



Dipartimento di Impresa e Management

Cattedra di Microeconomia

Robo-advisor e la fiducia degli investitori

Relatore:

Professoressa Di Cagno Daniela Teresa

Candidato:

Mancini Domenico

235341

Anno accademico: 2020/2021

# Indice

## Introduzione

## Capitolo 1

- 1.1 Il consulente finanziario
  - I. Il ruolo del consulente finanziario
  - II. La scelta del consulente finanziario
  - III. Gestione di portafoglio
- 1.2 Teoria dei mercati efficienti
  - I. Definizione
  - II. Implicazioni
  - III. Esperimenti
  - IV. Considerazioni
- 1.3 Consulenti Robot
  - I. L'ascesa dei robo-advisor
  - II. Cosa fa un robo-advisor
  - III. Come funziona un consulente robot
  - IV. Mercato dei consulenti robot
  - V. Vantaggi e limiti
  - VI. Le sfide

## Capitolo 2

- 2.1 Introduzione
- 2.2 Behavioral Finance
  - I. Definizione
  - II. Applicazione
- 2.3 Bias e comportamenti degli investitori
  - I. Definizione
  - II. Nel mondo finanziario
  - III. Nel mondo della consulenza

- IV. Nel mondo digitale
- V. Nel mondo dei robo-advisor
- 2.4 Caratteristiche sociodemografiche
  - I. Età demografica
  - II. Educazione finanziaria
  - III. Genere
  - IV. Disponibilità finanziarie
- 2.5 Nudging
  - I. Definizione “nudge”
  - II. L’architettura delle scelte
  - III. Nudge digitale
  - IV. Nudge e robo-advisor
- 2.6 Gamification
  - I. Definizione
  - II. Elementi caratteristici
  - III. Gamification della finanza
  - IV. Gamification e robo-advisor

## Capitolo 3

- 3.1 Introduzione
- 3.2 Design e procedure
  - I. Fase 1
  - II. Fase 2
  - III. Fase 3
  - IV. Fase 4
  - V. Caratteristiche dei partecipanti
- 3.3 Risultati
  - I. Distribuzione dei risultati
  - II. Caratteristiche sociodemografiche e scelta di portafoglio
- 3.4 Il modello
  - I. Descrizione
  - II. Risultati

III. Genere dei consulenti

IV. conclusioni

## Conclusione

## Introduzione

La rivoluzione digitale della finanza, che prende il nome di Fintech, ha visto il progredire e la nascita di tecnologie al servizio degli investitori. La figura del consulente finanziario, da sempre essenziale nel garantire il corretto funzionamento dei mercati, ha subito la competizione di forme innovative di investimento. La rivoluzione Fintech, a tal proposito, ha reso la finanza accessibile a quelle categorie di investitori che storicamente ne rimanevano escluse; ciò è stato possibile grazie alla nascita di modelli di business che puntano il focus sull'autonomia dell'investitore, permettendo alle persone di partecipare ai mercati anche con piccole somme di denaro. Dall'altra parte, la consulenza classica presenta delle barriere all'entrata che spesso non permettono ai più giovani o agli individui con una bassa disponibilità finanziaria di accedervi. All'interno di questo contesto, i consulenti robot caratterizzati da costi più bassi e facilità nell'utilizzo sono riusciti a conquistarsi un'importante fetta di mercato. Lo scopo di questa tesi è riuscire a capire se gli investitori abbiano fiducia nei confronti dei robo-advorsor o se essi riservino dei pregiudizi. Dato che, ogni nuova tecnologia porta con sé delle legittime perplessità che possono ostacolarne lo sviluppo, è importante analizzare le possibili problematiche e le loro cause.

Apriremo il discorso attraverso un riepilogo di quelle che sono le caratteristiche principali di un consulente finanziario, cogliendo gli aspetti comportamentali e strutturali del suo lavoro. Tutto ciò, allo scopo di poter successivamente riconoscere le differenze e le somiglianze con i robo-advisor, andando a studiare nel particolare il loro funzionamento. Nel secondo capitolo, il focus sarà spostato sull'investitore, in particolare, avranno un ruolo centrale i comportamenti e le distorsioni cognitive; esse si legano perfettamente al nostro scopo finale, dato che la fiducia degli investitori nei confronti dei robo-advisor non si basa su calcoli matematici o di probabilità, quanto piuttosto sulla percezione degli individui. La conclusione della tesi sarà incentrata sull'analisi dell'esperimento "do investors rely on robots" (Alemanni, B., Angelovski, A., Di Cagno, D., Galliera, A., Linciano, N., Marazzi, F., Soccorso, P., 2020 ). Lo studio ha il preciso obiettivo di individuare eventuali distorsioni o pregiudizi degli investitori verso i consulenti robot. Per questo scopo, sono stati necessari 180 studenti Luiss iscritti a Economia, Giurisprudenza e scienze politiche ai quali è stato richiesto di sottoporsi ad una procedura suddivisa in 4 fasi. Inizialmente agli studenti è stata assegnata un'ipotetica somma di denaro, chiedendogli successivamente di decidere l'allocazione della somma tra sei diversi portafogli con diverso rapporto di rischio-rendimento. Per concludere la prima fase, i partecipanti sono stati profilati utilizzando un questionario, in modo da assegnare loro un determinato livello di avversione al rischio. In un secondo momento, basandosi sul questionario, i consulenti (sia umani che robot) consigliavano allo studente il portafoglio migliore per le proprie esigenze. Nella terza fase, gli studenti avevano il compito scegliere

nuovamente il portafoglio, con la consapevolezza del consiglio appena ricevuto ma, ovviamente, senza nessun obbligo di tenerlo in considerazione. All'interno dell'ultima sezione, ai ragazzi sono state sottoposte diverse domande in modo da catturare determinate variabili personali come, ad esempio, le caratteristiche sociodemografiche. Grazie al terzo capitolo si scoprirà quali siano stati gli esiti dello studio e se sia stato possibile estrapolare una tendenza di avversione verso i consulenti robot.

## Capitolo 1 Il consulente finanziario

### I. Il Ruolo del consulente finanziario

Nella sua forma più essenziale, il consulente finanziario opera come intermediario tra il cliente e il suo portafoglio, ne garantisce l'accesso ai mercati finanziari e consiglia le strategie d'investimento. Il rapporto ideale tra consulente ed investitore può essere visualizzato attraverso un triangolo equilatero (Legrenzi, 2010).

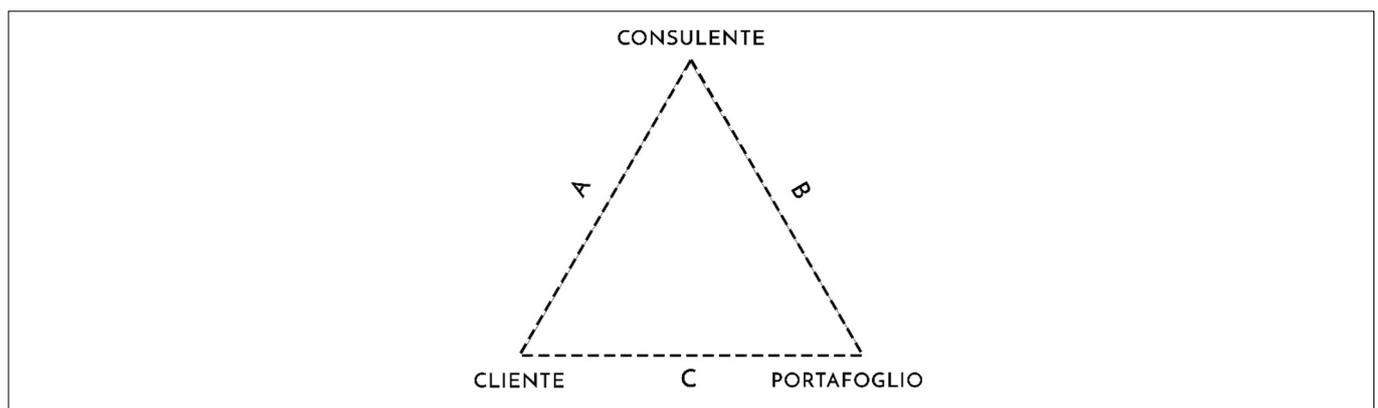


Figura 1: Paolo Legrenzi 2006, *psicologia e investimenti finanziari*, figura 2.6, pg48.

La relazione teoricamente perfetta si raggiunge quando i tre lati del triangolo sono della stessa lunghezza. In quest'ottica, il consulente comprende quali siano i bisogni d'investimento del cliente (A), costruisce il portafoglio più adatto alle sue esigenze (B) ed infine il cliente riesce a confrontare il suo portafoglio in relazione al mercato (C), e ne è soddisfatto.

Nel mondo reale il triangolo non è quasi mai equilatero, ma piuttosto sbilanciato verso uno degli angoli come conseguenza di interessi non perfettamente allineati. Infatti, è evidente l'esistenza di un'asimmetria informativa tra i due soggetti: l'advisor è un esperto che gestisce il portafoglio di un soggetto terzo (A) il quale, normalmente, non è in grado di confrontare la propria strategia con le altre disponibili (C). Un aspetto ulteriore riguarda il Feedback che l'investitore riceve (C); in primo luogo, l'efficacia del riscontro diminuisce all'aumentare del tempo che passa tra la scelta e le conseguenze di quest'ultima, ed infatti generalmente l'investimento ha una durata relativamente lunga. In secondo luogo, il cliente non ha un

riscontro relativo alle scelte che non ha compiuto, ovvero, una diversa strategia o un diverso consulente (Thaler, 2014). All'interno di quest'ottica, una divergenza di scopi tra i due soggetti può portare facilmente ad una gestione non ottimale del portafoglio (B) da parte del consulente, o che non rispecchi le reali esigenze del cliente.

Il punto focale all'interno di una relazione di tipo consulente-investitore è la fiducia e la competenza che l'Advisor riesce a trasmettere al proprio cliente. A dimostrazione di ciò, il rapporto della Consob del 2019 *"Report on financial investment of Italian households"* (Linciano, 2020) mostra come il motivo principale per il quale un investitore non segue il consiglio dell'esperto è la mancanza di fiducia.

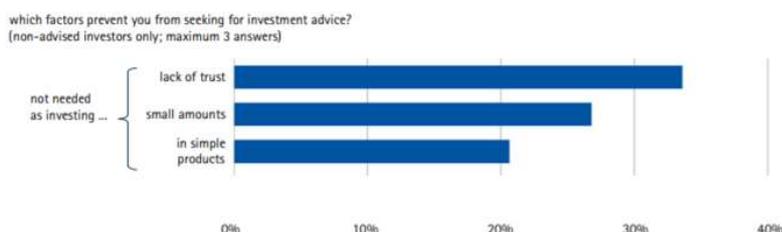


Figura 2: Rapporto Consob 2019, figura 5.10, pg.40, report on financial investment of Italian household, Linciano, 2020

Utilizzando un approccio psicologico possiamo affermare che questo tipo di relazione sia affetta dall'euristica della fiducia (Altman, 2014); essa permette ai soggetti esperti di agire come "proxy" di informazioni e competenze che altrimenti non sarebbero accessibili ai normali investitori. Infatti, il cliente non è in grado di giudicare la validità del consiglio e la veridicità delle informazioni finanziarie, ma segue i consigli del professionista in virtù della fiducia e competenza che quest'ultimo riesce a trasmettere. Per questo motivo, il lavoro del consulente, per essere sostenibile nel tempo, deve concentrarsi sul gestire i clienti piuttosto che i loro portafogli. (Legrenzi, 2006)

Il ruolo della consulenza cambia quando si parla di soluzioni di investimento automatizzate, ovvero, i "Robo-advisor". La ricerca del consulente finanziario può creare molta confusione nell'investitore per via delle numerose scelte possibili: egli può confrontarsi con familiari e amici, cercare di informarsi autonomamente, chiedere consiglio alla sua banca e così via. In questo contesto il "Robo-advisor" si presenta come una soluzione che riduce i costi di transazione collegati alla ricerca del consulente, agendo come un intermediario che aiuta a compiere decisioni d'investimento complesse (Todd, Timothy e Seay, 2020). Il prodotto finale è teoricamente lo stesso, un portafoglio ben diversificato secondo le esigenze di rischio-rendimento dell'investitore, ma ad un prezzo più basso. Il punto fondamentale, però, è chiedersi se l'investitore ripone nell'algorithm la stessa fiducia che ha per un consulente umano.

Il consulente finanziario ricopre un ruolo cruciale anche nella fiducia e partecipazione dei cittadini nei confronti dei mercati finanziari. Agendo come intermediario, fa in modo che i clienti possano investire nel mercato creando un circolo virtuoso che mantiene alto il capitale delle imprese. In un paese come l'Italia, dove la partecipazione ai mercati finanziari è bassa, il consulente ricopre un ruolo centrale nel dare fiducia e consigli agli investitori. Infatti, anche se nel 2020 il numero di Italiani che hanno investito sul mercato sono aumentati dal 30% del 2019 al 33% (Linciano, 2020) la percentuale rimane comunque sotto la media. All'interno di questa porzione, la maggior parte degli investitori utilizza come fonte informativa primaria il consulente, a dimostrazione di quanto sia importante la sua figura all'interno di un'economia di mercato.

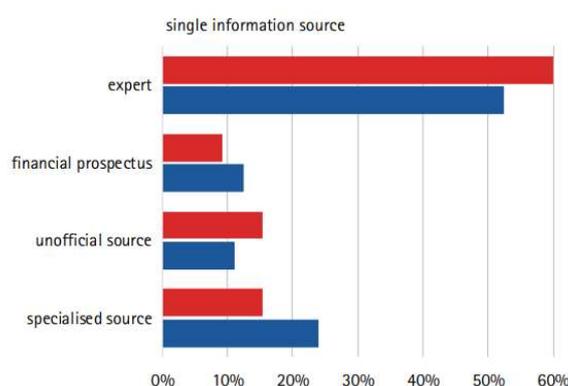


Figura 3: Rapporto Consob 2020, figura 6.6, pg. 43, Linciano 2020.

## II La scelta del consulente finanziario

La scelta del consulente finanziario è un processo che riguarda principalmente la psicologia e i sentimenti degli investitori, calcoli di probabilità e rendimenti attesi passano in secondo piano. L' "Homo economicus" della microeconomia tradizionale non trova posto in quello che è un rapporto di fiducia a lungo termine; molti fattori che sono essenziali nella ponderazione di una decisione d'investimento, nella realtà dei fatti, non sono neanche considerati. Ad evidenza di ciò, il rapporto della Consob 2019 (Linciano, 2019) specifica come il 50% degli investitori italiani non sappia quali siano i tratti distintivi dei servizi di consulenza; inoltre, per la maggior parte dei clienti la remunerazione dei consulenti è un elemento secondario e, a volte, neanche preso in considerazione<sup>1</sup>. Le percentuali salgono drasticamente se consideriamo i non-investitori.

<sup>1</sup> Secondo il rapporto della Consob del 2019 quasi l'80% degli intervistati ignora che il servizio di consulenza vada remunerato, inoltre, nella maggioranza dei casi non sarebbero neanche disposti a pagarlo.

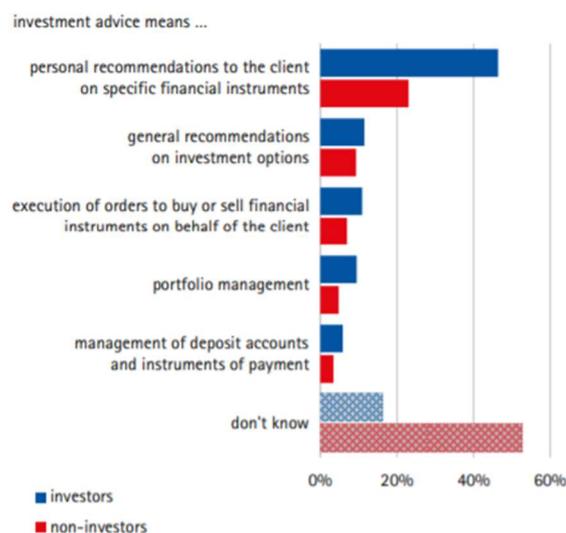


Figura 4: Rapporto Consob 2019, figura 5.9, pg.40. Report on financial investment of Italian households

Lo stesso rapporto spiega come i fattori maggiormente presi in considerazione nella scelta del proprio “financial advisor” siano la fiducia, la competenza ed i consigli di persone fidate.

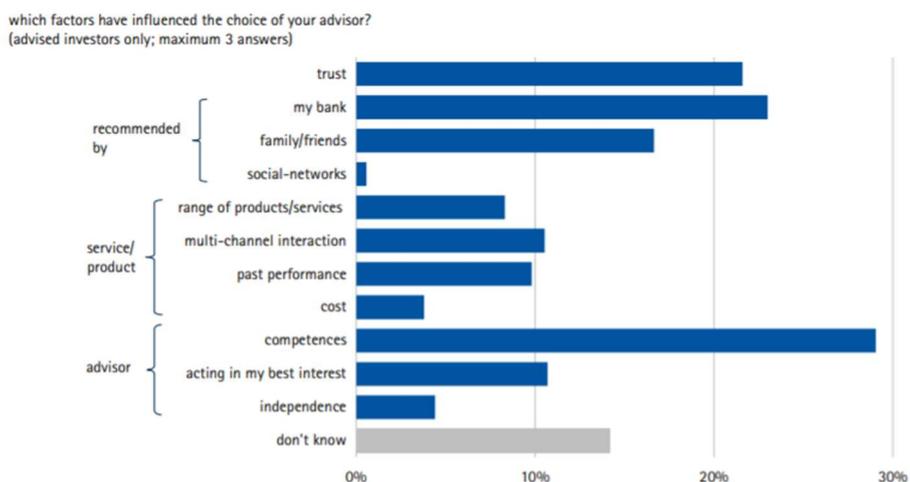


Figura 5: Rapporto consob 2019, figura 5.10, pg.40, Report on financial investment of Italian households

Da queste premesse, si può apprendere come la scelta del consulente finanziario sia estremamente personale e dipenda da una serie di determinanti che si trovano fuori dal mondo finanziario. Le caratteristiche sociodemografiche, ad esempio, hanno un fortissimo impatto sulla scelta dell’investitore; per di più, nel mondo digitale la decisione sconta una serie di fattori specifici di quell’ambiente. All’interno del capitolo numero due analizzeremo i fattori singolarmente allo scopo di comprendere l’impatto che hanno sulla scelta ed in che modo essi possano essere utilizzati per influenzarne l’esito.

### III. Gestione di Portafoglio

Nella gestione e creazione del portafoglio, il consulente ha due focus principali: in primo luogo la creazione di un portafoglio che sia efficiente sotto il profilo di rischio-rendimento e, in secondo, che sia adatto alle esigenze del cliente. Per fare ciò, i consulenti utilizzano le moderne teorie di portafoglio e diversificazione per garantire un investimento ottimale, dall'altro lato utilizzano colloqui e questionari per comprendere l'avversione al rischio e gli obiettivi del cliente.

Le moderne teorie di portafoglio nascono con gli studi di Markovitz (1959), il quale creò il modello analitico per determinare un gruppo efficiente di asset rischiosi. Il modello di Markovitz (figura 6) è fondato sul "mean-variance criterion", ed in base a quest'ultimo si ricercano le allocazioni di asset efficienti in modo da garantire la migliore diversificazione possibile. Questo procedimento porta alla creazione della frontiera efficiente: ovvero, il gruppo di portafogli che garantiscono il maggiore rendimento atteso per ogni livello di deviazione standard. Il discorso di Markovitz venne esteso da Tobin (1958), il quale aggiunse all'interno del modello il "risk-free asset": creando un set di possibili investimenti "risk-free" che prende il nome di "capital allocation line".

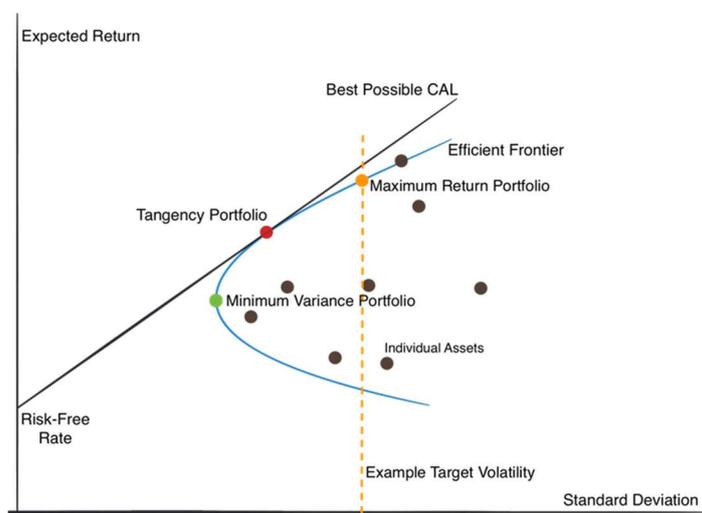


Figura 6: Frontiera efficiente e CAL

A questo punto, la CAL formata dai portafogli efficienti sarà tangente alla frontiera; il portafoglio tangente rappresenta l'unica combinazione efficiente di asset rischiosi e risk-free. Spostandosi sulla lunghezza della CAL, possiamo prendere a prestito o prestare al tasso risk-free cambiando la nostra combinazione di asset dipendentemente dal rischio che il portafoglio dovrà assumere. Grazie a questa proprietà i consulenti possono operare la separazione di proprietà (Tobin, 1958): costruire un unico portafoglio efficiente (tangente) e cambiare le quantità di asset rischiosi e sicuri in base all'avversione al rischio del cliente.

Da questa idea di base sono nati i principali modelli di portafoglio, come ad esempio, CAPM, APT, Fama and French e molti altri.

Ma il modello di Markowitz non è perfetto e presenta delle limitazioni: ad esempio, l'alta sensibilità dei pesi ai tassi di rendimento attesi o la massimizzazione dell'errore di stima (Guangliang, Litterman, 2002). Con massimizzazione dell'errore di stima si intende quel processo per il quale vengono compiuti errori di calcolo all'interno del modello per via di un'erronea stima dei dati. Il modello tende, infatti, a favorire asset con rendimenti alti, varianza bassa e che abbiano correlazioni negative. Questa tipologia di titoli, però, ha maggiore possibilità di avere errori nella stima.

Per questo motivo si è deciso di utilizzare il Black-Litterman model, (1991,1992) il quale sta riscontrando un buon successo sia tra i consulenti umani che tra quelli robot. Black e Litterman utilizzano un approccio completamente differente, inserendo nel calcolo le prospettive dei consulenti sui titoli; in questo modo è stato possibile creare un modello che possa incorporare le reali tendenze del mercato. Il modello si è rivelato di estrema importanza all'interno dell'esperimento del terzo capitolo, dato che, utilizzando questi presupposti, si sono potuti creare 6 portafogli con profilo di rischio rendimento diversi, ma che avessero le stesse aspettative da parte degli investitori.

I modelli appena descritti fungono da principi cardine nella gestione delle strategie d'investimento anche se, nella realtà dei fatti, essi non vengono sempre applicati. Il motivo principale è che molti di questi modelli utilizzano assunzioni molto forti che non trovano spazio fuori dall'ambito accademico; inoltre, nonostante i consulenti conoscano le teorie di portafoglio, potrebbero liberamente decidere di non adottarle. La mente umana, come abbiamo ricordato più volte, utilizza i propri schemi e può commettere errori; infatti, un consulente svilupperà inevitabilmente proprie convinzioni e metodi pratici che potrebbero considerare solo in parte le teorie di portafoglio. Nonostante tutto ciò, le moderne teorie di portafoglio hanno un ruolo chiave nello spiegare i principi generali e gli strumenti da utilizzare per la creazione di strategie finanziarie.

## 1.2 Mercato efficiente

Dopo aver capito il ruolo ed il lavoro del consulente finanziario bisogna domandarsi quali siano gli effettivi rendimenti che riesce ad ottenere. Per fare ciò dobbiamo appellarci alla vastissima letteratura che tratta dei mercati efficienti; molti studiosi hanno esaminato il lavoro dei consulenti rapportato agli

andamenti dei mercati finanziari, con lo scopo di capire se gli esperti riescano sistematicamente a “battere il mercato”.

### I Definizione

L’ipotesi di mercato efficiente asserisce che i prezzi delle azioni riflettono accuratamente ogni informazione pubblica disponibile. Di conseguenza, basandosi su quest’ultime, i titoli sono sempre prezzati correttamente e nonostante, in alcuni casi, i prezzi possano sembrare lontano dai propri valori fondamentali, secondo l’EMH, tutto ciò sarebbe solo un’illusione (Shiller, 2015). Dato che i prezzi ritornano immediatamente al loro “*fair value*” ogni incremento o decremento sarà dovuto esclusivamente alla pubblicazione di nuove informazioni; per la loro natura, quest’ultime, sono imprevedibili rendendo di conseguenza imprevedibili i prezzi stessi. Tutto ciò racchiude l’essenza dell’argomentazione secondo cui i prezzi delle azioni seguono un andamento non prevedibile, “*random walk*”.

### II Implicazioni

Risulta evidente che in un contesto di mercato efficiente l’abilità degli investitori venga meno; dato che ogni azione è prezzata al proprio valore equo, allora anche le loro opportunità di guadagno sono le stesse. All’interno di questo contesto si potrebbe pensare che una qualsiasi strategia attiva sia svantaggiosa; in realtà, anche all’interno di mercati efficienti è possibile che esse trovino un proprio spazio. Infatti, il risparmiatore medio si affida a consulenti, fondi d’investimento e banche in quanto garantiscono soluzioni personalizzate. Questi intermediari riescono a creare portafogli diversificati che rispecchiano il grado di avversione al rischio degli investitori. Inoltre, contando sulla moltitudine di clienti a disposizione, riescono a sfruttare economie di scala che permettono all’investitore di avere accesso a strumenti e mercati altrimenti non disponibili.

### III Esperimenti

Il livello di specializzazione dei consulenti finanziari è certamente alto, ma la questione ruota intorno all’idea che questa conoscenza possa portare i consulenti ad avere performance superiori alla media. Per risolvere il quesito è opportuno confrontare le performance di advisor e professionisti del settore con un fondo passivo (passive index fund).

Esaminiamo i rendimenti appartenenti ad un gruppo di fondi comuni d’investimento. A questo punto diventa necessario crearsi un benchmark di riferimento; il più utilizzato è lo S&P500, esso rappresenta la media ponderata dei prezzi delle prime 500 aziende per capitalizzazione negli U.S, ma nel nostro caso non risulta adeguato data la buona percentuale di piccole imprese contenute nei fondi (Bodie, Kane, Marcus, 2013). Oggi si utilizza convenzionalmente il benchmark a quattro fattori, che nasce dal modello

di Fama and French (1993) aggiungendo il fattore “momentum”<sup>2</sup>. Attraverso questo modello gli stessi Fama and French mostrarono come questi fondi abbiano alpha positive soltanto fino al pagamento delle commissioni, e che quindi l’investitore non riesce a ricavare profitti maggiori rispetto all’indice passivo.

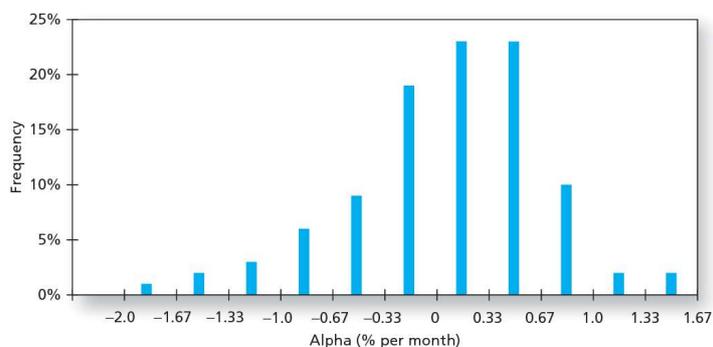


Figura 7: Bodie, Kane, Marcus, *Essential of investment* edizione 11, pg 245. Realizzata dal professore Richard evans, University of virginia.

Utilizzando il modello a quattro fattori, Carhart (1997) decise di studiare la consistenza con la quale i consulenti riescono a battere il mercato. Per fare ciò suddivise i rendimenti dei fondi in 10 gruppi dal meno al più performante. Come si può notare, i rendimenti successivi tendono ad appiattirsi, con piccole eccezioni per i più e meno remunerativi, dimostrando come anche i migliori manager non riescano a battere il mercato con consistenza.

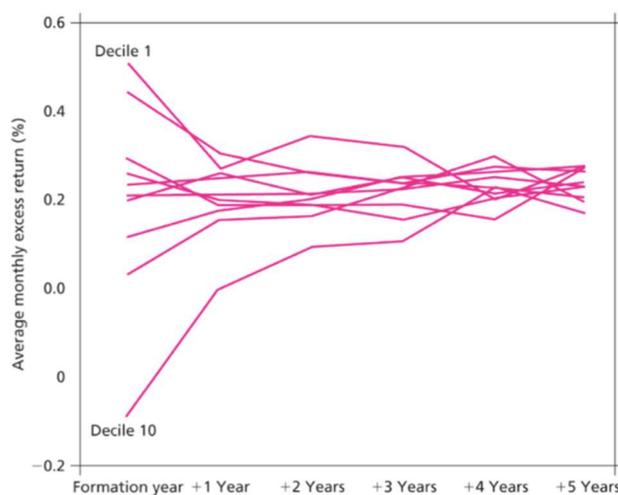


Figura 8: Mark M. Carhart “on persistence on mutual fund performance”, *journal of finance* 52, pg57-82, 1997.

Un altro esperimento di natura meno quantitativa ha messo a confronto i consigli dei consulenti finanziari con un portafoglio casuale, il quale è stato creato lanciando delle freccette su una lista di azioni quotate

<sup>2</sup> Il momentum è un’anomalia rispetto all’efficienza dei mercati che consiste nella correlazione positiva tra rendimenti dello stesso titolo, vale a dire che risultati positivi portano ad altri risultati positivi.

all'interno del NYSE; il "Wall Street Journal" pubblicava poi i risultati all'interno della rubrica "investment dartboard". Il risultato dimostrò, come prevede l'EMH, che gli esperti non solo non riescano sistematicamente a battere il mercato, ma neanche la casualità delle freccette. Per di più, anche se essi dovessero ottenere un ritorno anormale, quest'ultimo verrebbe compensato dalle commissioni imposte sugli investitori.

#### IV considerazioni

Grazie a questi esperimenti, abbiamo constatato come la letteratura a favore dei mercati efficienti screditi apertamente il ruolo del consulente. Detto ciò, bisogna tenere a mente che la discussione sull'efficienza dei mercati è ancora aperta e non stiamo parlando di una scienza esatta; infatti, negli anni sono venute a galla moltissime anomalie del modello più o meno spiegabili. Aldilà di tutto ciò, bisogna considerare come il ruolo primario del consulente non sia battere il mercato, ma creare una strategia teoricamente efficiente che rispecchi i bisogni del cliente.

### 1.3 Consulenti Robot

#### I. L'ascesa dei Robo-advisor

Con l'avvento delle nuove tecnologie il modo finanziario è stato attraversato da una vera e propria rivoluzione. L'intelligenza artificiale, il machine learning, l'archiviazione e reinterpretazione dei big data hanno permesso alle tecnologie finanziarie di evolversi. Questo processo, che prende il nome di Fintech, rappresenta il più grande shock dell'industria dalla nascita del trading online (Todd, Timoty e Seay, 2020); all'interno di questo terreno fertile il "Robo-advising" inizia a prendere piede, ponendosi come un'alternativa più veloce ed economica rispetto alla consulenza classica. L'utilizzo di questa tecnologia ha avuto un'enorme crescita, arrivando nel 2020 a gestire quasi un trilardo di dollari; per di più, si prevede una crescita del 22.8% l'anno che porterà, entro il 2025, a poco meno di tre trilioni di dollari gestiti da consulenti robot (Statista, personal finance report 2021).

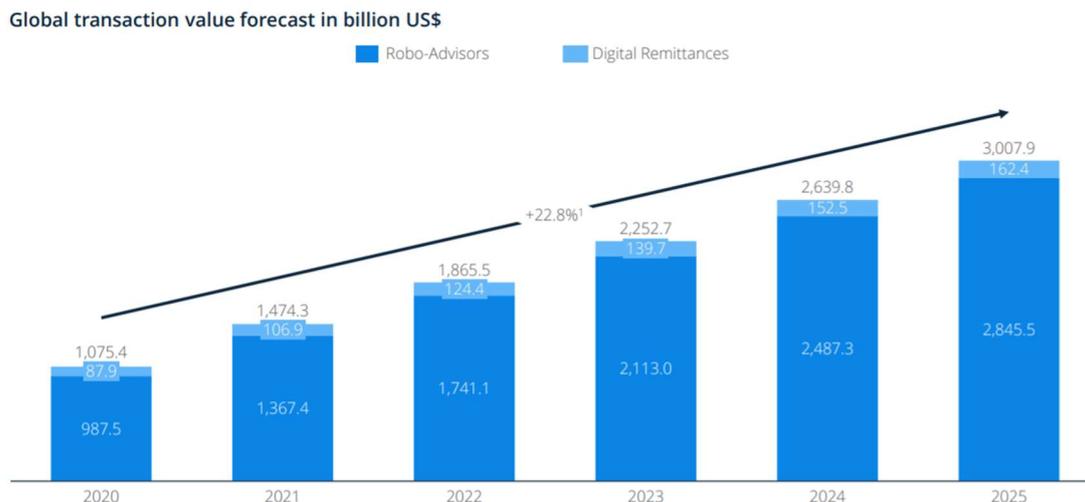


Figura 9: previsioni "Asset under management" robo-advisor, 2020-2025, statista.

L'ascesa dei Consulenti robot non è avvenuta, però, senza dubbi o contestazioni. L'idea che un investitore operasse le sue scelte finanziarie sulla base di consigli dati da un algoritmo presentava dei rischi. In particolare, l'investitore non veniva considerato in grado di operare tali scelte senza la supervisione di un umano; l'idea di far compilare il questionario in autonomia e lasciare che il soggetto si muovesse da solo all'interno dell'ambiente digitale non convinceva. Oggi il dibattito è tutt'altro che concluso e si sente il bisogno della creazione di leggi che disciplinano questo settore.

## II. Cosa fa un Robo advisor

Paul Resnik e Stuart Erskine (Finametrica, 2015) ci forniscono un utile riassunto di quello che è il ruolo del consulente robot, ovvero, automatizzare il processo che porta al consiglio finanziario seguendo tre compiti principali:

1. Raccogliere i dati sull'identità dei clienti, la situazione finanziaria, gli obiettivi e il grado di avversione al rischio;
2. Utilizzare un algoritmo, che consideri i fattori elencati al punto uno, allo scopo di produrre una raccomandazione finanziaria adatta al cliente;
3. Integrare la raccomandazione gestendo gli acquisti e le successive operazioni d'investimento.

Questa sintetica definizione è utile per capire che il "robo-advisor" non esegue alcuna operazione che un umano non potrebbe compiere, ma la differenza principale si trova nella versatilità e standardizzazione del servizio. Da questi compiti basilari, la finanza automatizzata è stata adattata in modo da poter gestire diverse situazioni; partendo dalla prima generazione, nata subito dopo la crisi finanziaria del 2008 (Todd, Timoty e Seay, 2020), che consisteva in allocazioni passive o ribilanciamenti di portafogli, fino ai modelli più sofisticati basati sull'IA. I consulenti Robot possono

essere suddivisi, in base ai compiti che svolgono, in tre categorie principali: “Robo-rebalancers”, che si occupano di allocare i fondi e ribilanciare continuamente il portafoglio seguendo un algoritmo, ad esempio gli etf; “Robo-specialist”, i quali vengono utilizzati per compiti specifici, come i cosiddetti investimenti “tax-efficient”; ed infine i “wealth-management hybrids”, utilizzati nel lungo periodo e sotto la supervisione di consulenti umani che ne gestiscono i parametri di riferimento allo scopo di creare un “life-plan” o un portafoglio altamente personalizzato (Bjerknes, Vukovic, 2017).

### III. Come funziona un consulente Robot

Il lavoro di “un robo-advisor” si articola in cinque passi (Bjerknes, Vukovic, 2017):

1. Selezione delle classi di asset;
2. Selezione del veicolo d’investimento;
3. Costruzione un portafoglio ottimale;
4. Valutazione avversione al rischio;
5. Gestione del portafoglio.

1) Lo scopo del primo step è di identificare le migliori classi nelle quali investire, scegliendo asset correlati negativamente che insieme diversifichino il portafoglio finale. Le classi differiscono tra loro per natura e per lo scopo che esse ricoprono all’interno del portafoglio: il mercato dei bond garantisce flussi costanti e predeterminati di capitale, l’investimento ha un rischio relativamente basso e permette flessibilità grazie ai diversi tipi di bond esistenti (bond internazionali, municipali, dei mercati emergenti, corporate, mutui e molti altri); dall’altra parte, il mercato azionario è caratterizzato da una maggiore volatilità ma con migliori opportunità di guadagno, esso rappresenta la parte “Growth” del portafoglio; altre classi come titoli indicizzati o derivati possono essere utilizzati per bisogni specifici.

2) Una volta scelte le classi che si adattano meglio alla strategia desiderata, l’algoritmo ricerca i veicoli d’investimento che meglio le rappresentano. La decisione può ricadere su titoli individuali, fondi comuni o ETF a seconda delle necessità di diversificazione che il portafoglio richiede.

3) La terza fase consiste nella vera e propria costruzione del portafoglio; quest’ultimo dovrà rispettare determinati parametri che ottimizzino il rischio-rendimento generale utilizzando le moderne tecniche di portafoglio. Infatti, l’algoritmo verrà istruito per ricercare le migliori allocazioni di asset seguendo i modelli di cui abbiamo parlato nel primo paragrafo. A differenza degli umani, i robo-advisor non possono decidere di non seguire i modelli matematici che sono programmati a svolgere, garantendo oggettività, standardizzazione ed efficienza.

4) Una volta che la composizione del portafoglio è stata stabilita, l'algoritmo dovrà calcolare l'avversione al rischio specifica per ogni cliente. Per fare ciò, si richiede agli investitori di compilare un questionario appositamente ideato come, ad esempio, il "Grabble and Lytton's risk tolerance Quiz (2003). Il test si compone in una serie di domande a risposta multipla, le quali assegnano un punteggio per ogni risposta data; la somma dei punteggi produce un numero che rispecchierà l'avversione al rischio dell'investitore. Dopo che il dato è stato estrapolato, il robot allocherà le quantità di asset adeguate al rischio che l'investitore vuole sostenere.

5) Durante la vita del rapporto tra "Robo-advisor" e investitore sarà necessario ribilanciare il portafoglio, agendo con una serie di acquisti e vendite che tengano le quantità dei diversi asset al livello prestabilito. Questa funzione riesce particolarmente bene al consulente robot; il ribilanciamento avviene sempre in maniera puntuale e senza alcun tipo di distorsione cognitiva che il consulente umano potrebbe avere. Inoltre, i robot possono svolgere questo compito con estrema facilità e con costi molto bassi a differenza degli umani che dovrebbero consumare energia e tempo.

## Il Mercato dei consulenti robot

Il mercato dei Consulenti Robot si è sviluppato vertiginosamente negli Stati Uniti, dove troviamo poche aziende che gestiscono la maggioranza degli asset di questo mercato. A tal proposito, nel 2020 oltre il 69% del valore mondiale degli asset gestiti da "Robo-advisor" era situato negli stati uniti; al secondo posto troviamo la Cina ed infine l'Europa con una fetta di mercato mondiale pari al 15% (Statista).

Top Robo-Advisors by assets under management in US\$ billion

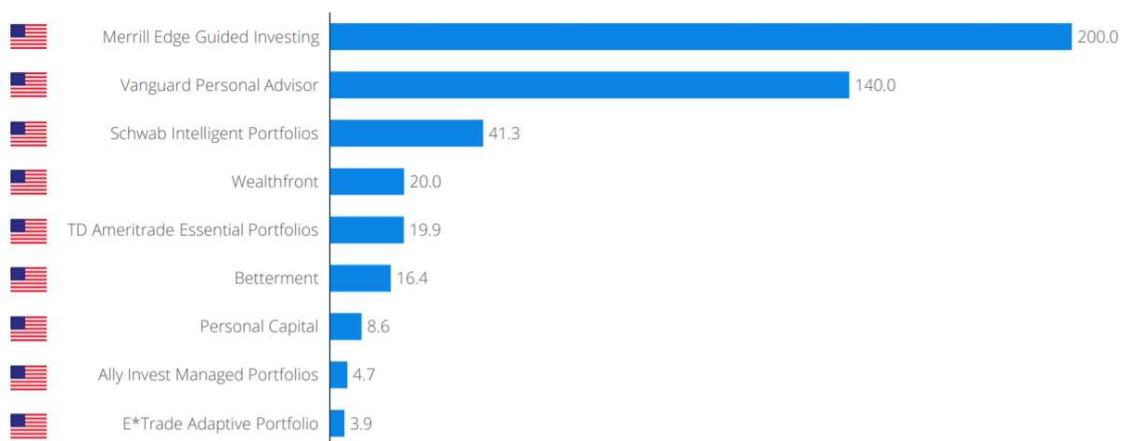


Figura 10: fonte: statista

L'Italia, nel 2020, ha visto fondi gestiti da consulenti robot pari a 15.3 miliardi di dollari piazzandosi al secondo tra le cinque maggiori economie europee<sup>3</sup>. Il mercato dei consulenti robot riesce ad attirare ogni anno nuovi clienti; infatti, le previsioni di crescita sono vertiginose<sup>4</sup>; al momento la Cina è il paese con il numero maggiore di clienti (numero assoluto), nel 2019 ne contava 132.4 milioni con la previsione di averne quasi il doppio entro il 2025 (statista).

#### IV. Vantaggi e limiti

Come abbiamo già accennato, questa nuova tipologia di investimento automatizzato presenta notevoli vantaggi rispetto alla consulenza classica.

In primo luogo, l'accessibilità e la comodità del servizio rendono il lavoro più semplice per i clienti; infatti, essendo un servizio online, l'investitore può svolgere ogni operazione da remoto senza doversi recare fisicamente da un consulente. In secondo luogo, come abbiamo già accennato, l'investimento tramite Robot risulta essere meno costoso, rendendo accessibile il servizio di consulenza ad una fetta di investitori che altrimenti sarebbe rimasta esclusa. Riguardo a ciò, i servizi di consulenza automatizzata richiedono un minore investimento iniziale, per di più, molte aziende specializzate in Robo-advising non richiedono alcun capitale minimo; ad esempio, Bank of America richiede una soglia di 25,000\$ per accedere ad un servizio di consulenza privato, mentre solo 5,000\$ per accedere al servizio automatizzato (Abraham, Schmukler, Tessada, 2019). Inoltre, le commissioni applicate al servizio di consulenza automatizzata sono notevolmente inferiori. Un differente tipo di vantaggio, associato alla consulenza robot, riguarda l'eliminazione dei bias e comportamenti opportunistici da cui il consulente umano potrebbe essere affetto. La letteratura riguardante la finanza comportamentale (capitolo 2) studia ogni tipo di distorsione cognitiva che potrebbe affliggere l'investitore nel momento della scelta; il consulente finanziario pur essendo un esperto non può escludersi da questo tipo di distorsioni. Dall'altra parte, il Robo-advisor, che agisce esclusivamente seguendo le istruzioni dell'algoritmo, limita fortemente questo tipo di irrazionalità e comportamenti non ottimali da parte dei consulenti umani.

Considerando gli aspetti fondamentali dei consulenti Robot sorgono anche una serie di svantaggi che inevitabilmente sono ancorati a questa tipologia di servizio. Per iniziare, la relazione che si crea tra cliente e consulente umano non può essere emulata da un robot; nonostante il servizio sia più veloce ed accessibile, la complessità della psicologia umana non può essere compresa al 100% da questionari

---

<sup>3</sup> Nel 2020 i paesi Europei con il maggior numero di capitali gestiti da consulenti robot erano rispettivamente: U.K.(18.3MLD\$), Italia(15.3MLD\$), Francia(12.8MLD\$), Germania(9.1MLD\$) ed infine Spagna(5.3MLD\$).Fonte: statista.

<sup>4</sup> Nel 2019 Cina, Europa e Stati Uniti contavano rispettivamente 132.4, 20.1, e 8.8 milioni di clienti; le previsioni per il 2025 erano 247.3, 40 e 16.1 milioni di clienti.

standardizzati. Inoltre, l'approccio tramite questionari esclude inevitabilmente un'enorme parte della vite delle persone che invece potrebbe essere presa in considerazione da un umano. Inoltre, le irrazionalità e i bias da cui gli esseri umani sono affetti non sono necessariamente esclusi dall'algoritmo, dato che quest'ultimo è pur sempre stato creato da umani. Un altro problema riguarda l'intero mondo Fintech; esso, infatti, essendosi sviluppato così velocemente e con così tanto seguito non ha permesso alla giurisprudenza ed ai legislatori di stare al passo. Il mondo finanziario è sicuramente uno dei settori più regolamentati, ma il discorso Fintech rimane ancora in gran parte scoperto; a chi dovremmo dare la responsabilità di un investimento andato male? Al programmatore? All'azienda? Al robot? Tutte domande che al momento sono esplorate ma a cui una risposta univoca non esiste ancora.

#### IV Le sfide

Nonostante la vertiginosa crescita dell'industria, ai consulenti robot rimangono ancora molte sfide da superare. I già citati Paul Resnik e Stuart Erskine (Finametrica 2015) propongono una suddivisione in 6 sfide principali:

1. Cambiare la percezione della consulenza finanziaria;
  2. Stabilire Fiducia;
  3. Advice gap;
  4. Influenze economiche;
  5. Il costo di acquisire clienti;
  6. Gestire i bias di comportamento.
- 1) All'interno della cultura Anglosassone vi è una marcata sfiducia verso i servizi di consulenza finanziaria; essa è dovuta ad una serie di scandali che hanno fomentato il pensiero secondo il quale l'industria sia corrotta e che i consulenti non operino mai per il bene dei clienti. In quei paesi le strategie attive e personali hanno la meglio, merito anche di una più elevata cultura finanziaria. In paesi come l'Italia il sentimento di sfiducia è meno marcato, ma, come abbiamo già visto, la maggioranza delle persone non sarebbero disposte a pagare per il servizio di consulenza ed inoltre, il primo elemento che porta gli investitori a non seguire i consigli del consulente è la mancanza di fiducia. Si potrebbe pensare che questo ambiente non intacchi il mercato dei consulenti robot, dato che la sfiducia è principalmente rivolta ad atteggiamenti umani, in realtà non c'è motivo di credere che il soggetto sarebbe più incline a seguire un consiglio finanziario solo perché esso è fornito da una app o da un software finanziario (Finametrica 2015). Per questo motivo, la sfida dei sistemi di consulenza automatizzata è la stessa che riscontriamo per la consulenza umana, perciò anche le aziende Fintech dovranno lavorare per superare il problema.

- 2) Come abbiamo già visto, la fiducia è l'elemento centrale all'interno della consulenza. Essa è creata attraverso un rapporto umano di lungo periodo all'interno del quale il consulente dovrà trasmettere competenza ed imparzialità. Sappiamo come i financial advisor non siano generalmente visti di buon occhio e questo sentimento si trasmette anche per i Robo-advisor, essi però possono contare su una serie di punti di forza specifici. In particolare, l'oggettività dei robot ha un ruolo centrale nella fiducia che quest'ultimi possono trasmettere ai clienti. A tal proposito, Cartelli (2019) attraverso una ricerca sperimentale comprese come l'affidamento ai robo-advisor sia spinto dal meccanicismo con il quale l'algoritmo opera le sue scelte e monitora continuamente il portafoglio. L'algoritmo, infatti, è in grado di evitare la discrezionalità del consulente umano attraverso portafogli standardizzati e questo rassicura gli investitori. La stessa ricerca evidenzia come gli intervistati non conoscessero il modo in cui i consulenti robot operano e questo era il loro principale fattore di sfiducia. Per questo motivo, il modo per superare la sfida, ovvero creare fiducia verso questa nuova tecnologia, dovrebbe avere come focus quello di ampliare le conoscenze dei potenziali clienti.
- 3) Il cosiddetto "advice gap" nasce nel momento in cui un potenziale investitore non può o sente di non poter permettersi la consulenza finanziaria. Il fenomeno si verifica quando il capitale da investire è troppo basso per attrarre l'attenzione del consulente, o quando le commissioni sovrastano il guadagno potenziale. Questa limitazione della consulenza classica viene superata dai robo-advisor per via delle basse commissioni e soglie d'entrata; il punto fondamentale è nuovamente la conoscenza ed informazione dei potenziali clienti.
- 4) Con il termine "influenze economiche" ci si riferisce alle macro-tendenze dell'economia mondiale. Esse potrebbero rallentare o avvantaggiare la proliferazione dei consulenti robot.
- 5) Per i servizi finanziari acquisire clienti ha un costo elevato, specialmente a causa dell'enorme quantità di prodotti esistenti. Nei punti precedenti abbiamo illustrato come l'investitore, in media, non abbia una buona conoscenza sul funzionamento dei Robo-advisor; per ciò, anche se essi potenzialmente sono ottimi candidati per un'enorme fetta di clienti non riescono ad attrarli. Marketing, pubblicità e promozione sono le armi a disposizione di queste aziende, ma il loro costo è alto e il successo non è assicurato.
- 6) La mente umana è costernata da distorsioni che si manifestano anche nel momento della scelta finanziaria; per questo motivo i bias comportamentali, che analizzeremo approfonditamente nel prossimo capitolo, possono dimostrarsi un'enorme sfida da superare. Non solo i robo-advisor evitano le distorsioni che un consulente umano potrebbe avere, ma aiutano anche i clienti a riconoscere ed evitare le proprie. Infatti, i consulenti robot dispongono di enormi archivi di dati che possono essere manipolati ed utilizzati per evidenziare l'importanza di determinati comportamenti. Aldilà

di queste considerazioni, la cosa più importante è riuscire a capire se gli investitori abbiano un pregiudizio nell'utilizzare consulenti robot. Questa è la domanda alla quale proveremo a rispondere all'interno dell'ultimo capitolo analizzando l'esperimento "Do investors rely on Robots?" (Alemanni, 2020) apparso il 7 luglio 2020 all'interno dei quaderni Fintech della Consob.

## Capitolo 2

### 2.1 Introduzione

Per spiegare nel dettaglio i meccanismi che si mettono in moto durante la scelta del consulente finanziario dobbiamo allontanarci dai modelli quantitativo-finanziari che, pur nella loro complessità e completezza, non riescono a considerare tutte le sfaccettature della mente umana.

### 2.2 Behavioral finance

#### I Definizione

La finanza comportamentale può essere definita come lo studio dei comportamenti delle persone di fronte a scelte economiche e finanziarie (Legrenzi, 2010). Quest'ultima è nata attraverso un percorso di integrazione della finanza con discipline quali la psicologia e le scienze sociali allo scopo di spiegare determinati fenomeni economico-finanziari. Più nello specifico, gli studiosi hanno iniziato ad interpretare le anomalie dei modelli classici attraverso diverse tipologie di "irrazionalità" che sembrano affliggere gli individui nel processo di elaborazione di scelte complesse. Quest'approccio è stato assorbito dal mondo finanziario, ad esempio, i mercati vengono spesso associati a sentimenti di tipo irrazionale; infatti, ci si riferisce spesso ad essi con termini quali "paura", "euforia" e simili (Shiller, 2015). I modelli di finanza comportamentale possono aiutarci a capire i motivi per il quale l'essere umano non faccia sempre scelte finanziarie razionali, analizzando bias e distorsioni cognitive che possono affliggere l'investitore nel momento della scelta.

#### II Applicazione

La finanza comportamentale fungerà da metodo d'approccio per rispondere al quesito centrale della tesi; dato che, per riuscire a capire se gli investitori abbiano un pregiudizio verso i consulenti robot sarà necessario applicare conoscenze che esulano dalla finanza classica. L'analisi comportamentale e dei bias saranno i nostri strumenti per riuscire a capire se gli investitori abbiano fiducia nei robo-advisor.

## 2.3 Bias e comportamenti degli investitori

### I Definizione

Gli psicologi hanno estrapolato schemi di comportamento ricorrenti (Ritter, 2003), essi possono essere immaginati come scorciatoie mentali utilizzate dal nostro cervello per risolvere più velocemente un problema. Questi schemi vengono chiamati “*bias*”, e la scienza di riferimento è la psicologia cognitiva. La disciplina in questione mostra che gli individui pensano e decidono in condizioni di incertezza ed ognuno con una forma di razionalità diversa. (Legrenzi, 2010).

I bias possono riguardare due principali ambiti applicativi: i processi informativi e i bias di comportamento. I processi informativi degli investitori possono portare a disallineamenti tra probabilità e rendimenti calcolati ed effettivi. Anche supponendo che quest’ultimi non siano condizionati da distorsioni, l’evidenza statistica dimostra che nel processo di decisione interferiscono altri fattori che non permettono di eseguire una scelta razionale. Questi fattori si chiamano *biases* di comportamento ed influenzano il modo in cui gli investitori percepiscono il rischio-rendimento delle diverse strategie.

Le nostre distorsioni possono essere chiarite analizzando il modo in cui la mente degli esseri umani funziona: le neuroscienze hanno evidenziato come il cervello possa essere distinto in due sistemi, che prendono il nome di sistema 1 e sistema 2 (Chaiken e Trope 1999). Il primo sistema funziona in maniera intuitiva ed impulsiva, mentre il secondo è riflessivo e razionale. I bias nascono dall’interazione errnea tra questi due sistemi.

### II Nel mondo finanziario

Gli operatori del mondo finanziario, per via della loro natura umana, sono affetti da pregiudizi cognitivi che possono portare ad effetti diretti o indiretti sulle scelte d’investimento. Alcuni Bias verranno verificati direttamente tramite l’esperimento del prossimo capitolo; esso mostra, per esempio, l’evidenza di “*overconfidence*”, ovvero la tendenza degli investitori a sovrastimare le loro abilità. Inoltre, è stato notato che gli uomini scelgono portafogli mediamente più rischiosi rispetto alle donne. Quest’ultimo risultato è perfettamente coerente con gli studi riguardanti le differenze di genere: una delle prove empiriche più importanti a supporto di questo processo è l’esperimento di Barber e Odean (2001), i due economisti compararono le attività di brokeraggio di uomini e donne. Il risultato fu che gli uomini, in media, utilizzavano maggiormente strategie attive. Altro importantissimo bias è l’ancoraggio, esso evidenzia il processo mentale per il quale gli investitori impiegano molto tempo a cambiare le loro credenze, innescando un processo che porta i soggetti a sottostimare le nuove notizie o consigli dell’advisor. Si può facilmente intuire come i due meccanismi siano collegati tra loro, dato che una maggiore confidenza nelle proprie scelte renderà più difficile per l’investitore distaccarsene. Una scelta finanziaria, con molta

probabilità, coinvolgerà il nostro sistema riflessivo questo però non ci evita di cadere in errore; il nostro sistema impulsivo si ancora a ciò che già conosce, facendo in modo che il riflessivo non possa operare la scelta in maniera imparziale.

### III Nel mondo della consulenza

Tralasciando i comportamenti opportunistici e l'asimmetria esistente tra consulente e cliente, di cui abbiamo ampiamente parlato nel primo capitolo, soffermiamoci su pattern ricorrenti, dimostrabili da evidenze sperimentali e che possano concretamente influire nell'esperimento che tra poco presenteremo. Quando, ad esempio, un investitore è maggiormente incline a seguire consigli finanziari dati da un consulente dello stesso sesso, sta incorrendo nel "gender bias".

Grazie all'esperimento di Klein, Shtudiner e Zwillig (2021) sappiamo come il sesso del consulente è effettivamente uno dei parametri che influenza, all'interno del processo decisionale, la volontà di investire. Tuttavia, la differenza di genere ha avuto un effetto relativamente più basso rispetto all'avversione al rischio, che si è dimostrata essere un elemento di incredibile importanza. L'età del consulente, sia uomo che donna, ha invece avuto effetto negativo sull'attrattiva dell'investimento; infatti, un consulente giovane portava i clienti ad avere una minore propensione all'investimento. Si può supporre che l'età implichi l'esperienza (per gli investitori) e quindi i partecipanti hanno preferito consulenti più anziani, ma non troppo, oltre i 55 anni. Infine, è stato riscontrato come il sentimento negativo verso i consulenti donne era più alto tra gli investitori uomini, rispetto alle donne stesse.

### IV Nel mondo digitale

L'approccio degli esseri umani al mondo digitale è un argomento ampiamente discusso e studiato; i punti di vista da cui osservare il fenomeno possono essere molti, come molti possono essere i pregiudizi cognitivi e i comportamenti irrazionali specifici di questo ambiente.

All'interno del mondo digitale è fondamentale prestare attenzione a come le varie alternative vengono presentate, l'aspetto grafico dell'ambiente online può facilmente influenzare le scelte dei consumatori. Nello specifico, è facile che in questi casi si faccia leva sul "framing effect", ovvero quella tendenza degli individui a reagire in modo diverso di fronte alla stessa scelta quando cambia il modo con cui essa è presentata.

Alcuni studiosi hanno osservato i comportamenti dei consumatori durante lo shopping online, notando come i fattori che determinano la scelta d'acquisto siano piuttosto differenti rispetto ai canali classici. Gli studi hanno portato alla luce schemi ricorrenti caratteristici di questo ambiente, come ad esempio, la cosiddetta "OSA" (Online shopping addiction) che si riferisce alla tendenza degli individui ad essere

dipendenti dall'e-commerce e non riuscirsi a controllare al momento dell'acquisto (Jiang, Zhao, Li, 2017). Altri studi hanno incerniato il loro ambito d'azione sulle recensioni online dei prodotti e le raccomandazioni "peer to peer" (PtoPIQ, 2016). La ricerca mostra come il 38% degli intervistati effettui l'acquisto online seguendo le raccomandazioni comuni, evidenziando come le persone si fidino della cosiddetta "wisdom of the crowd", ovvero la saggezza collettiva.

#### V Nel mondo dei Robo-advisor

Il settore del robo-advising si colloca all'interno dell'ambiente appena descritto evitando alcuni dei bias tipici nel rapporto consulente-cliente, d'altro canto, la consulenza automatizzata, potrebbe portare a nuove forme di distorsioni. Per iniziare, la capacità di utilizzare correttamente i consulenti robot dipende inesorabilmente dal livello di accettazione tecnologica dell'individuo; infatti, una persona non avvezza alla tecnologia potrebbe farne un uso distorto.

Anche l'effetto "framing" applicato ai consulenti robot può portare a situazioni particolari; dato che, diversi elementi visuali possono portare a diversi comportamenti nelle scelte d'investimento. Ad esempio, Jung, Erdfelder e Glaser (2018) hanno dato vita ad un esperimento volto a capire in che modo la diversa architettura di un robo-advisor potesse influire sulle scelte dell'investitore; in particolare, con riferimento al problema dell'inerzia della scelta (approfondiremo l'argomento nel paragrafo 2.4).

Un altro tipo di distorsione tipica dei robo-advisor riguarda i questionari utilizzati da quest'ultimi per profilare i clienti. Come possiamo immaginare un'intervista "faccia a faccia" tra consulente e cliente porta tendenzialmente a risultati diversi rispetto alla compilazione di un questionario online. Questo tipo di distorsione è molto importante perché ha effetti diretti sull'investimento, dato che i "Form", molto spesso, sono l'unico modo che l'algoritmo ha per conoscere l'investitore. In merito a questo argomento, Duffy (2015) evidenzia l'esistenza del "interview effect"<sup>5</sup> e del "social desirability bias"<sup>6</sup> durante i colloqui "faccia a faccia" e come essi possano essere rimossi attraverso l'utilizzo di questionari online. D'altro canto, alcuni studi dimostrano come nella compilazione di form online vi possano essere un elevato numero di risposte nei punti medi delle scale; un caso tipico, è l'enorme quantità di risposte "non lo so" quando all'interno del modulo si inserisce questa opzione.

L'esperimento che esploreremo nel terzo capitolo utilizzerà metodi e procedure studiati per evitare l'insorgere delle distorsioni di cui abbiamo parlato.

---

<sup>5</sup> Ovvero la tendenza degli intervistati ad assumere atteggiamenti e comportamenti diversi da quelli che assumerebbero in un diverso contesto sociale. Ciò può portare a risposte non veritiere o che non rappresentino la personalità dell'intervistato.

<sup>6</sup> L'intervistato tenderà a preferire risposte che siano socialmente accettabili, anche quando queste non rispecchiano le sue idee.

## 2.3 Caratteristiche sociodemografiche

La domanda di consulenza finanziaria può dipendere da una serie di fattori sociodemografici tipici degli individui. Per questo motivo è importante spiegare quale sia l'effetto di queste caratteristiche sul comportamento degli investitori.

All'interno dell'esperimento che presentiamo nel terzo capitolo alcune di queste caratteristiche passeranno in secondo piano; il motivo di ciò è da ricercarsi nel campione utilizzato, che infatti conta 180 studenti Luiss, non diversificando alcune delle caratteristiche sociodemografiche. Nonostante ciò, per evitare ogni tipo di distorsione dei dati, sono state create differenti set di stime basate sulle caratteristiche personali dei partecipanti all'esperimento.

### I Età demografica

La differenza di età influisce in maniera significativa sulle decisioni d'investimento delle persone; oltre ai differenti obiettivi finanziari che inevitabilmente mutano con l'età degli investitori, possiamo notare anche differenze nelle caratteristiche cognitive individuali (Wiebke, Wändi, JoNell, 2019).

L'abilità di calcolo, definita come l'abilità di capire e manipolare probabilità e informazioni numeriche, è essenziale per garantire decisioni d'investimento ottimali. Le persone anziane sono tendenzialmente meno brave nell'abilità di calcolo rispetto ai giovani (Bruine de Bruin, W., McNair, S. J., Taylor, A. L., Summers, B., e Strough, J., 2015), fenomeno che viene legato alla perdita di fluidità cognitiva.

Un'altra categoria di caratteristiche cognitive riguarda la conoscenza acquisita tramite l'esperienza; in questo caso, le persone con un'età alta hanno avuto maggiori esperienze all'interno della loro vita. Per questo motivo, le decisioni finanziarie di persone anziane, solitamente, godono di un metodo sperimentato che le aiuta a prendere decisioni migliori. La conoscenza finanziaria è, infatti, positivamente correlata con l'età anagrafica (McArdle, 2009).

Oltre a quelle appena indicate, vi sono una serie di caratteristiche non-cognitive che posso influenzare le scelte d'investimento al cambiare dell'età dell'individuo. Le emozioni, ad esempio, ricoprono un ruolo principale quando si tratta di compiere una scelta; esse, infatti, possono facilmente essere la causa di una decisione presa. Gli studi dimostrano che con l'avanzare dell'età il benessere emotivo aumenta, mentre le emozioni negative diminuiscono (Charles, S. T., Reynolds, C. A., & Gatz, M., 2001). Lo stato d'animo può avere conseguenze dirette sulle decisioni di investimento, e sull'interpretazione dei feedback che provengo dalle nostre strategie finanziarie.

Oltre a tutto ciò, è chiaro come l'età abbia una diretta correlazione con l'alfabetizzazione tecnologica ed il sapere interagire all'interno del mondo digitale.

Il campione utilizzato nell'esperimento del prossimo capitolo è composto da individui anagraficamente omogenei, non rendendo possibile analizzare empiricamente quanto appena descritto.

## II Educazione finanziaria

L'educazione finanziaria è un fattore di cruciale influenza nelle scelte d'investimento delle persone; sappiamo come essa sia correlata positivamente con la domanda di consulenza finanziaria (Linciano, 2020), creando un diverso tipo di spiegazione alla poca partecipazione sui mercati da parte degli italiani. A tal proposito, grazie al report della Consob sappiamo come la cultura finanziaria degli italiani rimanga contenuta: gli intervistati sono stati sottoposti a domande su argomenti base della finanza (diversificazione, inflazione etc..) mostrando un tasso di risposte corrette pari al 37%<sup>7</sup>. Il report mostra anche un evidente "mismatch" tra le conoscenze percepite ed effettive; in particolare in Italia sembra esistere una tendenza a sovrastimare la propria educazione finanziaria, trovandoci di fronte ad una reale applicazione del bias dell'"overconfidence".

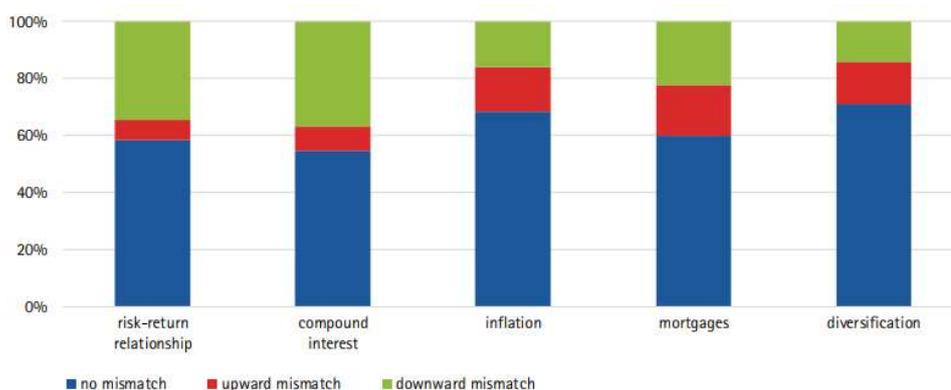


Figura 11: Mismatch tra conoscenze effettive e percepite; Rapporto consob 2020, figura 4.6, pg. 29

Abbiamo visto come una maggiore conoscenza finanziaria renda più propensi gli individui a seguire un consiglio finanziario, ma essa non basta ad evitare agli investitori di non commettere errori (Bachmann, Hens, 2015).

Emozioni e distorsioni cognitive possono evitare che le persone applichino correttamente le conoscenze acquisite.

T. Bucher e J. Koenen (2015) hanno analizzato il fenomeno per il quale il consulente abbia un incentivo a dare migliori consigli ai clienti preparati ed informati. Ci troviamo di fronte ad un conflitto di interessi specifico per questo fattore sociodemografico che alimenta la sfiducia verso i consulenti.

<sup>7 7</sup> In base all'argomento le risposte positive sono state: 60% rischio rendimento, 50% interesse composto, 45% inflazione, 50% mutui e 38% diversificazione. La media è intorno al 50%, ma depurando i risultati dalle risposte date casualmente il tasso scende fino al 37%.

Nel caso dei consulenti robot, non c'è ragione di credere che la correlazione positiva tra educazione finanziaria e domanda di consulenza non valga anche per la domanda di robo-advisor. In realtà, come abbiamo spiegato lo scorso capitolo, una barriera all'utilizzo dei robot è la mancanza di conoscenza e informazioni su di essi; per questo motivo, l'educazione finanziaria svolge un ruolo ancora più importante nel garantire la fiducia dei consumatori ai robot.

### III Genere

Capire se le differenze di genere possano influenzare il modo con cui gli individui compiano le proprie scelte finanziarie è un compito arduo; le differenze di comportamento non risiedono di per sé nel genere, ma nelle disparità e differenze che esistono nella cultura di riferimento. Per questo motivo, gli esperimenti in questo ambito hanno dato risultati differenti; ciò però non significa che non si possano estrapolare delle macro-tendenze e delle differenze all'interno del contesto socioculturale di riferimento. Nel caso italiano, ad esempio, le donne che prendono decisioni finanziarie sono per lo più single, vedove o divorziate mentre la maggior parte degli uomini sono sposati (Linciano).

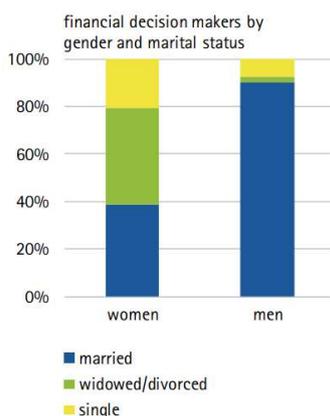


Figura 12: Rapporto Consob 2020, figura 4.6, pg. 22

All'interno dell'esperimento "Do investors rely on robots?" (Alemanni, 2020), che descriveremo nel terzo capitolo, possiamo vedere una forte evidenza del "gender bias". In particolare, sono stati rilevati due effetti:

- 1) Le donne sono maggiormente disponibili a seguire un consiglio finanziario dato da un consulente dello stesso sesso, mentre sono più restie se il consiglio è dato da un uomo;
- 2) Gli uomini sono meno disposti a seguire il consiglio dato da un consulente donna.

Il primo effetto ha un'evidenza statistica di entità maggiore rispetto al secondo, in ogni caso, l'esperimento è stato studiato per evitare che il bias renda i dati meno affidabili.

## IV Disponibilità finanziarie

Al variare della somma da investire, varieranno anche le strategie degli investitori. Analizzare i comportamenti degli investitori con un'alta disponibilità di capitale risulta fondamentale per capire i fenomeni ed i comportamenti dei mercati. Questo perché, secondo lo studio di CreditSuisse del 2019, gli individui che investono almeno 100,000\$ controllano l'87% degli asset globali. Abbiamo parlato di come i robo-advisor abbiano diversi vantaggi, ad esempio, il costo basso e la standardizzazione del servizio; queste caratteristiche, però, non attraggono gli investitori con ingenti capitali, che preferiscono affidarsi a consulenti umani. A conferma di ciò, nel regno unito il 73% degli investitori milionari assume un consulente finanziario (CreditSuisse, 2019), inoltre evidenze sperimentali dimostrano come questa categoria d'investitori sia più propensa a seguire i consigli dei consulenti (Bhattacharya, U., Hackethal, Kaesler, Loos, and Meyer, 2012). D'altro canto, è stata notata una correlazione positiva tra il valore degli asset posseduti da un investitore e la sua tolleranza al rischio; infatti, attraverso l'esperimento di Baekstrom, Marsh e Silvester (2018), sappiamo come gli investitori con più di 250,000£ allocano una maggiore porzione del proprio portafoglio in asset particolarmente rischiosi.

Tutto ciò, non significa che non possano esistere strategie d'investimento che utilizzino robo-advisor e congiuntamente siano adatte ad investitori con ingenti capitali. Per via dell'incredibile capacità dei robot di gestire, ribilanciare e tenere sotto controllo i portafogli, determinate strategie di lungo periodo (come i piani di pensionamento) possono essere migliorate integrando l'utilizzo di questa tecnologia.

### 2.4 nudging

#### I Definizione “nudge”

Con “nudge” o spinta gentile si fa riferimento a “any aspect of the choice architecture that alters people’s behavior in a predictable way without forbidding any options or significantly changing their economic incentives” (Thaler e Sustain, 2008). Abbiamo visto come l’approccio alla scelta possa essere affetto da distorsioni cognitive, non permettendo agli individui di scegliere nel modo corretto. Conoscendo i meccanismi psicologici delle persone, è possibile utilizzare dei pungoli<sup>8</sup> che sollecitino delle aree precise del nostro cervello, per influenzare i comportamenti degli individui perseguendo uno scopo preciso. Gli scopi perseguibili sono molteplici: è possibile voler rimuovere un bias, contrastare l’inerzia degli individui o magari evitare che le persone compiano atti non desiderabili. Un punto cruciale del ragionamento è lasciare in ogni caso la libertà di scelta, non vincolando alcuna strada percorribile; infatti, lo scopo della spinta è aiutare gli individui a scegliere piuttosto che obbligarli verso la direzione che si crede essere la

---

<sup>8</sup> Traduzione di “nudge” nella versione italiana del libro di Thaler “La spinta gentile”. Traduzione di Adele Oliveri.

migliore. Noi, esseri umani, siamo soggetti ai pungoli ogni giorno e ne siamo abituati: pensiamo, ad esempio, alle forti immagini presenti sopra i pacchetti di sigarette che hanno lo scopo di disincentivare l'acquisto di tabacco.

## Il L'architettura delle scelte

Ci si potrebbe chiedere, in quale situazione sia necessario inserire un pungolo e se sia sempre corretto farlo; in realtà, è inevitabile che gli esseri umani vengano influenzati dal modo in cui le scelte sono poste. Infatti, viene definito architetto delle scelte chiunque sia "in grado di influenzare indirettamente le scelte altrui" (Thaler, 2008). Se il solo fatto di presentare una scelta in un modo piuttosto che in un altro può influenzare il decisore, tanto vale farlo con raziocinio e creare un'architettura delle scelte coerente. Una buona architettura può migliorare la vita delle persone ed evitare che quest'ultime agiscano contro il loro stesso interesse.

La teoria economica classica insegna come la massimizzazione del benessere avvenga con la massimizzazione della scelta; ma gli individui, con una capacità cognitiva limitata, potrebbero essere sovrastati dalle troppe opzioni. Il "paradosso della scelta", infatti, può facilmente portare le persone all'inerzia; un'architettura delle scelte potrebbe, invece, presentare in modo più semplice le opzioni senza ridurne il numero. Secondo Thaler una buona architettura deve tenere in considerazione sei fattori:

1. Opzione di default: essa corrisponde all'opzione che richiede il minor sforzo, ovvero la non scelta. Abbiamo già parlato di come l'inerzia sia un fenomeno molto comune, una buona architettura delle scelte deve sempre dare massima importanza all'opzione da assegnare in automatico a chi non sceglie;
2. L'errore: è importante considerare che gli esseri umani non sono infallibili. Un sistema ben progettato cerca di indurre le persone a non commettere errori, inoltre prevede anticipatamente meccanismi per aiutare gli individui una volta che l'errore è stato commesso;
3. Feedback: esso è un elemento fondamentale per aiutare le persone a capire le conseguenze delle scelte che hanno compiuto o devono compiere;
4. Mappatura delle scelte: è fondamentale presentare le scelte in modo che siano facilmente confrontabili. Non sempre ci ritroviamo a decidere su argomenti che conosciamo, in questo caso una buona mappatura può aiutare ad effettuare una scelta consapevole;
5. Strutturare le scelte complesse: nel caso di scelte complesse, che presentano un numero molto elevato di opzioni, una buona architettura è in grado di selezionare ed escludere alternative per semplificare il lavoro delle persone;

6. Incentivi: puntare l'attenzione degli individui sui possibili incentivi e disincentivi di una scelta, in modo da aumentarne l'efficacia.

Parlando dell'esperimento del terzo capitolo, l'architettura delle scelte è una delle sfide più importanti e complesse, una buona struttura è fondamentale per riuscire ad avere un risultato attendibile ed imparziale.

### III Nudge digitale

Con il termine “nudge digitale”, intendiamo l'utilizzo di elementi grafici e visuali dell'interfaccia utente allo scopo di guidare i comportamenti delle persone, all'interno delle scelte nell'ambiente digitale (Weinmann, 2016). Grazie alla digitalizzazione, le scelte importanti come investimenti, istruzione e salute sempre più spesso vengono prese online. Dato che non vi è un modo neutrale per presentare le scelte, web designer e grafici si trovano ad affrontare un compito molto arduo, che se viene effettuato senza consapevolezza può produrre effetti indesiderati.

### IV Nudge e Robo-advisor

Il concetto di spinta gentile applicato ai consulenti robot non è altro che una fattispecie specifica del nudge digitale; infatti, le soluzioni adottate per pungolare gli investitori si rifanno, per lo più, ad elementi grafici e visuali.

Con la tabella 1, presentiamo possibili esempi di pungoli applicabili al mondo del robo-advising:

*Tabella 1*

<b>Nudge</b>	<b>Esempio</b>
Opzione di default	In caso di inerzia, ribilanciamento automatico del Portafoglio.
Incentivi	Evidenziare guadagni e perdite. Tenere l'investitore aggiornato sui movimenti di mercato.
Feedback	Notifiche per aggiornare sull'andamento del portafoglio, continue previsioni future ed informare sulla distanza dall'obiettivo prefissato.
Errore	Proporre soluzioni d'investimento alternative allo scopo di rendere il portafoglio efficiente.

Strutturare le scelte complesse	In base al grado di partecipazione che l'investitore vuole avere, permettergli di decidere il portafoglio secondo le sue caratteristiche e i suoi obiettivi.
Mappatura delle scelte	Sistema di confronto semplice ed efficace dei possibili portafogli; attraverso un'interfaccia chiara, che metta in rilievo le caratteristiche di rischio-rendimento di ogni portafoglio.

Approfondendo la tabella, l'opzione di default mira a contrastare l'inerzia degli investitori, gli ambiti d'azione in cui può essere utilizzata sono molteplici. Il primo tentativo di implementazione venne utilizzato al servizio di politiche ambientali: ponendo l'opzione "pro-ambiente" di default, si è ottenuta una riduzione di spreco di carta, all'interno della Rutgers University, per un ammontare di 7 milioni di fogli (Croson e Treich, 2014). L'esempio proposto nella tabella può aiutare ad evitare l'inerzia che porta gli investitori a non ribilanciare il proprio portafoglio, con la conseguenza di portare nel tempo ad un'allocazione degli asset che non rispecchia più i criteri di rischio-rendimento con i quali era stato creato.

Cambiando argomento, la mappatura delle scelte in ambito finanziario è uno degli elementi più importanti; essa assicura trasparenza e aiuta la comprensione degli investitori. L'individuo comune potrebbe trovarsi disorientato di fronte a tante scelte d'investimento e non essere in grado di fare un confronto puntuale; sappiamo come le variabili finanziarie possano essere molteplici e sfaccettate, non permettendo di compiere una scelta finanziaria corretta all'investitore che non abbia un'educazione finanziaria sufficientemente avanzata. Per questo motivo, al consulente robot è chiesto di utilizzare metodi di valutazione ed indici standardizzati, chiarendone il significato; inoltre, sarebbe opportuno che qualsiasi suggerimento, dato o indice venga spiegato all'utente, in questo modo l'investitore migliorerà la propria cultura finanziaria.

Come ultimo approfondimento, è importante parlare di come i robo-advisor strutturino le scelte complesse. Ci troviamo all'interno della cosiddetta fase di "matching"; ovvero il momento all'interno del quale l'algoritmo, sulla base delle informazioni che ha appreso, valuta quali soluzioni d'investimento proporre.

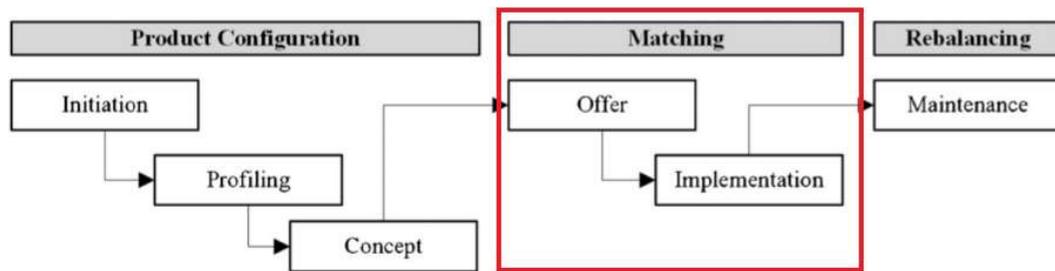


Figura 13: processo del Robo-advisor; Jung, Dorner, Weinhardt, Puszaz; 2017

Il matching dovrà adattarsi alla propensione dell'investitore nel partecipare attivamente alla scelta d'investimento: mentre alcuni individui preferiranno essere guidati dai consigli del robot, altri preferiranno un comportamento meno invasivo da parte dell'algoritmo, che limiti in misura minore le diverse soluzioni d'investimento. Infatti, una buona struttura delle scelte deve essere in grado di escludere in maniera efficiente e ragionata, ogni strategia che non sia adatta agli obiettivi del cliente.

## 2.5 Gamification

### I Definizione

É possibile che esistano degli stili e dei modelli di architettura delle scelte; ovvero, un modo di organizzare le scelte che abbia una sua coerenza e che sfrutti un metodo comune per ogni punto. La gamification è uno di questi; essa, infatti, può essere definita come un particolare tipo di architettura delle scelte che sfrutta i metodi e gli elementi del game design allo scopo di raggiungere un determinato obiettivo. Questo metodo utilizza gli elementi tipici del mondo videoludico (rewards, livelli, task etc...) per creare un ecosistema di incentivi e disincentivi che pungolano gli individui verso una direzione specifica. La gamification è un metodo per migliorare la produttività lavorando con la giusta combinazione di emozioni positive e negative, sfide e premi, senso di realizzazione e, in alcuni casi, serve anche a fortificare le relazioni e le interazioni sociali (Sironi, 2016). Il motivo per il quale i giochi attraggono così tanto gli esseri umani è da ricercarsi nel modo con il quale i giocatori vengono coinvolti all'interno di un ambiente allo scopo di raggiungere obiettivi ben definiti, ed imparare le migliori strategie e comportamenti per farlo. Porsi un obiettivo, lavorarci e conquistarlo crea all'interno dell'essere umano un sentimento di soddisfazione unico. Il vero successo della gamification (e del mondo videoludico in generale) è da attribuirsi a questo meccanismo. All'interno della nostra vita una schematizzazione così programmatica degli obiettivi è rara, e il loro raggiungimento è sfumato, non permettendo, in molti casi, di percepire la soddisfazione che invece il gioco riesce a trasmettere.

## II elementi caratteristici<sup>9</sup>

McGonigal (2011) ha esposto le quattro fondamentali caratteristiche che ogni gioco deve possedere:

1. Obiettivi: creare costantemente uno scopo per cui giocare;
2. Regole: rappresentano i limiti entro i quali gli obiettivi possono essere raggiunti;
3. Sistema di feedback: che permette l'individuo di essere costantemente stimolato;
4. Libera scelta: la libertà di poter accedere al gioco e di prendere le proprie decisioni all'interno delle regole.

I quattro punti appena esposti garantiscono la base sulla quale l'intero ecosistema della gamification poggia, ecosistema formato da meccaniche di gioco, design, dinamiche di gioco ed estetica.

In particolare, le meccaniche di gioco si riferiscono alle sue componenti algoritmiche e di programmazione; esse agiscono sulla struttura del gioco stesso e determinano l'interesse e il coinvolgimento degli utenti. Meccaniche tipiche sono, ad esempio, i punti, le classifiche, i livelli, il sistema di "achievement" e molti altri. Tutti questi elementi hanno la funzione di pungoli che spingono il giocatore verso una direzione precisa, la quale, il più delle volte, corrisponde al maggiore coinvolgimento possibile; esso si ottiene alimentando la competizione(classifiche), la soddisfazione(achievement), la progressione(livelli) e la voglia di retribuzione per ogni sfida completata(punti).

Le caratteristiche di game design, d'altro canto, hanno lo scopo di coinvolgere l'utente all'interno del mondo di gioco, rendendolo chiaro, interattivo e dinamico. Gli elementi grafici aiutano il giocatore a visualizzare le meccaniche di gioco, evidenziando la progressione e l'evoluzione all'interno del mondo digitale. Il game design offre la possibilità di aggiungere all'interno dell'ecosistema diversi pungoli visuali; infatti, il modo con cui le informazioni verranno presentate al giocatore influenzerà le sue scelte e comportamenti.

Ancora diverse sono le dinamiche di gioco, esse infatti hanno l'obiettivo di motivare il giocatore. Il lavoro di progettazione delle dinamiche si fonda sull'individuazione e soddisfazione dei desideri del giocatore. Secondo Bunchball.com (2010) questi desideri includono:

- Premi: ovvero il riconoscimento dato al giocatore dopo aver completato una sfida o aver compiuto un'azione specifica. Lo scopo del premio è pungolare l'individuo a ripetere quella determinata azione.

---

<sup>9</sup> La suddivisione riportata all'interno di questa tesi segue la struttura utilizzata all'interno di: "Gamification: Using game elements in serious context"; Stieglitz, Latteman, Robra-Bissantz, Zarnekow, Brockmann; 2017.

- Status: il bisogno di essere riconosciuti e apprezzati è insito nell'essere umano; il gioco deve permettere agli individui di guadagnare prestigio e rispetto.
- Competizione: una sana competizione spinge il giocatore a migliorare sé stesso. Competere con altri giocatori porta motivazione e soddisfazione.
- Altruismo: il giocatore può agire per il bene della community ricevendo e dando regali e supporto.
- Espressione di sé stessi: le persone possono utilizzare il gioco per esprimersi e dimostrare le proprie qualità.
- Risultato: i giocatori sono continuamente motivati e spronati da nuove sfide da raggiungere e completare, cercando di migliorare il proprio risultato di volta in volta

Infine, quando parliamo di estetica, ci riferiamo alle risposte emotive desiderabili, le quali nascono nell'individuo quando interagisce con il gioco. (Hunicke 2004).

Game Mechanics	Human Desires					
	Reward	Status	Achievement	Self Expression	Competition	Altruism
Points	●	●	●		●	●
Levels		●	●		●	
Challenges	●	●	●	●	●	●
Virtual Goods	●	●	●	●	●	
Leaderboards		●	●		●	●
Giftng & Charity		●	●		●	●

● Suitable mechanic  
 ● Most suitable mechanic

Figura 14: desideri dei giocatori corrispondenti alle meccaniche di gioco.

Creare emozioni all'interno degli individui dovrebbe essere uno degli obiettivi più importanti in un sistema "gamificato".

### III Gamification della finanza

Anche se gli studi sulla gamification sono sempre più diffusi, capire correttamente in che modo gli elementi videoludici influenzino le decisioni finanziarie rientra in un campo di ricerca ancora giovane. L'industria dei servizi finanziari ha iniziato ad imparare come allenare la propria forza lavoro, ad esempio attraverso sessioni di gioco per i consulenti finanziari, ma anche come fornire ai propri clienti un'esperienza coinvolgente in modo da migliorare i loro comportamenti finanziari, creando fedeltà e aumentando i profitti (Paolo Sironi, 2016). La "financial gamification" ruota attorno a due principi

chiave: coinvolgimento continuo e comportamento dell'investitore. Il primo implica che gli investitori devono rimanere attenti e coinvolti attraverso le meccaniche di gioco, in modo da favorire la vendita abbinata, focalizzarsi sulle novità importanti e filtrare il "rumore". Il secondo principio, distintamente, evidenzia come il sistema debba incoraggiare a giocare ed imparare la strategia di gioco ottimale, che corrisponde all'allocazione ottimale di ambizioni, investimenti, consumi e paure (Paolo Sironi 2016).

L'applicazione di questi principi ai software e alle app per la finanza personale, di cui i robo-advisor sono una categoria particolare, può portare ad ottimi risultati per l'azienda e per i clienti. A tal proposito la finanza è uno dei settori dove l'utilizzo delle tecnologie e del mobile è più diffuso; infatti, nel 2019 le app di finanza rappresentavano il 5% di tutte le applicazioni scaricate, toccando il secondo posto in quanto a numero di applicazioni esistenti ed il sesto posto per installazioni totali ("Finance Apps 90% Increase In Install Market Share",2020). Le applicazioni per la gestione della finanza personale, che utilizzano l'architettura della gamification, offrono all'utente la possibilità di fissare obiettivi finanziari ed affrontare sfide personali. A questo proposito, gli utenti possono fissare un certo ammontare di risparmio da voler raggiungere ad una determinata data ed impostare delle soglie di spesa. Oltre a ciò, questi software includono il monitoraggio dei propri investimenti in tempo reale, accompagnato da grafici, in modo che l'investitore abbia sempre chiaro quanto manchi al raggiungimento dei suoi obiettivi. Importantissimo elemento sono i feedback, forniti agli utenti sotto forma di avvisi e notifiche allo scopo di aggiornare l'utente sulle spese, i saldi dei conti, le prossime bollette, gli andamenti e molti altri. Infine, dato che questo tipo di applicazioni per la finanza personale sono create su misura per le esigenze di ogni utente (ad esempio, budgeting, pianificazione, investimento), esse permettono ai clienti di personalizzare le loro esperienze sulla base degli elementi sopracitati (Bitrià, Buil e Catalàn, 2021). Lo studio condotto da Bitrià, Buil e Catalàn (2021) mostra diversi fatti a supporto dell'implementazione della gamification all'interno della finanza personale. In particolare, questo studio ha mostrato che le interazioni degli utenti con le "affordance<sup>10</sup>" motivazionali incorporate nelle app di finanza personale (ad esempio, bilanci, monitoraggio, punteggi di credito, avvisi) fanno sentire gli utenti più competenti e autonomi. Lo studio ha anche dimostrato che la motivazione degli utenti ad usare app di finanza gamificate li porta a percepire queste ultime come utili e facili da usare.

#### IV Gamification e robo-advisor

I robo-advisor sono strumenti digitali che mirano ai nuovi comportamenti degli investitori e che, quindi, si trovano in una posizione naturale per integrare la gamification.

---

<sup>10</sup> L'affordance motivazionale rappresenta le proprietà di un oggetto che determinano in che modo esso possa sostenere i bisogni motivazionali di un soggetto (in questo caso degli utenti delle app).

Un primo aspetto da toccare riguarda la profilazione dei clienti: dove i classici consulenti robot utilizzano questionari, dall'altra parte, i robo-advisor gamificati utilizzano giochi ed un'approfondita analisi dei comportamenti pratici dell'investitore. Anche all'interno dell'esperimento "Do investors rely on robots?" (Alemanni, 2020) (capitolo 3), l'approccio di profilazione è stato duplice: questionario e gioco.

Anche nel caso di consulenti robot, la costruzione degli obiettivi e dei premi è di fondamentale importanza. Lo scopo è quello di creare un sistema all'interno del quale il giocatore-investitore possa avanzare all'interno di un percorso proceduralmente creato in base ai suoi obiettivi, in modo da raggiungere i propri traguardi finanziari e migliorare le proprie competenze.

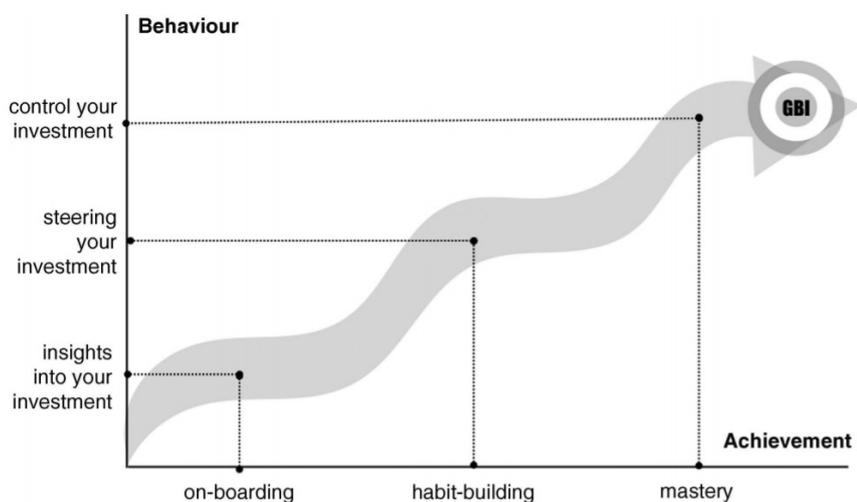


Figura 15: il percorso dell'investitore; FinTech Innovation: From Robo-Advisors to Goal Based Investing and Gamification; Paolo Sironi; 2016.

Per questo motivo, gli investimenti di lungo periodo stanno avendo un'importanza crescente all'interno del contesto dei robo-advisor gamificati. Molte delle azioni, degli investitori, dirette a risparmiare, investire o al pensionamento sono, però, affette da bias motivazionali (Paolo Sironi, 2016). I bias motivazionali, però, non sono gli stessi per tutti gli investitori e in alcuni casi portano gli individui a non focalizzarsi sui mercati finanziari, non credendo che essi possano influire sulla loro vita di tutti i giorni. Per questo motivo, i piani di pensionamento assumono sempre più importanza; infatti, quando quest'ultimi sono gestiti da robo-advisor gamificati diventano un'alternativa competitiva, coinvolgendo i contribuenti attraverso proposte costruttive ed intuitive. Abbiamo, infatti, già parlato di come i robo-advisor possano essere capaci di ribilanciare portafogli anche per lunghissimi periodi di tempo, avendo la possibilità di creare diversi scenari ed ottimizzarli in base alle probabilità di avvenimento, dimostrando di essere una valida alternativa d'investimento nel lungo periodo.

## Capitolo 3

Esperimento “Do investors rely on robots?”

### 3.1 introduzione

Nei due capitoli precedenti abbiamo analizzato i presupposti, l’ambiente e le caratteristiche dei robo-advisor inquadrandoli nella loro interezza. Adesso è arrivato il momento di studiare nello specifico l’esperimento fulcro della tesi, cercando di analizzare empiricamente le reazioni degli individui ai consulenti robot. Alla fine di questo capitolo, sulla base dei dati raccolti, potremmo provare a rispondere al quesito: “do investors rely on robots?”. In particolare, l’esperimento analizza la diversa propensione, degli investitori, a seguire una raccomandazione finanziaria data da un Robo-advisor rispetto ad un consulente umano.

Lo studio tenderà a soffermarsi anche su alcune distorsioni cognitive, sia dal punto di vista dell’investitore che del consulente. Educazione finanziaria, alfabetizzazione digitale, età, genere e propensione al rischio ricopriranno un ruolo chiave nell’analizzare i comportamenti dei partecipanti.

### 3.2 design e procedure

L’esperimento ha avuto luogo presso il laboratorio “Cesare” dell’università Luiss a Roma, raccogliendo 178 studenti appartenenti a tre diverse facoltà: Giurisprudenza, Economia e Scienze Politiche. Ogni ragazzo ha potuto affrontare una sola volta il percorso dell’esperimento, quest’ultimo era stato suddiviso in quattro fasi:

1. Fase 1: primo investimento e profilazione
2. Fase 2: consiglio finanziario
3. Fase 3: nuova decisione di investimento
4. Fase 4: questionario per raccogliere le caratteristiche degli investitori.

#### Fase 1

Ad ogni studente è stata assegnata una somma di denaro fittizia<sup>11</sup> chiedendogli di investirla all’interno di portafogli predefiniti. I partecipanti potevano scegliere tra 6 diverse combinazioni di attività finanziarie che differivano per rischio e rendimento.

---

<sup>11</sup> Durante lo studio è stata utilizzata una valuta creata appositamente, ovvero, l’“experimental token”. Ai partecipanti è stato fornito il metodo di conversione dei token, in modo da poter permettere agli studenti di apprezzarne il reale valore economico. 1 experimental token = 0.02€

Nel primo capitolo abbiamo visto come creare portafogli efficienti: secondo la teoria di Markowitz bisogna trovare le allocazioni efficienti, ovvero le combinazioni di asset rischiosi e risk free che si trovano sulla Capital Market Line. All'interno dello studio si sono volute eliminare alcune delle limitazioni analizzate in precedenza, come la massimizzazione dell'errore di stima e la sensibilità ai tassi. Per questo motivo, è stato utilizzato il modello di Black-Litterman permettendo la creazione di 6 portafogli con lo stesso numero di titoli (tranne che per il più difensivo) e riuscendo anche ad implementare la visione degli investitori nel calcolo dei pesi. Le istruzioni indicavano agli studenti di investire l'intera somma di denaro in un unico portafoglio.

All'interno della tabella 1 sono riportate le caratteristiche di ciascun portafoglio, numerati in ordine crescente di rischio e rendimento.

Tabella 1: caratteristiche dei portafogli

	<i>Expected returns (ER)</i>	<i>sigma</i>	<i>Std. dev. (%)</i>	<i>EV/std.dev.</i>
<i>Port.1</i>	1.80%	2.46	2.46%	8.276
<i>Port.2</i>	2.61%	3.27	3.27%	6.276
<i>Port.3</i>	3.14%	4.13	4.13%	4.995
<i>Port.4</i>	3.54%	4.86	4.86%	4.261
<i>Port.5</i>	4.03%	5.80	5.80%	3.587
<i>Port.6</i>	4.38%	6.49	6.49%	3.217

La tabella 1 rappresenta l'unico elemento informativo a disposizione dei partecipanti, nonché il solo modo per poter valutare la strategia d'investimento più adatta alle loro esigenze. Ciò ha permesso di non influenzare la scelta dei partecipanti con la composizione dei titoli ed ottenere un risultato stocastico che tiene in considerazione solo l'avversione al rischio dei ragazzi.

Immediatamente dopo la scelta del portafoglio, la prima fase si completa con la compilazione di un questionario. Il questionario utilizzato è il "Grabble and Lytton's risk tolerance Quiz (2003), di cui abbiamo già parlato all'interno del primo capitolo; lo scopo del quiz è profilare i partecipanti in base all'avversione al rischio di ciascuno di essi. Una volta completato il test, è stato assegnato a ciascun studente uno dei sei portafogli precedentemente esposti, selezionando quello che più si adatta al profilo rischio-rendimento del partecipante.

Fase 2

Sulla base del risultato ottenuto dal questionario, ad ogni studente viene consigliato di investire in un determinato portafoglio. A questo punto i partecipanti, senza che lo sapessero, sono stati suddivisi in due gruppi:

- Gruppo R: il gruppo ha ricevuto il consiglio finanziario da un robo-advisor
- Gruppo H: il gruppo ha ricevuto il consiglio finanziario da un consulente umano

Ovviamente, si è trattato solo di una simulazione, in quanto, al di là del gruppo di appartenenza il consiglio era basato solo ed esclusivamente sul test; quindi, anche due individui appartenenti a due gruppi diversi rispondendo allo stesso modo al quiz avrebbero ricevuto il medesimo consiglio, ovvero lo stesso portafoglio.

Tabella 2: numero di partecipanti per ciascun gruppo

<i>trattamento</i>	<i>freq.</i>	<i>percent</i>
<i>H</i>	116	65.17
<i>R</i>	62	34.83
<i>total</i>	<i>178</i>	<i>100.00</i>

Il momento nel quale i partecipanti hanno ricevuto il consiglio è stato studiato per garantire l'assenza del framing effect o qualsiasi altro elemento che avrebbe potuto influenzare la scelta. Infatti, i ragazzi, di entrambi i gruppi, sono stati chiamati individualmente all'interno di una stanza dove: i partecipanti con il trattamento H (human) hanno trovato un consulente finanziario. Il consulente ha fornito loro una cartella con all'interno indicato il portafoglio risultante dal test. Dall'altra parte, i ragazzi sottoposti al trattamento R (Robot), all'interno della stanza, hanno trovato una singola cartella all'interno della quale era stato stampato il consiglio. Ai partecipanti del gruppo H era stato spiegato che il consulente avrebbe analizzato il loro questionario per poi fornirgli la soluzione d'investimento più adatta; mentre, ai ragazzi del gruppo R era stato indicato che un algoritmo avrebbe calcolato il miglior portafoglio secondo i risultati del questionario<sup>12</sup>.

Per evitare qualsiasi forma di gender bias sono stati chiamati quattro consulenti differenti, di cui due uomini e due donne con all'incirca la stessa età. Inoltre, quest'ultimi non hanno potuto chiarire in nessun modo ai ragazzi il risultato ottenuto.

<sup>12</sup> I ragazzi hanno ricevuto il consiglio attraverso la formulazione: “*on the basis of your risk profile, stemming from your answers in the questionnaire, the computer elaborates a recommendation/, a financial advisor elaborates a recommendation. Please, go to the other room to receive your personalised advice ....*”.

È chiaro come la procedura sia stata pensata per “sterilizzare” il più possibile l’esperienza da eventuali e possibili distorsioni cognitive, i partecipanti dei due gruppi sono stati, infatti, sottoposti allo stesso identico trattamento.

### Fase 3

Con la terza fase, la più breve, si è chiesto agli studenti di ripetere la propria scelta d’investimento, questa volta però tenendo presente il consiglio ricevuto. Ovviamente, i partecipanti non avevano alcun obbligo di seguire o prendere in considerazione il consiglio.

### Fase 4

All’interno della quarta fase, sono stati somministrati alcuni test volti ad individuare l’avversione al rischio, l’educazione finanziaria e l’alfabetizzazione digitale degli studenti.

L’avversione al rischio dei partecipanti è stata analizzata utilizzando le “task” ideate da Holt e Laury (2002), che presentano graficamente delle lotterie associate a diversi livelli di rischio-rendimento. Le “task” sono state adattate all’esperienza ponendo davanti a ciascun partecipante dieci coppie di lotterie; ogni coppia è stata presentata separatamente dalle altre.

Tabella 3: coppie di lotterie utilizzate nell’esperienza. EVL e EVR sono rispettivamente il valore atteso della lotteria di sinistra e di destra

task	safe (left) lottery			risky (right) lottery			EVL	EVR	EVL-EVR
	high prize	low prize	prob. high prize	high prize	low prize	prob. high prize			
1	5	3	0.1	8.5	0.3	0.1	3.2	1.12	2.08
2	5	3	0.2	8.5	0.3	0.2	3.4	1.94	1.46
3	5	3	0.3	8.5	0.3	0.3	3.6	2.76	0.84
4	5	3	0.4	8.5	0.3	0.4	3.8	3.58	0.22
5	5	3	0.5	8.5	0.3	0.5	4	4.4	-0.4
6	5	3	0.6	8.5	0.3	0.6	4.2	5.22	-1.02
7	5	3	0.7	8.5	0.3	0.7	4.4	6.04	-1.64
8	5	3	0.8	8.5	0.3	0.8	4.6	6.86	-2.26
9	5	3	0.9	8.5	0.3	0.9	4.8	7.68	-2.88
10	5	3	1	8.5	0.3	1	5	8.5	-3.5

Le due lotterie, una più sicura ed una più rischiosa, sono state visualizzate dai partecipanti come mostrato in figura 16. I ragazzi hanno avuto precise istruzioni di scegliere seguendo il proprio gusto personale, non essendo questo un test basato su abilità. Durante la fase in questione, viene mantenuto un certo realismo della prova, in quanto, i partecipanti sono stati retribuiti in base all’effettivo esito delle lotterie.

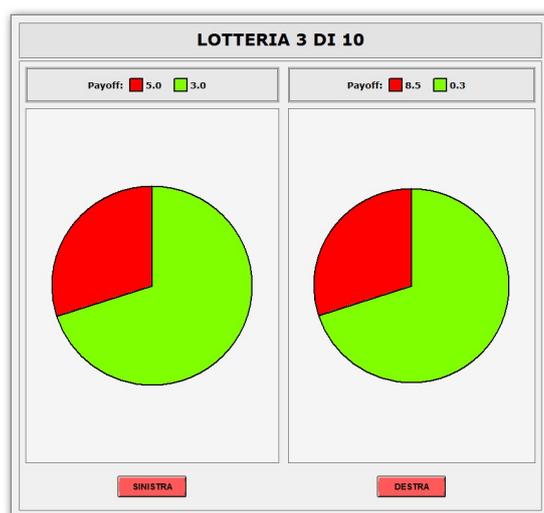


Figura 16: esempio di coppia di lotterie utilizzata all'interno dell'esperimento

L'educazione finanziaria e l'alfabetizzazione digitale sono stati valutati utilizzando due questionari: per la valutazione delle conoscenze finanziarie è stato adottato il test ideato da Lusardi e Mitchell (2014) in combinazione con Van Rooij (2011), mentre per il secondo argomento il questionario utilizzato è stato il "Digital literacy test" di Hargittai (2009).

#### Caratteristiche dei partecipanti

All'interno del paragrafo 2.4 si è parlato di come le diverse caratteristiche degli investitori possano influenzare il processo di scelta finanziaria; nella costruzione delle procedure si è dovuto tenere conto anche delle differenze dei partecipanti. Per tale scopo sono stati utilizzati diversi set di variabili in modo da poter controllare se ci fossero differenze all'interno dei due gruppi. La tabella 4 mostra le differenze nelle caratteristiche personali tra il gruppo H ed il gruppo R.

Tabella 4

	<i>mean (H)</i>	<i>mean (R)</i>	<i>diff.</i>	<i>descrizione</i>
<i>age</i>	22.37	23.08	-0.71*	participant's age
<i>female</i>	0.48	0.39	0.10	participant's gender
<i>experienced</i>	0.29	0.42	-0.13*	participated in more than 5 experiments (dummy)
<i>easy</i>	0.88	0.94	-0.06	found the experiment was easy (dummy)
<i>economics</i>	0.65	0.56	0.08	student of economics (dummy)
<i>financial literacy</i>	3.05	2.93	0.12	financial literacy score
<i>confidence</i>	4.91	4.73	0.19	perceived (i.e. self-reported) financial knowledge
<i>digital literacy</i>	41.19	41.79	-0.60	digital literacy score

Si può notare come non esistano significative differenze tra i due gruppi, grazie a ciò è stato possibile studiare i dati oggettivamente e senza l'influenza di bias sistematici.

### 3.3 Risultati

#### I distribuzione dei risultati

Il primo risultato da analizzare riguarda la prima fase dell'esperimento, ovvero, la scelta del portafoglio iniziale. Anche se, da solo, questo risultato non aiuta a rispondere al nostro quesito finale, infatti nulla ci dice sulla fiducia degli investitori verso i robo-advisor, può essere utilizzato per capire se ci siano delle differenze iniziali tra i due gruppi.

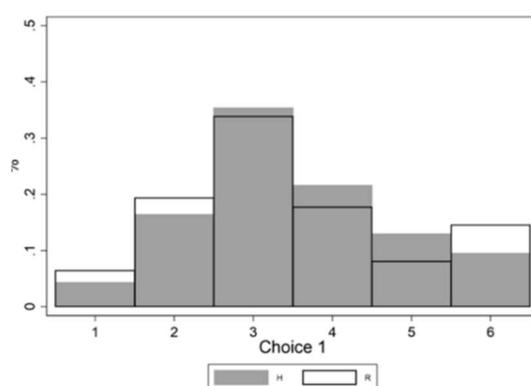


Figura 17: distribuzione della scelta, utilizzando t-test a due campioni (TSTT).

Come possiamo notare dalla figura 17, i due gruppi sono omogenei, infatti, non presentano particolari differenze nella distribuzione della scelta dei portafogli.

Stesso identico discorso vale per la distribuzione dei risultati del primo questionario, dove, anche in questo caso, si conferma l'omogeneità tra i due gruppi. Il secondo risultato è utile anche per verificare che il questionario utilizzato per profilare i partecipanti rispecchi effettivamente le loro preferenze di rischio, dimostrando di essere affine con il metodo utilizzato per la creazione dei portafogli.

I successivi dati da analizzare riguardano la terza fase, ovvero, la scelta del portafoglio per la seconda volta. Possiamo vedere la distribuzione della scelta di portafoglio, divisa per gruppi, grazie alla figura 18; nuovamente, non sono visibili differenze rilevanti tra le decisioni dei due gruppi.

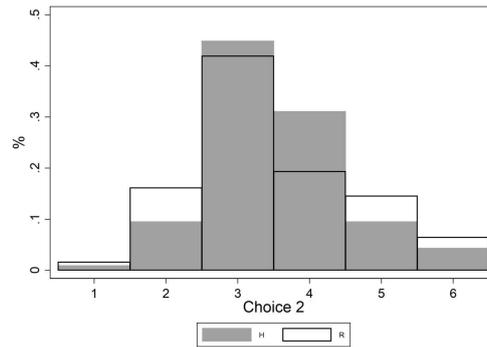


Figura 18: distribuzione della scelta di portafoglio dopo il consiglio finanziario ( $p=0.8395$ )

A questo punto è stato possibile studiare i dati appena esposti per poter creare tre variabili; esse aiutano ad evidenziare determinati effetti dell'esperimento. Le tre variabili sono:

1. Ch1-Adv: prima scelta – consiglio, la variabile evidenzia la capacità degli investitori di scegliere il portafoglio che effettivamente corrisponde alla propria avversione al rischio.
2. Ch2-Adv: seconda scelta – consiglio: la variabile indica la propensione dei partecipanti a seguire il consiglio.
3. Ch2-Ch1: seconda scelta – prima scelta, in questo caso, si studia la coerenza tra le scelte dei partecipanti.

Definite le tre variabili, è possibile visualizzare la distribuzione delle stesse (figura 19).

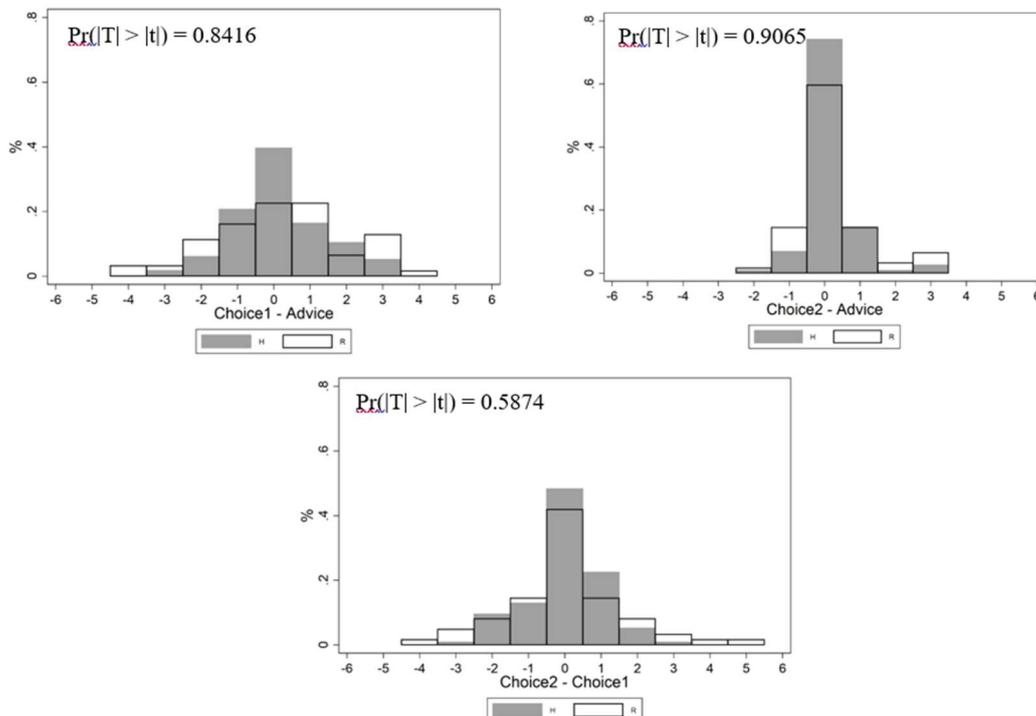


Figura 9: distribuzione delle tre variabili utilizzando il t-test a due campioni

È facile notare, nella figura in alto a destra, come i partecipanti sottoposti al trattamento umano abbiano seguito in numero maggiore il consiglio finanziario. A prima vista potrebbe sembrare di aver trovato un pregiudizio degli studenti all'uso dei robo-advisor; in realtà, analizzando la figura in alto a sinistra, possiamo vedere come il gruppo H abbia il doppio<sup>13</sup> delle corrispondenze tra consiglio e scelta iniziale. Ciò è significativo, dato che un individuo che vedrà consigliarsi lo stesso investimento che lui stesso aveva selezionato in autonomia, sarà più propenso a scegliere nuovamente il medesimo portafoglio. Infatti, non sono state trovate differenze statisticamente rilevanti in nessuna delle tre variabili.

### III caratteristiche sociodemografiche e scelta di portafoglio

È stato possibile creare ulteriori variabili basandosi sulle caratteristiche sociodemografiche dei partecipanti, come spiegato nel capitolo 2.4, esse possono avere effetti diretti ed indiretti sulle scelte d'investimento. Le caratteristiche come: cultura finanziaria, alfabetizzazione digitale, genere e molte altre, sono state raccolte durante l'esperimento al fine di poterne comprendere l'influenza ed eventualmente poterla escludere dal calcolo. Dato che è stato utilizzato un campione omogeneo, alcune delle caratteristiche non sono state prese in considerazione, in particolare l'età e l'istruzione.

All'educazione finanziaria dei partecipanti, misurata attraverso il test di Lusardi e Mitchell (2014), è stato dato un punteggio da 0 a 5; la stessa scala è stata poi utilizzata per valutare l'alfabetizzazione digitale, calcolata grazie al test di Hargittai (2009). Infine, si è deciso di assegnare un punteggio anche alla confidenza finanziaria degli investitori, in questo caso, con un range da 1 a 10. Utilizzando gli "score" di ciascun partecipante, è stato possibile misurare la correlazione tra le caratteristiche appena elencate e le scelte condotte all'interno dell'esperimento (tabella 5).

Tabella 5: correlazione a coppie

	<i>Digital lit.</i>	<i>Financial lit.</i>	<i>fPNA</i>	<i>Confidence</i>	<i>Choice1</i>	<i>Choice2</i>	<i>Advice</i>
<i>Digital lit.</i>	1.000						
<i>Financial lit.</i>	0.078	1.000					
<i>fPNA</i>	0.301	0.024	1.000				
<i>confidence</i>	0.749	0.293	0.009	1.000			
<i>Choice1</i>	0.000	-0.030	0.074	0.117	1.000		
<i>Choice2</i>	0.113	0.687	0.323	0.119		1.000	
<i>Advice</i>	0.134						1.000

<sup>13</sup> La scelta 1 coincide con il consiglio finanziario nel 40% dei casi per il gruppo H e nel 20% per il gruppo R.

<i>Choice2</i>	0.153	0.146	0.057	0.297	0.455	1.000	
	0.041	0.052	0.453	0.000	0.000		
<i>Advice</i>	0.135	0.190	-0.017	0.299	0.141	0.639	1.000
	0.072	0.011	0.819	0.000	0.061	0.000	

Dalla tabella è possibile estrarre numerose considerazioni: in primo luogo, possiamo notare che l'analisi presentata al punto I di questo capitolo è corretta, infatti, vi è un'alta correlazione tra la seconda scelta ed il consiglio del consulente. Inoltre, la seconda scelta presenta una buona correlazione anche con la confidenza degli individui, evidenziando come quest'ultima caratteristica porti gli investitori a scegliere soluzioni maggiormente rischiose. In relazione alle caratteristiche sociodemografiche, non si riscontrano evidenti correlazioni tra la scelta 1 e l'educazione finanziaria e digitale, caratteristiche che invece sembrano essere leggermente correlate con la scelta numero 2.

Riguardo alle preferenze di genere, abbiamo già accennato a come esse dipendano fortemente dalla cultura di riferimento, notando però come diversi studi evidenzino una maggiore avversione al rischio nelle donne. Infatti, gli uomini sembrano preferire soluzioni più rischiose, grazie anche ad una generale confidenza che sembra impattare meno sull'altro sesso.

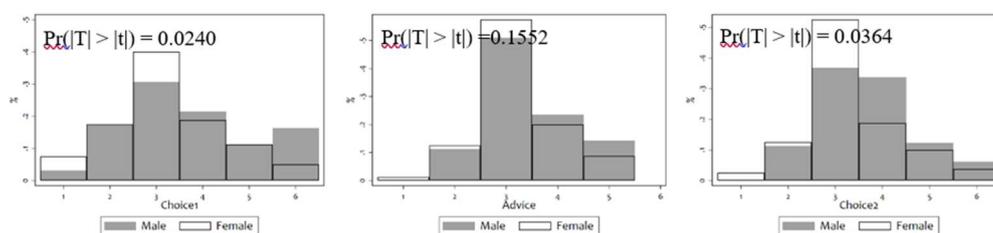


Figura 17: scelta 1, consiglio e scelta 2 per sesso di appartenenza

Per cominciare (figura 19), possiamo focalizzarci sul consiglio che i partecipanti hanno ricevuto dividendo i risultati per il sesso d'appartenenza (pannello centrale): come possiamo notare, non vi sono sostanziali differenze, ciò indica che il questionario sottoposto non asseconi potenziali bias dovuti al genere. Per quanto riguarda le scelte di portafoglio (pannello sinistro e destro), vi è una leggera inclinazione nello scegliere soluzioni rischiose da parte degli uomini, ma questo risultato è lontano dall'essere statisticamente rilevante. Risultati più rilevanti possono essere riscontrati andando ad analizzare la diversa attitudine degli investitori, in base al genere, rispetto alla tipologia di trattamento (H o R): la figura 20, infatti, mostra una maggiore tendenza a seguire il consiglio finanziario umano rispetto a quello robot da parte degli uomini.

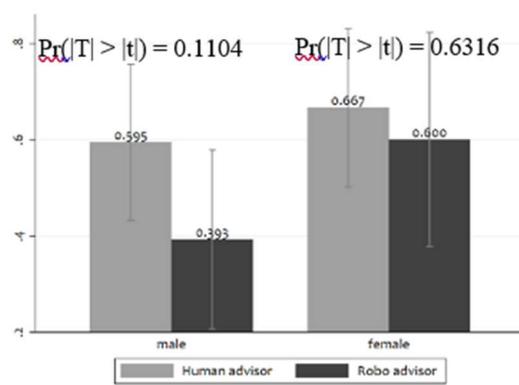


Figura 18: differenza tra generi nel calcolo di  $CH1 \neq adv$  quando  $CH2 = adv$

Dall'altra parte, le donne sembrano essere indifferenti alla tipologia di consulente; in questo caso, i partecipanti in questione appartengono al gruppo nel quale  $CH1 \neq adv$  ma  $CH2 = adv$ . In realtà, attraverso l'uso di calcoli econometrici (t-test a due code) questa tendenza non viene confermata. Infine, osserviamo (figura 21) la diversa propensione a seguire un consiglio finanziario negli uomini e nelle donne. Nel grafico di sinistra osserviamo come le donne siano state maggiormente inclini a seguire il consiglio finanziario (non statisticamente rilevante).

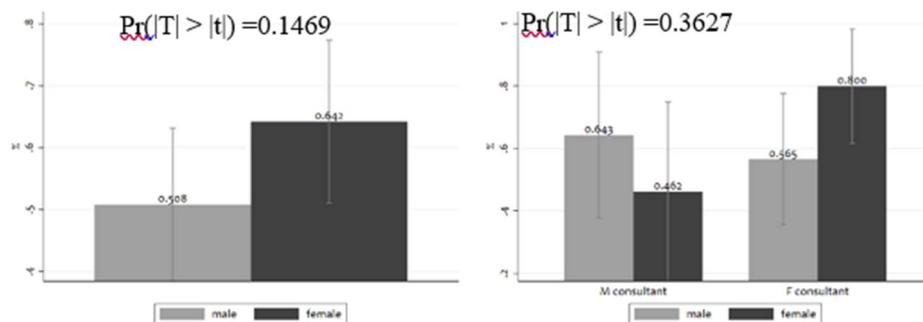


Figura 19

Nel pannello di destra, vengono mostrate le differenze nei comportamenti dei partecipanti considerando anche il sesso del consulente; è facile notare come esista un "gender bias", dato che, le donne seguono maggiormente il consiglio dato da un consulente dello stesso sesso, mentre gli uomini tendono a fidarsi di più di un consulente maschio

### 3.4 Il modello

#### I descrizione

Per rispondere definitivamente al nostro quesito iniziale e, quindi, comprendere se gli investitori abbiano fiducia verso i robo-advisor, analizziamo il modello di stima derivabile dai risultati ottenuti.

La probabilità di seguire il consiglio finanziario è calcolabile tramite la funzione che consideri: la fonte del consiglio (Gruppo R), caratteristiche demografiche (Z), se gli individui scelgono correttamente rispetto al loro profilo di rischio ( $CH1 = adv$ ) ed infine un set di stime in modo da cogliere le caratteristiche personali(X).

$$D(CH2 = adv)_{i,t} = \alpha + \beta_1 GruppoR_i + \beta_2 D(CH1 = adv)_{i,t} + \beta_3 X_i + \beta_4 Z_i + \epsilon_{i,t}$$

A questo punto, è stato possibile creare quattro modelli differenti per le quattro variabili sopraelencate; esse svolgono il ruolo di variabili indipendenti, mentre la decisione di seguire il consiglio  $D(CH2 = adv)_{i,t}$  riveste il ruolo di variabile dipendente.

1. Modello 1= M1 controlla esclusivamente la fonte del consiglio, la capacità di scegliere in base al proprio profilo di rischio ( $CH1 = adv$ ) e la variabile di controllo.
2. Modello 2= M2 aggiunge all'analisi un set di caratteristiche sociodemografiche (Z), in particolare età, genere e se gli studenti provenissero dal dipartimento di Economia.
3. Modello 3= M3 utilizza le stesse variabili di M2, ma restringendo il campione a chi non era stato in grado di determinare il proprio profilo di rischio ( $CH1 \neq adv$ ).
4. Modello 4= M4 porta all'interno dell'analisi il genere del consulente, ovviamente limitando il campione al gruppo H.

## Il risultati

Considerando l'intero campione di partecipanti, non risulta alcuna evidente propensione verso una delle due tipologie di consulenti. Il modello evidenzia come la probabilità di seguire il consiglio non dipenda dal trattamento (H o R) che gli studenti hanno ricevuto. Statisticamente, i risultati mostrano come l'effetto dominante sia il "confirmation bias", infatti, la correlazione tra scelta di portafoglio e consiglio finanziario rappresenta il principale fattore che determina la propensione a seguire il consiglio (senza distinzione tra umani e robot). Specularmente, nel momento in cui il consiglio non coincide con la decisione presa la probabilità che si segua il consiglio diminuisce, portando alla luce alcune differenze tra i due gruppi. Infatti, all'interno del sotto campione  $CH1 \neq adv$  (M3) la fonte del consiglio diventa importante; i partecipanti sono maggiormente inclini a fidarsi degli umani rispetto ad i roboadvisor. In

realtà, anche se, usando le quattro variabili la rilevanza di questo effetto è notevole, il campione in questione risulta essere troppo piccolo per trarre delle conclusioni.

Tabella 6: M1, M2, M3 e M4 con l'utilizzo di tutti i set come variabili di controllo. Variabile dipendente CH2 = adv

	<b>M1</b>	<b>M2</b>	<b>M3</b>	<b>M4</b>
	dydx/se	dydx/se	dydx/se	dydx/se
<b>Treatment R</b>	-0.06 (0.065)	-0.09 (0.064)	-0.176** (0.089)	
<b>Ch1=Ad</b>	0.372*** (0.056)	0.363*** (0.056)		0.323*** (0.078)
<b>financial lit.</b>	0.01 (0.036)	0.01 (0.035)	0.000 (0.046)	0.01 (0.038)
<b>digital lit.</b>	0.062* (0.037)	0.05 (0.038)	0.114** (0.051)	0.02 (0.043)
<b>risk_id</b>	0.15 (0.168)	0.13 (0.163)	0.01 (0.225)	0.35 (0.219)
<b>confidence</b>	-0.031* (0.016)	-0.02 (0.018)	-0.04 (0.023)	-0.02 (0.020)
<b>female</b>		0.02 (0.065)	0.1 (0.090)	-0.02 (0.079)
<b>age</b>		0.02 (0.013)	0.03 (0.018)	0.02 (0.016)
<b>economics</b>		-0.07 (0.079)	-0.05 (0.108)	0.000 (0.096)
<b>female advisor</b>				0.07 (0.072)
<b>N</b>	178	178	118	116

Inoltre, considerando il campione completo di tutti i set di stime (tabella 6), i soggetti con un'alta alfabetizzazione digitale hanno avuto maggiore probabilità di seguire il consiglio (sia robot che umano).

### III Genere del consulente

Per comprendere a fondo se il genere del consulente influisse sulle scelte degli investitori si è deciso di creare un'analisi separata. Quest'ultima era composta da una replica del modello 4, includendo le quattro variabili di controllo e controllando per il "gender constellation".

I risultati, riportati all'interno della tabella 7, mostrano due tendenze principali: in primo luogo, le donne sono maggiormente propense a seguire il consiglio dato da un consulente femmina, rispetto a quello dato da un uomo, il risultato è forte per tutte e quattro le variabili di controllo. In secondo luogo, gli uomini sono meno propensi a seguire il consiglio di una donna rispetto a quanto lo siano i soggetti femmina, l'evidenza, in questo caso, è meno forte.

Tabella 7: effetto marginale del modello 4 con le variabili di controllo ed il genere del consulente.

	<b>FinLit</b>	<b>DigLit</b>	<b>RiskAtt</b>	<b>Confid</b>	<b>Full</b>
	dydx/se	dydx/se	dydx/se	dydx/se	dydx/se
<b>partFconsM</b>	-0.222** (0.102)	-0.227** (0.102)	-0.230** (0.098)	-0.210** (0.105)	-0.235** (0.099)

<i>partMconsF</i>	-0.164*	-0.185**	-0.14	-0.15	-0.15
	(0.093)	(0.094)	(0.094)	(0.098)	(0.101)
<i>partMconsM</i>	-0.06	-0.07	-0.05	-0.04	-0.05
	(0.103)	(0.101)	(0.101)	(0.102)	(0.102)
<i>N</i>	116	116	116	116	116

#### IV conclusioni

Approfondendo nel dettaglio i risultati dell'esperimento siamo in grado di avere un quadro molto più preciso sulla questione. Utilizzando i dati forniti dall'esperimento, possiamo rispondere alla domanda "Do investors rely on robots?" in maniera affermativa. Le evidenze empiriche mostrano, infatti, che gli investitori si fidano del consulente Robot, non mostrando avversione; perlomeno non in maniera statisticamente rilevante o minore rispetto al consulente umano. Infatti, non è stata trovata alcuna propensione (rilevante), da parte dei partecipanti, nel seguire il consiglio dei robo-advisor. D'altro canto, sono emerse evidenze di gender e confirmation bias a sostegno dei principali studi in quest'ambito che, come abbiamo evidenziato nel secondo capitolo, sembrano caratterizzare il momento della scelta finanziaria.

#### Conclusione

All'interno di questa tesi sono stati affrontati i concetti necessari a comprendere il mondo dei robo-advisor ed il modo con il quale gli investitori si interfacciano con essi. Grazie al primo capitolo, è stato possibile collocare il consulente all'interno dell'ambiente finanziario, permettendo di comprendere meglio in quale contesto i consulenti robot sono nati e cresciuti. Nel secondo capitolo, utilizzando un approccio comportamentale, mutuato dalla behavioral finance, siamo stati in grado di esplorare i meccanismi della mente umana, evidenziando i comportamenti degli individui al momento della scelta finanziaria. Ed infine, una volta spiegati i presupposti, abbiamo affrontato l'esperimento finale tentando di estrapolare possibili pregiudizi verso i consulenti robot. Il terzo capitolo, anche se non ha permesso di estrapolare alcuna tendenza di avversione ai robo-advisor, ci ha concesso un'analisi più profonda dei comportamenti degli investitori. Ovviamente, l'esito di un esperimento non può determinare la verità assoluta su di un fatto, perciò nonostante il risultato dello studio sia chiaro, un'analisi critica dello stesso ne può evidenziare alcune lacune. Un esperimento, purtroppo, non è in grado di coprire un argomento a 360 gradi, esso lascerà fisiologicamente da parte alcuni elementi rilevanti. Nel nostro caso, come abbiamo potuto apprendere nel primo capitolo, ciò che realmente conta all'interno di una consulenza è il rapporto di lungo termine, dato che la fiducia è un sentimento che ha bisogno di crescere lentamente. Un altro elemento che ha influito sull'esito dello studio è sicuramente il campione utilizzato; quest'ultimo risulta, infatti, troppo omogeneo non permettendo di analizzare un'importantissima fascia sociodemografica. A

tal proposito, un nuovo esperimento a campione ampliato era già in corso di progettazione, purtroppo, a causa dell'emergenza pandemica non è stato possibile per i ricercatori portare a termine il progetto. Mi auguro che sarà possibile ripetere l'esperimento in futuro in modo da poter arricchire l'analisi ed apportare un importante contributo alla letteratura economico-comportamentale.

## Bibliografia

"Finance Apps 90% Increase In Install Market Share". *Appsflyer*, 2021,

<https://www.appsflyer.com/company/newsroom/pr/finance-apps-90-percent-increase/>.

"Personal Finance Report 2021 | Statista". *Statista*, 2021, <https://www.statista.com/study/41710/fintech-report-personal-finance/>.

Abraham, Facundo, Sergio L. Schmukler, and Jose Tessada. "Robo-advisors: Investing through machines." *World Bank Research and Policy Briefs* 134881 (2019).

Alemanni, Barbara et al. "Do Investors Rely On Robots? Evidence From An Experimental Study". *SSRN Electronic Journal*, 2020. Elsevier BV, doi:10.2139/ssrn.3697232.

Altman, Morris. "Behavioral Economics, Thinking Processes, Decision Making, and Investment Behavior." *Investor behavior: the psychology of financial planning and investing* (2014): 43-61.

Bachmann, Kremena, and Thorsten Hens. "Investment competence and advice seeking." *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 6 (2015): 27-41.

Baekstrom, Ylva, Ian W. Marsh, and Jo Silvester. "Financial advice, wealth and gender: risk tolerance, knowledge and confidence." *Wealth and Gender: Risk Tolerance, Knowledge and Confidence (May 11, 2019)* (2019).

Barber, Brad M., and Terrance Odean. "Boys will be boys: Gender, overconfidence, and common stock investment." *The quarterly journal of economics* 116.1 (2001): 261-292.

Bhattacharya, Utpal, et al. "Is unbiased financial advice to retail investors sufficient? Answers from a large field study." *The Review of Financial Studies* 25.4 (2012): 975-1032.

Bodie, Zvi, Alex Kane, and Alan Marcus. *EBOOK: Essentials of Investments: Global Edition*. McGraw Hill, 2013.

Bruine de Bruin, Wändi, et al. "'Thinking about Numbers Is Not My Idea of Fun' Need for Cognition Mediates Age Differences in Numeracy Performance." *Medical Decision Making* 35.1 (2015): 22-26.

Bucher-Koenen, Tabea, and Johannes Koenen. *Do seemingly smarter consumers get better advice?*. MEA, 2015.

Bunchball, Inc. "Gamification 101: An introduction to the use of game dynamics to influence behavior." *White paper* 9 (2010): 1-18.

Caratelli, Massimo, et al. "Financial Advice and Robo Advice in the Investors' Perception. Evidence from a Qualitative Study." *Evidence from a Qualitative Study (December, 2019). CONSOB Fintech Series 6* (2019).

Carhart, Mark M. "On persistence in mutual fund performance." *The Journal of finance* 52.1 (1997): 57-82.

Charles, Susan Turk, Chandra A. Reynolds, and Margaret Gatz. "Age-related differences and change in positive and negative affect over 23 years." *Journal of personality and social psychology* 80.1 (2001): 136.

Duffy, Bobby, et al. "Comparing data from online and face-to-face surveys." *International Journal of Market Research* 47.6 (2005): 615-639.

Eberhardt, Wiebke, Wändi Bruine de Bruin, and JoNell Strough. "Age differences in financial decision making: The benefits of more experience and less negative emotions." *Journal of behavioral decision making* 32.1 (2019): 79-93.

Erskine, Stuart, and Paul Resnik. "The Robo Revolution: Robo-Advice Market Commentary And Analysis". *Finametrica*, 2015, Accessed 6 Sept 2021.

Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "Common Risk Factors In The Returns On Stocks And Bonds". *Journal Of Financial Economics*, vol 33, no. 1, 1993, pp. 3-56. *Elsevier BV*, doi:10.1016/0304-405x(93)90023-5.

Grable, John E., and Ruth H. Lytton. "The Development of a Risk Assessment Instrument: A Follow-Up Study." *Financial services review* 12.3 (2003).

Hargittai, Eszter. "An Update On Survey Measures Of Web-Oriented Digital Literacy". *Social Science Computer Review*, vol 27, no. 1, 2009, pp. 130-137. *SAGE Publications*, doi:10.1177/0894439308318213. Accessed 18 Sept 2021.

He, Guangliang, and Robert Litterman. "The intuition behind Black-Litterman model portfolios." *Available at SSRN 334304* (2002). Jiang, Zhaocai, Xiuxin Zhao, and Cancan Li. "Self-control predicts attentional bias assessed by online shopping-related Stroop in high online shopping addiction tendency college students." *Comprehensive psychiatry* 75 (2017): 14-21.

Holt, Charles A., and Susan K. Laury. "Risk aversion and incentive effects." *American economic review* 92.5 (2002): 1644-1655.

- Jung, Dominik, Edgar Erdfelder, and Florian Glaser. "Nudged to win: Designing robo-advisory to overcome decision inertia." (2018).
- Jung, Dominik, et al. "Designing a robo-advisor for risk-averse, low-budget consumers." *Electronic Markets* 28.3 (2018): 367-380.
- Klein, Galit, Zeev Shtudiner, and Moti Zwilling. "Uncovering gender bias in attitudes towards financial advisors." *Journal of Economic Behavior & Organization* 189 (2021): 257-273.
- Legrenzi, Paolo. *Psicologia e investimenti finanziari: come la finanza comportamentale aiuta a capire limote scelte di investimento*. Il sole 24 ore, 2010.
- Linciano, Nadia et al. "Report On Financial Investments Of Italian Households. Behavioural Attitudes And Approaches - 2020 Survey (Rapporto 2020 Sulle Scelte Di Investimento Delle Famiglie Italiane)". *SSRN Electronic Journal*, 2020. Elsevier BV, doi:10.2139/ssrn.3748637.
- Linciano, Nadia et al. "Report On Financial Investments Of Italian Households. Behavioural Attitudes And Approaches - 2019 Survey (Rapporto 2019 Sulle Scelte Di Investimento Delle Famiglie Italiane)". *SSRN Electronic Journal*, 2019. Elsevier BV, doi:10.2139/ssrn.3484797.
- Lusardi, Annamaria, and Olivia S. Mitchell. "The economic importance of financial literacy: Theory and evidence." *Journal of economic literature* 52.1 (2014): 5-44.
- Markowitz, Harry M., and Alan Stuart. "Portfolio Selection: Efficient Diversification Of Investments". *OR*, vol 10, no. 4, 1959, p. 253. *JSTOR*, doi:10.2307/3006625.
- Matallaoui, A., N. Hanner, and R. Zarnekow. "Gamification: Using game elements in serious contexts." *StieglitzS. LattemannC. Robra-BissantzS. ZarnekowR. BrockmannT.(Eds.)* (2016): 3-19.
- McArdle, John J., James P. Smith, and Robert Willis. *7. Cognition and Economic Outcomes in the Health and Retirement Survey*. University of Chicago Press, 2011.
- McGonigal, Jane. *Reality is broken: Why games make us better and how they can change the world*. Penguin, 2011.
- Ritter, Jay R. "Behavioral finance." *Pacific-Basin finance journal* 11.4 (2003): 429-437.
- Shiller, Robert J. *Irrational exuberance*. Princeton university press, 2015.
- Sironi, Paolo. *FinTech innovation: from robo-advisors to goal based investing and gamification*. John Wiley & Sons, 2016.

Thaler, Richard H., Adele Oliveri, and Cass R. Sunstein. *Nudge: La Spinta Gentile : La Nuova Strategia Per Migliorare Le Nostre Decisioni Su Denaro, Salute, Felicità*. vol. 8443;8443.;, Feltrinelli, Milano, 2014.

Tobin, James. "Liquidity preference as behavior towards risk." *The review of economic studies* 25.2 (1958): 65-86.

Todd, Timothy M., and Martin C. Seay. "Financial attributes, financial behaviors, financial-advisor-use beliefs, and investing characteristics associated with having used a robo-advisor." *Financial Planning Review* 3.3 (2020): e1104.

Van Rooij, Maarten, Annamaria Lusardi, and Rob Alessie. "Financial literacy and stock market participation." *Journal of Financial economics* 101.2 (2011): 449-472.

Vukovic, Ana, and Line Bjerknes. *Automated advice: A portfolio management perspective on robo-advisors*. MS thesis. NTNU, 2017.

Weinmann, Markus, Christoph Schneider, and Jan Vom Brocke. "Digital nudging." *Business & Information Systems Engineering* 58.6 (2016): 433-436.