0.5746 (0.216)	7.947*10 ⁻³ ***
FirstStage	3.219 (0.5658)	1.726*10 ⁻⁸ ***
Stage2Bed20	0.8554 (0.6251)	0.1715
BadGood31	0.5307 (0.6869)	0.44
BadBad30	-0.1323 (0.6974)	0.8496
Period	-0.1825 (0.04545)	6.425*10 ⁻⁵ ***
Ann	-0.4258 (1.626)	0.7935
TotalNfemale	1.222 (0.5561)	0.02823 **
AverageCohortCRTScore	-5.692 (1.387)	4.42*10 ⁻⁵ ***
Dev_standardTotalTPrice	0.02275 (0.02215)	0.3047

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.369812
 Dependent Variable mean = 12.08621 ; Dependent Variable Std. Dev. = 7.910851

Tabella 32

OLS		
Dependent Variable: HumanSumNTrades		
(Somma delle transazioni dei partecipanti umani nei due mercati)		
	coefficet	p-value
Const	16.48 (3.228)	4.033*10 ⁻⁷ ***
NTradesBot	0.5666 (0.2187)	9.738*10 ⁻³ ***
FirstStage	2.676 (0.647)	3.85*10 ⁻⁵ ***
Stage2Good21	-0.2402 (0.6395)	0.7074
GoodGood32	-1.018 (0.7483)	0.1742
GoodBad31	-0.6942 (0.7287)	0.341
Period	-0.1841 (0.04586)	6.459*10 ⁻⁵ ***
Ann	-0.4239 (1.626)	0.7944
TotalNfemale	1.228 (0.5567)	0.02763 **
AverageCohortCRTScore	-5.713 (1.392)	4.418*10 ⁻⁵ ***
Dev_standardTotalTPrice	0.02221 (0.02223)	0.3179

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.369564
 Dependent Variable mean = 12.08621 ; Dependent Variable Std. Dev. = 7.910851

Tabella 33

I risultati del test confermano l'ipotesi e confermano i risultati precedenti con un effetto gender e con la significatività della variabile relativa al risultato medio del test di intelligenza sul totale delle transazioni.

Il grafico riporta la relazione tra il volume delle transazioni degli operatori umani ed il numero di transazioni del robot. Si può notare come all'aumentare delle operazioni del robot, aumenti anche il volume delle transazioni degli operatori umani.

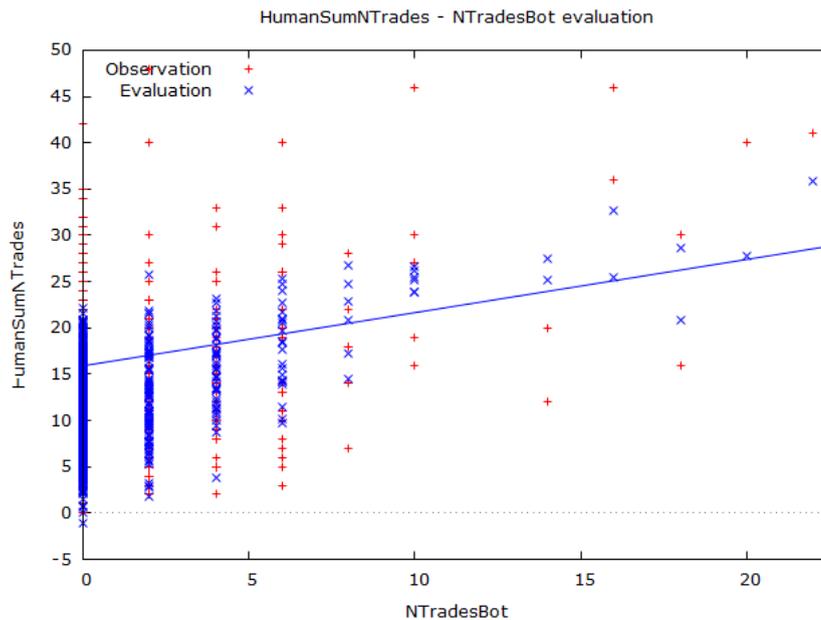


Grafico 10

Bid-Ask Spread

Per completare l'analisi sulla liquidità del mercato, in questa sottosezione sarà analizzato l'impatto del robot sul bid-ask spread nei due mercati. I test sono condotti sui mercati delle due azioni X e Y separatamente e sia sul flusso di notizie successive ad una cattiva notizia comunicata nel 2° stage, che sul flusso di notizie successive ad una buona notizia comunicata nel 2° stage. L'analisi testa il Bid-Ask spread medio dei prezzi delle contrattazioni, che è calcolato come la media della differenza tra il miglior Ask ed il miglior Bid per le contrattazioni in ciascun periodo di trading. Le variabili dipendenti sono *BASpreadL* e *BASpreadR* cioè il bid-ask spread medio, nei due mercati, per ogni periodo di trading.

Di seguito sono riportati i test condotti sul mercato a Sinistra "L" che è il mercato del titolo X:

OLS		
Dependent Variable: BASpreadL (bid-ask spread medio del Titolo X)		
	coefficient	p-value
Const	122.5 (27.33)	8.271*10 ⁻⁶ ***
NTradesBot	-4.584 (1.729)	8.154*10 ⁻³ ***
Period	-0.7839 (0.3221)	0.01513 **
Ann	1.81 (14.13)	0.8981
FirstStage	15.98 (4.093)	1.015*10 ⁻⁴ ***
Stage2Bad20	1.041 (3.789)	0.7835
BadGood31	-15.68 (7.614)	0.03979 **
BadBad30	-19.23 (5.197)	2.29*10 ⁻⁴ ***
TotalNfemale	7.2 (3.692)	0.05144 *
AverageCohortCRTScore	-34.43 (13.59)	0.01147 **

N. Observation = 930 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.149326
 Dependent Variable mean = 89.21611 ; Dependent Variable Std. Dev. = 62.34432

Tabella 34

OLS		
Dependent Variable: BASpreadL (bid-ask spread medio del Titolo X)		
	coefficient	p-value
Const	114.5 (26.25)	1.448*10 ⁻⁵ ***
NTradesBot	-4.822 (1.738)	5.647*10 ⁻³ ***
Period	-0.7825 (0.3224)	0.01514 **
Ann	1.839 (14.11)	0.8963
FirstStage	24.11 (4.554)	1.49*10 ⁻⁷ ***
Stage2Good21	17.89 (3.986)	8.038*10 ⁻⁶ ***
GoodGood32	2.132 (6.424)	0.7401
GoodBad31	-5.775 (5.089)	0.2568
TotalNfemale	7.294 (3.673)	0.04738 **
AverageCohortCRTScore	-34.56 (13.54)	0.01086 **

N. Observation = 930 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.150605
 Dependent Variable mean = 89.21611 ; Dependent Variable Std. Dev. = 62.34432

Tabella 35

Dai test emerge l'interessante risultato che il numero di trading del Bot spiega, in modo molto significativo (1%), il bid-ask spread e che ogni aumento unitario delle transazioni del robot, riduce 4.82 unità di moneta sperimentale lo spread nel mercato del titolo X.

Relativamente al flusso di informazioni, emergono risultati diversi per buone o cattive notizie comunicate nel secondo stage. Osserviamo, infatti, che una cattiva notizia comunicata nel 2° stage non spiega lo spread mentre, al 3° stage una qualsiasi notizia successiva spiega in modo significativo la variabile dipendente, determinandone una importante riduzione in valore assoluto. Una buona notizia comunicata nel 2° stage, invece, spiega con significatività elevata lo spread, determinandone un aumento di 17.89 unità di moneta sperimentale. Nel 3° stage una qualsiasi notizia successiva non spiega la variabile dipendente.

Di seguito è riportata graficamente la relazione tra il Bid-Ask spread del mercato del titolo X (dopo la comunicazione di una cattiva notizia nel 2° stage) ed il numero di transazioni del robot. Si può osservare come all'aumentare delle operazioni del robot, si riduca il Bid-Ask spread.

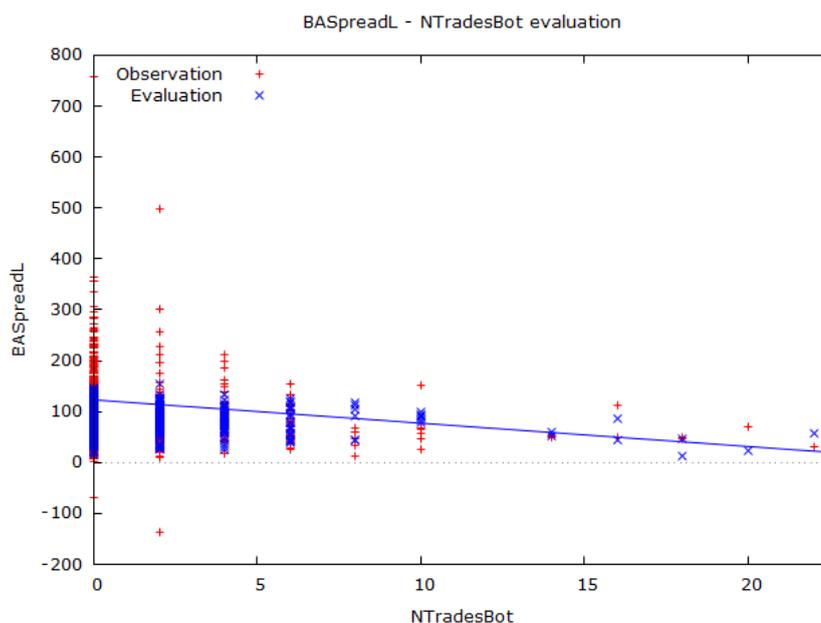


Grafico 11

I risultati sono in parte confermati dai test eseguiti nel mercato del titolo Y:

OLS		
Dependent Variable: BASpreadR (bid-ask spread medio del Titolo Y)		
	coefficet	p-value
Const	147.9 (36.3)	5.011*10 ⁻⁵ ***
NTradesBot	-4.687 (1.81)	9.776*10 ⁻³ ***
Period	-1.297 (0.3503)	2.266*10 ⁻⁴ ***
Ann	6.699 (17.98)	0.7095
FirstStage	17.75 (6.164)	4.076*10 ⁻³ ***
Stage2Bad20	1.787 (6.075)	0.7687
BadGood31	-7.65 (10.8)	0.4788
BadBad20	-12.15 (6.837)	0.07582 *
TotalNfemale	6.777 (5.77)	0.2405
AverageCohortCRTScore	-42.08 (17.79)	0.01823 **

N. Observation = 930 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.129686
 Dependent Variable mean = 100.7772 ; Dependent Variable Std. Dev. = 77.43266

Tabella 36

OLS		
Dependent Variable: BASpreadR (bid-ask spread medio del Titolo Y)		
	coefficient	p-value
Const	143.4 (36.12)	7.752*10 ⁻⁵ ***
NTradesBot	-4.971 (1.81)	6.16*10 ⁻³ ***
Period	-1.264 (0.3437)	2.481*10 ⁻⁴ ***
Ann	6.782 (17.96)	0.7058
FirstStage	21.76 (5.073)	1.973*10 ⁻⁵ ***
Stage2Good21	15.4 (6.003)	0.01048 **
GoodGood32	4.937 (9.056)	0.5858
GoodBad31	-20.51 (8.078)	0.0113 **
TotalNfemale	6.899 (5.75)	0.2305
AverageCohortCRTScore	-42.18 (17.73)	0.01759 **

N. Observation = 930 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.139240
 Dependent Variable mean = 100.7772 ; Dependent Variable Std. Dev. = 77.43266

Tabella 37

I risultati suggeriscono che il 1° al 2° stage determinano un aumento dello spread e che nel 3° stage una cattiva notizia ne determina una riduzione mentre una buona notizia, tendenzialmente, non spiega il bid-ask spread.

È importante notare, inoltre, che il trascorrere dei periodi di trading spiega con significatività elevata una riduzione del bid-ask spread. Questo risultato può essere spiegato con l'effetto di learning nei partecipanti.

Effetto del Robot sulla liquidità

Per valutare l'impatto del robot sulla liquidità del mercato, analizziamo congiuntamente il risultato di test eseguiti sul tempo intercorrente tra una transazione e la successiva, sul volume delle transazioni e sul bid-ask spread.

I test evidenziano in sintesi che l'aumento del numero di transazioni eseguite dal bot, determinano:

- Con significatività tra il 10% ed il 5 %, una riduzione del tempo medio intercorrente tra una transazione e la successiva, quindi la riduzione del tempo necessario alla conversione in moneta;
- un aumento del volume delle transazioni;
- una riduzione del bid-ask spread.

Possiamo concludere che il robot, pur comportandosi da speculatore, ha un effetto positivo aumentando la liquidità del mercato.

3.3.2.3 - Transaction Gain Taker

Nella letteratura empirica numerosi studi, condotti sui principali flash crash dei mercati finanziari, hanno evidenziato che, in corrispondenza all'esecuzione di un numero rilevante di ordini attribuiti agli operatori ad alta frequenza, si sia verificato un aumento dei guadagni di tali operatori con trasferimento di ricchezza dagli operatori tradizionali.

Il principale problema affrontato dagli studi empirici risiede nella difficoltà ad identificare, in modo diretto ed univoco, gli ordini e le operazioni eseguite dagli operatori algoritmici e ad alta frequenza, per cui, la seguente sezione vuole studiare con chiarezza l'incidenza dell'attività di trading del Bot sul Guadagno dei Takers.

A tale scopo, è stato condotto un primo test di regressione per la variabile dipendente *AverageTEGainTaker*, cioè il guadagno medio dei Takers in ciascun periodo, sulla variabile esplicativa *NTradesBot*.

Successivamente, un secondo test è stato condotto per la variabile *AverageTEGainHumanTaker*, cioè il guadagno medio, in ciascun periodo, dei Takers umani, sulla variabile esplicativa *TotalTEGainTakerBot* che riporta il guadagno totale del Bot in ciascun periodo, per comprendere come i guadagni del robot influenzino i guadagni dei traders umani.

OLS		
Dependent Variable: AverageTEGainTaker (Guadagno medio dei Takers)		
	coefficient	p-value
Const	5.174 (6.65)	0.4368
HumanSumNTrades	-0.06624 (0.2603)	0.7992
NTradesBot	-0.6324 (0.2312)	6.338*10 ⁻³ ***
Period	-0.04991 (0.09592)	0.603
TotalNfemale	0.3086 (1.182)	0.7941
AverageCohortCRTScore	-3.054 (3.254)	0.3482
Dev_standardTotalTPrice	0.5578 (0.04301)	1.887*10 ⁻³⁵ ***

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.462637
 Dependent Variable mean = 23.89119 ; Dependent Variable Std. Dev. = 26.91843

Tabella 38

Il primo test evidenzia che il guadagno medio di periodo dei Takers è spiegato, con significatività elevata (1%), dalla variabile esplicativa *NTradesBot* che ha un coefficiente pari al valore di -0.63. L'interpretazione è che un aumento dell'attività del Bot, spiega una riduzione dei guadagni dei Takers ed in particolare l'aumento unitario delle transazioni per periodo del Bot, determina una riduzione del guadagno medio di 0.63 unità di denaro sperimentale.

Il test successivo è condotto per la per la variabile *AverageTEGainHumanTaker*:

OLS		
Dependent Variable: AverageTEGainHumanTaker (Guadagno medio dei Takers umani)		
	coefficet	p-value
Const	4.662 (6.617)	0.4821
TotalTEGainTakerBot	-0.03881 (0.01694)	0.02325 **
Dev_standardTotalTPrice	0.6721 (0.0852)	4.082*10 ⁻¹³ ***
Period	-0.1066 (0.1773)	0.5485
TotalNfemale	-0.7463 (1.129)	0.5094
AverageCohortCRTScore	-1.431 (2.609)	0.5842

N. Observation = 170 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.507059
 Dependent Variable mean = 26.03027 ; Dependent Variable Std. Dev. = 25.07972

Tabella 39

Dal test emerge che i guadagni totali dell’algoritmo spiegano, con significatività al 5%, i guadagni medi dei Takers umani, un aumento unitario del guadagno totale del Bot determina una riduzione di 0.04 unità di denaro sperimentale, nei guadagni dei Taker umani.

In entrambi i test risulta che un aumento della volatilità del mercato spiega, con significatività elevata, i guadagni dei trader umani, una variazione in aumento della deviazione standard determina un aumento dei guadagni dei takers.

Il risultato dei due test conferma le conclusioni a cui è giunta la letteratura empirica ed evidenza come nei mercati reali, con un gran numero di operazioni ad alta frequenza e con importi elevati, sia rilevante l’incidenza del robot sui guadagni dei traders tradizionali.

3.3.2.4 - Market Maker

Nella presente sezione è condotta una analisi dati per comprendere quale lato del mercato si comporta da Maker fornendo liquidità al mercato. Vogliamo comprendere se le transazioni sono proposte in percentuale maggiore dall'acquirente o dal venditore e quale influenza ha il Bot su quel lato del mercato.

A tale scopo, è stato condotto un test, di seguito riportato, sulla variabile indipendente *SumNTrades*. Il test è stato condotto sulle variabili esplicative *BuyerMakerPercentage* e *SellerMakerPercentage* che rappresentano la percentuale di buyer maker e di seller maker sul totale delle transazioni nel periodo.

OLS		
Dependent Variable: SumNTrades		
(Somma delle transazioni nei due mercati)		
	coefficient	p-value
Const	18.81 (3.331)	2.155*10 ⁻⁸ ***
BuyerMakerPercentage	3.847 (1.844)	0.03722 **
Bot	1.058 (1.577)	0.5025
Ann	-0.07698 (1.783)	0.9656
Period	-0.258 (0.04632)	3.347*10 ⁻⁸ ***
TotalNfemale	1.82 (0.6415)	4.65*10 ⁻³ ***
AverageCohortCRTScore	-7.115 (1.648)	1.75*10 ⁻⁵ ***

N. Observation = 930 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.322168
 Dependent Variable mean = 12.82581 ; Dependent Variable Std. Dev. = 8.836378

Tabella 40

OLS		
Dependent Variable: SumNTrades		
(Somma delle transazioni nei due mercati)		
	coefficient	p-value
Const	23.07 (3.413)	2.433*10 ⁻¹¹ ***
SellerMakerPercentage	-4.394 (2.062)	0.03338 **
Bot	1.084 (1.567)	0.4892
Ann	-0.1031 (1.775)	0.9537
Period	-0.2552 (0.04626)	4.465*10 ⁻⁸ ***
TotalNfemale	1.818 (0.6396)	4.571*10 ⁻³ ***
AverageCohortCRTScore	-7.132 (1.644)	1.596*10 ⁻⁵ ***

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.323744
 Dependent Variable mean = 12.85345 ; Dependent Variable Std. Dev. = 8.825778

Tabella 41

I test confermano i risultati delle precedenti analisi sulle variabili di controllo della regressione. Il principale risultato è relativo alla variabile *BuyerMakerPercentage*, osserviamo che il totale delle transazioni di periodo è spiegato con significatività del 5% dalla percentuale di Buyer Maker in particolare un aumento dell'1% di buyer maker spiega un aumento di 3.85 transazioni per periodo. Al contrario, un aumento dell'1% della percentuale di Seller Maker, sul totale delle transazioni di periodo, spiega una riduzione di 4.39 transazioni per periodo, con una significatività del 5%. Il risultato dei test evidenzia che, a comportarsi da Market Maker, è il lato dei Buyer che offrono liquidità al mercato.

Per completare l'analisi, nel test seguente, è valutata l'influenza del numero di transazioni del Bot sulla percentuale di Buyer Maker nel totale di transazioni effettuate:

OLS		
Dependent Variable: BuyerMakerPercentage (Percentuale di buyer maker sul totale delle transazioni nel periodo)		
	coefficient	p-value
Const	0.3315 (0.07013)	2.632*10 ⁻⁶ ***
NTradesBot	0.01163 (0.001832)	3.332*10 ⁻¹⁰ ***
Period	-0.001436 (0.000732)	0.05017 *
Ann	-0.02292 (0.02629)	0.3836
TotalNfemale	-0.006889 (0.01153)	0.5504
AverageCohortCRTScore	-0.01561 (0.01805)	0.3876
Dev_standardTotalTPrice	-0.0003043 (0.0002136)	0.1546

N. Observation = 928 ; clustered Std. Err. on 31 cohorts ; R² = 0.035773
 Dependent Variable mean = 0.255764 ; Dependent Variable Std. Dev. = 0.174502

Tabella 42

Dal test risulta che un aumento delle transazioni del Bot nel periodo di trading di una unità, determina un aumento del'1% della percentuale di Buyer Maker. Il trading del robot, dunque, favorisce i marker maker e migliora la liquidità del mercato.

Il test, conferma i risultati delle analisi condotte sulla liquidità del mercato, in cui si evidenzia un impatto positivo del Bot sulla liquidità.

3.3.2.5 - Price Discovery

Nelle precedenti sezioni abbiamo potuto osservare come le analisi relative all’impatto dell’attività del bot sulla volatilità del mercato e sul tempo di conversione in moneta, abbiano evidenziato la presenza di un possibile effetto benefico del robot sulla price discovery.

Una dalle ipotesi del lavoro è che l’attività di arbitraggio del robot favorisca l’incorporamento delle notizie nei fondamentali e, dunque, la price discovery. La validità dell’ipotesi è testata nella seguente sezione.

Test sulla media

Per comprendere l’effettivo impatto sulla price discovery, sono stati condotti dei test sulla media del DF60, cioè la deviazione dei prezzi delle transazioni dai fondamentali sia per le sessioni sperimentali in cui era presente il robot, che per le sessioni in cui erano presenti solo operatori umani.

Di seguito è riportato il test sulla media per il DF60 nelle sessioni con robot nel mercato. Nel test l’ipotesi nulla è che la media del DF nelle transazioni dei primi 60 secondi sia pari a zero.

Test sulla Media - Variabile DF60_Bot (DF nelle transazioni dei primi 60 secondi nelle sessioni con robot)	
Null Hypothesis H₀: average population $\mu_0 = 0$	
Sample Size n	1740
Sample Mean	0.00765821
Std. Dev.	0.350032
t-test (1739)	0.912627
p-value two-tailed	0.3616
p-value one-tailed	0.1808

Tabella 43

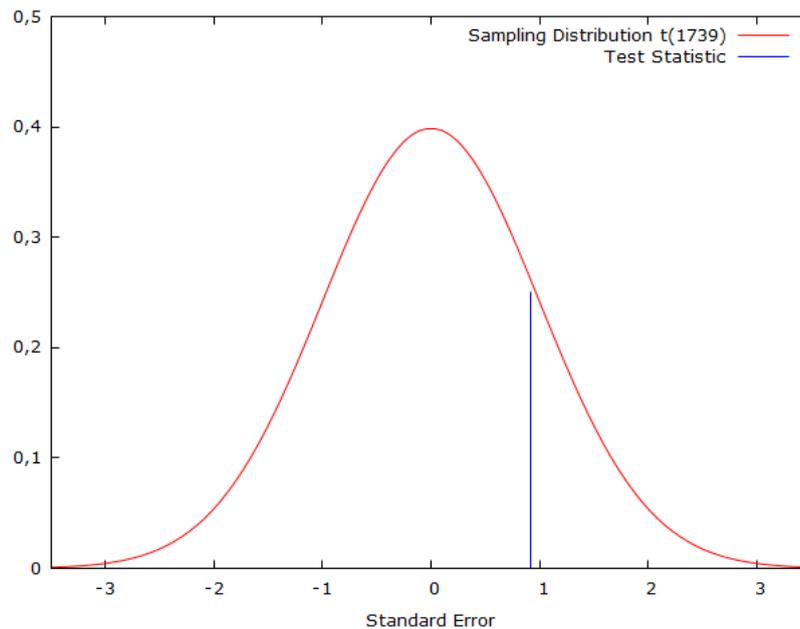


Grafico 12

Dal test emerge che non è possibile rifiutare l'ipotesi nulla H_0 e che quindi la media del DF, delle transazioni nei primi 60 secondi, è statisticamente pari a zero con significatività al 5%. L'interpretazione da dare al test è che l'attività di trading del robot consente ai prezzi di incorporare le notizie di mercato, favorendo la price discovery.

Per completare l'analisi riportiamo il test sulla media per il DF60 nelle sessioni in cui non è presente il robot nel mercato. Nel test, anche in questo caso, l'ipotesi nulla è che la media del DF nelle transazioni dei primi 60 secondi sia pari a zero.

Test sulla Media - Variabile DF60_NoBot (DF nelle transazioni dei primi 60 secondi nelle sessioni senza robot)	
Null Hypothesis H_0: average population $\mu_0 = 0$	
Sample Size n	1581
Sample Mean	-0.113553
Std. Dev.	0.364537
t-test (1739)	-12.3857
p-value two-tailed	$1.082 \cdot 10^{-33}$
p-value one-tailed	$5.408 \cdot 10^{-34}$

Tabella 44

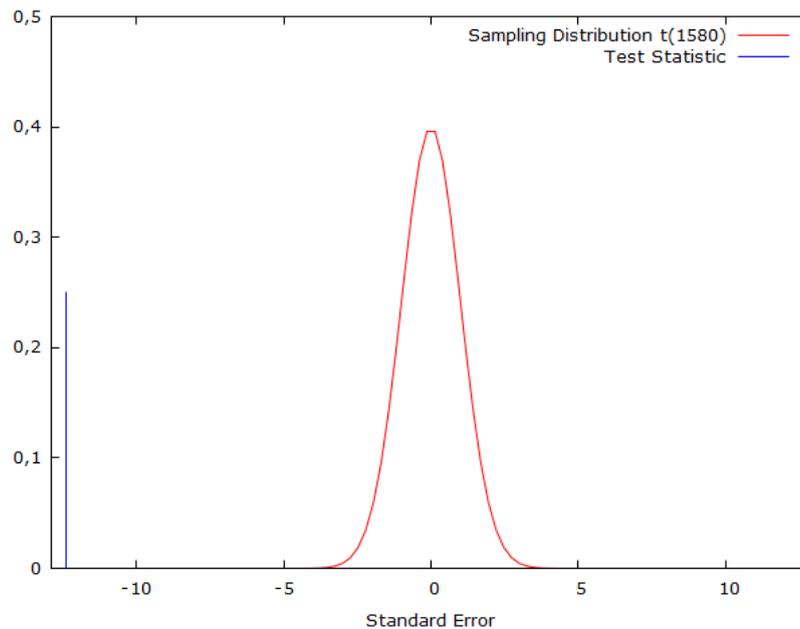


Grafico 13

In questo caso dal test emerge che si rifiuta l'ipotesi nulla H_0 e che quindi la media del DF, delle transazioni nei primi 60 secondi, è statisticamente diversa da zero. L'interpretazione da dare al test è che in assenza del robot i prezzi di mercato non riescono ad incorporare del tutto le notizie sui fondamentali determinando livelli di prezzo superiori o inferiori ai livelli fondamentali. I risultati dei due test sono ben evidenziati dai grafici riportati di seguito.

Il primo grafico riporta la relazione lineare tra il DF60 nelle sessioni in cui è presente il robot ed il numero successivo dei periodi di trading, mentre il secondo riporta la relazione lineare tra DF60 nelle sessioni senza robot ed il numero successivo dei periodi di trading:

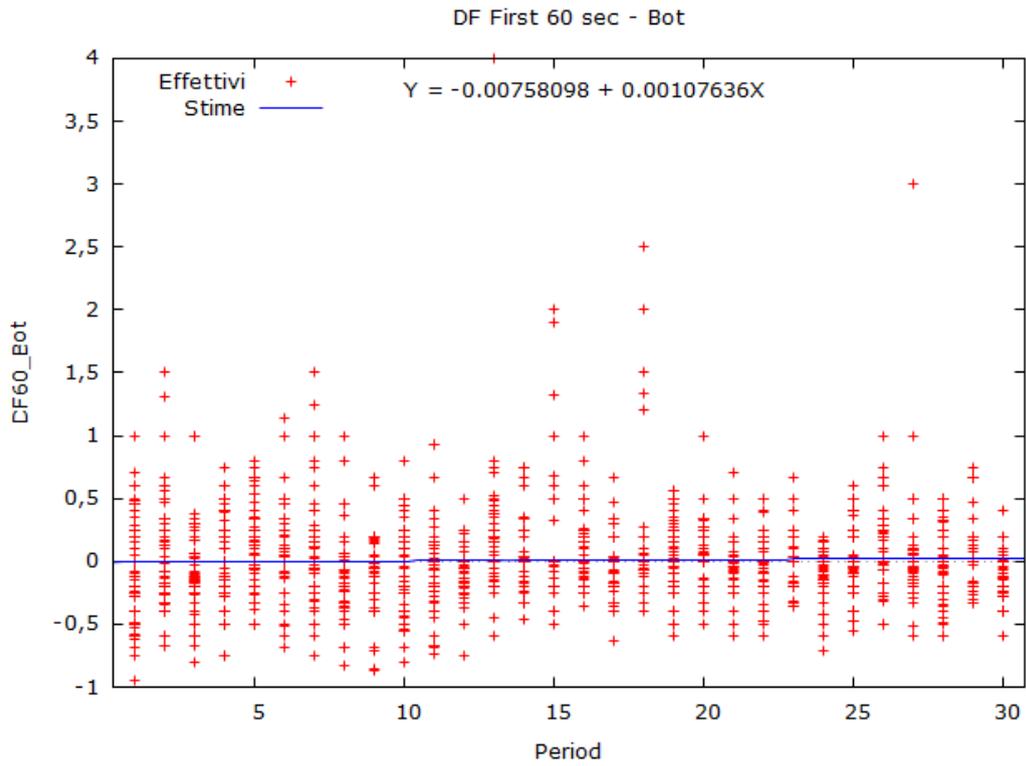


Grafico 14

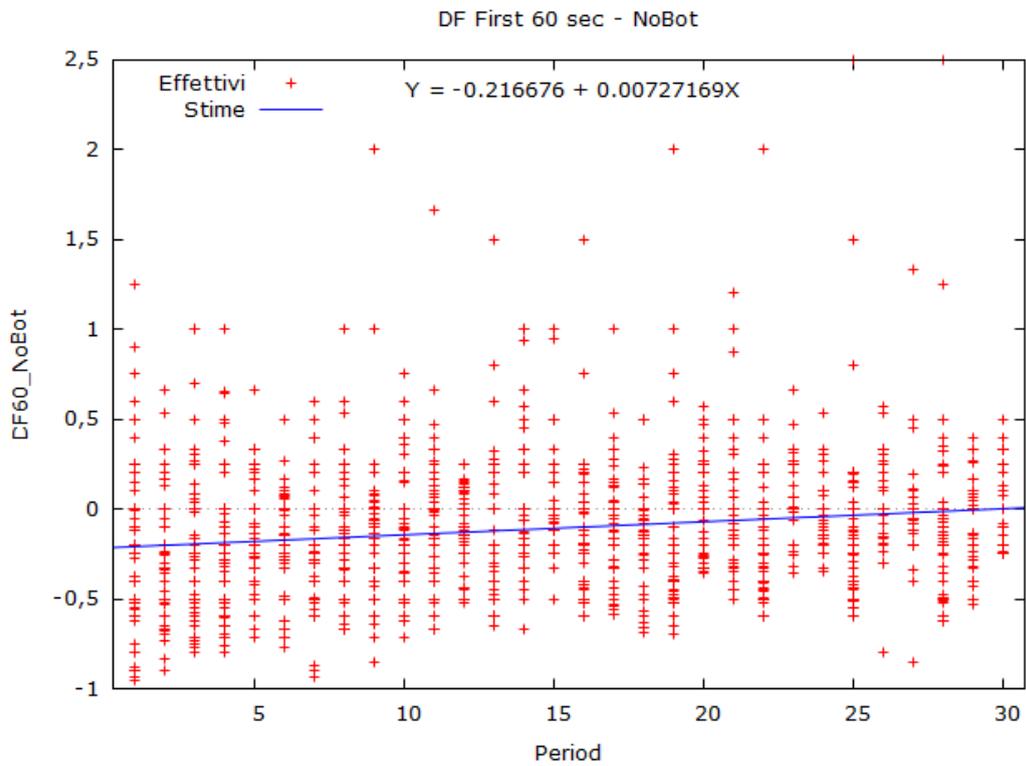


Grafico 15

Dai grafici osserviamo che in presenza del bot nel mercato, il prezzo dei titoli risulta vicino ai fondamentali fin dal primo periodo di trading, mentre nelle sessioni in cui il bot non è presente, il DF in media assume valori negativi, discostandosi dal valore fondamentale maggiormente nei primi periodi di trading per poi tendere a zero con il trascorrere del periodo di trading. Risulta, dunque, che in assenza del Bot il prezzo dei titoli tende al valore fondamentale solo con il passare dei periodi di trading, probabilmente per l'effetto learning, ovvero grazie dell'esperienza maturata dai partecipanti con il passare dei periodi di trading nei confronti del meccanismo di trading. In conclusione dalle analisi emerge che il robot migliora la qualità del mercato e, come ipotizzato, favorisce la price discovery fin dai primi periodi di trading.

3.3.3 - Conclusione e Sintesi dei principali risultati

L'analisi dei dati sperimentali ha consentito di evidenziare importanti risultati cui è giunto il lavoro di ricerca. Gran parte dei risultati confermano le evidenze empiriche e sperimentali della precedente ricerca accademica come la presenza di un price drift nei mercati finanziari sperimentali, altri risultati, invece, rappresentano delle novità utili a stimolare la futura ricerca in particolare sul ruolo svolto, in termini di efficienza, dal trading algoritmico e ad alta frequenza nei mercati finanziari globali.

3.3.3.1 - Il ruolo delle News di mercato

Il disegno sperimentale ha previsto la comunicazione di news sui fondamentali nel 2° e nel 3° stage di trading, per verificare il comportamento dei prezzi successivo all'arrivo della notizia. Nella letteratura sperimentale in esperimenti che prevedevano la comunicazione di notizie, i risultati non sono stati univoci evidenziando, talvolta, una under-reaction ed in altri casi una over-reaction dei prezzi alle notizie.

L'analisi dati del nostro lavoro ha evidenziato una under-reaction dei prezzi alle notizie sui fondamentali dei titoli. Dall'analisi delle sequenze di notizie è emerso che la deviazione dal fondamentale (DF) tende ad essere positiva e crescente dopo la comunicazione di una cattiva notizia, mentre risulta negativa e decrescente dopo la comunicazione di una buona notizia.

Con la comunicazione delle notizie osserviamo, infatti, una variazione dei prezzi nella direzione attesa ma su livelli diversi dai fondamentali, ne deriva che le notizie di mercato non sono del tutto incorporate nei prezzi, come previsto dalla teoria economica, ma gli individui tendono a sottostimare l'impatto della notizia. Solo nel caso di una cattiva notizia successiva ad una buona notizia è stato evidenziato una lieve over-reaction dei prezzi alla seconda notizia.

Dai dati è emerso un altro importante risultato, più volte presente nei lavori sperimentali, ovvero la presenza di un drift dei prezzi verso i fondamentali, infatti, nei periodi di trading successivi alla comunicazione di una notizia i prezzi, dopo l'iniziale under-reaction, tendono lentamente verso i fondamentali. Successivamente ad una cattiva notizia i prezzi risultano più alti dei fondamentali e con il passare del tempo durante i vari periodi di trading, decrescono verso i fondamentali. Contrariamente, successivamente ad una buona notizia, i prezzi assumono valori inferiori ai fondamentali e con trascorrere del tempo, assumono un andamento crescente verso di essi.

L'analisi dei dati ha evidenziato un ulteriore particolare comportamento dei prezzi, cioè un effetto di spillover tra un periodo ed il successivo. I test hanno mostrato che il primo prezzo di ogni periodo riflette in modo significativo il prezzo medio del periodo precedente, indipendentemente dalla notizia comunicata nel periodo di trading corrente.

Nel complesso i risultati appena descritti, possono essere spiegati dalla presenza di un effetto disposizione, emerso in molti lavori sperimentali. I partecipanti non associano in modo corretto le probabilità oggettive ai diversi stati del mondo ma attribuiscono un peso maggiore ad alcune notizie piuttosto che ad altre ed i pesi, associati agli stati del mondo futuri, sono influenzati da un comportamento di trading miope.

È emerso, infatti, che gli individui assumono le proprie decisioni di trading sulla base delle prime notizie comunicate, cioè le notizie che giungono al mercato nel secondo stage, rispetto alle notizie comunicate nello stage successivo, indipendentemente dal tipo di notizia successivamente comunicata. In particolare risulta che con l'arrivo di buone notizie nel secondo stage i partecipanti tendono a vendere titoli, accontentandosi di accedere alla parte superiore della lotteria che assicura in media dividendi più alti, sovrastimando la probabilità di una successiva cattiva notizia. Nel caso di una cattiva notizia comunicata nel secondo stage, invece, il trading è svolto nella parte inferiore della lotteria che conduce a dividendi finali in media più bassi. In questo caso gli individui tendono ad acquistare titoli, sperando di guadagnare il più possibile dall'arrivo di una buona notizia nello stage successivo.

È emerso, infine, che il comportamento di trading è influenzato anche dalla strategia individuale adottata dai partecipanti, che è orientata ad uniformare i guadagni nei vari periodi e su cui sono ancorate le decisioni di trading nel corso dei vari periodi. La composizione del portafoglio del periodo corrente, infatti, risulta condizionata dalla composizione del portafoglio nel periodo precedente ma anche dal livello di profitto ottenuto nel round precedente, indipendentemente dalla particolare sequenza di news comunicata al mercato nel round precedente rispetto a quello corrente.

3.3.3.2 - L'impatto del Robot sull'efficienza del mercato

Un ulteriore, importante, contributo offerto dal lavoro alla ricerca di settore è relativo all'indagine condotta sull'impatto del trading algoritmico e ad alta frequenza sull'efficienza dei mercati finanziari.

La letteratura empirica ha indagato il fenomeno solo a partire dal 2009 e con risultati contrastanti circa il reale impatto degli algoritmi sui mercati finanziari.

La letteratura sperimentale solo negli ultimi anni ed in pochi precedenti lavori ha previsto, nei propri disegni sperimentali, l'interazione tra partecipanti umani e robot in laboratorio, dunque, questo lavoro è il primo che propone di testare l'impatto di algoritmi speculativi sull'efficienza dei mercati è la price discovery in presenza di un flusso di notizie sui fondamentali.

I principali risultati ottenuti sono relativi all'impatto dell'attività di trading del robot su volatilità e liquidità del mercato. L'analisi dati ha evidenziato che l'attività di arbitraggio del robot ha l'effetto di ridurre la volatilità del mercato, infatti l'aumento del numero transazioni effettuate dal robot riduce la deviazione standard dei prezzi delle transazioni ed il risultato acquista maggiore

significatività per l'analisi condotta sui dati relativi alle sole sessioni sperimentali in cui è presente il robot.

È emerso, inoltre, che l'attività del robot determina anche una maggiore liquidità del mercato. Per testare l'impatto sulla liquidità sono stati analizzati tre indicatori, ovvero:

- il tempo intercorrente tra due transazioni che rappresenta il tempo necessario per la conversione in moneta dei titoli;
- il volume delle transazioni;
- il Bid-Ask spread.

I risultati mostrano che l'aumento dell'attività di trading del robot ha un effetto positivo su tutti e tre gli indicatori. L'aumento del numero di transazioni del robot, infatti, aumenta il volume delle transazioni, riduce il Bid-Ask spread riducendo in questo modo la distanza tra domanda ed offerta e riduce il tempo di conversione in moneta, anche in quest'ultimo caso, il risultato acquista maggiore significatività per l'analisi condotta sui dati relativi alle sole sessioni sperimentali in cui è presente il robot.

In sintesi, l'attività di arbitraggio del robot ha un impatto positivo sulla liquidità del mercato.

Un importante risultato è la conferma di quanto evidenziato dagli studi empirici condotti sui dati relativi ai flash crash dei mercati azionari. Tali studi hanno evidenziato che in corrispondenza di un flash crash si osserva un aumento dell'attività degli operatori algoritmici ad alta frequenza ed un trasferimento di ricchezza dagli operatori tradizionali verso questa tipologia di operatori. I dati dell'esperimento confermano che un aumento dell'attività di trading del robot riduce i guadagni degli operatori tradizionali ed in particolare, un aumento dei guadagni del robot riduce i guadagni degli operatori umani.

È opportuno soffermarsi anche sulle peculiari caratteristiche del nostro mercato sperimentale, infatti, è emerso che il lato del mercato più attivo nelle operazioni di trading era il lato degli acquirenti che si sono comportati da market maker determinando un aumento della liquidità del mercato e conseguentemente, la riduzione dei tempi necessari alla conversione dei titoli in moneta, inoltre, è emerso che un aumento delle transazioni del robot aumenta la percentuale di acquirenti nel mercato.

Un ultimo importante risultato riguarda l'impatto dell'attività del robot sulla price discovery, infatti, dall'analisi dati è emerso che, nelle sessioni sperimentali in cui è presente il robot, per i primi 60 secondi di trading, il differenziale dei prezzi dai fondamentali assume con significatività elevata una media nulla fin dal primo periodo di trading. In presenza dell'attività di trading del robot, i prezzi delle transazioni risultano, in media, immediatamente vicini ai fondamentali, favorendo la scoperta del prezzo di equilibrio dei titoli.

Nel complesso possiamo concludere che l'attività di arbitraggio del robot ha l'effetto di migliorare la qualità del mercato.

Paragrafo 3.4 - Appendice

Di seguito sono riportate le tabelle non comprese nel testo, suddivise per paragrafo, le schermate relative la software utilizzato per la conduzione dell'esperimento programmato in z-Tree e le istruzioni per i partecipanti.

3.4.1 – Tabelle

Paragrafo 3.3.1.1:

Distribuzione di frequenza per DFGoodNews, oss. 1-11727

Numero di intervalli = 29, media = -0,0362969, scarto quadratico medio = 0,148249

Intervallo	P.med.	Frequenza	Rel.	Cum.	
< -0,8527	-0,9000	6	0,05%	0,05%	
-0,8527 - -0,7580	-0,8054	25	0,21%	0,26%	
-0,7580 - -0,6634	-0,7107	88	0,75%	1,01%	
-0,6634 - -0,5688	-0,6161	105	0,90%	1,91%	
-0,5688 - -0,4741	-0,5214	139	1,19%	3,10%	
-0,4741 - -0,3795	-0,4268	128	1,09%	4,19%	
-0,3795 - -0,2848	-0,3321	196	1,67%	5,86%	
-0,2848 - -0,1902	-0,2375	520	4,43%	10,29%	*
-0,1902 - -0,09554	-0,1429	625	5,33%	15,62%	*
-0,09554 - -0,0008929	-0,04821	531	4,53%	20,15%	*
-0,0008929 - 0,09375	0,04643	8861	75,56%	95,71%	*****
0,09375 - 0,1884	0,1411	243	2,07%	97,78%	
0,1884 - 0,2830	0,2357	127	1,08%	98,87%	
0,2830 - 0,3777	0,3304	43	0,37%	99,23%	
0,3777 - 0,4723	0,4250	40	0,34%	99,57%	
0,4723 - 0,5670	0,5196	19	0,16%	99,74%	
0,5670 - 0,6616	0,6143	8	0,07%	99,80%	
0,6616 - 0,7562	0,7089	7	0,06%	99,86%	
0,7562 - 0,8509	0,8036	5	0,04%	99,91%	
0,8509 - 0,9455	0,8982	1	0,01%	99,91%	
0,9455 - 1,040	0,9929	6	0,05%	99,97%	
1,040 - 1,135	1,087	0	0,00%	99,97%	
1,135 - 1,229	1,182	1	0,01%	99,97%	
1,229 - 1,324	1,277	0	0,00%	99,97%	
1,324 - 1,419	1,371	1	0,01%	99,98%	
1,419 - 1,513	1,466	1	0,01%	99,99%	
1,513 - 1,608	1,561	0	0,00%	99,99%	
1,608 - 1,703	1,655	0	0,00%	99,99%	
>= 1,703	1,750	1	0,01%	100,00%	

Tabella 4

Distribuzione di frequenza per DFBadNews, oss. 1-11727

Numero di intervalli = 29, media = 0,0118942, scarto quadratico medio = 0,190315

Intervallo	P.med.	Frequenza	Rel.	Cum.
< -0,85435	-0,93333	1	0,01%	0,01%
-0,85435 - -0,69637	-0,77536	22	0,19%	0,20%
-0,69637 - -0,53839	-0,61738	53	0,45%	0,65%
-0,53839 - -0,38042	-0,45940	193	1,65%	2,29%
-0,38042 - -0,22244	-0,30143	399	3,40%	5,70% *
-0,22244 - -0,064464	-0,14345	508	4,33%	10,03% *
-0,064464 - 0,093512	0,014524	9328	79,54%	89,57% *****
0,093512 - 0,25149	0,17250	544	4,64%	94,21% *
0,25149 - 0,40946	0,33048	347	2,96%	97,17% *
0,40946 - 0,56744	0,48845	139	1,19%	98,35%
0,56744 - 0,72542	0,64643	82	0,70%	99,05%
0,72542 - 0,88339	0,80440	24	0,20%	99,26%
0,88339 - 1,0414	0,96238	52	0,44%	99,70%
1,0414 - 1,1993	1,1204	0	0,00%	99,70%
1,1993 - 1,3573	1,2783	13	0,11%	99,81%
1,3573 - 1,5153	1,4363	5	0,04%	99,86%
1,5153 - 1,6733	1,5943	5	0,04%	99,90%
1,6733 - 1,8313	1,7523	1	0,01%	99,91%
1,8313 - 1,9892	1,9102	2	0,02%	99,92%
1,9892 - 2,1472	2,0682	4	0,03%	99,96%
2,1472 - 2,3052	2,2262	0	0,00%	99,96%
2,3052 - 2,4632	2,3842	1	0,01%	99,97%
2,4632 - 2,6211	2,5421	1	0,01%	99,97%
2,6211 - 2,7791	2,7001	0	0,00%	99,97%
2,7791 - 2,9371	2,8581	0	0,00%	99,97%
2,9371 - 3,0951	3,0161	2	0,02%	99,99%
3,0951 - 3,2530	3,1740	0	0,00%	99,99%
3,2530 - 3,4110	3,3320	0	0,00%	99,99%
>= 3,4110	3,4900	1	0,01%	100,00%

Tabella 6

Paragrafo 3.3.1.2:

Distribuzione di frequenza per AverageDF_BadNews, oss. 1-931
 Numero di intervalli = 17, media = 0,0285199, scarto quadratico medio = 0,252912

Intervallo	P.med.	Frequenza	Rel.	Cum.
< -0,61544	-0,68750	2	0,66%	0,66%
-0,61544 - -0,47133	-0,54339	12	3,96%	4,62% *
-0,47133 - -0,32721	-0,39927	7	2,31%	6,93%
-0,32721 - -0,18310	-0,25516	13	4,29%	11,22% *
-0,18310 - -0,038984	-0,11104	61	20,13%	31,35% *****
-0,038984 - 0,10513	0,033073	127	41,91%	73,27% *****
0,10513 - 0,24924	0,17719	51	16,83%	90,10% *****
0,24924 - 0,39336	0,32130	13	4,29%	94,39% *
0,39336 - 0,53747	0,46542	7	2,31%	96,70%
0,53747 - 0,68159	0,60953	4	1,32%	98,02%
0,68159 - 0,82570	0,75365	3	0,99%	99,01%
0,82570 - 0,96982	0,89776	0	0,00%	99,01%
0,96982 - 1,1139	1,0419	1	0,33%	99,34%
1,1139 - 1,2580	1,1860	1	0,33%	99,67%
1,2580 - 1,4022	1,3301	0	0,00%	99,67%
1,4022 - 1,5463	1,4742	0	0,00%	99,67%
>= 1,5463	1,6183	1	0,33%	100,00%

Osservazioni mancanti = 628 (67,45%)

Tabella 13

Distribuzione di frequenza per AverageDF_GoodNews, oss. 1-931
 Numero di intervalli = 17, media = -0,114874, scarto quadratico medio = 0,198918

Intervallo	P.med.	Frequenza	Rel.	Cum.
< -0,95087	-1,0000	2	0,63%	0,63%
-0,95087 - -0,85261	-0,90174	0	0,00%	0,63%
-0,85261 - -0,75435	-0,80348	0	0,00%	0,63%
-0,75435 - -0,65609	-0,70522	1	0,32%	0,95%
-0,65609 - -0,55783	-0,60696	8	2,52%	3,47%
-0,55783 - -0,45958	-0,50871	19	5,99%	9,46% **
-0,45958 - -0,36132	-0,41045	8	2,52%	11,99%
-0,36132 - -0,26306	-0,31219	8	2,52%	14,51%
-0,26306 - -0,16480	-0,21393	31	9,78%	24,29% ***
-0,16480 - -0,066540	-0,11567	88	27,76%	52,05% *****
-0,066540 - 0,031719	-0,017411	116	36,59%	88,64% *****
0,031719 - 0,12998	0,080848	22	6,94%	95,58% **
0,12998 - 0,22824	0,17911	5	1,58%	97,16%
0,22824 - 0,32650	0,27737	5	1,58%	98,74%
0,32650 - 0,42475	0,37562	2	0,63%	99,37%
0,42475 - 0,52301	0,47388	1	0,32%	99,68%
>= 0,52301	0,57214	1	0,32%	100,00%

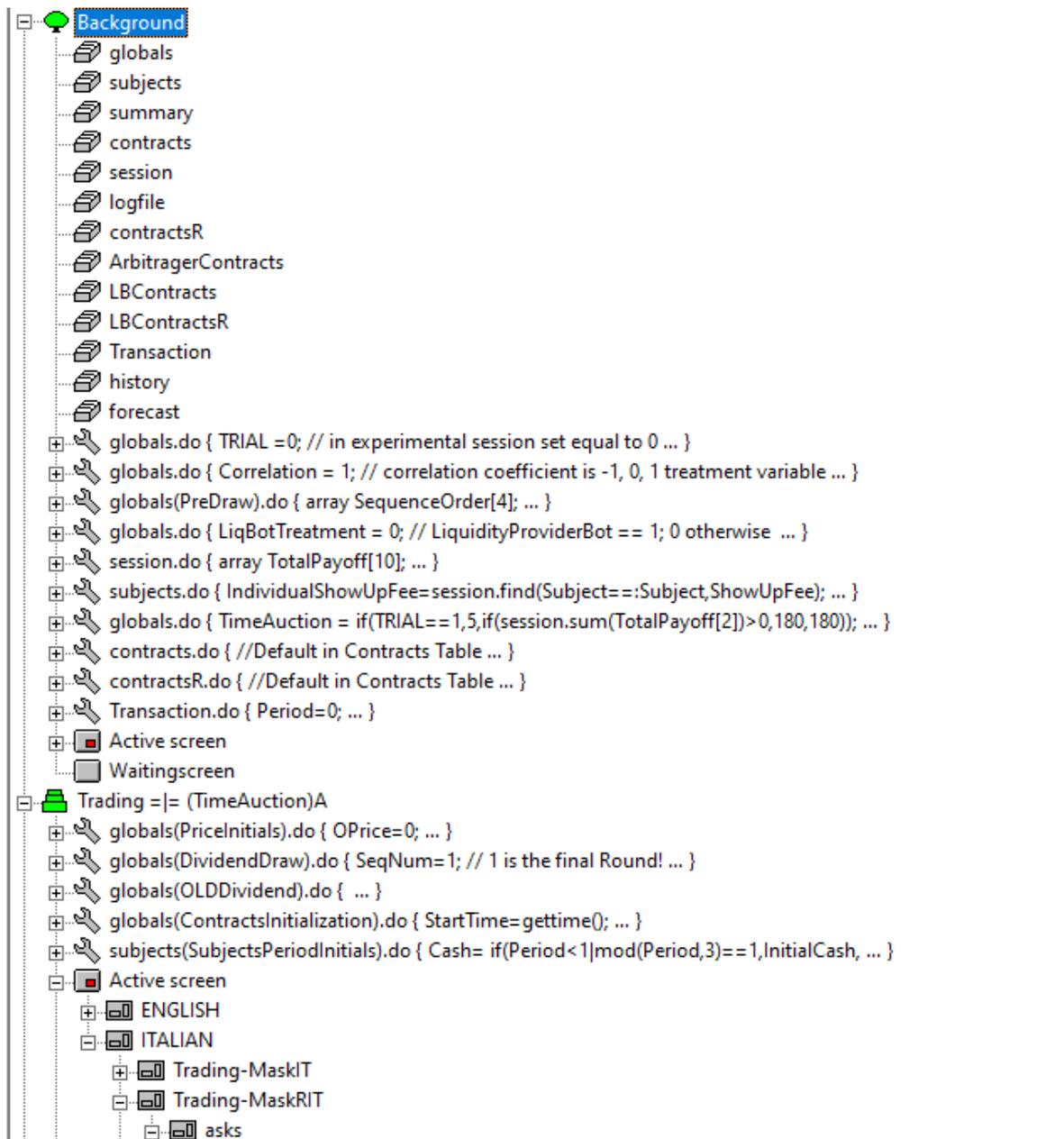
Osservazioni mancanti = 614 (65,95%)

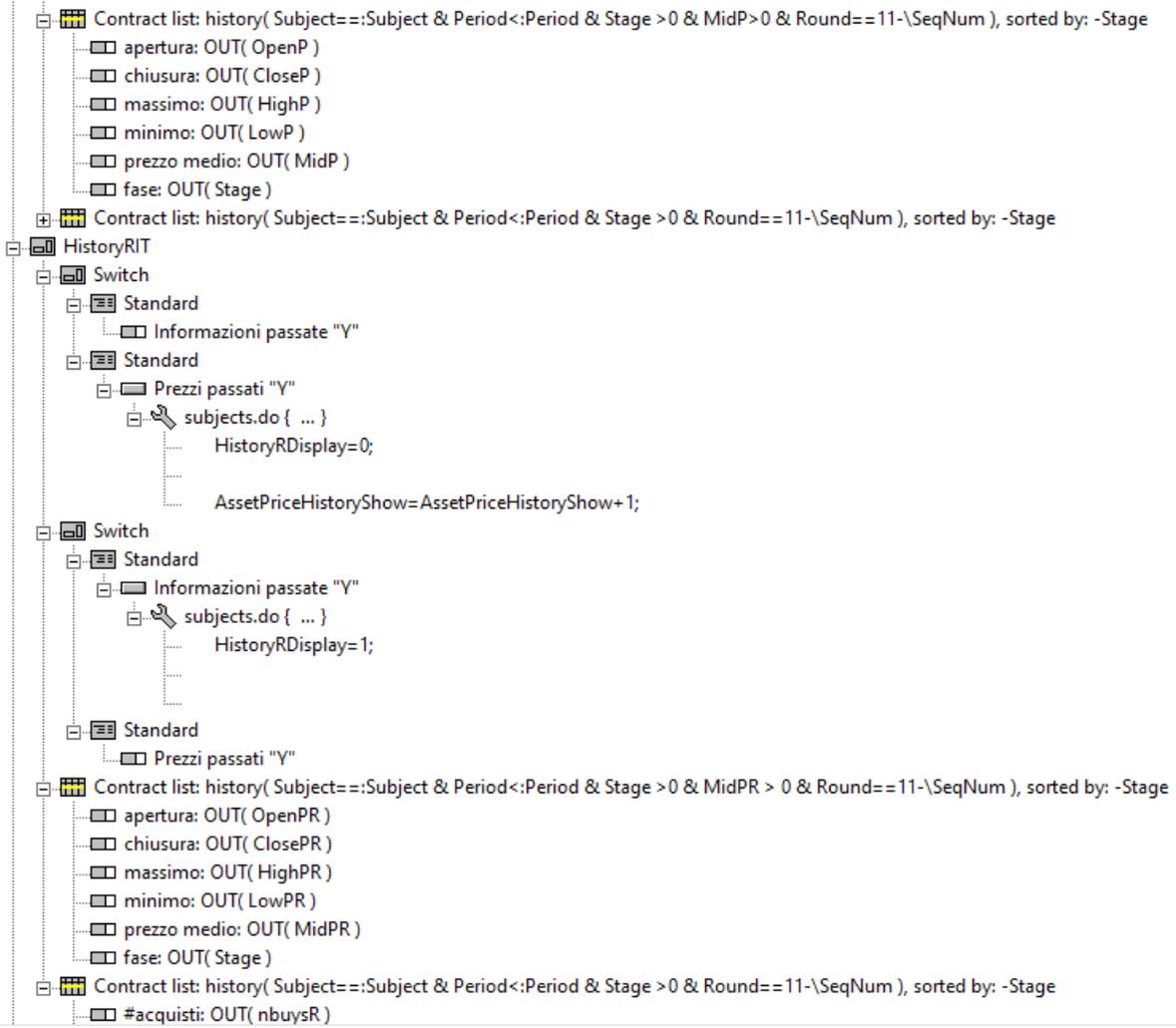
Tabella 15

3.4.2 – Software z-Tree dell’Esperimento Principale

In questa sezione sono riportate le schermate relative al corpo principale del software programmato in z-Tree ed utilizzato per la conduzione dell’esperimento principale.

È opportuno ricordare che l’esperimento è stato programmato e condotto con il software sperimentale z-Tree (Fischbacher, 2007) i cui riferimenti sono: Urs Fischbacher (2007): z-Tree: Zurich Toolbox for Ready-made Economic Experiments, *Experimental Economics* 10 (2), 171-178.



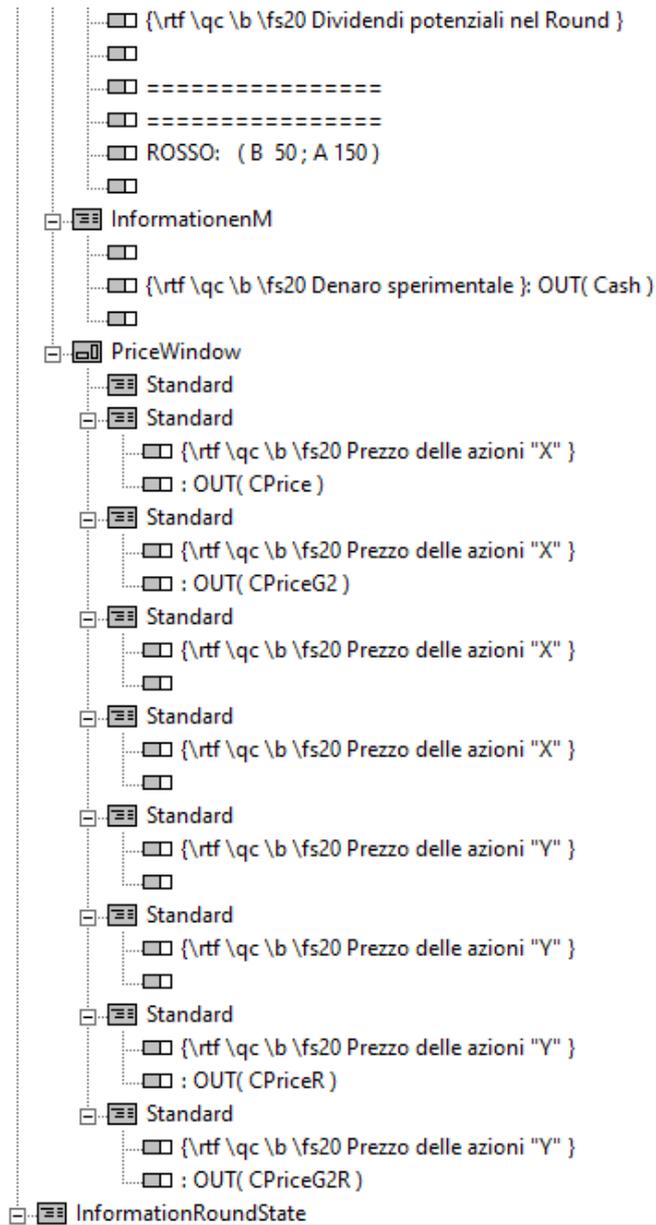


- #vendite: OUT(nsellsR)
- #azioni: OUT(stockR)
- denaro: OUT(cash)
- fase: OUT(Stage)
- CurrentPeriodIT
 - Grid
 - {\rtf \qc \b \fs20 azioni "X"}
 - {\rtf \qc \b \fs20 prezzi nel periodo }
 - {\rtf \qc \b \fs20 azioni "Y"}
 - : OUT(Transaction.sum(TPrice)/Transaction.count(TPrice>0))
 - {\rtf \qc \b \fs20 medio }
 - : OUT(Transaction.sum(TPriceR)/Transaction.count(TPriceR>0))
 - : OUT(OPrice)
 - all'apertura
 - : OUT(OPriceR)
 - : OUT(HPrice)
 - massimo
 - : OUT(HPriceR)
 - : OUT(LPrice)
 - minimo
 - : OUT(LPriceR)
 - Grid
 - {\rtf \qc \b \fs20 azioni "X"}
 - {\rtf \qc \b \fs20 Prices in period }
 - {\rtf \qc \b \fs20 azioni "Y"}
 - : OUT(PriceSumG2/numTradesG2)
 - {\rtf \qc \b \fs20 medio }
 - : OUT(PriceSumG2R/numTradesG2R)
 - : OUT(OPriceG2)
 - all'apertura
 - : OUT(OPriceG2R)
 - : OUT(HPriceG2)
 - massimo
 - : OUT(HPriceG2R)
 - : OUT(LPriceG2)
 - minimo
 - : OUT(LPriceG2R)

- : OUT(HPriceG2)
- massimo
- : OUT(HPriceG2R)
- : OUT(LPriceG2)
- minimo
- : OUT(LPriceG2R)
- InformationenIT
 - ColorFrameGrey [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameOrange [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameGreen [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameBlue [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameRed [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameYellow [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameGrey [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameBlue [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameGreen [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameOrange [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameRed [-100,100]x[-100,100]
 - ColorFrameYellow [-100,100]x[-100,100]
- Info#SharesR1
 - {\rtf \qc \b \fs20 classe di azioni "Y"}
 - #azioni: OUT(StockR)
- InfoDivIniR1
 - {\rtf \qc \b \fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - BLU: (B 300 ; A 400)
 - GIALLO: (B 200 ; A 300)
 - ROSSO: (B 100 ; A 200)
 -
- InfoDivIniRRed
 - {\rtf \qc \b \fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - =====
 - =====
 - ROSSO: (B 100 ; A 200)
 -

- InfoDivlniRBlue
 - {\rtf \qc \b \fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - BLU: (B 300 ; A 400)
 - =====
 - =====
 -
 - InfoDivlniRYellow
 - {\rtf \qc \b \fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - =====
 - GIALLO: (B 200 ; A 300)
 - =====
 -
 - InfoDivlniRGreen
 - {\rtf \qc \b \fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - BLU: (B 300 ; A 400)
 - GIALLO: (B 200 ; A 300)
 - =====
 -
 - InfoDivlniROrange
 - {\rtf \qc \b \fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - =====
 - GIALLO: (B 200 ; A 300)
 - ROSSO: (B 100 ; A 200)
 -
 - Info#ShareslnR1
 - {\rtf \qc \b \fs20 classe di azioni "Y" }
 - #azioni: OUT(StockR)
 - Info#SharesL
 - {\rtf \qc \b \fs20 classe di azioni "X" }
 - #azioni: OUT(Stock)
 - Info#ShareslnL
 - {\rtf \qc \b \fs20 classe di azioni "X" }

- #azioni: OUT(Stock)
- InfoDivniL
 - {\rtf\qc\b\fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - BLU: (B 250 ; A 350)
 - GIALLO: (B 150 ; A 250)
 - ROSSO: (B 50 ; A 150)
 -
 - InfoDivniLOrange
 - {\rtf\qc\b\fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - =====
 - GIALLO: (B 150 ; A 250)
 - ROSSO: (B 50 ; A 150)
 -
 - InfoDivniLGreen
 - {\rtf\qc\b\fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - BLU: (B 250 ; A 350)
 - GIALLO: (B 150 ; A 250)
 - =====
 -
 - InfoDivniLYellow
 - {\rtf\qc\b\fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - =====
 - GIALLO: (B 150 ; A 250)
 - =====
 -
 - InfoDivniLBlue
 - {\rtf\qc\b\fs20 Dividendi potenziali nel Round }
 -
 - BLU: (B 250 ; A 350)
 - =====
 - =====
 -
 - InfoDivniLRed



```

    <>{\rtf \qc \b \fs20 Round <11-SeqNum|1> : Fase <if(mod(Period,3)==0,3,mod(Period,3))|1>}
    {\rtf \qc \b \fs20 Informazione sulla Fase:} OUT( State )
  Waitingscreen
  DecisiveRoundDecision -= (30)
  subjects.do { Participate=if((Subject==\DecisiveSubject)&(\NumPeriods==Period)&(\DecisiveRound<1),1,0); }
  Active screen
  Standard
  Password: IN( check )
  OK
  subjects.do { ... }
  \check=if((Subject==\DecisiveSubject) & (check== 123),123,0);
  Standard
  Please enter the decisive round: IN( check )
  OK
  subjects.do { \DecisiveRound=if((Subject==\DecisiveSubject) ,check,0); }
  Waitingscreen
  ShowProfit =|= (TimeProfit)A
  globals(DividendDraw).do { ... }
  ArbitragerCash[1]=ArbitragerCash[1]+ArbitragerStock[1]*Dividend+ArbitragerStockR[1]*DividendR;
  ArbitragerCash[2]=ArbitragerCash[2]+ArbitragerStock[2]*Dividend+ArbitragerStockR[2]*DividendR;
  globals.do { ... }
  NumPosPrice=OLDglobals.find(NumPosPrice)+ 1;
  NumPosPriceG2= OLDglobals.find(NumPosPriceG2)+ 1;
  NumPosPriceR= OLDglobals.find(NumPosPriceR)+ 1;
  NumPosPriceG2R= OLDglobals.find(NumPosPriceG2R)+ 1;

  if (OPrice==0) {

  OPrice= OLDglobals.find(OPrice);
  Price= OLDglobals.find(Price);
  HPrice= OLDglobals.find(HPrice);
  NumPosPrice= OLDglobals.find(NumPosPrice);
  LPrice= OLDglobals.find(LPrice);
  MPrice=0;
  }

```

```

if (OPriceR==0) {

OPriceR= OLDglobals.find(OPriceR);
PriceR= OLDglobals.find(PriceR);
HPriceR= OLDglobals.find(HPriceR);
LPriceR= OLDglobals.find(LPriceR);
MPriceR=0;
NumPosPriceR= OLDglobals.find(NumPosPriceR);
}

if (OPriceG2==0) {

OPriceG2= OLDglobals.find(OPriceG2);
CPriceG2= OLDglobals.find(CPriceG2);
HPriceG2= OLDglobals.find(HPriceG2);
MPriceG2=0;
LPriceG2= OLDglobals.find(LPriceG2);
NumPosPriceG2= OLDglobals.find(NumPosPriceG2);

}

if (OPriceG2R==0) {

OPriceG2R= OLDglobals.find(OPriceG2R);
CPriceG2R= OLDglobals.find(CPriceG2R);
HPriceG2R= OLDglobals.find(HPriceG2R);
MPriceG2R=0;
LPriceG2R= OLDglobals.find(LPriceG2R);
NumPosPriceG2R= OLDglobals.find(NumPosPriceG2R);
}

LAvgPrice[Period]= MPrice;
RAvgPrice[Period]= MPriceR;
LAvgPriceG2[Period]= MPriceG2;
RAvgPriceG2[Period]= MPriceG2R;

```

 subjects.do { ... }

```

nbuys=contracts.count((Buyer==:Subject)&(Traded==1));

nsells=contracts.count((Seller==:Subject)&(Traded==1));

nbuysR=contractsR.count((Buyer==:Subject)&(Traded==1));

nsellsR=contractsR.count((Seller==:Subject)&(Traded==1));

LiqDivL=if(mod(Period,3)>0,0,\LiqPayL);
LiqDivR=if(mod(Period,3)>0,0,\LiqPayR);

Cash = Cash + Dividend * Stock + DividendR * StockR;
FinalCash = Cash + LiqDivL * Stock+ LiqDivR * StockR;
subjects.do { ... }
HistoryDisplay=1;
HistoryRDisplay=1;

history.new{

Period = :Period;
Round=11-\SeqNum;
Stage = if(mod(:Period,3)==0,3,mod(:Period,3));
Subject = :Subject;
FundV=FV;
FundVR=FVR;
stock = :Stock;
stockR = :StockR;
cash = :Cash;
OpenP = if(:Group==1,\OPrice,\OPriceG2);
LowP = if(:Group==1,\LPrice,\LPriceG2);
CloseP = if(:Group==1,\CPrice,\CPriceG2);
HighP = if(:Group==1,\HPrice,\HPriceG2);
MidP= if(:Group==1,\MPrice,\MPriceG2);
OpenPR = if(:Group==1,\OPriceR,\OPriceG2R);
LowPR = if(:Group==1,\LPriceR,\LPriceG2R);

```

```

..... ClosePR = if(:Group==1,\CPriceR,\CPriceG2R);
..... HighPR = if(:Group==1,\HPriceR,\HPriceG2R);
..... MidPR= if(:Group==1,\MPriceR,\MPriceG2R);
..... Div= Dividend;
..... DivR= DividendR;
..... nbuys=:nbuys;
..... nsells=:nsells;
..... nsellsR=:nsellsR;
..... nbuysR=:nbuysR;
.....
..... }
.....
..... if (mod(Period,3)==0){
.....
..... history.new{
.....
..... Period = :Period+1;
..... Subject = :Subject;
..... FundV=FV;
..... FundVR=FVR;
..... stock = :Stock;
..... stockR = :StockR;
..... cash = :FinalCash;
..... OpenP = if(:Group==1,\OPrice,\OPriceG2);
..... LowP = if(:Group==1,\LPrice,\LPriceG2);
..... CloseP = if(:Group==1,\CPrice,\CPriceG2);
..... HighP = if(:Group==1,\HPrice,\HPriceG2);
..... MidP= if(:Group==1,\MPrice,\MPriceG2);
..... OpenPR = if(:Group==1,\OPriceR,\OPriceG2R);
..... LowPR = if(:Group==1,\LPriceR,\LPriceG2R);
..... ClosePR = if(:Group==1,\CPriceR,\CPriceG2R);
..... HighPR = if(:Group==1,\HPriceR,\HPriceG2R);
..... MidPR= if(:Group==1,\MPriceR,\MPriceG2R);
..... Div= :LiqDivL;
..... DivR= :LiqDivR;
..... nbuys=:nbuys;

```

```
nsells:=nsells;  
nsellsR:=nsellsR;  
nbuysR:=nbuysR;
```

```
}  
}
```

```
subjects.do { ... }  
  if (mod(Period,3)==0)  
  {  
    denominator=max(1,if(Group==1,NumPosPrice,NumPosPriceG2));  
  
    ProfitTrader=if(FinalCash>-MaxLoss,FinalCash,-MaxLoss);  
  
    RoundProfit=ProfitTrader;  
  }  
}
```

```
summary.do { ... }  
  avP = contracts.average( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ) , p );  
  maxP=contracts.maximum( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ) , p );  
  minP=contracts.minimum( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ) , p );  
  nTrades = contracts.count( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ));  
  OpenP=\OPrice + \OPriceG2;  
  CloseP=\CPrice + \CPriceG2;  
  FV=\FV;  
  
  avPR = contractsR.average( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ) , p );  
  maxPR=contractsR.maximum( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ) , p );  
  minPR=contractsR.minimum( ( Buyer > 0 ) & ( Seller > 0 ) , p );
```



```

session.do {
ShowUpFee=:SUF;
FinalProfit= :SUF + :TotalProfit;
FinalPay= subjects.find(Subject==:Subject,SUF) + subjects.find(Subject==:Subject,TotalProfit);

}
;

```

session.do { ... }

```

ShowUpFee=subjects.find(same(Subject),SUF);
PayRound=\DecisiveRound;
FinalProfit=TotalPayoff[PayRound]/\ExchangeRate1to;
FinalPay=TotalPayoff[PayRound]/\ExchangeRate1to+ShowUpFee;

```

Active screen

ENGLISH

ITALIAN

HistoryTraderEN

Standard

Azioni di "X"

Switch

Standard

Storia dei guadagni

Standard

Prezzi passati

subjects.do { ... }

HistoryDisplay=0;

AssetPriceHistoryShow=AssetPriceHistoryShow+1;

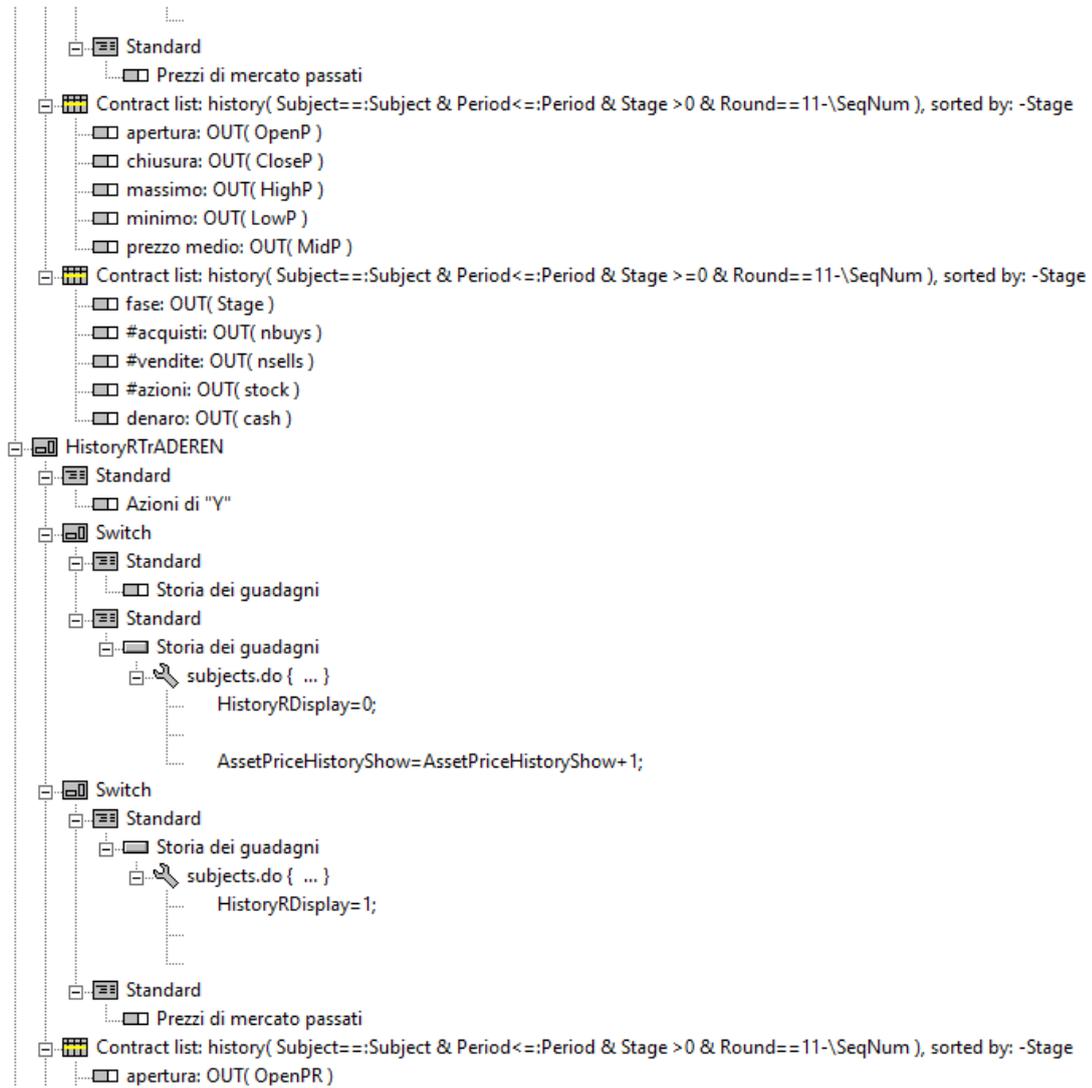
Switch

Standard

Storia dei guadagni

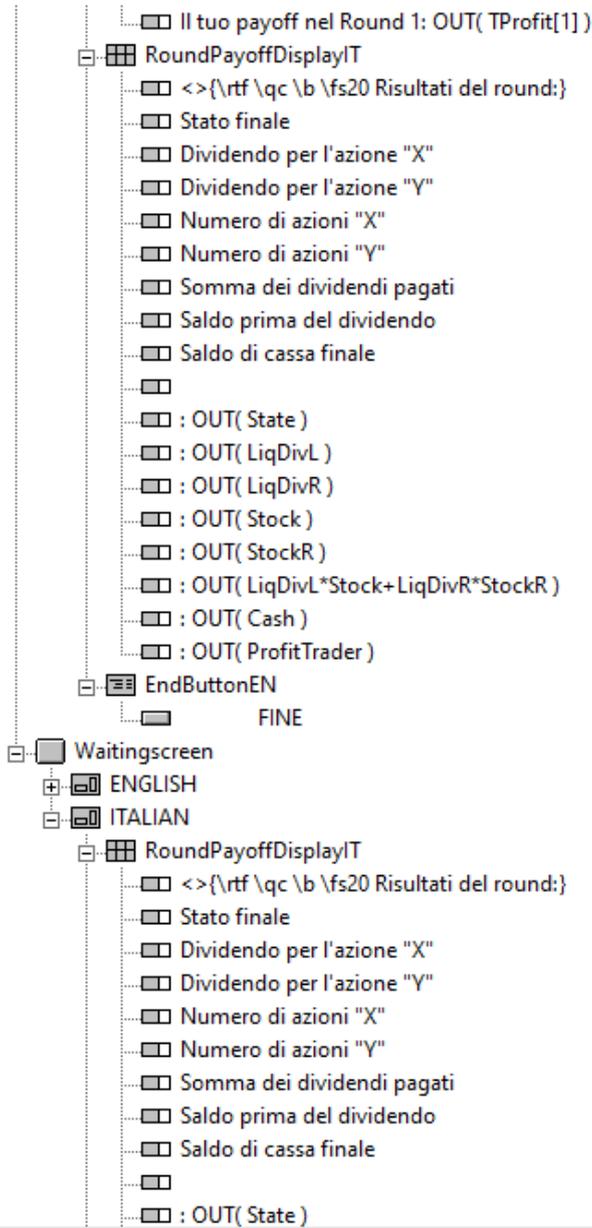
subjects.do { ... }

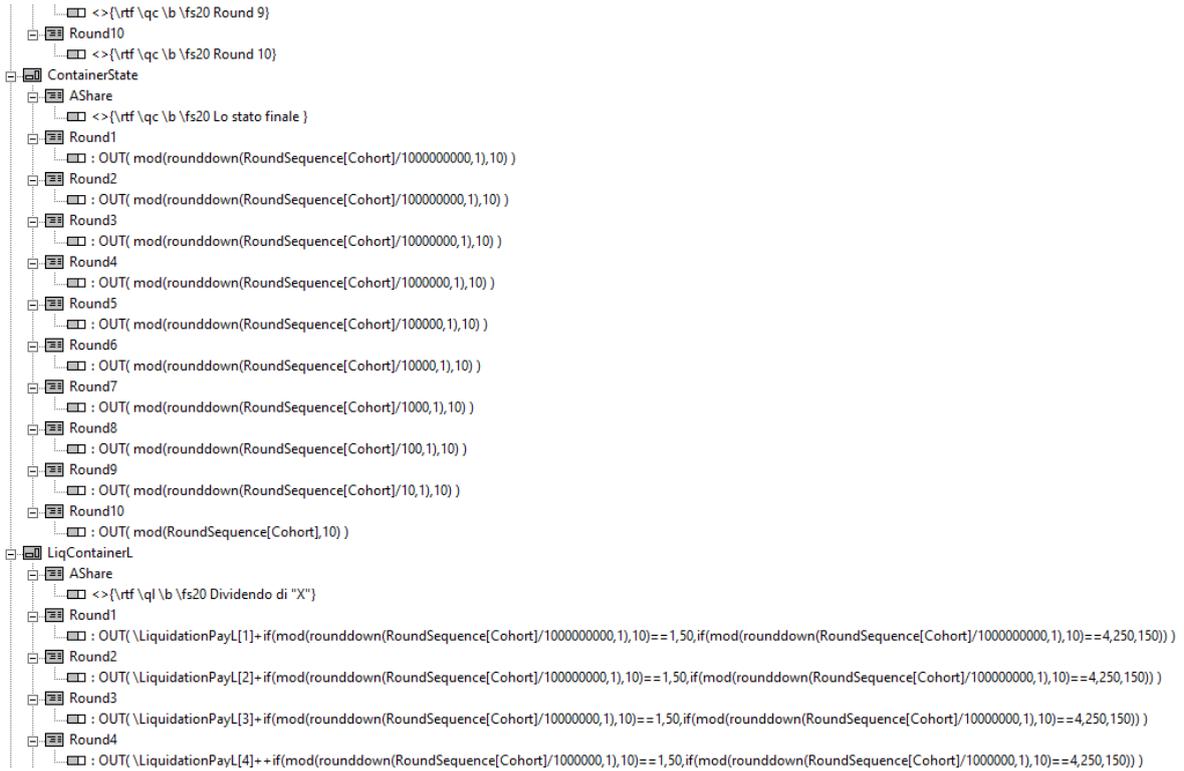
HistoryDisplay=1;



- chiusura: OUT(ClosePR)
- massimo: OUT(HighPR)
- minimo: OUT(LPriceR)
- prezzo medio: OUT(MidPR)
- Contract list: history(Subject==:Subject & Period<=:Period & Stage >=0 & Round==11-\SeqNum), sorted by: -Stage
 - #acquisti: OUT(nbuysR)
 - #vendite: OUT(nsellsR)
 - #azioni: OUT(stockR)
 - denaro: OUT(cash)
 - fase: OUT(Stage)
- Informationen10IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
 - Il tuo payoff nel Round 5: OUT(TProfit[5])
 - Il tuo payoff nel Round 6: OUT(TProfit[6])
 - Il tuo payoff nel Round 7: OUT(TProfit[7])
 - Il tuo payoff nel Round 8: OUT(TProfit[8])
 - Il tuo payoff nel Round 9: OUT(TProfit[9])
 - Il tuo payoff nel Round 10: OUT(TProfit[10])
- Informationen9IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
 - Il tuo payoff nel Round 5: OUT(TProfit[5])
 - Il tuo payoff nel Round 6: OUT(TProfit[6])
 - Il tuo payoff nel Round 7: OUT(TProfit[7])
 - Il tuo payoff nel Round 8: OUT(TProfit[8])
 - Il tuo payoff nel Round 9: OUT(TProfit[9])
- Informationen8IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
 - Il tuo payoff nel Round 5: OUT(TProfit[5])

- Il tuo payoff nel Round 6: OUT(TProfit[6])
- Il tuo payoff nel Round 7: OUT(TProfit[7])
- Il tuo payoff nel Round 8: OUT(TProfit[8])
- Informationen7IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
 - Il tuo payoff nel Round 5: OUT(TProfit[5])
 - Il tuo payoff nel Round 6: OUT(TProfit[6])
 - Il tuo payoff nel Round 7: OUT(TProfit[7])
- Informationen6IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
 - Il tuo payoff nel Round 5: OUT(TProfit[5])
 - Il tuo payoff nel Round 6: OUT(TProfit[6])
- Informationen5IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
 - Il tuo payoff nel Round 5: OUT(TProfit[5])
- Informationen4IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
 - Il tuo payoff nel Round 4: OUT(TProfit[4])
- Informationen3IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
 - Il tuo payoff nel Round 3: OUT(TProfit[3])
- Informationen2IT
 - Il tuo payoff nel Round 1: OUT(TProfit[1])
 - Il tuo payoff nel Round 2: OUT(TProfit[2])
- Informationen1IT







3.4.3 - Istruzioni per i Partecipanti

Nella sezione sono riportate le istruzioni comunicate ai partecipanti all'inizio di ogni sessione sperimentale. Ai partecipanti sono state comunicate due tipologie di istruzioni, cioè quelle relative all'esperimento di preparazione, utilizzato per la definizione della propensione al rischio dei partecipanti e quelle relative all'esperimento principale.

Per l'esperimento principale le istruzioni sono state predisposte due tipi di istruzioni, quelle per i trattamenti con annuncio della presenza del bot nel mercato e quelle per il trattamento di controllo, in cui non è comunicato ai partecipanti l'eventuale presenza del bot nel mercato.

3.4.3.1 - Preparazione: Esperimento di un'Asta

Benvenuto! Prima che inizi l'esperimento principale, ti chiederemo di rispondere ad alcune domande. Potrai, così, familiarizzare con il computer ed allo stesso tempo guadagnare del denaro aggiuntivo. Durante la sessione sperimentale interagirai sempre con lo stesso gruppo di 6 partecipanti.

Stai per partecipare ad un'asta. Ognuno di voi è dotato di 400 centesimi di euro e presenta una **proposta di acquisto**, che chiamiamo **Bid**. Vinci l'asta se nessun altro partecipante presenta un'offerta superiore alla tua. Il vincitore riceve il risultato (che può essere alto o basso) e paga un prezzo fissato dalla **seconda offerta più alta** presentata nell'asta. Se non vinci l'asta, mantieni la tua dotazione di 400 centesimi di euro.

Sullo schermo, fai un'offerta per un'azione con due risultati ugualmente probabili, che chiamiamo **dividendi**. I possibili dividendi possono essere **Basso** o **Alto** e sono descritti tra parentesi nella figura I; ad esempio, osserva la finestra con la cornice blu nella parte superiore sinistra dello schermo. BLU: (B 250; A 350) significa che il dividendo è di 250 centesimi di euro se basso o di 350 centesimi di euro se alto. I risultati alti e bassi, si verificano con la stessa probabilità di $\frac{1}{2}$. Pensa al lancio di una moneta; *testa* ti fa vincere il risultato più alto, *croce* ti fa vincere il risultato basso.

Dividendi potenziali nel Round BLU: (B 250 ; A 350) ===== =====	Bid Blu X <input type="text"/>	Bid Blu Y <input type="text"/>	Dividendi potenziali nel Round BLU: (B 300 ; A 400) ===== =====
Dividendi potenziali nel Round GIALLO: (B 150 ; A 250) ===== =====	Bid Giallo X <input type="text"/>	Bid Giallo Y <input type="text"/>	Dividendi potenziali nel Round GIALLO: (B 200 ; A 300) ===== =====
Dividendi potenziali nel Round ROSSO: (B 50 ; A 150) ===== =====	Bid Rosso X <input type="text"/>	Bid Rosso Y <input type="text"/>	Dividendi potenziali nel Round ROSSO: (B 100 ; A 200) ===== =====

Figura I. Asta dei Dividendi - Blu, Giallo o Rosso

Ti chiediamo di presentare dei **Bid** in 6 aste. Inserisci i 6 Bid nelle voci associate alle finestre con la cornice colorata e premi il pulsante "Invia i prezzi Bid" nella parte inferiore dello schermo. Tutti i Bid sono importi in centesimi di Euro reali che rappresentano il prezzo massimo che sei disposto a pagare per l'azione.

Una di queste 6 aste viene scelta casualmente per il pagamento. Pensa a un dado a sei facce; se il dado mostra 1, viene selezionata l'asta per l'attività blu **X** a sinistra (in alto a sinistra sullo schermo); se il dado mostra 2, viene selezionata l'attività Blu **Y** a destra (in alto a destra sullo schermo), ... se 6, viene selezionata l'attività Rossa **Y** a destra (in basso a destra sullo schermo).

Il vincitore dell'asta prescelta, riceve il dividendo e paga il secondo Bid più alto. Il secondo Bid più alto verrà sottratto dalla dotazione del vincitore e verrà aggiunto il dividendo. Il dividendo è stato determinato prima dell'esperimento (il risultato alto o basso ha la stessa probabilità). Se non vinci l'asta, mantieni la tua dotazione di 400 centesimi di euro. Ti informiamo del payoff dell'asta sullo schermo, alla fine dell'esperimento principale.

3.4.3.2 - Istruzioni esperimento principale

Istruzioni per i partecipanti

Benvenuto e grazie per aver partecipato al nostro esperimento sul processo decisionale nei mercati delle azioni finanziarie. Se leggi attentamente queste istruzioni e prendi delle buone decisioni, potresti guadagnare una notevole quantità di denaro contante. Questo contante ti verrà pagato in euro dopo la sessione. Non utilizzare telefoni manuali, laptop o computer desktop di laboratorio ad eccezione dell'applicazione software sperimentale. Si prega di astenersi dal parlare per la durata dell'esperimento o guardare i monitor dei computer degli altri. Se a un certo punto hai una domanda, ti preghiamo di alzare la mano e ti risponderemo al più presto. Devi osservare queste regole, altrimenti dovremo escluderti da questo esperimento e da tutti i pagamenti associati e chiederti di andartene.

I. Struttura di un round, azioni, contante (in unità di valuta sperimentale) e guadagni

In questo esperimento, parteciperai a un mercato con **6 partecipanti**. Le identità degli altri partecipanti al mercato non ti saranno rivelate. Interagirai con gli stessi partecipanti per **10 round successivi**. Ogni round si compone di **3 fasi**, una fase iniziale (la fase 1), una fase intermedia (la fase 2) ed una fase finale (la fase 3).

All'inizio di ogni round offriamo a ciascun partecipante la seguente dotazione: 1300 unità di contante (in valuta sperimentale), 2 azioni "X" e 2 azioni "Y". Ogni singola azione genera un pagamento in contanti alla fine della fase 3 per l'azionista, che chiameremo dividendo. Il dividendo del round dipende dallo stato finale, che sarà **Alto** o **Basso**, e dalla fase finale. Ci sono tre possibili fasi finali che chiamiamo **Blu**, **Giallo** e **Rosso**. I dividendi monetari dello stato Alto e Basso si verificano con probabilità di $\frac{1}{2}$ ciascuno. Puoi pensare alla probabilità del verificarsi dei risultati come a un lancio di una moneta; testa ti fa vincere il risultato più Alto, croce ti fa vincere il risultato più Basso. (Vedere la Figura 1).

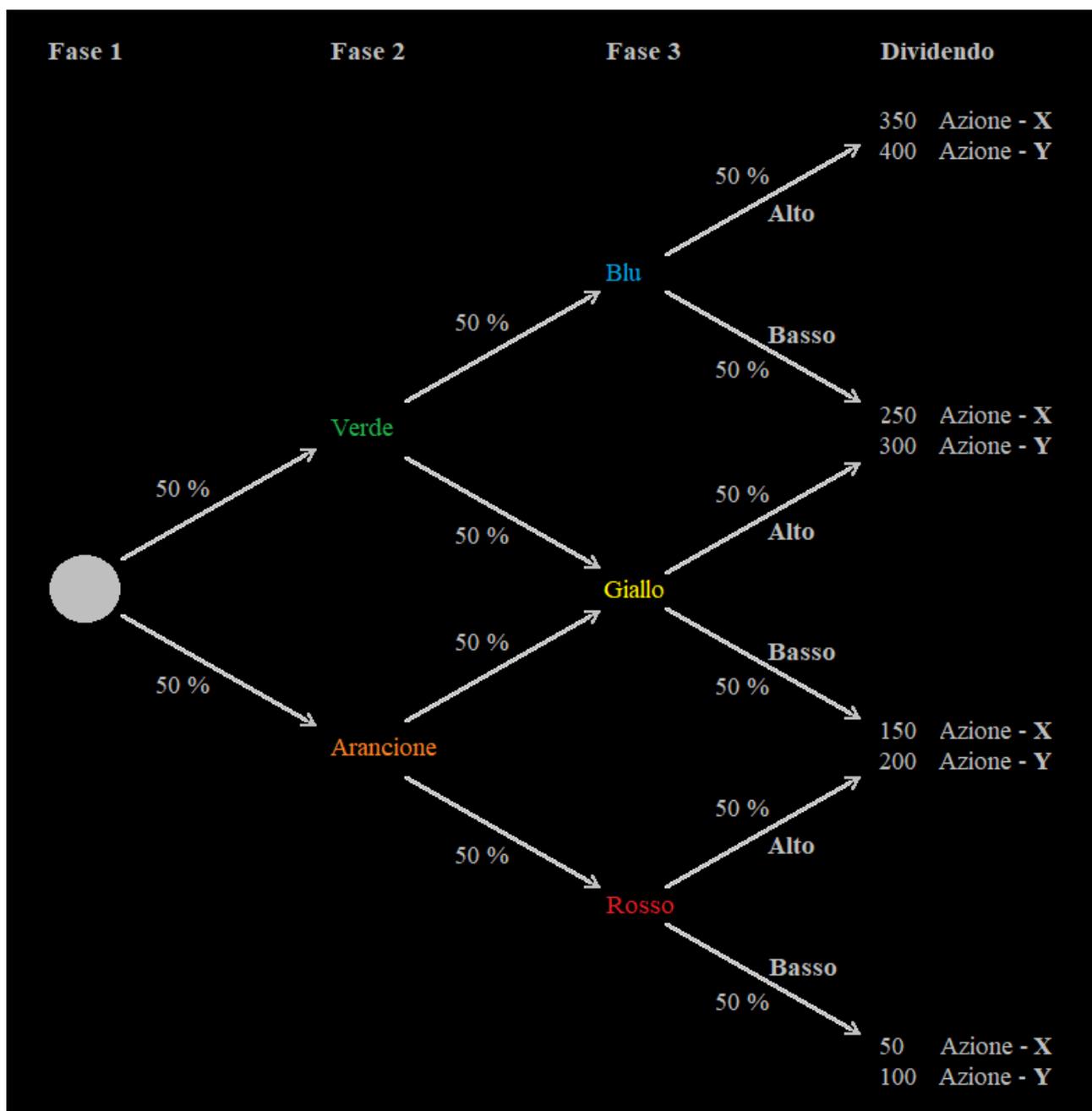


Figura 1 – Struttura di un round

Se la fase finale del round è Blu, il pagamento del dividendo per l'azione X sarà di 250 unità di valuta sperimentale (risultato dello stato Basso) o 350 unità di valuta sperimentale (risultato dello stato Alto) con pari probabilità. Il pagamento del dividendo per l'azione Y sarà sempre superiore di 50 unità di valuta sperimentale, ovvero 300 se lo stato è Basso e 400 se è Alto.

Se la fase finale del round è Gialla, il pagamento del dividendo sarà 150 per l'azione X e 200 per l'azione Y nel risultato dello stato Basso; sarà 250 per l'azione X e 300 per l'azione Y nel risultato dello stato Alto.

Se la fase finale del round è Rosso, il pagamento del dividendo sarà 50 per l'azione X e 100 per l'azione Y nel risultato dello stato Basso; sarà 150 per l'azione X e 200 per l'azione Y nel risultato dello stato Alto.

La struttura di un round:

Nell'esperimento interagirai con gli stessi altri 5 partecipanti in 10 round successivi di 3 fasi. La fase finale e il dividendo sono stati determinati, in modo casuale, prima dell'esperimento. I pagamenti dei dividendi da ricevere alla fine della terza fase sono mostrati nella Figura 1 a destra. Il dividendo è Alto o Basso con uguale probabilità. Pensa al lancio di una moneta. Ad esempio, se la fase 3 del round è Blu, il pagamento del dividendo sarà 250 per l'azione X e 300 per l'azione Y nello stato Basso; sarà 350 per l'azione X e 400 per l'azione Y nello stato alto. Nella fase rossa, il dividendo nello stato alto è 150 per l'azione X e 200 per l'azione Y e i dividendi nello stato Basso sono rispettivamente 50 per l'azione X e 100 per l'azione Y. Si noti che il dividendo per l'azione Y è sempre superiore di 50 unità di cassa rispetto all'azione X.

La fase 2 può essere **Verde** o **Arancione**. Se la fase 2 è Verde, la fase finale è Gialla o Blu con uguale probabilità di 1/2; se la seconda fase è Arancione, quella finale è gialla o rossa con uguale probabilità di 1/2. Pensa al lancio di una moneta; testa ti fa andare sulla parte superiore dello schema (albero) della Figura I, croce ti fa andare sulla parte inferiore dello schema (albero).

Nella fase 1, ogni fase finale è possibile. Il Verde o l'Arancione possono presentarsi con uguale probabilità di 1/2.

II. Come vengono determinati i dividendi pagati

Al termine del round quando i dividendi sulle azioni detenute vengono pagati, l'importo viene aggiunto al saldo della valuta sperimentale posseduta dai partecipanti.

Per favore nota: Il dividendo dell'azione Y è pari in ogni periodo a quello dell'azione X + 50 unità di denaro sperimentale.

Terminerai ogni round con un saldo finale di cassa. In questo esperimento, il saldo finale di cassa è la base per i tuoi guadagni al termine dell'esperimento.

Prima della sessione sperimentale, abbiamo **pre-estratto**, per tutti i round, gli stati intermedi e finali ed i dividendi pagati dai titoli al termine della fase 3. Alla fine dell'esperimento, estrarremo casualmente uno dei 10 round per il pagamento dei partecipanti all'esperimento. Un partecipante nella stanza determinerà, per tutti, il round decisivo per il pagamento, selezionando un numero, da un sacchetto opaco, contenente 10 numeri che vanno da 1 a 10. Guadagnerai il tuo saldo in contanti finale nel round decisivo. All'inizio di ogni round successivo, inizi con la stessa dotazione iniziale composta da 2 azioni

X, 2 azioni Y e 1300 unità di valuta sperimentale.

III. Come negoziare le azioni?

L'esperimento è diviso in dieci round di **3 fasi consecutive**. In ognuna di queste fasi sarai in grado di scambiare azioni con denaro sperimentale con gli altri partecipanti al mercato. Ci riferiamo al periodo tra le fasi come periodo di trading. Ogni periodo di negoziazione durerà 180 secondi. In ciascun periodo di negoziazione, parteciperai a un mercato in cui le **Azioni** possono essere **acquistate e vendute tra i partecipanti**. Paghi del denaro sperimentale quando acquisti un'azione e ricevi denaro sperimentale quando vendi un'azione. Al termine di un periodo, i contanti e le azioni verranno trasferiti al periodo successivo fino alla fine del round.

Siamo interessati al prezzo che stai offrendo per comprare una azione e al prezzo che stai chiedendo per vendere una azione. Per acquistare azioni, hai bisogno di contanti. Se rimani senza contanti, non puoi più negoziare a meno che non vendi le azioni che possiedi. Il denaro sperimentale che possiedi viene mostrato sullo schermo. Per vendere azioni, hai bisogno di possedere azioni. Il numero di azioni che possiedi è indicato nella parte superiore dello schermo per le azioni "X" sulla sinistra e per le azioni "Y", sulla destra, rispettivamente.

Durante un periodo, è possibile acquistare o vendere azioni (vedere la Figura 2). Per acquistare un'azione puoi **presentare una proposta di acquisto** al mercato o **accettare una proposta di vendita rimasta in sospeso** sul mercato. Per vendere un'azione puoi **presentare una proposta di vendita** al mercato o **accettare una proposta di acquisto rimasta in sospeso** sul mercato. **Si noti che è possibile acquistare o vendere solo un'azione alla volta.**

1. **Inviare un prezzo ASK:** Un prezzo Ask è il prezzo di vendita proposto per un'azione. Puoi vendere una delle tue quote azionarie, inserendo il prezzo richiesto per vendere la quota, nello spazio sotto il pulsante **ASK: prezzo di vendita proposto** (vedi Figura 2). Devi confermare la proposta con un clic sul pulsante. La proposta viene quindi aggiunta all'elenco delle proposte di vendita in sospeso. Le proposte in sospeso vengono registrate pubblicamente in ordine crescente, ovvero la migliore proposta di vendita in sospeso (il prezzo di vendita proposto più economico) viene posizionata in cima all'elenco. Tutti gli operatori di mercato possono vedere questo elenco.

Nota: puoi inviare tutti gli Ask che desideri per vendere un'azione. Alla vendita di un'azione, tutte le richieste in sospeso (per quella **classe di azioni "X" o "Y"**) vengono eliminate. **Per vendere un'altra azione di quella classe di azioni, è necessario inviare una nuova proposta di vendita (prezzo di vendita Ask).**

2. **Inviare un prezzo BID:** Un prezzo Bid è il prezzo di acquisto proposto per un'azione. Puoi acquistare un'azione inserendo il prezzo di acquisto per una azione nello spazio sotto

il pulsante **BID: prezzo di acquisto proposto**. Devi confermare la tua proposta di acquisto con un clic sul pulsante. La proposta viene quindi aggiunta all'elenco delle proposte di acquisto, effettuate anche dagli altri partecipanti e rimaste in sospeso. Le proposte in sospeso vengono registrate pubblicamente in ordine decrescente, ovvero la migliore proposta di acquisto in sospeso (il prezzo di acquisto più Alto proposto) viene posizionata in cima all'elenco. Tutti gli operatori di mercato possono vedere questo elenco.

Nota: se due o più ordini (più Bid o più Ask) sono uguali, vengono elencati nell'ordine di arrivo, agli ordini precedenti viene data priorità su quelli successivi. Al momento dell'acquisto di un'azione, tutte le proposte in sospeso (per quella classe di azioni) vengono annullate. **Per acquistare un'altra azione per quella classe di azioni, è necessario presentare una nuova proposta di acquisto (prezzo di acquisto Bid).**

3. **Acquisto Immediato** – L'acquisto immediato accetta il migliore prezzo di vendita Ask tra i prezzi proposti dagli altri partecipanti e rimasti in sospeso. Il miglior prezzo di vendita proposto, rimasto in sospeso, è indicato sullo schermo. Puoi accettare il prezzo richiesto (ovvero, stipulare un contratto di acquisto di un'azione con il venditore) facendo clic sul pulsante **Acquisto immediato**, che si trova in fondo all'elenco delle richieste in sospeso (colonna dei prezzi Ask).

4. **Vendita Immediata** – La vendita immediata accetta il migliore prezzo di acquisto Bid tra i prezzi proposti dagli altri partecipanti e rimasti in sospeso. Il miglior prezzo di acquisto proposto, rimasto in sospeso, è indicato sullo schermo. Puoi accettare il prezzo offerto per l'acquisto (ovvero, stipulare un contratto di vendita di una quota con l'acquirente) facendo clic sul pulsante **Vendita immediata**, che si trova in fondo all'elenco delle offerte in sospeso (colonna dei prezzi Bid).



Figura 2. Schermata di Trading

5. **Elimina:** puoi eliminare i prezzi Bid proposti ed i prezzi Ask proposti ma rimasti in sospeso. Per fare ciò, seleziona il prezzo Bid o il prezzo Ask in sospeso, che vengono visualizzati nell'elenco in colore Blu e fai clic sul pulsante **Elimina**.

Nota: I tuoi ordini sono visualizzati in Blu, mentre gli altri ordini sono a te visibili in nero. Non puoi accettare i tuoi ordini. Non è possibile eliminare ordini di altri. Non è possibile acquistare azioni se la richiesta supera il denaro sperimentale disponibile. Se la tua partecipazione in azioni "X" è 0, non puoi vendere ulteriori azioni "X". Se la tua partecipazione in azioni "Y" è 0, non puoi vendere ulteriori azioni "Y".

IV. *Transazione e annuncio dei prezzi*

Dopo l'accettazione di un'offerta o di una richiesta, tramite **Acquisto immediato** o **Vendita immediata**, viene completata una transazione. L'ordine accettato è il prezzo della transazione. Il prezzo della transazione viene registrato sullo schermo tra gli elenchi dei prezzi di acquisto e dei prezzi di vendita proposti. Accanto al prezzo verrai informato se hai partecipato come acquirente o venditore alla transazione. I prezzi più recenti sono elencati per primi. I prezzi più recenti vengono inoltre registrati per ciascuna classe di azioni al centro dello schermo, al di sotto dell'importo in contanti.

Al momento della transazione, il prezzo viene addebitato sul saldo in contanti dell'acquirente e accreditato sul saldo in contanti del venditore. La quota acquistata viene aggiunta alle quote azionarie dell'acquirente e sottratta dalla quota azionaria del venditore.

V. *Informazione*

In ogni fase, le informazioni sullo stato finale cambiano. In linea con **la struttura di un round** spiegata sopra, ti informiamo sullo stato corrente del round in ogni momento. Il primo stato è lo stato iniziale in cui tutti e tre gli stati finali Blu, Giallo e Rosso, sono possibili. I potenziali dividendi sono evidenziati sullo schermo (vedere la Figura 3: Informazioni nella Fase 1).



Figura 3: Informazioni nella Fase 1

Nella fase 2, lo stato del round può essere Arancione o Verde, i due stati sono equiprobabili, con una probabilità di estrazione pari al 50% ciascuno. Al centro dello schermo vengono visualizzate le informazioni. Il riquadro della finestra dei dividendi potenziali è colorato nel colore corrispondente e i dividendi potenziali vengono aggiornati (vedere la Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 2).



Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 2

Nella fase 3, ti viene rivelato lo stato finale del round. A seguito dello stato Arancione, lo stato finale può essere Giallo o Rosso, ciascuno con una probabilità di essere estratto pari al 50%. Dopo lo stato Verde, lo stato finale può essere Blu o Giallo, ciascuno con una probabilità di essere estratto pari al 50%. Il riquadro della finestra dei dividendi potenziali è colorato nel colore corrispondente e i dividendi potenziali vengono aggiornati (vedere la Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 3).

<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>BLU: (B 250 ; A 350)</p> <p>=====</p>	<p>Round 1 : Fase 3</p> <p>Informazione sullo Fase: blu</p>	<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>BLU: (B 300 ; A 400)</p> <p>=====</p>
<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>GIALLO: (B 150 ; A 250)</p> <p>=====</p>	<p>Round 1 : Fase 3</p> <p>Informazione sullo Fase: giallo</p>	<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>GIALLO: (B 200 ; A 300)</p> <p>=====</p>
<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>ROSSO: (B 50 ; A 150)</p> <p>=====</p>	<p>Round 1 : Fase 3</p> <p>Informazione sullo Fase: rosso</p>	<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>ROSSO: (B 100 ; A 200)</p> <p>=====</p>

Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 3

Riceverai aggiornamenti in tempo reale sui prezzi di acquisto proposti bid, i prezzi di vendita proposti ask ed i prezzi delle azioni X e Y rispettivamente sul lato sinistro e destro dello schermo. Riceverai informazioni di riepilogo sui prezzi all'inizio del periodo, il prezzo massimo, il prezzo minimo e il prezzo medio durante il periodo.

I **prezzi passati** sono mostrati in una tabella nella parte inferiore dello schermo, inclusi i prezzi di apertura e chiusura, il prezzo massimo, il prezzo minimo e la loro media, di ciascuna fase. **In alternativa ai prezzi passati**, alla fine del periodo riceverai **informazioni passate**, sulle tue azioni e disponibilità di denaro sperimentale, acquisti e vendite durante un periodo e dividendi del periodo precedente. Puoi osservare alternativamente le **informazioni passate** o i **prezzi passati** con un clic sul pulsante.

VI. Dotazione e guadagni

I tuoi guadagni in questo esperimento saranno basati sui **saldi di cassa finali** ottenuti alla fine di ogni round.

Il saldo di cassa finale di **uno dei dieci round** ti sarà corrisposto in denaro contante alla fine dell'esperimento.

Lo sperimentatore ha determinato casualmente la sequenza degli stati Alto e Basso per i dieci round. Quindi, lo sperimentatore, ha determinato casualmente gli stati finali e le sequenze delle corrispondenti informazioni. Infine, un partecipante nella stanza determinerà per tutti il round decisivo per il pagamento.

Il round da pagarti, viene scelto a caso con un sorteggio. Il risultato di questo sorteggio casuale è determinato al termine della sessione. Dopo il round finale estrarremo un numero da un sacchetto opaco contenente 10 numeri. I numeri vanno da 1 a 10 e corrispondono ai 10 round della sessione. Il numero estratto determinerà il round selezionato per il pagamento dei partecipanti all'esperimento.

Alla fine dell'esperimento, le unità di denaro sperimentale (UDS) saranno convertite in Euro, ad un tasso di cambio di € 1 = 100 UDS. Il pagamento finale sarà uguale al saldo di cassa finale alla fine del round decisivo convertito in Euro, più il pagamento che hai già guadagnato nell'asta all'inizio. Il pagamento finale ti verrà effettuato in privato; riceverai una busta consegnata al tuo posto in cambio della ricevuta firmata.

VII. Algoritmo di trading

Oltre ai partecipanti in sala, può partecipare al mercato un algoritmo di trading computerizzato. L'algoritmo computerizzato può compiere le tue stesse azioni, ovvero può comprare e vendere sul mercato. I dettagli della strategia seguita dall'algoritmo non ti vengono rivelati e non sarai informato se l'algoritmo di trading computerizzato agisce effettivamente sul mercato o meno.

VIII. Sommario

1. All'inizio di ogni round ti verrà consegnata una dotazione iniziale di 1300 unità di denaro sperimentale, 2 azioni "X" e 2 azioni "Y". Alla fine di un round, ti sarà pagato il dividendo di ogni azione "X" e di ogni azione "Y", che dipende dallo stato finale del round ed anche se si tratta di uno stato Basso o uno stato Alto.
2. Alla fine del round, lo stato finale può essere Blu, Giallo o Rosso. Nello stato Blu, i dividendi Basso ed Alto dell'azione Y sono (**Basso 300; Alto 400**) e i dividendi Basso ed Alto dell'azione X sono (**Basso 250; Alto 350**). Nello stato Giallo, i possibili dividendi dell'azione Y sono (**Basso 200; Alto 300**), mentre i corrispondenti dividendi dell'azione X sono (**Basso 150; Alto 250**). Nello stato Rosso, i possibili dividendi dell'azione Y sono (**Basso 100; Alto 200**), ed i corrispondenti dividendi dell'azione X sono (**Basso 50; Alto 150**). Il dividendo dell'azione X è **sempre** inferiore di 50 unità di denaro sperimentale, rispetto al dividendo dell'azione Y.
3. In ciascun periodo il mercato sarà aperto alle negoziazioni per 180 secondi. Puoi inviare proposte BID per acquistare azioni e proposte ASK per vendere azioni. È possibile effettuare transazioni immediate acquistando dalla proposta più bassa (tra le proposte di vendita degli altri partecipanti) o vendendo alla proposta più alta (tra le proposte di acquisto degli altri partecipanti). Puoi eliminare le tue proposte (Bid o Ask) rimaste in sospeso.
4. Parteciperai a 10 round di 3 fasi. Alla fine dell'esperimento, viene sorteggiato un round per il pagamento in contante. Il round selezionato per il pagamento è determinato con l'estrazione di un numero da un sacchetto opaco. Il round selezionato per il pagamento è lo stesso per tutti i partecipanti in un mercato di sei.
5. Un algoritmo di trading computerizzato può partecipare al mercato. Tuttavia, non ti verrà mai detto se l'algoritmo agisce sul mercato e, in caso affermativo, che cosa è programmato per fare.
6. Le istruzioni sono finite. In caso di domande, alza la mano e consulta il monitor. Altrimenti, per favore attendere l'inizio del Round.

Nota: Adesso ti invitiamo a partecipare a una **Sessione di Prova** di trading per familiarizzare con l'ambiente di trading. Fai pratica con il trading per 3 minuti sullo schermo con gli altri partecipanti. **Sul payoff non ci sono conseguenze** legate al trading nella **Sessione di Prova**. Durante la sessione di esercitazione, si prega di esercitarsi nella presentazione di proposte Bid e proposte Ask, vendite e acquisti immediati e l'eliminazione delle proposte Bid e delle proposte Ask in sospeso. Durante la **Sessione Pratica** nessuna delle tue azioni avrà conseguenze sui profitti. I periodi di negoziazione rilevanti per il payoff iniziano solo dopo la sessione di pratica.

3.4.3.3 – Istruzioni Trattamento di Controllo

Istruzioni per i partecipanti

Benvenuto e grazie per aver partecipato al nostro esperimento sul processo decisionale nei mercati delle azioni finanziarie. Se leggi attentamente queste istruzioni e prendi delle buone decisioni, potresti guadagnare una notevole quantità di denaro contante. Questo contante ti verrà pagato in euro dopo la sessione. Non utilizzare telefoni manuali, laptop o computer desktop di laboratorio ad eccezione dell'applicazione software sperimentale. Si prega di astenersi dal parlare per la durata dell'esperimento o guardare i monitor dei computer degli altri. Se a un certo punto hai una domanda, ti preghiamo di alzare la mano e ti risponderemo al più presto. Devi osservare queste regole, altrimenti dovremo escluderti da questo esperimento e da tutti i pagamenti associati e chiederti di andartene.

I. Struttura di un round, azioni, contante (in unità di valuta sperimentale) e guadagni

In questo esperimento, parteciperai a un mercato con **6 partecipanti**. Le identità degli altri partecipanti al mercato non ti saranno rivelate. Interagirai con gli stessi partecipanti per **10 round successivi**. Ogni round si compone di **3 fasi**, una fase iniziale (la fase 1), una fase intermedia (la fase 2) ed una fase finale (la fase 3).

All'inizio di ogni round offriamo a ciascun partecipante la seguente dotazione: 1300 unità di contante (in valuta sperimentale), 2 azioni "X" e 2 azioni "Y". Ogni singola azione genera un pagamento in contanti alla fine della fase 3 per l'azionista, che chiameremo dividendo. Il dividendo del round dipende dallo stato finale, che sarà **Alto** o **Basso**, e dalla fase finale. Ci sono tre possibili fasi finali che chiamiamo **Blu**, **Giallo** e **Rosso**. I dividendi monetari dello stato Alto e Basso si verificano con probabilità di $\frac{1}{2}$ ciascuno. Puoi pensare alla probabilità del verificarsi dei risultati come a un lancio di una moneta; testa ti fa vincere il risultato più Alto, croce ti fa vincere il risultato più Basso. (Vedere la Figura 1).

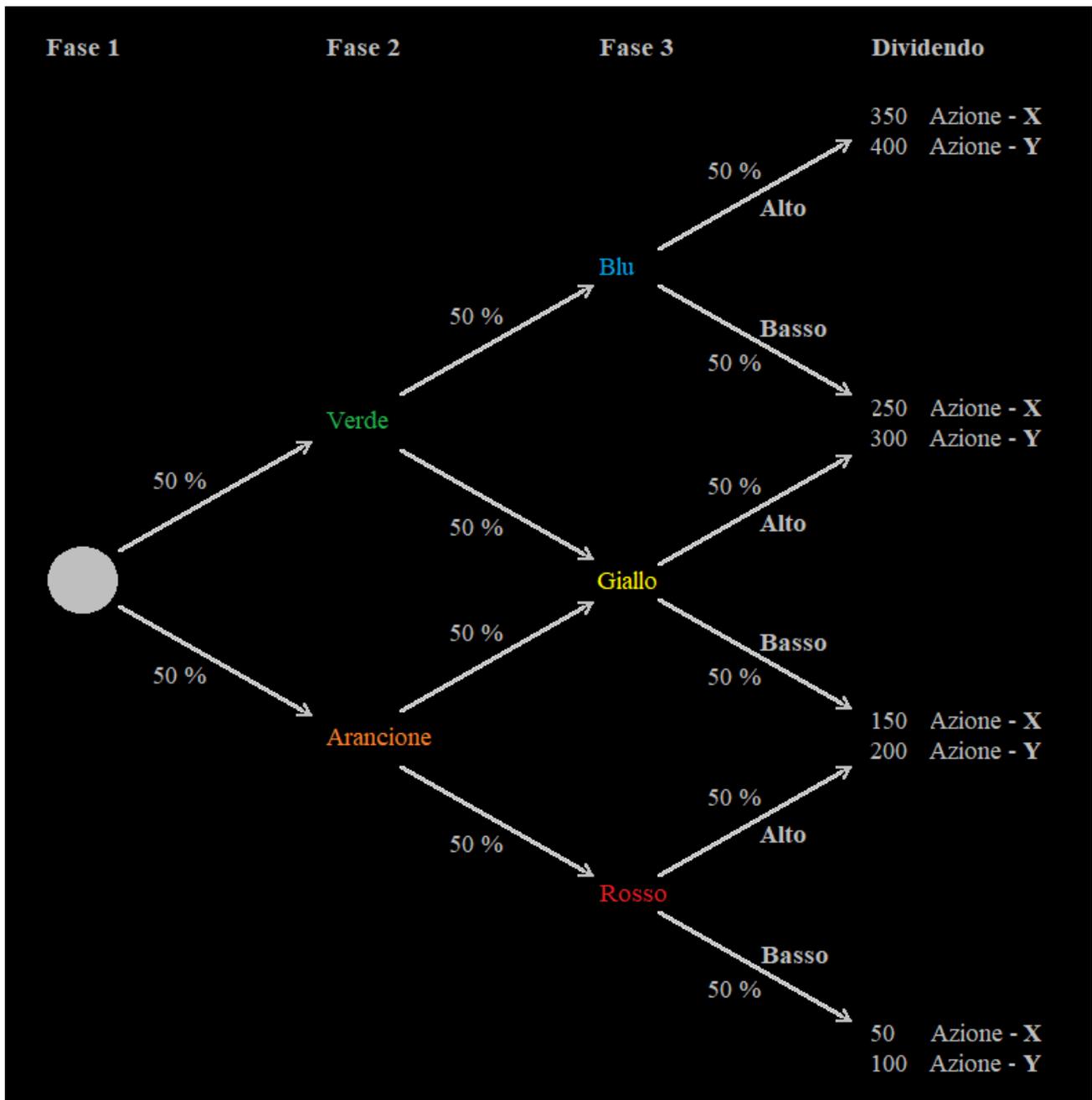


Figura 1 – Struttura di un round

Se la fase finale del round è Blu, il pagamento del dividendo per l'azione X sarà di 250 unità di valuta sperimentale (risultato dello stato Basso) o 350 unità di valuta sperimentale (risultato dello stato Alto) con pari probabilità. Il pagamento del dividendo per l'azione Y sarà sempre superiore di 50 unità di valuta sperimentale, ovvero 300 se lo stato è Basso e 400 se è Alto.

Se la fase finale del round è Gialla, il pagamento del dividendo sarà 150 per l'azione X e 200 per l'azione Y nel risultato dello stato Basso; sarà 250 per l'azione X e 300 per l'azione Y nel risultato dello stato Alto.

Se la fase finale del round è Rosso, il pagamento del dividendo sarà 50 per l'azione X e 100 per l'azione Y nel risultato dello stato Basso; sarà 150 per l'azione X e 200 per l'azione Y nel risultato dello stato Alto.

La struttura di un round:

Nell'esperimento interagirai con gli stessi altri 5 partecipanti in 10 round successivi di 3 fasi. La fase finale e il dividendo sono stati determinati, in modo casuale, prima dell'esperimento. I pagamenti dei dividendi da ricevere alla fine della terza fase sono mostrati nella Figura 1 a destra. Il dividendo è Alto o Basso con uguale probabilità. Pensa al lancio di una moneta. Ad esempio, se la fase 3 del round è Blu, il pagamento del dividendo sarà 250 per l'azione X e 300 per l'azione Y nello stato Basso; sarà 350 per l'azione X e 400 per l'azione Y nello stato alto. Nella fase rossa, il dividendo nello stato alto è 150 per l'azione X e 200 per l'azione Y e i dividendi nello stato Basso sono rispettivamente 50 per l'azione X e 100 per l'azione Y. Si noti che il dividendo per l'azione Y è sempre superiore di 50 unità di cassa rispetto all'azione X.

La fase 2 può essere **Verde** o **Arancione**. Se la fase 2 è Verde, la fase finale è Gialla o Blu con uguale probabilità di $1/2$; se la seconda fase è Arancione, quella finale è gialla o rossa con uguale probabilità di $1/2$. Pensa al lancio di una moneta; testa ti fa andare sulla parte superiore dello schema (albero) della Figura I, croce ti fa andare sulla parte inferiore dello schema (albero).

Nella fase 1, ogni fase finale è possibile. Il Verde o l'Arancione possono presentarsi con uguale probabilità di $1/2$.

II. Come vengono determinati i dividendi pagati

Al termine del round quando i dividendi sulle azioni detenute vengono pagati, l'importo viene aggiunto al saldo della valuta sperimentale posseduta dai partecipanti.

Per favore nota: Il dividendo dell'azione Y è pari in ogni periodo a quello dell'azione X + 50 unità di denaro sperimentale.

Terminerai ogni round con un saldo finale di cassa. In questo esperimento, il saldo finale di cassa è la base per i tuoi guadagni al termine dell'esperimento.

Prima della sessione sperimentale, abbiamo **pre-estratto**, per tutti i round, gli stati intermedi e finali ed i dividendi pagati dai titoli al termine della fase 3. Alla fine dell'esperimento, estrarremo casualmente uno dei 10 round per il pagamento dei partecipanti all'esperimento. Un partecipante nella stanza determinerà, per tutti, il round decisivo per il pagamento, selezionando un numero, da un sacchetto opaco, contenente 10 numeri che vanno da 1 a 10. Guadagnerai il tuo saldo in contanti finale nel round decisivo.

All'inizio di ogni round successivo, inizi con la stessa dotazione iniziale composta da 2 azioni X, 2 azioni Y e 1300 unità di valuta sperimentale.

III. Come negoziare le azioni?

L'esperimento è diviso in dieci round di **3 fasi consecutive**. In ognuna di queste fasi sarai in grado di scambiare azioni con denaro sperimentale con gli altri partecipanti al mercato. Ci riferiamo al periodo tra le fasi come periodo di trading. Ogni periodo di negoziazione durerà 180 secondi. In ciascun periodo di negoziazione, parteciperai a un mercato in cui le **Azioni** possono essere **acquistate e vendute tra i partecipanti**. Paghi del denaro sperimentale quando acquisti un'azione e ricevi denaro sperimentale quando vendi un'azione. Al termine di un periodo, i contanti e le azioni verranno trasferiti al periodo successivo fino alla fine del round.

Siamo interessati al prezzo che stai offrendo per comprare una azione e al prezzo che stai chiedendo per vendere una azione. Per acquistare azioni, hai bisogno di contanti. Se rimani senza contanti, non puoi più negoziare a meno che non vendi le azioni che possiedi. Il denaro sperimentale che possiedi viene mostrato sullo schermo. Per vendere azioni, hai bisogno di possedere azioni. Il numero di azioni che possiedi è indicato nella parte superiore dello schermo per le azioni "X" sulla sinistra e per le azioni "Y", sulla destra, rispettivamente.

Durante un periodo, è possibile acquistare o vendere azioni (vedere la Figura 2). Per acquistare un'azione puoi **presentare una proposta di acquisto** al mercato o **accettare una proposta di vendita rimasta in sospeso** sul mercato. Per vendere un'azione puoi **presentare una proposta di vendita** al mercato o **accettare una proposta di acquisto rimasta in sospeso** sul mercato. **Si noti che è possibile acquistare o vendere solo un'azione alla volta.**

1. **Inviare un prezzo ASK:** Un prezzo Ask è il prezzo di vendita proposto per un'azione. Puoi vendere una delle tue quote azionarie, inserendo il prezzo richiesto per vendere la quota, nello spazio sotto il pulsante **ASK: prezzo di vendita proposto** (vedi Figura 2). Devi confermare la proposta con un clic sul pulsante. La proposta viene quindi aggiunta all'elenco delle proposte di vendita in sospeso. Le proposte in sospeso vengono registrate pubblicamente in ordine crescente, ovvero la migliore proposta di vendita in sospeso (il prezzo di vendita proposto più economico) viene posizionata in cima all'elenco. Tutti gli operatori di mercato possono vedere questo elenco.

Nota: puoi inviare tutti gli Ask che desideri per vendere un'azione. Alla vendita di un'azione, tutte le richieste in sospeso (per quella **classe di azioni "X" o "Y"**) vengono eliminate. **Per vendere un'altra azione di quella classe di azioni, è necessario inviare una nuova proposta di vendita (prezzo di vendita Ask).**

2. **Inviare un prezzo BID:** Un prezzo Bid è il prezzo di acquisto proposto per un'azione. Puoi acquistare un'azione inserendo il prezzo di acquisto per una azione nello spazio sotto il pulsante **BID: prezzo di acquisto proposto**. Devi confermare la tua proposta di acquisto con un clic sul pulsante. La proposta viene quindi aggiunta all'elenco delle proposte di acquisto, effettuate anche dagli altri partecipanti e rimaste in sospeso. Le proposte in sospeso vengono registrate pubblicamente in ordine decrescente, ovvero la migliore proposta di acquisto in sospeso (il prezzo di acquisto più Alto proposto) viene posizionata in cima all'elenco. Tutti gli operatori di mercato possono vedere questo elenco.

Nota: se due o più ordini (più Bid o più Ask) sono uguali, vengono elencati nell'ordine di arrivo, agli ordini precedenti viene data priorità su quelli successivi. Al momento dell'acquisto di un'azione, tutte le proposte in sospeso (per quella classe di azioni) vengono annullate.

Per acquistare un'altra azione per quella classe di azioni, è necessario presentare una nuova proposta di acquisto (prezzo di acquisto Bid).

3. **Acquisto Immediato** – L'acquisto immediato accetta il migliore prezzo di vendita Ask tra i prezzi proposti dagli altri partecipanti e rimasti in sospeso. Il miglior prezzo di vendita proposto, rimasto in sospeso, è indicato sullo schermo. Puoi accettare il prezzo richiesto (ovvero, stipulare un contratto di acquisto di un'azione con il venditore) facendo clic sul pulsante **Acquisto immediato**, che si trova in fondo all'elenco delle richieste in sospeso (colonna dei prezzi Ask).

4. **Vendita Immediata** – La vendita immediata accetta il migliore prezzo di acquisto Bid tra i prezzi proposti dagli altri partecipanti e rimasti in sospeso. Il miglior prezzo di acquisto proposto, rimasto in sospeso, è indicato sullo schermo. Puoi accettare il prezzo offerto per l'acquisto (ovvero, stipulare un contratto di vendita di una quota con l'acquirente) facendo clic sul pulsante **Vendita immediata**, che si trova in fondo all'elenco delle offerte in sospeso (colonna dei prezzi Bid).



Figura 2. Schermata di Trading

5. **Elimina:** puoi eliminare i prezzi Bid proposti ed i prezzi Ask proposti ma rimasti in sospeso. Per fare ciò, seleziona il prezzo Bid o il prezzo Ask in sospeso, che vengono visualizzati nell'elenco in colore Blu e fai clic sul pulsante **Elimina**.

Nota: I tuoi ordini sono visualizzati in Blu, mentre gli altri ordini sono a te visibili in nero. Non puoi accettare i tuoi ordini. Non è possibile eliminare ordini di altri. Non è possibile acquistare azioni se la richiesta supera il denaro sperimentale disponibile. Se la tua partecipazione in azioni "X" è 0, non puoi vendere ulteriori azioni "X". Se la tua partecipazione in azioni "Y" è 0, non puoi vendere ulteriori azioni "Y".

IV. Transazione e annuncio dei prezzi

Dopo l'accettazione di un'offerta o di una richiesta, tramite **Acquisto immediato** o **Vendita immediata**, viene completata una transazione. L'ordine accettato è il prezzo della transazione. Il prezzo della transazione viene registrato sullo schermo tra gli elenchi dei prezzi di acquisto e dei prezzi di vendita proposti. Accanto al prezzo verrai informato se hai partecipato come acquirente o venditore alla transazione. I prezzi più recenti sono elencati per primi. I prezzi più recenti vengono inoltre registrati per ciascuna classe di azioni al centro dello schermo, al di sotto dell'importo in contanti.

Al momento della transazione, il prezzo viene addebitato sul saldo in contanti dell'acquirente e accreditato sul saldo in contanti del venditore. La quota acquistata viene aggiunta alle

quote azionarie dell'acquirente e sottratta dalla quota azionaria del venditore.

V. *Informazione*

In ogni fase, le informazioni sullo stato finale cambiano. In linea con **la struttura di un round** spiegata sopra, ti informiamo sullo stato corrente del round in ogni momento. Il primo stato è lo stato iniziale in cui tutti e tre gli stati finali Blu, Giallo e Rosso, sono possibili. I potenziali dividendi sono evidenziati sullo schermo (vedere la Figura 3: Informazioni nella Fase 1).

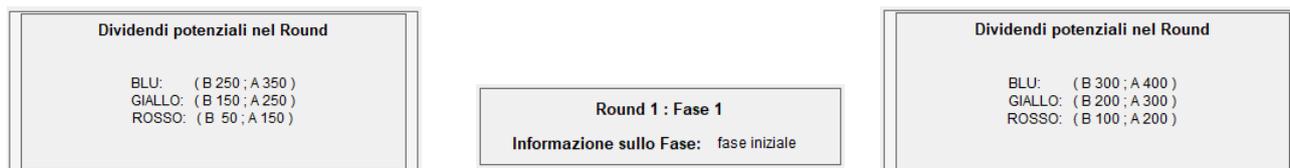


Figura 3: Informazioni nella Fase 1

Nella fase 2, lo stato del round può essere Arancione o Verde, i due stati sono equiprobabili, con una probabilità di estrazione pari al 50% ciascuno. Al centro dello schermo vengono visualizzate le informazioni. Il riquadro della finestra dei dividendi potenziali è colorato nel colore corrispondente e i dividendi potenziali vengono aggiornati (vedere la Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 2).



Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 2

Nella fase 3, ti viene rivelato lo stato finale del round. A seguito dello stato Arancione, lo stato finale può essere Giallo o Rosso, ciascuno con una probabilità di essere estratto pari al 50%. Dopo lo stato Verde, lo stato finale può essere Blu o Giallo, ciascuno con una probabilità di essere estratto pari al 50%. Il riquadro della finestra dei dividendi potenziali è colorato nel colore corrispondente e i dividendi potenziali vengono aggiornati (vedere la Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 3).

<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>BLU: (B 250 ; A 350)</p> <p>=====</p>	<p>Round 1 : Fase 3</p> <p>Informazione sullo Fase: blu</p>	<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>BLU: (B 300 ; A 400)</p> <p>=====</p>
<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>GIALLO: (B 150 ; A 250)</p> <p>=====</p>	<p>Round 1 : Fase 3</p> <p>Informazione sullo Fase: giallo</p>	<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>GIALLO: (B 200 ; A 300)</p> <p>=====</p>
<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>ROSSO: (B 50 ; A 150)</p> <p>=====</p>	<p>Round 1 : Fase 3</p> <p>Informazione sullo Fase: rosso</p>	<p>Dividendi potenziali nel Round</p> <p>=====</p> <p>ROSSO: (B 100 ; A 200)</p> <p>=====</p>

Figura 3: Informazioni sugli Stati alternativi nella Fase 3

Riceverai aggiornamenti in tempo reale sui prezzi di acquisto proposti bid, i prezzi di vendita proposti ask ed i prezzi delle azioni X e Y rispettivamente sul lato sinistro e destro dello schermo. Riceverai informazioni di riepilogo sui prezzi all'inizio del periodo, il prezzo massimo, il prezzo minimo e il prezzo medio durante il periodo.

I **prezzi passati** sono mostrati in una tabella nella parte inferiore dello schermo, inclusi i prezzi di apertura e chiusura, il prezzo massimo, il prezzo minimo e la loro media, di ciascuna fase. **In alternativa ai prezzi passati**, alla fine del periodo riceverai **informazioni passate**, sulle tue azioni e disponibilità di denaro sperimentale, acquisti e vendite durante un periodo e dividendi del periodo precedente. Puoi osservare alternativamente le **informazioni passate** o i **prezzi passati** con un clic sul pulsante.

VI. Dotazione e guadagni

I tuoi guadagni in questo esperimento saranno basati sui **saldi di cassa finali** ottenuti alla fine di ogni round.

Il saldo di cassa finale di **uno dei dieci round** ti sarà corrisposto in denaro contante alla fine dell'esperimento.

Lo sperimentatore ha determinato casualmente la sequenza degli stati Alto e Basso per i dieci round. Quindi, lo sperimentatore, ha determinato casualmente gli stati finali e le sequenze delle corrispondenti informazioni. Infine, un partecipante nella stanza determinerà per tutti il round decisivo per il pagamento.

Il round da pagarti, viene scelto a caso con un sorteggio. Il risultato di questo sorteggio casuale è determinato al termine della sessione. Dopo il round finale estrarremo un numero da un sacchetto opaco contenente 10 numeri. I numeri vanno da 1 a 10 e corrispondono ai 10 round della sessione. Il numero estratto determinerà il round selezionato per il pagamento

dei partecipanti all'esperimento.

Alla fine dell'esperimento, le unità di denaro sperimentale (UDS) saranno convertite in Euro, ad un tasso di cambio di € 1 = 100 UDS. Il pagamento finale sarà uguale al saldo di cassa finale alla fine del round decisivo convertito in Euro, più il pagamento che hai già guadagnato nell'asta all'inizio. Il pagamento finale ti verrà effettuato in privato; riceverai una busta consegnata al tuo posto in cambio della ricevuta firmata.

VII. Sommario

1. All'inizio di ogni round ti verrà consegnata una dotazione iniziale di 1300 unità di denaro sperimentale, 2 azioni "X" e 2 azioni "Y". Alla fine di un round, ti sarà pagato il dividendo di ogni azione "X" e di ogni azione "Y", che dipende dallo stato finale del round ed anche se si tratta di uno stato Basso o uno stato Alto.
2. Alla fine del round, lo stato finale può essere Blu, Giallo o Rosso. Nello stato Blu, i dividendi Basso ed Alto dell'azione Y sono (**Basso 300; Alto 400**) e i dividendi Basso ed Alto dell'azione X sono (**Basso 250; Alto 350**). Nello stato Giallo, i possibili dividendi dell'azione Y sono (**Basso 200; Alto 300**), mentre i corrispondenti dividendi dell'azione X sono (**Basso 150; Alto 250**). Nello stato Rosso, i possibili dividendi dell'azione Y sono (**Basso 100; Alto 200**), ed i corrispondenti dividendi dell'azione X sono (**Basso 50; Alto 150**). Il dividendo dell'azione X è **sempre** inferiore di 50 unità di denaro sperimentale, rispetto al dividendo dell'azione Y.
3. In ciascun periodo il mercato sarà aperto alle negoziazioni per 180 secondi. Puoi inviare proposte BID per acquistare azioni e proposte ASK per vendere azioni. È possibile effettuare transazioni immediate acquistando dalla proposta più bassa (tra le proposte di vendita degli altri partecipanti) o vendendo alla proposta più alta (tra le proposte di acquisto degli altri partecipanti). Puoi eliminare le tue proposte (Bid o Ask) rimaste in sospeso.
4. Parteciperai a 10 round di 3 fasi. Alla fine dell'esperimento, viene sorteggiato un round per il pagamento in contante. Il round selezionato per il pagamento è determinato con l'estrazione di un numero da un sacchetto opaco. Il round selezionato per il pagamento è lo stesso per tutti i partecipanti in un mercato di sei.
5. Le istruzioni sono finite. In caso di domande, alza la mano e consulta il monitor. Altrimenti, per favore attendere l'inizio del Round.

Nota: Adesso ti invitiamo a partecipare a una **Sessione di Prova** di trading per familiarizzare con l'ambiente di trading. Fai pratica con il trading per 3 minuti sullo schermo con gli altri partecipanti. **Sul payoff non ci sono conseguenze** legate al trading nella **Sessione di Prova**. Durante la sessione di esercitazione, si prega di esercitarsi nella presentazione di proposte Bid e proposte Ask, vendite e acquisti immediati e l'eliminazione delle proposte Bid e delle proposte Ask in sospeso. Durante la **Sessione Pratica** nessuna delle tue azioni avrà conseguenze sui profitti. I periodi di negoziazione rilevanti per il payoff iniziano solo dopo la sessione di pratica.

Bibliografia:

- E.M. Aldrich e K. Lopez Vargas (2018), "*Experiments in High-Frequency Trading: Testing the Frequet Batch Auction*", *Experimental Economics* 40.
- M. Angerer, T. Neugebauer e J. Shachat (2019), "*Arbitrage bots in experimental asset markets*", Online at Munich Personal RePEc Archive, Paper No. 96224.
- L. Arena, I. Veryzhenko, N. Oriol (2018), "*Too Fast, Too Furious? Algorithmic Trading and Financial Instability*", *Systèmes d'Information et Management*.
- E. Asparouhova, P. Bossaerts, J. Eguia, W. Zame (2010), "*Cognitive biases, ambiguity aversion and asset pricing in financial markets*", *Working paper*.
- E. Asparouhova, P. Bossaerts, K. Rotaru, T. Wang, N. Yadav e W. Yang (2019), "*Human in Charge of Trading Robots: The First Experiment*", SSRN 3569435.
- N. Barberis, A. Shleifer e R.W. Vishny (1998), "*A model of investor sentiment*", *Journal of Financial Economics* 49 (1998) 307-343.
- M. Baron, J.A. Brogaard, A. Kirilenko (2012), "*The Trading Profit of High Frequency Traders*", SSRN Electronic Journal.
- E. Benos, S. Sagade (2012), "*High-Frequency Trading Behaviour and Its Impact on Market Quality: Evidence from the UK Equity Market*", *Bank of England (Working Paper No. 469)*.
- V. L. Bernard, J. K. Thomas (1989), "*Post-Earnings-Announcement Drift: Delayed Price Response or Risk Premium?*", *Journal of Accounting Research*, Vol. 27, *Current Studies on The Information Content of Accounting Earnings* (1989), pp. 1-36.
- N. Bershova, D. Rakhlin (2013), "*High-frequency trading and long-term investors: a view from the buy side*", *Journal of Investment Strategies*, Vol. 2, No. 2, pp. 25-69.
- B. Biais, A. Nasic, M. Weber (2009), "*Overreaction and investment choices: an experimental analysis*", *working paper*.
- E. Boehmer, K.Y.L. Fong, J. J. Wu (2015), "*International Evidence on Algorithmic Trading*", AFA 2013 San Diego Meetings Paper.
- A. Breaban, C.N. Noussair (2015), "*Trader characteristics and fundamental value trajectories in an asset market experiment*", *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 8, 1-17.

- *A. Breaban, C.N. Noussair (2018), "Emotional state and market behavior", Review of Finance 22 (1), 279-309.*
- *J.A. Brogaard (2010), "High Frequency Trading and its Impact on Market Quality", Northwestern University Kellogg School of Management Working Paper 66.*
- *J.A. Brogaard (2011), "High Frequency Trading and Volatility", First Draft.*
- *J.A. Brogaard (settembre 2011), "High Frequency Trading, Information and Profits", The Future of Computer Trading in Financial Markets - Foresight Driver Review – DR 10.*
- *J. A. Brogaard et al. (Agosto 2014), "High-Frequency Trading and Price Discovery", The Review of Financial Studies, Volume 27, Issue 8, Pages 2267–2306.*
- *A.J. Bruguier, S.R. Quartz, P. Bossaerts (2010), "Exploring the nature of "trader intuition"", Journal of Finance 65(5), 1703-1723.*
- *E. Budish, P. Cramton, J. Shim (Novembre 2015), "The High-Frequency Trading Arms Race: Frequent Batch Auction as a Market design Response", The Quarterly Journal of Economics, Volume 130, Issue 4, Pages 1547–1621.*
- *G. Caginalp, D. Porter, L. Hao (2011), "Asset Market Reactions to News: An Experimental Study", http://digitalcommons.chapman.edu/esi_working_papers.*
- *V. Caivano, S. Ciccarelli, G. di Stefano, M. Fratini, G. Gasparri, M. Giliberti, N. Linciano, I. Tarola (2012), "Il trading ad Alta Frequenza, Caratteristiche, effetti, questioni di policy", Consob Discussion papers.*
- *V. Caivano (2015), "The impact of high-frequency trading on volatility - Evidence from the Italian market", Quaderni di Finanza.*
- *B. Carlin, S. Kogan, R. Lowery (2013), "Trading complex assets", Journal of Finance, Volume 68, Issue 5, Pages 1937-1960.*
- *J. Cartlidge, M. De Luca, C. Szostek, D. Cliff (2012). "Too fast too furious: Faster financial-market trading agents can give less efficient markets". In J. Filipe, & A. L. N. Fred (Eds.), ICAART-2012: Proceedings of the Fourth International Conference on Agents and Artificial Intelligence, Vol. 2 (Agents) (pp. 126-135). Vilamoura, Algarve, Portugal: SciTePress.*
- *J. Cartlidge, C. Szostek, M. De Luca, D. Cliff (Febbraio 2012), "Too fast too furious: faster financial-market trading agents can give less efficient markets", SciTePress, pp. 126-135.*

- J. Cartlidge, D. Cliff (Febbraio 2013), "*Evidencing the "robot phase transition" in experimental human-algorithmic markets*", SciTePress pp. 345-352.
- J. Cartlidge & D. Cliff (2018), "*Modelling complex financial markets using real-time human-agent trading experiments*", in S.-H. Chen et al. (eds), *Complex Systems Modelling and Simulation in Economics and Finance*. Springer Proceedings in Complexity, Springer Nature, Switzerland AG, pp. 33-66.
- A.P. Chaboud, B. Chiquoine, E. Hjalmarsson, C. Vega (2014), "*Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market*", *The Journal of Finance*, Volume 69, Issue 5, Pages 2045-2084.
- A. Coutts (2019), "Good news and bad news are still news: experimental evidence on belief updating", *Experimental Economics* volume 22, pages 369–395.
- K.D. Daniel, D.A. Hirshleifer, A. Subrahmanyam (1997), "*A theory of overconfidence, self-attribution, and security market under- and over-reactions*".
- M. De Luca, D. Cliff (2011a). "*Agent-human interactions in the continuous double auction, redux: Using the OpEx lab-in-a-box to explore ZIP and GDX*", In Filipe, J., & Fred, A. L. N. (Eds.), *3rd Int. Conf. Agents and Artificial Intelligence (ICAART-2011)*, pp. 351–358 Rome, Italy. SciTePress.
- M. De Luca, D. Cliff (2011b) "*Human-agent auction interactions: Adaptive-aggressive agents dominate*", In Walsh, T. (Ed.), *22nd Int. Joint Conf. Artificial Intelligence (IJCAI-11)*, pp. 178–185 Barcelona, Spain. AAAI Press.
- M. De Luca, C. Szostek, J. Cartlidge, D. Cliff (2011), "*Studies of interactions between human traders and algorithmic trading systems*", Commissioned as part of the UK Government's Foresight Project, *The Future of Computer Trading in Financial Markets—Foresight Driver Review—DR 13*. Crown Copyright.
- Dichev, D. Ilia, K. Huang, D. Zhou (2011) "*The Dark Side of Trading*", Working Paper, Emory University School of Law.
- S. Ertac (2011), "*Does self-relevance affect information processing? Experimental evidence on the response to performance and non-performance feedback*", *Journal of Economic Behavior & Organization*, Volume 80, Issue 3, Pages 532-545.
- ESMA (2014), "*High-frequency trading activity in EU equity markets*", ESMA Economic Report.

- ESMA (2019), *"Final Report - Call for Evidence on Periodic Auctions"* - esma70-156-1035
- M. Farjam e O. Kirchkamp (2018), *"Bubbles in Hybrid Markets – How Expectations about Algorithmic Trading Affect Human Trading"*, Journal of Economic Behavior & Organization, Volume 146, Pages 248-269.
- G. Fattori (2018), *"Market Abuse e Trading ad Alta Frequenza"* (Giurisprudenza Penale).
- D. Friedman, G. W. Harrison, J. W. Salmon (1984), *"The Informational Efficiency of Experimental Asset Markets"*, Journal of Political Economy, Volume 92, Number 3.
- S. Gervais, T. Odean (2001), *"Learning to be overconfident"*, the Review of financial studies 14 (1), 1-27.
- G. Giusti, J.H. Jiang, Y. Xu (2012), *"Eliminating laboratory asset bubbles by paying interest on cash"*, MPRA Paper.
- U. Gneezy, J. Potters (1997), *"An experiment on risk taking and evaluation periods"*, The quarterly journal of economics, Volume 112, Issue 2, Pages 631–645.
- D.M. Grether (1980), *"Bayes rule as a descriptive model: The representativeness heuristic, The Quarterly journal of economics"*, Volume 95, Issue 3, Pages 537–557.
- M. Grinblatt, B. Han (2005), *"Prospect theory, mental accounting, and momentum"*, Journal of Financial Economics 78 (2005) 311-339.
- B. Hagströmer, L. Nordén (2013), *"The diversity of high-frequency traders"*, Journal of Financial Markets, vol. 16, issue 4, 741-770.
- T. Hendershott, C.M. Jones, A.J. Menkveld (2011), *"Does Algorithmic Trading Improve Market Liquidity?"*, Journal of Finance, Volume66, Issue1, Pages 1-33.
- T. Hendershott, R. Riordan (2011), *"High Frequency Trading and Price Discovery"*, AFA 2013 San Diego Meetings Paper.
- T. Hendershott, R. Riordan (2014), *"Algorithmic Trading and the Market for Liquidity"*, Journal of Financial Economics 114 (3), 405-423.
- C.A. Holt, A.M. Smith (2009), *"An update on Bayesian updating"*, Journal of Economic Behavior & Organization 69 (2), 125-134.
- R. Hudson, A. Urquhart, V. Manahov (2018), *"High-frequency trading from an evolutionary perspective: Financial markets as adaptive systems"*, International Journal of Finance & Economics, Volume24, Issue2, Pages 943-962.

- D. Kahneman e A. Tversky (1979), "*Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk*", *Econometrica*, 47(2), 263-291.
- A.A. Kirilenko, G. Lamacie (2015), "*Latency and asset prices*", Available at SSRN 2621053.
- B.D. Kluger, S. Wyatt (2004), "*Are Judgment Errors Reflected in Market Prices and Allocations? Experimental Evidence Based on the Monty Hall Problem*", *The Journal of Finance* 59(3):969-998.
- C.M. Kuhnen (2012) "*Asymmetric Learning from Financial Information*", *Journal of Finance*, Forthcoming 47 Pages (Last revised: 23 Apr 2014, First published: 27 October 2014. Volume70, Issue5, October 2015, Pages 2029-2062).
- C.M. Kuhnen (2015), "*Asymmetric learning from financial information*", *The Journal of Finance* 70 (5), 2029-2062.
- C.M. Kuhnen, S. Rudorf, B. Weber (2017), "*The effect of prior choices on expectations and subsequent portfolio decisions*", National Bureau of Economic Research Working Paper Series.
- C.M. Kuhnen, A.C. Miu (2017), "*Socioeconomic status and learning from financial information*", *Journal of Financial Economics* 124 (2), 349-372.
- B.G. Malkiel (2003), "*The efficient market hypothesis and its critics*", *Journal of economic perspectives*, Volume 17, no. 1, pages 59-82.
- C. Noussair, S. Robin, B. Ruffieux (2001), "*Price bubbles in laboratory asset markets with constant fundamental values*", *Experimental Economics* 4 (1), 87-105.
- C. Noussair, Y. Xu (2015), "*Information mirages and financial contagion in an asset market experiment*", *Journal of Economic Studies*, Volume 42, Numero 6, Pagine 1029-1055.
- T. Odean (1998), "*Are investors reluctant to realize their losses?*", *The Journal of finance*, Volume 53, Issue 5, Pages 1775-1798.
- P. Marquardt, C.N. Noussair, M. Weber (2019), "*Rational expectations in an experimental asset market with shocks to market trends*", *European Economic Review* Volume 114, pp. 116-140.

- R. R. Mendenhall (2004), "*Arbitrage Risk and Post-Earnings-Announcement Drift*", *The Journal of Business*, Vol77, No. 4, pp. 875-894.
- B.C.L. Morris, J.F. Egginton, K.P. Fuller (2014), "*Return and Liquidity Response to SEC Investigation Announcements*", Available at SSRN 2514407.
- E. Pezzuto, R. Razzante (2018), "*MiFID II: Le novità per il mercato finanziario*", Giappichelli editore.
- C.R. Plott, S. Sunder (1982), "*Efficiency of experimental security markets with insider information: An application of rational-expectations models*", *Journal of political economy*.
- C.R. Plott, S. Sunder (1988), "*Rational Expectations and the Aggregation of Diverse Information in Laboratory Security Markets*", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 56, No. 5, pp. 1085-1118.
- A. Puorro (Settembre 2013), "*High Frequency Trading: una panoramica*", *Questioni di Economia e Finanza*.
- *Regolamento CONSOB (Mercati), 12/2017.*
- *Regolamento CONSOB (Mercati), 02/2018.*
- R. Riordan, A. Storckenmaier (2012), "*Latency, Liquidity and Price Discovery*", *Journal of Financial Markets*, Volume 15, Issue 4, Pages 416-437.
- SEC, *17 CFR PART 240 - [Release No. 34-63241; File No. S7-03-10] - RIN 3235-AK53 - Risk Management Controls for Brokers or Dealers with Market Access.*
- SEC, *17 CFR PARTS 240 and 249 - Release No. 34-64976; File No. S7-10-10 - RIN 3235-AK55 - Large Trader Reporting.*
- V.L. Smith, G.L. Suchanek, A.W. Williams (1988), "*Bubbles, crashes, and endogenous expectations in experimental spot asset markets*", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1119-1151.
- T. Sharot, R. Kanai, D. Marston, C.W. Korn, G. Rees, R.J. Dolan (2012), "*Selectively altering belief formation in the human brain*", *Proceedings of the National Academy of Sciences* 109 (42), 17058-17062.

- D.E. Stevens, A.W. Williams (2004), "*Inefficiency in earnings forecasts: Experimental evidence of reactions to positive vs. negative information*", *Experimental Economics*, 7, pages 75–92 (2004).
- M.A. Strahilevitz, T. Odean, B.M. Barber (2011), "*Once burned, twice shy: How naive learning, counterfactuals, and regret affect the repurchase of stocks previously sold*", *Journal of Marketing Research* 48 (SPL), S102-S120.
- A. Tversky e D. Kahneman (1986), "*Rational Choice and the Framing of Decisions*", *The Journal of Business*, Vol. 59, No. 4, Part 2: The Behavioral Foundations of Economic Theory, pp. S251-S278.
- A. Tversky, D. Kahneman (1992), "*Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty*", *Journal of Risk and Uncertainty*, vol. 5, 1992, pp. 297-323.
- V. Van Kervel (2015), "*Competition for Order Flow with Fast and Slow Traders*", Forthcoming in the *Review of Financial Studies*, Volume 28, Issue 7, Pages 2094–2127.
- M. Weber, F. Welfens (2005), "*How do Markets React to Fundamental Shocks? An Experimental Analysis on Underreaction and Momentum*", Working Paper.
- M. Weber, F. Welfens (2007), "*An Individual Level Analysis of the Disposition Effect: Empirical and Experimental Evidence*", Working Paper.
- M. Woodward (2017), "*The Need for Speed: Regulatory Approaches to High Frequency Trading in the United States and the European Union*", HeinOnline.
- M.Y. Zhang, J.R. Russell, R.S. Tsay (2008), "*Determinants of Bid and Ask Quotes and Implications for the Cost of Trading*", *Journal of Empirical Finance*, 15(4), pp. 656-78.
- F. Zhang (2010), "*High-Frequency Trading, Stock Volatility, and Price Discovery*", Available at SSRN 1691679.
- S. Zhang (2012), "*Need for Speed: An Empirical Analysis of Hard and Soft Information in a High Frequency World*", Available at SSRN 1985951.