



Dipartimento di Impresa e Management

Cattedra di Artificial Intelligence in Marketing

Il nuovo lusso: l'utilizzo di tecniche di Machine Learning per la personalizzazione 1:1 dei prodotti.
Quando è il consumatore a “diventare” il Brand.

RELATORE

Prof. Luigi Laura

CORRELATORE

Prof. Giuseppe Francesco Italiano

CANDIDATO

Luigi D'Alù

Matr. 736591

Anno Accademico 2021/2022

INDICE

| | |
|----------------------------|----------|
| RINGRAZIAMENTI..... | 6 |
| ABSTRACT | 7 |

CAPITOLO I

DAGLI ALGORITMI AL DEEP NEURAL NETWORK: EXCURSUS STORICO E MECCANISMI DI FUNZIONAMENTO

| | |
|--|-----------|
| <u>1.1</u> GLI ALGORITMI DI CALCOLO | 9 |
| <u>1.2</u> I CALCOLATORI..... | 10 |
| <u>1.3</u> ARTIFICIAL INTELLIGENCE..... | 11 |
| <u>1.3.1</u> APPLICAZIONI DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE..... | 13 |
| <u>1.4</u> MACHINE LEARNING | 15 |
| <u>1.4.1</u> HINGE LOSS | 17 |
| <u>1.4.2</u> CROSS ENTROPY LOSS | 18 |
| <u>1.4.3</u> ERRORE QUADRATICO MEDIO | 18 |
| <u>1.4.4</u> ERRORE MEDIO ASSOLUTO | 19 |
| <u>1.4.5</u> PERDITA DI HUBER | 19 |
| <u>1.4.6</u> LE TIPOLOGIE DI MACHINE LEARNING | 19 |
| <u>1.5</u> ARTIFICIAL NEURAL NETWORK | 21 |
| <u>1.5.1</u> NEURONI BIOLOGICI | 21 |
| <u>1.5.2</u> ARCHITETTURA E FUNZIONAMENTO DELLA RETE NEURALE ARTIFICIALE..... | 22 |
| <u>1.5.3</u> FUNZIONI DI ATTIVAZIONE NEURALE | 24 |
| <u>1.6</u> DEEP LEARNING | 27 |

CAPITOLO II

I DATI: IL NUOVO PETROLIO

LA COMUNICAZIONE TRAMITE LA PUBBLICITA' COMPORTAMENTALE

| | |
|--|-----------|
| <u>2.1</u> REALTÀ DIGITALE..... | 31 |
| <u>2.2</u> BIG DATA..... | 33 |
| <u>2.3</u> STRATEGIE DI WEB MARKETING..... | 34 |
| <u>2.4</u> PUBBLICITÀ COMPORTAMENTALE ONLINE..... | 42 |
| <u>2.4.1</u> PANORAMICA SULLA MOLE DEI DATI ONLINE..... | 45 |
| <u>2.4.2</u> COOCKIES..... | 48 |
| <u>2.4.3</u> GENERAL DATA PROTECTION REGULATION..... | 51 |

CAPITOLO III

PANORAMICA SULL'AI MARKETING CANVAS: FOCUS SULLA PERSONALIZZAZIONE DEL PRODOTTO 1:1

| | |
|--|-----------|
| <u>3.1</u> BUSINESS MODEL CANVAS..... | 54 |
| <u>3.2</u> AI MARKETING CANVAS..... | 57 |
| <u>3.2.1</u> FOUNDATION..... | 59 |
| <u>3.2.2</u> EXPERIMENTATION..... | 60 |
| <u>3.2.3</u> EXPANSION..... | 60 |
| <u>3.2.4</u> TRASFORMATION..... | 61 |
| <u>3.2.5</u> MONETIZATION..... | 61 |
| <u>3.3</u> LUSO 2.0: IL LUSO DEL FUTURO?..... | 64 |

CAPITOLO IV

DOMANDA DI RICERCA E IPOTESI

| | |
|---|-----------|
| <u>4.1</u> IPOTESI DI RICERCA..... | 67 |
| <u>4.2</u> DESIGN DELLO STUDIO E DEL QUESTIONARIO..... | 69 |
| <u>4.2.1</u> DESIGN PRE-TEST..... | 69 |
| <u>4.2.2</u> RISULTATI PRE-TEST..... | 69 |

| | |
|---|----|
| <u>4.2.3</u> MAIN STUDY..... | 70 |
| <u>4.2.4</u> CONDIZIONI1 SCENARIO 1 – MOCASSINI NON PERSONALIZZATI | 72 |
| <u>4.2.5</u> CONDIZIONE 1 SCENARIO 2 – PENNA NON PERSONALIZZATA | 72 |
| <u>4.2.6</u> CONDIZIONE 2 SCENARIO 3 – MOCASSINI PERSONALIZZATI 1:1 | 73 |
| <u>4.2.7</u> CONDIZIONE 2 SCENARIO 4 – PENNA PERSONALIZZATA 1:1..... | 74 |

CAPITOLO V

STUDI, RISULTATI E DISCUSSIONE

| | |
|---|-----------|
| <u>5.1</u> RISULTATI STUDIO | 75 |
| <u>5.2</u> LUDWIG | 78 |
| <u>5.3</u> CONCLUSIONI E CONTRIBUTI TEORICI..... | 90 |
| <u>5.4</u> CONTRIBUTI MANAGERIALI..... | 91 |
| <u>5.5</u> RICERCHE FUTURE..... | 92 |

CAPITOLO VI

CONCLUSIONI PERSONALI

| | |
|---|-----------|
| <u>6.1</u> CONCLUSIONI PERSONALI | 93 |
|---|-----------|

FONTI

| | |
|---------------------------------|------------|
| APPENDICE | 95 |
| TABELLA RIASSUNTIVA..... | 113 |
| BIBLIOGRAFIA | 115 |
| SITOGRAFIA | 120 |
| RIASSUNTO..... | 121 |

Non esistono domande sciocche, ma solo risposte non pertinenti.

- Carlo Maria Martini -

RINGRAZIAMENTI

Sono stati anni per me molto duri e complicati, però, sono fiero di aver raggiunto il primo step del mio obiettivo. Non considero la laurea un fine ma solo un mezzo necessario per il raggiungimento della mia realizzazione personale. Credo, quindi, che sia giusto non fermarmi qui e continuare a migliorarmi apprendendo e scoprendo nuove cose ed orizzonti.

Ringrazio, in particolare, i miei genitori per il supporto in primis morale, oltre che educativo che hanno saputo darmi durante il corso, non solo in questi anni, ma durante il corso intero della mia vita; inoltre, tengo a ringraziarli per il supporto economico che ha fatto sì di raggiungere questo traguardo universitario tanto ambito. Come detto, sono convinto che questo sia solo uno dei tanti traguardi che saranno dedicati a voi!

Ringrazio mio zio Rino e mia nonna Anna per l'affetto continuo, l'aiuto morale ed in parte economico che mi hanno dato nel corso non solo di questi anni, ma della mia vita.

Ringrazio i miei nonni: Luigi e Concetta, per il supporto che mi hanno dato nonostante i chilometri che, purtroppo, ci separano.

Ringrazio Clodi per il supporto costante durante questi anni. Ti ringrazio per le notti passate a ripassare e per il tempo speso nel rincuorarmi sulla buona riuscita degli esami. Ti ringrazio per avermi sopportato durante tutte le sfuriate derivanti dall'ansia e dal timore del non riuscire!

Ringrazio Antonio (detto Totuccio), Ferdinando (detto Brioscina), Marco (detto Garufone), Davide, Michele (detto Camelo), Gianmarco (detto Coppolone) per le serate in compagnia e per le risate che contraddistinguono amicizie fraterne, nonostante sia figlio unico.

Tengo a ringraziare tutte le persone care, anche se non direttamente menzionate.

Ringrazio, infine, me stesso, per non arrendermi mai, per essere capace di superare l'ostacolo e di guardare con sicurezza all'obiettivo successivo, disinteressandomi di quanto sia lontano.

Ad Meliora et Maiora Semper!

KEYWORDS

Algoristics, Algorithms, Computer Science, Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning, Big Data, Web 3.0, Web Marketing, Digital Marketing, Behavioural Advertising, Data Privacy, Data Sensibility, GDPR, Business Model Canvas, AI Marketing Canvas, Luxury, Consumer Behaviour, Personalization, Personalization 1:1, Pricing.

ABSTRACT

L'elaborato si compone di sei capitoli; esso fornisce, innanzitutto, un excursus storico delle tecnologie, delle evoluzioni e delle innovazioni che hanno portato agli odierni utilizzi delle tecniche di Artificial Intelligence e delle sue sotto – branche: Machine Learning e Deep Learning.

Successivamente, vengono esplicitati i modelli matematici, statistici e logici che stanno dietro l'utilizzo di queste tecniche.

Il fine è quello di legare le stesse con il panorama del Marketing, introducendo, quindi, all'interno dell'odierno contesto del Web 3.0, le principali strategie di Web e Digital Marketing che vengono implementate dalle aziende, grazie all'utilizzo di sistemi di Artificial Intelligence / Machine Learning, le quali operano mediante l'enorme mole di dati raccolti dagli utenti online: i Big Data.

Al fine di fornire una panoramica di riferimento completa e, quindi, anche dal punto di vista dei rapporti giuridici, viene anatomizzato il quadro giuridico nazionale ed europeo, che vede al centro il General Data Protection Regulation o GDPR, altresì noto come Regolamento Europeo n° 679 del 2016, ma entrato effettivamente in vigore nei ventisette stati membri dell'Unione Europea nel 2018.

Di seguito, viene posto il focus sui cinque step dell'AI Marketing Canvas, un modello che prende spunto dal più noto Business Model Canvas e descrive come è possibile integrare l'utilizzo delle tecniche di Artificial Intelligence all'interno delle tattiche e delle strategie aziendali di breve (primi step del modello) e lungo periodo (ultimi step del modello).

In ultima analisi, viene introdotta e viene dibattuta la fattibilità di realizzazione, da un punto di vista di logica razionale economica, della Personalizzazione del Prodotto in scala 1:1; da tale dibattito ne deriva un miglior inquadramento verso il concetto Personalizzazione del Prodotto di Lusso in scala 1:1, aprendo la discussione su una nuova possibile frontiera del lusso: il "*Lusso 2.0*".

In ultimo step, vengono introdotte domanda di ricerca, ipotesi e i risultati del Pre-test e del Main Study.

Gli esiti della ricerca sono stati analizzati grazie all'ausilio di due differenti strumenti:

1. "*SPSS 27*".
2. "*Ludwig*", ossia, un "*Code Free Deep-Learning Toolbox*", con l'obiettivo di mettere in risalto alcune peculiarità ed utilizzi del Deep Learning e per acquisire una controprova ai risultati con quelli emersi tramite "*SPSS 27*".

La trattazione vede il suo epilogo con i contributi manageriali e teorici derivanti dalle evidenze empiriche rilevate e dagli spunti sulle ipotizzabili ricerche future; in ultimo, viene lasciato un piccolo recinto di spazio alle personali riflessioni dell'autore circa il lavoro svolto.

In coda è presente l'appendice contenente i risultati statistici dell'analisi raffigurati nelle tabelle risultanti dall'output di "SPSS 27".

Sono presenti ottantaquattro note, a piè di pagina, in cui sono espressi taluni chiarimenti o approfondimenti in merito ad alcuni concetti o termini trattati.

CAPITOLO I

DAGLI ALGORITMI AL DEEP NEURAL NETWORK: EXCURSUS STORICO E MECCANISMI DI FUNZIONAMENTO

La trattazione di questo elaborato, in prima fase, verterà su quella che è la definizione e la storia degli algoritmi di calcolo e, successivamente, più in generale, sul Machine Learning¹, al fine di una completa ed esaustiva visione d'insieme.

1.1

GLI ALGORITMI DI CALCOLO

Sono state proposte varie definizioni di algoritmo, di seguito se ne riportano alcune:

1. *“Termine che indicò nel medioevo i procedimenti di calcolo numerico fondati sopra l’uso delle cifre arabe. Nell’uso odierno, anche con riferimento all’uso dei calcolatori, qualunque schema o procedimento matematico di calcolo; più precisamente, un procedimento di calcolo esplicito e descrivibile con un numero finito di regole che conduce al risultato dopo un numero finito di operazioni, cioè di applicazioni delle regole”*; (Treccani)
2. *“In informatica, insieme di istruzioni che deve essere applicato per eseguire un’elaborazione o risolvere un problema”*; (Treccani)
3. *“Un algoritmo è un procedimento che risolve un determinato problema attraverso un numero finito di passaggi elementari”*. (L. Laura)

Ne scaturisce, quindi, come le definizioni di algoritmo possano essere delle più varie e creare, talvolta, delle difficoltà di comprensione agli occhi del lettore.

Per rendere più facilmente comprensibile, quindi, le modalità di operatività di un algoritmo, ci si può rifare ad un esempio molto semplice: *“esso è simile ad una ricetta: è un procedimento per raggiungere un risultato (ad esempio una torta) a partire da dati o informazioni in ingresso (gli ingredienti)”*. (L. Laura)

Dall’esempio si evince chiaramente, come l’algoritmo sia un procedimento volto al raggiungimento di un output /risultato sulla base dell’elaborazione dei dati disponibili (etichettati come numerici o nominali).

In seguito alla definizione e alla comprensione di un algoritmo, occorre immergersi in quella che è la storia che lo ha accompagnato; essa è millenaria, infatti, contrariamente a quanto i più possono pensare: *“i primi algoritmi di cui abbiamo traccia risalgono a circa 4.000 anni fa, nell’antico Egitto e a Babilonia, ed erano essenzialmente algoritmi di calcolo numerico, come gran parte degli algoritmi fino al secolo scorso”*. (L. Laura)

¹ Per semplicità e comodità, verrà utilizzato l’acronimo “ML” per riferirci al Machine Learning.

Non appare, quindi sorprendente, come il termine “*algoritmo*” nasca nell’825 d.C. dalla latinizzazione del nome dell’uzbeco Al- Khuwarizmi², “*scrittore del testo “Algoritmi de Numero Indorum” considerato il primo trattato completo sul sistema numerale indiano*”. (L. Laura)

1.2

I CALCOLATORI

L’ascesa degli algoritmi avviene però grazie alla nascita di quello che è il loro “*esecutore*” per eccellenza, ovvero, il computer. I primi “*prototipi*” di computer sono nati, seppur possa sembrare bizzarro, già nel XV secolo, grazie all’intuizione dell’allora diciannovenne Blaise Pascal³, il quale progettò una macchina capace di eseguire somme e sottrazioni algebriche. Il primo lontano antenato dei moderni computer era noto come “*Pascalina*”, realizzato nel 1642: esso “*era basato su una serie di ruote dentate (ingranaggi) per poter calcolare il riporto*”. (L. Laura)

Posteriormente, nel corso dello stesso secolo, sono state costruite differenti macchine calcolatrici estremamente simili alla Pascalina: degna di nota è l’innovazione di Leibniz⁴, il quale, “*nel 1672 presentò alla Royal Society di Londra la sua Machina Aritmetica, una macchina in grado di fare anche moltiplicazioni e divisioni*” (L. Laura), ciò rappresentò ovviamente un passo in avanti straordinario rispetto alla Pascalina, avvenuto soltanto 30 anni dopo.

Nonostante queste grandi invenzioni, la Pascalina e la Machina Aritmetica possono essere considerate delle antenate, nemmeno troppo lontane, delle odierne calcolatrici, in quanto erano sicuramente capaci di processare degli algoritmi (a due operazioni per la Pascalina e a quattro per la Machina Aritmetica) molto semplici al cospetto di quelli che possono essere eseguiti dagli attuali computer. Non a caso, l’umanità ha dovuto attendere circa 200 anni per assistere alla progettazione della prima macchina programmabile.

Nel 1840 Charles Babbage⁵ presentò in Italia, precisamente all’Università di Torino, la Macchina Analitica che però non venne mai realizzata: essa sarebbe stata capace di eseguire qualsiasi calcolo aritmetico e, quindi, qualsiasi algoritmo.

Sebbene i passi da gigante mossi, quello che viene considerato il vero predecessore teorico degli odierni Macchina di Turing che prende il nome dal suo creatore Alan Turing⁶; egli “*risolse un problema computer è*

² Abu Ja’far Muhammad Ibn Musa Al- Khuwarizmi nasce all’incirca nell’anno 780 d.C., egli nel suo libro mostra quello che è il sistema di numerazione indiano e le regole per eseguire le quattro operazioni algebriche e per il calcolo delle frazioni. Grazie alla sua opera si è giunti alla diffusione delle cifre indiane (dopo ribattezzate come arabe) in Europa.

³ Blaise Pascal nasce in Francia nel 1623 ed è stato un fisico, teologo, filosofo. Tra i suoi più importanti apporti vi è il “*Teorema di Pascal*” (teoria delle coniche). Muore nel 1662 a Parigi, all’età di soli 40 anni.

⁴ Gottfried Wilhelm von Leibniz nasce in Germania nel 1646. Allo stesso (e ad Isaac Newton) vengono attribuiti i primi sviluppi del calcolo infinitesimale. Muore ad Hannover nel 1716.

⁵ Charles Babbage nasce a Londra nel 1791. Sono due le macchine per cui è conosciuto nel mondo informatico: la macchina differenziale, di cui fu realizzato un prototipo imperfetto, oltre alla macchina analitica,

⁶ Alan Mathison Turing nasce a Londra nel 1912. Contribuisce in maniera decisiva alla vittoria degli Alleati nella Seconda Guerra Mondiale, riuscendo a decifrare le comunicazioni dei nazisti decodificando i messaggi criptografati della macchina Enigma. L’importanza del lavoro di Turing è rafforzata dalla frase dello storico Hinsley “*se non fossimo riusciti a decifrare Enigma, la guerra sarebbe finita nel 1948 e non nel 1945*”. Nonostante il servizio mostrato verso la sua patria, nel 1952, il governo inglese lo obbligò alla castrazione chimica a causa della sua omosessualità; ne derivò un periodo di forte instabilità psicologica e depressione che lo condurrà al suicidio nel 1954.

la posto dal famosissimo matematico David Hilbert, che si domandava se esistesse una procedura matematica (algoritmo) per dimostrare teoremi matematici partendo dagli assiomi”. (L. Laura)

Per rispondere a questa complessa domanda, Turing dovette teorizzare un modello di computer capace di eseguire qualsivoglia algoritmo, appunto, la Macchina di Turing, per dimostrare che fosse impossibile risolvere il problema posto da Hilbert.

Un’ultima macchina, meritevole di menzione, è rappresentata dal primo computer programmabile, “Colossus”, il quale si basava sull’idea della macchina universale di Turing.

Per completezza di trattazione, risulta opportuno citare il primo Personal Computer⁷ (PC) della storia, realizzato dall’azienda italiana Olivetti e denominato “Programma 101” (figura 1), adoperato dalla Nasa per il primo storico sbarco dell’uomo sulla Luna nel 1969.



Figura 1

Fonte: <http://www.museotecnologicamente.it/programma-101/>

1.3

ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Questa breve introduzione, partita dal lontano 800 d.C., periodo in cui venne elaborato il concetto di algoritmo di calcolo, passando per il XV secolo in cui nascono i primi calcolatori/computer fino ad arrivare alla nascita ed all’utilizzo del primo PC, è utile al fine di addentrarsi nella trattazione discutendo la storia ed il ruolo di quella che è l’AI, ovvero dell’impiego di macchine che possano fruire dell’intelligenza⁸ artificiosa volta alla simulazione di quella umana.

⁷ Per semplicità il Personal Computer sarà denominato con l’acronimo “PC”.

⁸ “*Complesso di facoltà psichiche e mentali che consentono all’uomo di pensare, comprendere o spiegare i fatti o le azioni, elaborare modelli astratti della realtà, intendere e farsi intendere dagli altri, giudicare, e lo rendono insieme capace di adattarsi a situazioni nuove e di modificare la situazione stessa quando questa presenta ostacoli all’adattamento; propria dell’uomo, in cui si sviluppa gradualmente a partire dall’infanzia e in cui è accompagnata dalla consapevolezza e dall’autoconsapevolezza, è riconosciuta anche, entro certi limiti.*” (Treccani)

Sono diverse le definizioni che si sono susseguite nel corso degli anni per tentare di darne una precisa in merito all'AI; di seguito se ne propongono tre, tra le maggiormente rilevanti dal mondo accademico:

1. *“L'Intelligenza Artificiale è lo studio di problemi complessi di elaborazione delle informazioni che spesso hanno le loro radici in alcuni aspetti dell'elaborazione delle informazioni biologiche. L'obiettivo del soggetto è identificare problemi di elaborazione delle informazioni risolvibili e interessanti e risolverli.”* (D. Marr)
2. *“L'intelligente connessione tra percezione ed azione.”* (R. Brooks)
3. *“Azioni che non sono distinguibili dalle azioni umane.”* (A. Turing)

È indubbio come non sembri semplice comprendere quali siano le originali radici dell'AI; ciò nonostante, le basi furono gettate a partire dagli '40, precisamente nel 1942, anno in cui lo scrittore di fantascienza americano Isaac Asimov pubblicò il racconto *“Runaround”*. *“La trama di Runaround, la storia di un robot sviluppato dagli ingegneri Gregory Powell e Mike Donovan, si sviluppa attorno alle Tre Leggi della Robotica: (1) un robot non può ferire un essere umano o, attraverso l'inazione, permettere a un essere umano di venire nuocere; (2) un robot deve obbedire agli ordini impartitigli dagli esseri umani, a meno che tali ordini non siano in conflitto con la Prima Legge; e (3) un robot deve proteggere la propria esistenza fintanto che tale protezione non è in conflitto con la prima o la seconda legge”*. (Micheal Haenlein e Andrea Kaplan)

Otto anni dopo, nel 1950, Alan Turing, citato in precedenza, pubblicò l'articolo *“Computing Machinery and Intelligence”*⁹ dove descriveva come progettare, realizzare e testare macchine/computer dotate di intelligenza. Nell'articolo, Alan Turing descrisse il *“Test di Turing”* (figura 2), considerato ancora nei giorni nostri un riferimento per identificare l'intelligenza in un sistema artificiale.

Il Test di Turing si basa sul *“gioco dell'imitazione a tre partecipanti”*: esso presuppone che un soggetto terzo (denominato giocatore C) sia chiamato a scoprire tramite una serie di domande, interloquendo con entrambi gli altri giocatori, chi è l'uomo (giocatore A) e chi è la donna (giocatore B).

Il giocatore A ha l'obiettivo di ingannare l'interloquente (giocatore C), mentre il giocatore B ha l'obiettivo di aiutarlo in un'identificazione corretta.

Le risposte verranno eseguite in maniera *“dattiloscritta”*¹⁰ e trasmesse in modo personale e/o anonimo per evitare che il giocatore A possa avere degli indizi. In questo punto del gioco subentra l'AI: infatti, se una macchina o un algoritmo partecipa al gioco sostituendosi al giocatore A (l'uomo) e se la percentuale delle volte in cui il giocatore C indovina chi sia l'uomo e chi la donna, in maniera statisticamente simile a quando non avviene la sostituzione del giocatore A con la macchina/algoritmo, vi è la ragionevole certezza per supporre che l'algoritmo/macchina debba essere considerato dotato di intelligenza, poiché non distinguibile dal comportamento di un essere umano.

⁹ L'articolo fu pubblicato sulla rivista *“Mind”*, rivista accademica britannica fondata nel 1876, la cui particolarità consiste nel fatto che si occupava principalmente di filosofia.

¹⁰Scritte a macchina.

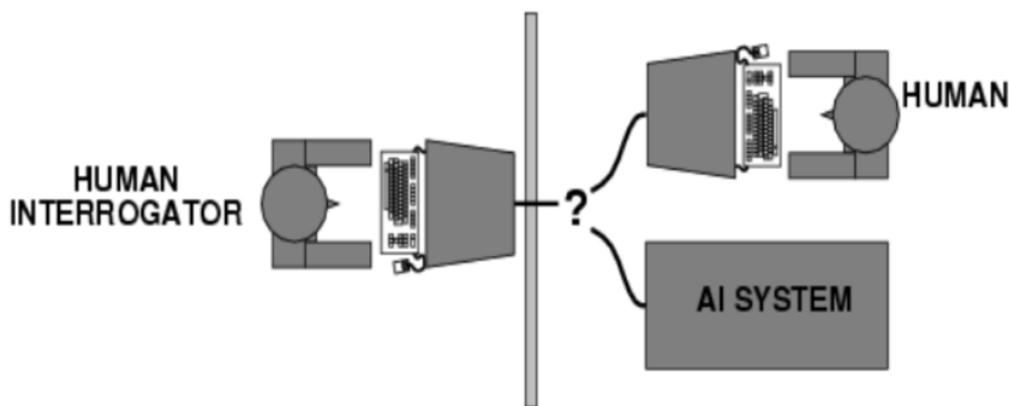


Figura 2

Fonte: <https://vitolavecchia.altervista.org/intelligenza-artificiale-il-test-di-turing/>

1.3.1

APPLICAZIONI DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Il termine Intelligenza Artificiale fu coniato sei anni dopo la pubblicazione dell'articolo precedentemente citato, nel 1956, anno in cui “*Marvin Minsky e John McCarthy (uno scienziato informatico a Stanford) ospitarono il Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence (DSRP AI) della durata di circa otto settimane al Dartmouth College di New Hampshire. L'obiettivo di DSRPAI era quello di riunire ricercatori di vari settori per creare una nuova area di ricerca volta a costruire macchine in grado di simulare l'intelligenza umana.*” (M. Haenlein e A. Kaplan)

Dopo il DSRPAI, vi è stato un forte impulso scientifico allo sviluppo delle tecniche di Artificial Intelligence: il primo esempio di successo è stato il programma “*Eliza*”¹¹, il cui obiettivo era quello di tentare di superare il Test di Turing.

Un'altra tappa fondamentale dell'AI è avvenuta nel 1997, anno in cui il programma “*Deep Blue*” di IBM è riuscito a battere Gary Kasparov, il campione mondiale di scacchi.

“*Deep Blue è stato in grado di elaborare 200 milioni di mosse possibili al secondo e di determinare la mossa successiva ottimale guardando 20 mosse avanti attraverso l'uso di un metodo chiamato ricerca ad albero (decision tree).*”¹² (M. Campbell, A. J. Hoane Jr., F. H. Hsu)

Altro successo incredibile, ottenuto negli anni di ricerca sulle tecniche di AI, è avvenuto grazie alla vittoria di una macchina contro un altro essere umano, in un ulteriore gioco da tavolo: “*Go*”.

Ciò può apparire, di primo acchitto, banale e non di grande importanza, ma il gioco in questione ha la peculiarità di essere molto più complesso degli scacchi al punto tale che per 20 anni non è stato possibile

¹¹Eliza è una chatter-bot avente l'obiettivo di simulare una psico-terapeuta.

Il programma è capace, tramite una chat, di formulare precise domande e dare precise risposte al “*paziente*” in base alle sue affermazioni.

È stata progettata tra il 1964 ed il 1966 da J. Weizenbaum al MIT (Massachusetts Institute of Technology).

¹²Gli alberi di decisione sono utilizzati nei processi di apprendimento induttivo, ovvero basati sull'osservazione dell'ambiente circostante. L'idea alla base è quella di rappresentare un gioco a 2 giocatori con un albero: la radice dell'albero rappresenta le mosse ed i due giocatori si alternano nell'intraprendere le mosse.

Il gioco è rappresentato da una funzione in cui un giocatore deve massimizzare e l'altro minimizzare il suo output.

Il risultato finale del gioco è, quindi, discendente dalla combinazione derivante dalle scelte alternate dei due giocatori.

elaborare nessun tipo algoritmo che si avvicinasse a poter competere con la mente dei maestri umani di questo gioco.

Go, infatti, risulta essere estremamente più complesso degli scacchi per una serie di ragioni: *“il numero di mosse possibili in ogni turno (80 contro 35 degli scacchi), la lunghezza di una partita media (160 mosse per ogni giocatore contro le circa 80 negli scacchi) rendono il Go molto più difficile degli scacchi dal punto di vista della complessità computazionale.”* (L. Laura)

Nel 2017 (esattamente 20 anni dopo la sconfitta di Kasparov), Ke Jie, campione goista del mondo in carica, fu sconfitto per la prima volta da *“Alpha Go”* (figura 3), programma sviluppato da *“Google Deep Mind”*.



Figura 3

Fonte: <https://www.dire.it/16-03-2016/43795-google-alphago-vince-lultima-sfida-lee-sedol-si-arrende/>

È intuibile come vi fosse una forte differenza tra Deep Blue ed Alpha Go: il primo *“è stato programmato da IBM nel modo tradizionale, noto anche come “programmazione imperativa”: i programmatori danno istruzioni, il computer le esegue.”* (L. Laura).

Da questa affermazione si desume che Deep Blue, da un certo punto di vista, rappresenta la semplice trasposizione di quella che è la conoscenza umana maturata nel corso dei secoli, la quale viene trascritta su un programma e, grazie all’uso di algoritmi, permette la realizzazione di mosse che massimizzino l’utilità per vincere qualsiasi partita; *“quindi, in un certo senso, Kasparov, perdendo contro Deep Blue, ha perso contro la conoscenza che l’umanità aveva accumulato contro gli scacchi in quel momento”.* (L. Laura)

Alpha Go, invece, è stato sviluppato utilizzando quello che viene definito *“Apprendimento Automatico”*, meglio noto come Machine Learning (ML)¹³.

In sintesi, Alpha Go è stato letteralmente addestrato grazie all’osservazione dei match dei migliori giocatori del mondo di GO, con la conseguenza di imparare (allo stesso modo in cui apprende autonomamente la mente umana) in maniera autonoma, grazie semplicemente ad esempi.

¹³ Per semplicità verrà utilizzato l’acronimo *“ML”* per riferirci al Machine Learning.

Il computer è, dunque, capace di migliorarsi commettendo costantemente errori, i quali, successivamente, non saranno compiuti nuovamente, rendendolo, quindi, perfetto nella risoluzione di determinati problemi. Ciò ha reso possibile la vittoria di Alpha Go a discapito di Ke Jie, altresì impossibile, utilizzando i metodi computazionali di Deep Blue.

1.4

MACHINE LEARNING

Giunti a tal punto dell'elaborato, è possibile introdurre il concetto di ML, analizzando la differenza che vi è tra quest'ultimo e l'AI: non viene comunicato al computer come operare, bensì vengono mostrati degli esempi da cui apprendere.

Da quanto si evince, l'Intelligenza Artificiale e l'Apprendimento Automatico o Machine Learning (ML) sono strettamente correlati ma non rappresentano la stessa cosa.

Il Machine Learning è considerato un sottoinsieme o, per meglio dire, una branca dell'AI: esso è, infatti, un'applicazione di Intelligenza Artificiale; è il paradigma di utilizzo di modelli matematici di dati, altresì noti come algoritmi, per aiutare un computer a imparare senza istruzioni dirette.

In questo caso, sono tre le definizioni maggiormente accettate dalla comunità tecnico-scientifica per esplicitare il concetto di Machine Learning:

1. *“L'obiettivo dell'apprendimento automatico è sviluppare metodi in grado di rilevare automaticamente i modelli nei dati e quindi utilizzare i modelli scoperti per prevedere dati futuri o altri risultati di interesse.”* (K. P. Murphy)
2. *“Il campo del riconoscimento di schemi riguarda la scoperta automatica di regolarità nei dati attraverso l'uso di algoritmi informatici e l'uso di queste regolarità per intraprendere azioni.”* (C. M. Bishop)
3. *“Il ML predice il futuro basandosi sul passato.”* (H. DAUME III)

Il passato è, in sintesi, rappresentato dai training data, dai quali la macchina può imparare e formulare, successivamente, un modello volto a predire il futuro tramite l'utilizzo dei testing data che per mezzo dello stesso, produrranno, quindi, degli output, ovvero, dei risultati.

Occorre, ora, rapidamente soffermarsi su alcuni dettagli tecnici in merito al funzionamento di un algoritmo di ML, al fine di una profonda comprensione. Addestrare un modello è un processo che consiste nell'utilizzare, quindi, dei dati in ingresso con i quali la macchina elabora dei risultati; essa commetterà degli errori che verranno però *“aggiustati”* al fine, appunto, di apprendere dagli stessi e non ricommetterli in futuro: tutto ciò è possibile grazie agli algoritmi di predizione del risultato. Essi costruiscono, quindi, un modello tramite l'esamina dei dati di allenamento (Training Data) che non sono altro che una moltitudine di esempi, avendo l'obiettivo di ricercare un modello che riduca al minimo le perdite o più semplicemente che commetta il minor numero di errori possibili. Tale processo è denominato *“minimizzazione empirica del rischio”*: se il modello

risulta essere approssimabile alla perfezione la perdita risulterà essere zero, in caso contrario vi sarà un'elevata perdita. (figura 4)

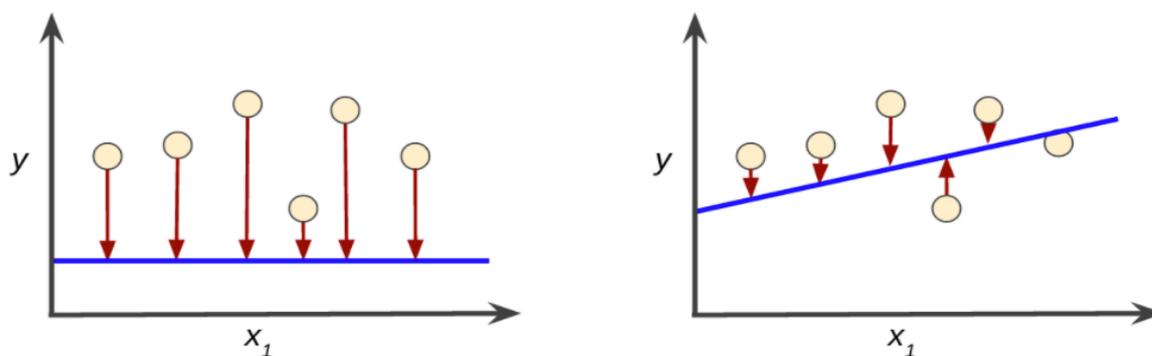


Figura 4

Fonte: developers.google.com

La linea di colore blu rappresenta la retta di regressione¹⁴, ovvero, il modello predittivo; i punti di colore giallo rappresentano i dati in base alle loro coordinate sull'asse cartesiano, mentre le frecce di colore rosso rappresentano la distanza tra i dati e la predizione (retta di regressione).

Nel grafico a sinistra i dati sono più distanti dalla retta di regressione, mentre nel modello a destra risultano essere molto più vicini.

Si può, quindi, assumere che nel grafico a destra vi sia una migliore predizione, in quanto l'errore (rappresentato dalle frecce) è molto più piccolo rispetto a quello osservabile nel grafico sulla sinistra.

I modelli di regressione lineare, al fine di stimare il modello predittivo migliore possibile, utilizzano due differenti tipologie di funzioni matematiche: la funzione di perdita o la funzione costo.

Nonostante in letteratura le due funzioni su citate possano essere erroneamente usate con la stessa accezione, esse, in realtà, hanno connotati disuguali.

La funzione di costo è utile per identificare e calcolare quello che è l'errore osservabile per i diversi dati all'interno del Training Set, ovvero, il discostamento tra il modello predittivo ed i dati; mentre, viceversa, la funzione di perdita può essere identificata come un passaggio necessario al fine di identificare la funzione di costo.

La funzione di perdita viene calcolata "n" volte per gli "n" set di dati; in conclusione, quindi, la funzione di costo è calcolata una sola volta poiché è l'approssimazione delle diverse funzioni di perdita.

Le funzioni di perdita maggiormente utilizzate si distinguono in base alla classificazione dei dati:

¹⁴ La retta di regressione è utilizzata all'interno del modello di regressione lineare semplice con l'obiettivo di stimare il valore di una variabile quantitativa (Y), denominata altresì variabile dipendente, avendo come valori in input quelli di un'altra variabile di carattere quantitativo (X), denominata variabile indipendente. In sintesi, l'obiettivo è determinare la miglior curva che possa approssimare una serie di dati osservati, solitamente forniti come serie di punti su un diagramma cartesiano (x_i, y_i) , $i=1, \dots, n$, dove Y (variabile dipendente) è una grandezza che varia in funzione di X (variabile indipendente).

1. Dati Categorici o Categoricali: sono ottenuti da una variabile di tipo qualitativo ed essi non hanno, quindi, alcun senso di grandezza. Esempi possono essere il genere, il sesso ed il livello di istruzione. Le funzioni di perdita utilizzate, per quanto concerne i problemi di classificazione, sono essenzialmente due: Hinge Loss e Cross Entropy Loss (anche denominata perdita dell'Entropia Incrociata).
2. Dati Numerici: trasportano un valore numerico e misurabile, quindi, sono ottenuti da una variabile di tipo quantitativa e trasmettono un senso di grandezza. Le funzioni di perdita utilizzate sono essenzialmente tre: errore quadratico medio (MSE), errore medio assoluto (MAE) e perdita di Huber.

1.4.1 HINGE LOSS

La funzione Hinge Loss è una funzione di perdita utilizzata per risolvere problemi di classificazione, più nello specifico di “*classificazione binaria*”. Essa è usata generalmente in un particolare tipo di algoritmo che prende il nome di “*Support Vector Machine*”¹⁵ (SVM). Per avere una migliore comprensione di questa funzione è utile osservare il grafico sottostante (figura 5): l’asse delle ascisse raffigura la distanza dal confine, ovvero, la distanza tra una classe di dati del training set ed un’altra; mentre, sull’asse delle ordinate è rappresentata la perdita di grandezza (loss size). Come si denota, se la distanza fra le classi è maggiore si ricadrà sull’asse delle ascisse colorato in rosso, dove i dati saranno classificati in maniera errata; viceversa, se vi sarà un basso valore della perdita, si ricadrà nella sezione colorata in azzurro, dove la classificazione avverrà in modo consono. In conclusione, al fine di avere una buona classificazione è opportuno che vi sia una buona distanza tra il confine di dati, invece, “*numeri bassi o negativi ne indicano una cattiva classificazione*”. (M. Hardt e B. Recht)

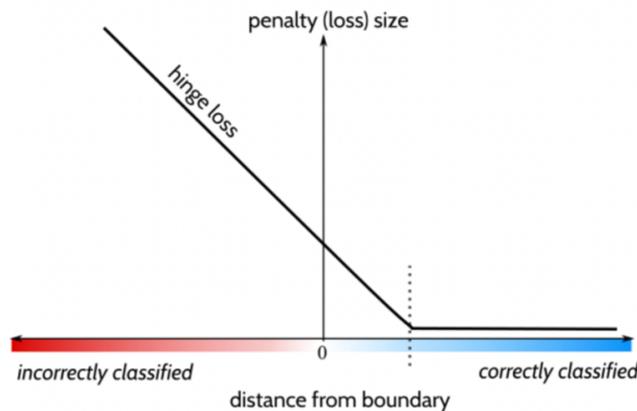


Figura 5

Fonte: <https://towardsdatascience.com/a-definitive-explanation-to-hinge-loss-for-support-vector-machines-ab6d8d3178f1>

¹⁵ “*Support Vector Machine è una delle classiche tecniche di Machine Learning che può ancora aiutare a risolvere i problemi di classificazione dei big data. In particolare, può aiutare le applicazioni multi-dominio in un ambiente di big data.*” (S. Suthaharan)

1.4.2 CROSS ENTROPY LOSS

La Cross Entropy Loss o “*Perdita dell’Entropia Incrociata*” misura il quantitativo di “*bit*”¹⁶ utili affinché la macchina identifichi e comprenda un determinato evento.

Contrariamente a quanto si possa supporre, gli eventi meno rari (a probabilità più alta) presentano un numero di informazioni minori, mentre gli eventi a probabilità più bassa (più rari) presentano un quantitativo maggiore di informazioni. L’entropia è, quindi, maggiore quando gli eventi sono meno probabili (più rari). La macchina, quindi, imparerà di più nel momento in cui l’entropia è alta, in quanto il numero di informazioni ottenute ex-novo sarà maggiore.

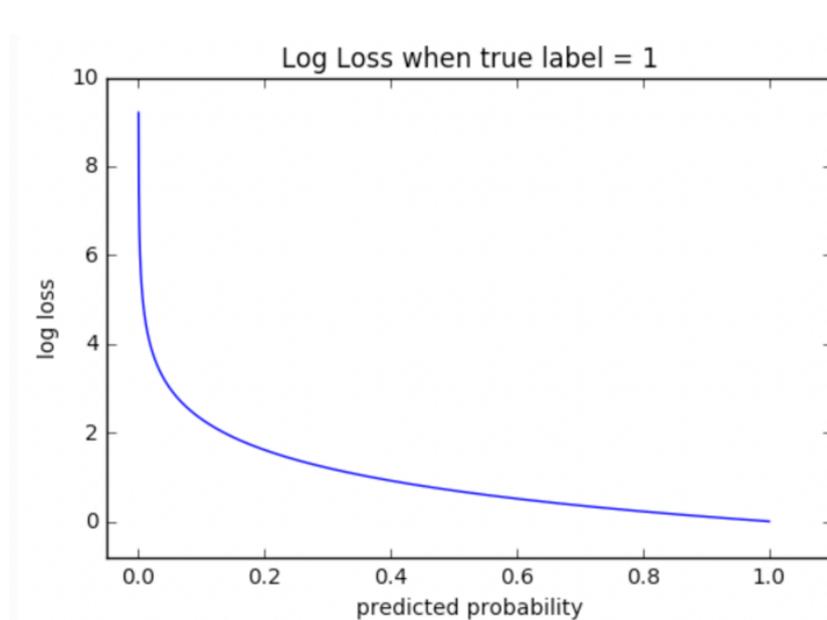


Figura 6

Fonte: https://ml-cheatsheet.readthedocs.io/en/latest/loss_functions.html

1.4.3 ERRORE QUADRATICO MEDIO

L’errore quadratico medio o scarto quadratico medio è la funzione di perdita maggiormente utilizzata nell’ambito delle tecniche di ML. Esso indica la discrepanza tra i dati osservati e quelli stimati dall’algoritmo di calcolo. È utile al fine di stimare se vi siano bias (errori) causati da outliers, ovvero, valori anomali nel set di dati. L’Errore Quadratico Medio può essere calcolato algebricamente in questo modo:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^p)^2}{n}$$

¹⁶ Dall’ inglese “*Binary Digit*” (Cifra Binaria), rappresenta “*l’unità di misura dell’informazione, corrispondente alla scelta tra due sole alternative possibili, ugualmente probabili (indicate, per es., con i simboli 0 e 1)*”. (Treccani)

“Uno stimatore è definito non distorto se il bias è nullo” (F. Gasperoni, F. Ieva, A.M. Paganoni), ovvero quando l’errore (bias) risulti essere pari a 0.

1.4.4

ERRORE MEDIO ASSOLUTO

Il MAE (Errore Medio Assoluto) indica la sommatoria delle differenze assolute tra i valori del data set effettivi ed i valori osservabili, diviso il numero “n” di dati presenti all’interno del dataset.

L’Errore Medio Assoluto può essere così espresso:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n}$$

1.4.5

PERDITA DI HUBER

La perdita di Huber è una particolare funzione complementare tra l’Errore Medio Assoluto (MAE) e lo Scarto Quadratico Medio (MSE). Combinando le due equazioni si riescono a limitare le problematiche che presentano entrambe, risultando maggiormente efficiente.

Si desume che, ogni tipologia di funzioni di perdita presenti dei vantaggi e degli svantaggi circa il proprio utilizzo; sarebbe utile un eventuale approfondimento circa l’argomento di sviluppo in questione, il quale risulta essere molto complesso e, pertanto, non adatto alla trattazione in questo elaborato.

1.4.6

LE TIPOLOGIE DI MACHINE LEARNING

Occorre, adesso, soffermarsi rapidamente sulle tre principali categorie di ML (figura 7):

- 1) “*Supervised Learning*” (Apprendimento Supervisionato), “*viene utilizzato in quasi tutti i domini, inclusi i domini di testo e Web, poiché i computer non hanno "esperienze", l'apprendimento automatico apprende dai dati, che vengono raccolti in passato e rappresentano esperienze passate in alcune applicazioni del mondo reale.*” (Springer, Berlin e Heidelberg). Il Supervised Learning presuppone la costruzione di un modello con dati del Training Set etichettati ex-ante, grazie ai quali la macchina tenta di effettuare delle previsioni su risultati/informazioni future. Il Supervised Learning è deputato a risolvere problemi di classificazione¹⁷ (variabili nominali) o regressione¹⁸ (variabili numeriche).
- 2) “*Unsupervised Learning*” (Apprendimento Non Supervisionato), il suo funzionamento prevede che “*non sia disponibile alcun output specifico per i dati nel set di addestramento e l'obiettivo dell'algoritmo ML è estrarre informazioni utili utilizzando esclusivamente i valori di input.*” (A. Glielmo, A. Brooke, A. Rodriguez, C. Clementi, F. Noè, A. Laio)

¹⁷ La classificazione analizza i dati precedentemente pre-etichettati con la finalità di prevedere l’etichettatura di dati futuri.

¹⁸ La regressione analizza una classe di dati con la finalità di trovare una relazione tra gli stessi al fine di prevedere un risultato ex-post.

Sono presenti, quindi, dei dati senza etichettatura ex-ante. Le tecniche utilizzate in questo campo sono due: Clustering¹⁹ e Riduzione della Dimensionalità²⁰ dei dati.

3) *“Reinforcement Learning”* (Apprendimento su Rinforzo), è *“molto utilizzato per i Video Giochi, in quanto, sfrutta un apprendimento END-to-END (E2EE), con l’obiettivo del cambiamento del punteggio del gioco”*. (L. Laura) Questa categoria prevede l’inserimento all’interno dell’algoritmo dei cosiddetti *“rinforzi”*, i quali, hanno l’obiettivo di fornire alla macchina dei feedback, o per meglio definirli dei segnali di ricompensa. Ad esempio, un algoritmo progettato per giocare a scacchi avrà un *“impulso di rinforzo”* ogni qual volta eliminerà una pedina dell’avversario, ponendo, quindi, un peso numerico/valoriale maggiore a quell’azione specifica al fine di vincere la partita; la macchina, in tal modo, imparerà con le ore di gioco quali mosse attuare al fine di avere la più alta probabilità di vittoria. Il Reinforcement Learning è una tipologia di apprendimento largamente utilizzata nel Deep Learning, di cui ci sarà spazio di trattazione successivamente nell’elaborato.

Infine, è presente una quarta tipologia di ML, la quale prende il nome di *“Semi - Supervised Learning”* (Apprendimento Semi-Supervisionato): esso è molto simile al Supervised Learning con l’unica sottile differenza che alcuni dati in input (nel Training Set) sono etichettati ex-ante, mentre la maggior parte degli stessi risultano essere non etichettati.

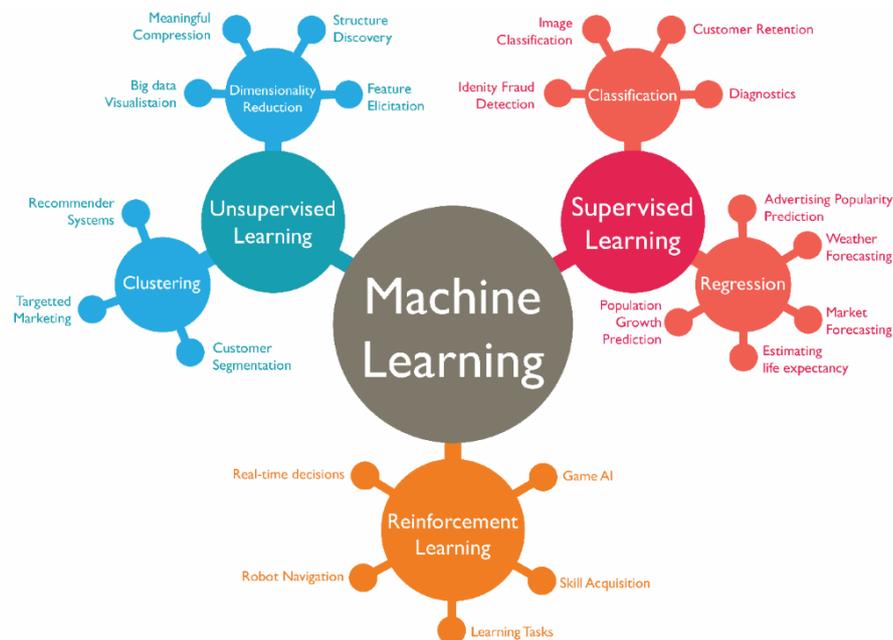


Figura 7

¹⁹ Il Clustering è una tecnica che ha l’obiettivo di aggregare dati simili all’intento di un determinato gruppo o cluster e dividerli dai dati che presentano delle caratteristiche di diversità che saranno raggruppati in un cluster differente. Esistono tre differenti algoritmi che operano per effettuare la tecnica di clustering: Hierarchical, Partional e Density Based.

²⁰ *“La Riduzione della Dimensionalità dei dati è la trasformazione dei dati da uno spazio ad alta dimensionalità ad uno a bassa dimensionalità, in modo che la rappresentazione mantenga alcune proprietà significative dei dati originali, idealmente vicini alla sua dimensione intrinseca”*. (L. Laura)

Le finalità sono: compressione dei dati, visualizzazione più semplice e riduzione del rumore (risultati maggiormente precisi).

1.5

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Dopo aver approfondito la definizione ed il modo di operare degli algoritmi di ML, è possibile avanzare nella trattazione introducendo un'ulteriore sotto-branca dell'AI, ovvero le Reti Neurali Artificiali²¹ (ANN dall'inglese Artificial Neural Network).

1.5.1

NEURONI BIOLOGICI

Le ANN prendono questo nome a causa della similitudine con le Reti Neurali Biologiche (figura 8) del cervello umano (ma più in generale animale), infatti, in biologia, questo termine viene associato ad un network composto da neuroni.

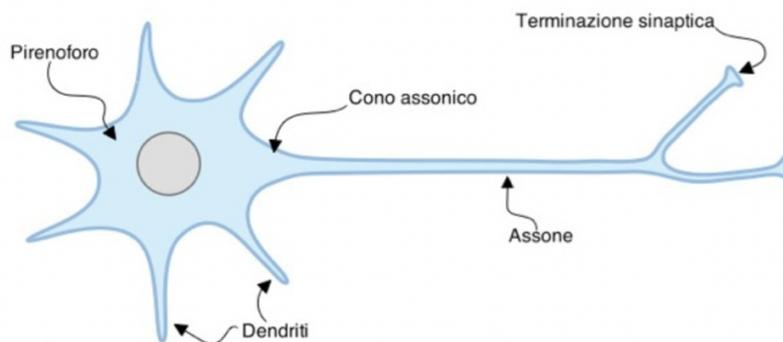


Figura 8

Fonte: <http://www.istologia.unige.it>

Il neurone è composto principalmente da “nucleo, assoni e dendriti. Il nucleo somma i segnali di input provenienti dalle sinapsi²² collegati ai dendriti di altri neuroni. Quando il segnale raggiunge una soglia limite il neurone genera un segnale di output verso altri neuroni.” (L. Labonia)

Il funzionamento dei neuroni biologici fu teorizzato per la prima volta nel 1890 da William James²³; egli ipotizzò che “l'attività di un neurone dipendesse dalla somma dei suoi stimoli in ingresso, provenienti da altri neuroni e che la forza di tali connessioni fosse influenzata dalla storia passata. Egli formulò per primo alcuni dei principi basilari dell'apprendimento e della memoria.” (L. Labonia)

²¹ Per semplicità verrà utilizzato l'acronimo “ANN” per riferirci alle Reti Neurali Artificiali; esse sono anche note con il termine “Reti Neurali Simulate” (SNN dall'inglese “Simulated Neural Network”).

²² Le sinapsi sono i punti di contatto tra due cellule nervose e servono per propagare gli impulsi nervosi. Ogni neurone è costituito da una parte più larga, il corpo cellulare, e da filamenti, detti assoni, lungo i quali l'impulso nervoso si propaga grazie a piccoli e brevi cambiamenti del potenziale elettrico della membrana cellulare. Le sinapsi “comunicano” tra loro grazie a particolari sostanze chiamate neurotrasmettitori. (www.focus.it)

²³ William James nasce nel 1842. È stato un filosofo e psicologo statunitense, decede nel 1910. “Fu uno dei principali assertori del pragmatismo della psicologia funzionale.” (Treccani)

ARCHITETTURA E FUNZIONAMENTO DELLA RETE NEURALE ARTIFICIALE

A fronte di questa breve introduzione sulla biologia del cervello umano, è possibile, finalmente, introdurre il funzionamento della Rete Neuronale Artificiale, basata, come suddetto, sul funzionamento e sulla architettura strutturale di quella biologica. (figura 9)

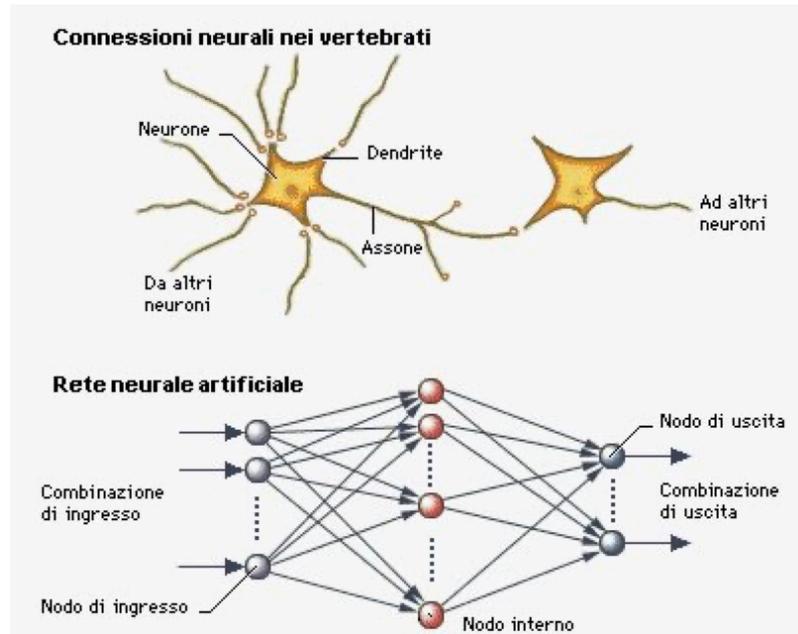


Figura 9

Fonte : <https://it.quora.com/Che-cosa-sono-le-reti-neurali>

Le ANN sono formate da uno o più livelli di nodi che includono uno o più livelli di input (input layer) oltre che ad un livello finale di output (output layer). (figura 10)

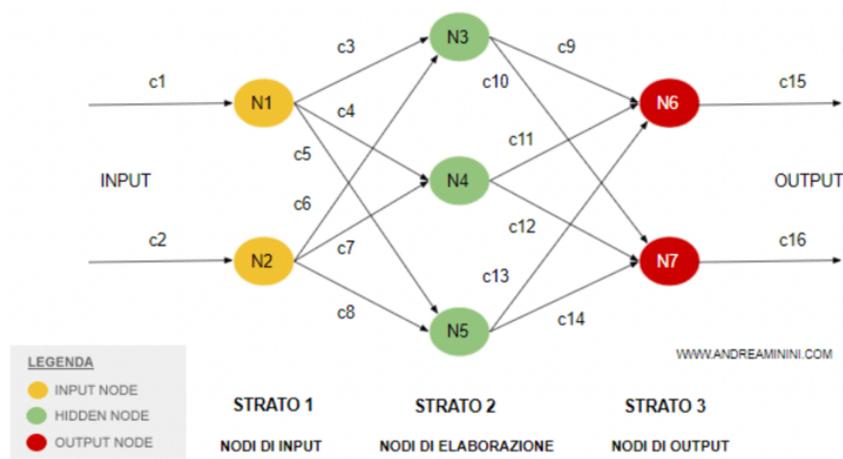


Figura 10

Fonte: <https://www.andreaminini.com/ai/le-reti-neurali-informatiche>

Ogni nodo è rappresentato da un neurone artificiale, il quale si connette agli altri neuroni con un determinato peso ed una soglia di attivazione associata; il neurone successivo viene attivato una volta che l'output di qualsiasi altro nodo è al di sopra del valore soglia specificato ex-ante. Nel caso in cui ciò avvenga, i dati vengono inviati al successivo livello; se il processo continua ed i valori soglia vengono superati, si giunge ad un determinato risultato attivando i neuroni posti all'estremità della rete neurale (output layer). Ogni nodo è pensato come un modello di regressione lineare, quindi, in sostanza, vengono utilizzate “n” funzioni per gli “n” strati (layer) che compongono il network neuronale. La formula può essere così espressa (figura 11):

$$\sum_{i=1}^m w_i x_i + bias = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + bias$$

Figura 11

Fonte: <https://www.ibm.com/it-it/cloud/learn/neural-networks>

Il passo successivo è quello di assegnare i pesi, i quali, sono necessari al fine di determinare l'importanza relativa di una variabile in input. Semplicemente, quelli più grandi influiranno in maniera maggiore sul risultato/output rispetto a quelli più piccoli.

Un buon parallelismo, in questo senso, è fornito dalla media ponderata universitaria: la stessa è calcolata sulla base dei voti per ciascun corso di studio (dati in input) moltiplicandoli per i relativi CFU²⁴ (pesi). Conseguentemente, il prodotto viene diviso per il numero dei crediti al fine di ottenere la media. In tal senso, avrà maggiore influenza e, quindi, “peserà” maggiormente ottenere una votazione pari a 30 per un esame che ha un corrispettivo associato di 8 CFU, piuttosto che per un esame che ha un corrispettivo associato di 6 CFU, al fine di ottenere un'elevata media ponderata finale. Allo stesso modo funziona quella che è un ANN. In aggiunta, bisogna sottolineare che l'output viene processato attraverso una “funzione di attivazione”; essa è necessaria al fine di decretare se uno specifico neurone artificiale debba essere innescato o se, viceversa, debba rimanere “spento”. La funzione di attivazione può essere così espressa (figura 12):

$$\text{output} = f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum w_1 x_1 + b \geq 0 \\ 0 & \text{if } \sum w_1 x_1 + b < 0 \end{cases}$$

Figura 12

Fonte: <https://www.ibm.com/it-it/cloud/learn/neural-networks>

²⁴ Crediti Formativi Universitari

Dalla funzione si evince come l'output risulterà essere 1 (in codice binario²⁵) e, quindi, il neurone sarà “*acceso*” se l'equazione della retta di regressione produce un risultato maggiore o uguale a 0, mentre, in caso contrario, l'output sarà uguale a 0, quindi, il neurone rimarrà spento, se l'equazione risulta minore di 0.

Nel caso in cui il neurone venga innescato bisogna considerare l'intensità, ovvero, la potenza del suo segnale. Questo è, di conseguenza, il metodo attraverso cui vengono processati i dati/informazioni all'interno della rete neurale artificiale al fine di produrre un determinato risultato. Tale meccanismo di passaggio di dati da un livello a quello successivo definisce la ANN come una rete “*feedforward*” (flusso in avanti).

1.5.3

FUNZIONI DI ATTIVAZIONE NEURALE

Nell'esempio riportato in precedenza, è stato considerato che la funzione di attivazione per l'intera architettura neurale sia di tipo lineare. In realtà, vi sono circa undici funzioni di attivazione adoperate all'interno dell'ANN. Di seguito l'elenco completo:

1. Funzione Lineare, di cui si è discusso in precedenza.
2. Step Function (figura 13), è una “*funzione di variabile reale che si definisce dividendo l'asse reale in un numero finito di intervalli disgiunti e assegnando un valore costante alla funzione su ciascuno di questi intervalli.*” (Treccani). In sostanza, è una funzione che si attiva per dati intervalli numerici (solitamente maggiori di 0), viceversa, rimane “*disattivata*” per intervalli inferiori allo zero.

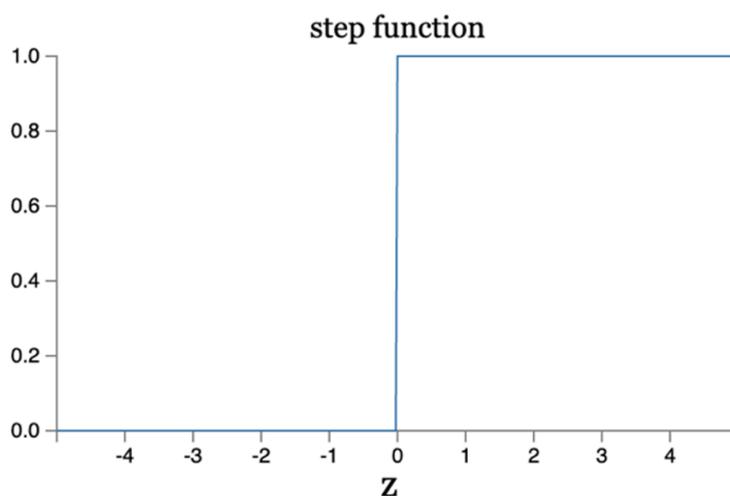


Figura 13

Fonte: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html>

²⁵ Codice basato su due soli simboli, usualmente 0 e 1. Un codice binario permette la trasmissione di dati e istruzioni mediante una sequenza di 0 e 1, che può essere realizzata con un circuito formato da un dispositivo capace di assumere due stati diversi di tensione (tipicamente acceso e spento). (Treccani)

3. Logistica Sigmoidale o THAN (figura 14), essa ha la classica forma ad “S”, i cui valori sono compresi tra - 1 ed + 1, si riferisce ad un particolare caso di funzione logistica. In ambito ML viene utilizzata, in quanto indica l'accensione del neurone artificiale quando i valori sono vicini o inferiori allo 0, mentre, il neurone risulterà acceso quando i valori si avvicinano all'1; infatti, la funzione, come detto in precedenza presenta dei valori compresi in range tra - 1 e + 1.

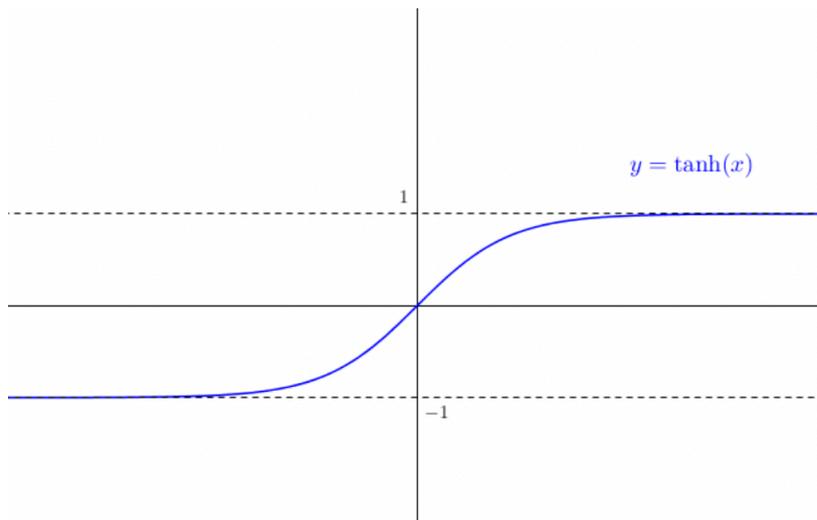


Figura 14

Fonte: <https://library.weschool.com/lezione/coseno-seno-iperbolico-catenaria-tangente-iperbolica-funzioni-iperboliche-14968.html>

4. Funzione Lineare Rettificata (ReLU) (figura 15), come è possibile osservare nella figura, questo particolare tipo di funzione, la cui applicazione si presta specialmente in ambito ML, assume linearità per valori superiori allo 0. Il suo funzionamento, può essere considerato simile al funzionamento dei neuroni biologici, in quanto, se l'input è superiore a 0, il valore in output risulterà essere uguale al valore in input.

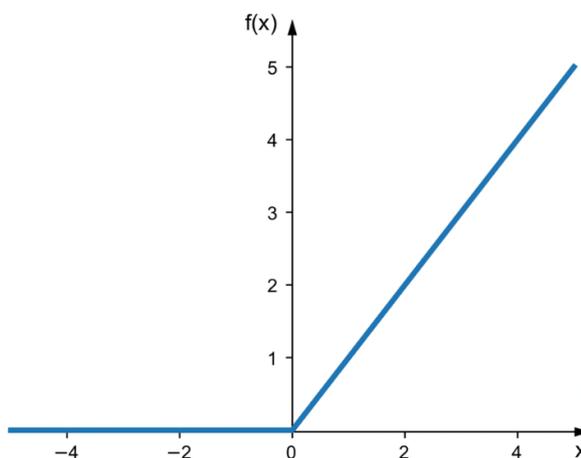


Figura 15

Fonte: <https://luigisaetta.it/index.php/deep-learning-ai/33-cnn-con-tensorflow-le-mie-note>

5. Leaky ReLu (figura 16) è una funzione molto simile a quella ReLu, con la differenza che la pendenza è modificata alla sinistra di $X = 0$, dove i valori di Y per $X < 0$ sono negativi, a causa, appunto, della pendenza lievemente negativa. In tal modo, vengono risolti alcuni problemi della funzione “*ReLu*”, poiché non tutti i valori vengono appiattiti sullo zero e risolvendo la problematica “*Dying ReLu*”, ovvero, “*problema dei neuroni ReLU che diventano inattivi e producono solo 0 per qualsiasi input*”. (L. Lu, Y. Shin, Y. Su e G. E. Karniadakis)

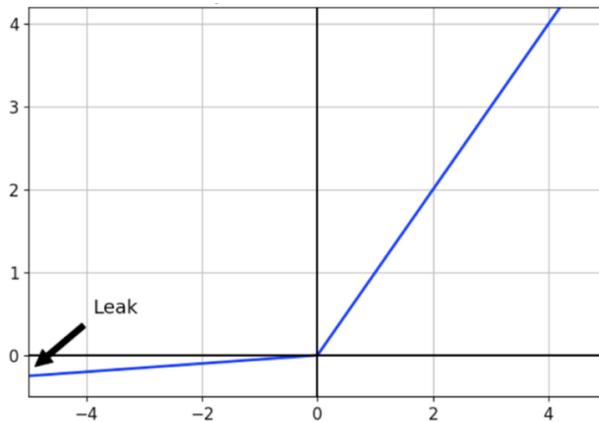


Figura 16

Fonte: <https://ichi.pro/it/funzioni-di-attivazione>

6. Funzione ReLu Parametralizzata.
7. Funzione Swish.
8. Funzione Elu.
9. Funzione Softplus e Softsign.
10. Funzione SeLu.
11. Funzione Softmax.

Considerato il loro più largo utilizzo e presupponendo non adatta questa sede per la trattazione di queste tematiche, si è proposta una brevissima spiegazione solo delle prime 5 tipologie di funzioni citate.

Infine, appare adeguato dare spazio ad un cenno sul “*Teorema dell’Approssimazione Universale*”, il quale recita che “*una rete neurale feed-forward con un singolo strato nascosto contenente un numero finito di neuroni, può approssimare qualsiasi funzione continua su sottoinsiemi compatti (chiusi e limitati) dello spazio euclideo n-dimensionale.*” (D. A. Winkler e T. C. Le)

In sintesi, ciò vuol dire che due Layer (strati) di NN, con una determinata funzione di attivazione, ad esempio sigmoideale, possono approssimare ogni altra funzione che presuppone i collegamenti tra i neuroni presenti nei layer successivi.

1.6

DEEP LEARNING

È possibile, ora, introdurre l'ultima branca di AI, in ordine di sviluppo: il Deep Learning²⁶ (Apprendimento Profondo). Anche quest'ultimo fa parte della grande famiglia delle tecniche di AI, più precisamente è considerato un ramo dell'ANN (a sua volta una branca dell'ML, sotto-branca, come descritto in precedenza dell'AI). (figura 17)

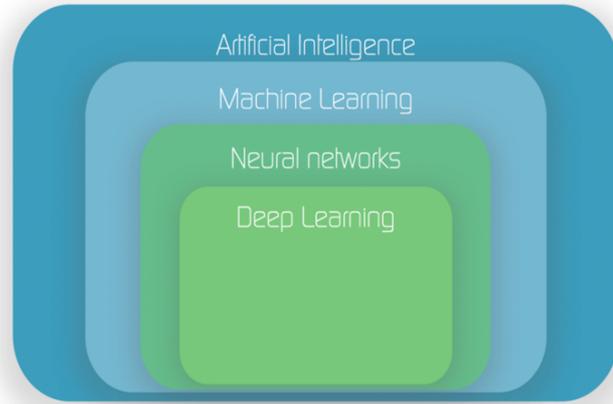


Figura 17

Fonte: <https://www.stoodnt.com/blog/ann-neural-networks-deep-learning-machine-learning-artificial-intelligence-differences/>

Una volta approfondito il concetto di ANN, non risulta complessa la sua comprensione, infatti, il DL non è altro che una architettura di modelli di apprendimento su più livelli. Ciò vuol dire, più semplicemente, che il numero di layer (strati) che compongono la rete neurale risulta essere maggiore; in particolare, aumentano in maniera significativa il numero di “*Hidden Layer*” (Strati Nascosti). (figura 18)

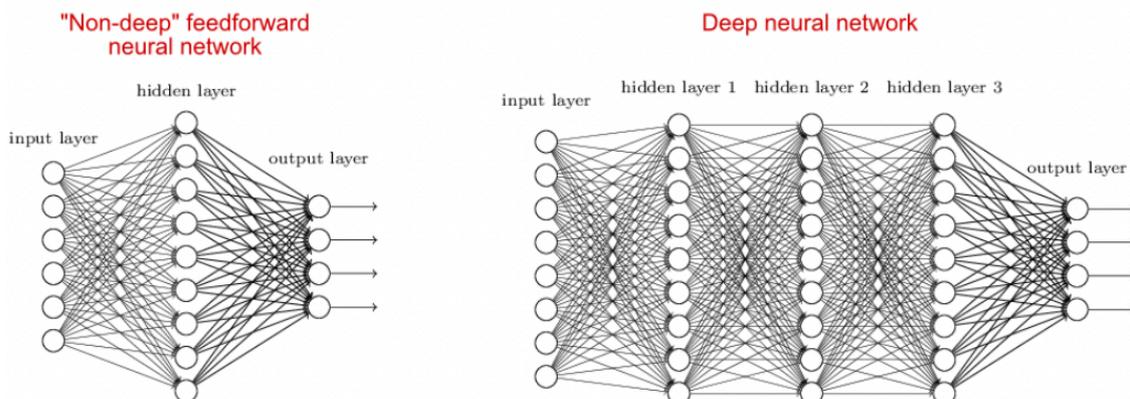


Figura 18

Fonte: <https://www.ai4business.it/intelligenza-artificiale/deep-learning/deep-learning-cose/>

²⁶ Per comodità per riferirci al termine Deep Learning verrà utilizzato l'acronimo “DL”.

Come osservabile dalla figura a sinistra, il “*Non-deep*” ANN presenta un solo strato di hidden layer, ovvero, di neuroni posti tra l’input layer e l’output layer; mentre nella figura a destra questo numero risulta essere maggiore (nell’ esempio sono tre, ma è possibile che ve ne siano molti di più).

Grazie al numero maggiore di strati è possibile costruire maggiori livelli di astrazione. Ad esempio, se la Deep Artificial Neural Network della figura di destra fosse stata progettata con l’obiettivo di riconoscere lo stato emotivo di una persona sulla base di quella che è la sua espressione facciale, il primo hidden layer potrebbe essere deputato a riconoscere il grado di inclinazione della bocca, il secondo, il grado di dilatazione delle pupille e, infine, il terzo, quali rughe sul volto sono impegnate nel processo espressivo. Considerando quali neuroni artificiali si accenderanno (grazie alle funzioni di attivazione precedentemente descritte) si giungerà fino all’ultimo strato, ovvero l’output layer che, sempre nell’esempio, presenta tre neuroni artificiali, corrispondenti a tre differenti risultati che potrebbero essere: rabbia, felicità, tristezza. Sulla base dell’analisi dei dati negli strati precedenti si attiverà un solo “*neurone output*” che decreterà lo stato d’animo della persona. È intuibile, allora, come l’aggiunta di un numero maggiore di hidden layer renda i risultati ottenuti dall’ANN sempre più precisi, fornendo un vantaggio incredibile nella risoluzione di problemi anche di enorme complessità.

È necessario, in conclusione di questo capitolo, fare un cenno sulle tipologie di Deep Neural Network. Esse differiscono in base alle connessioni presenti tra i neuroni artificiali dello strato/layer precedente con i neuroni del layer successivo. Premettendo che vi sono aspetti di vario tipo da approfondire, verranno analizzati brevemente tutte e quattro le tipologie di architetture di design di Deep Artificial Neural Network:

1. ANN Fully Connected (figura 19), come è possibile osservare nella figura sottostante ogni singolo neurone artificiale è collegato con ogni singolo altro del layer successivo. È l’architettura neurale artificiale maggiormente utilizzata in campo di AI e presuppone le regole inerenti funzioni, soglia di attivazione e i pesi per l’“*accensione*” dei neuroni dei layers successivi descritte precedentemente. Al fine del suo utilizzo è essenziale la possibilità di usufruire di un’elevata potenza di calcolo.

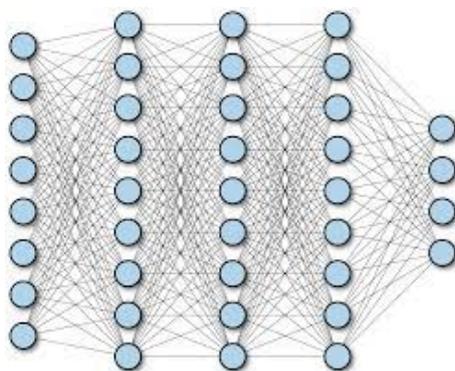


Figura 19

Fonte: <https://www.oreilly.com/library/view/tensorflow-for-deep/9781491980446/ch04.html>

2. Sparsely Connected o, anche, Convolutional (CNN) (figura 20), non tutti i neuroni del layer precedente sono collegati con tutti gli altri di quello successivo. Aritmeticamente, il termine “*convoluzione*” vuole

intendere il concetto di “*far passare al di sopra*”, ovvero, “*mischiare*” due differenti funzioni insieme così da formare un risultato, determinato dal prodotto scalare tra le due funzioni. Ogni strato “*convulational*” applica un “*Max-Pooling*”, vale a dire, un metodo volto alla riduzione della dimensione di un’immagine; l’obiettivo è quello di suddividerla in parti/blocchi, mantenendo solo il blocco che presenta valori più alti e conservando, di conseguenza, solo le aree con una più alta attivazione, così da permettere, inoltre, la riduzione della potenza di calcolo necessaria.

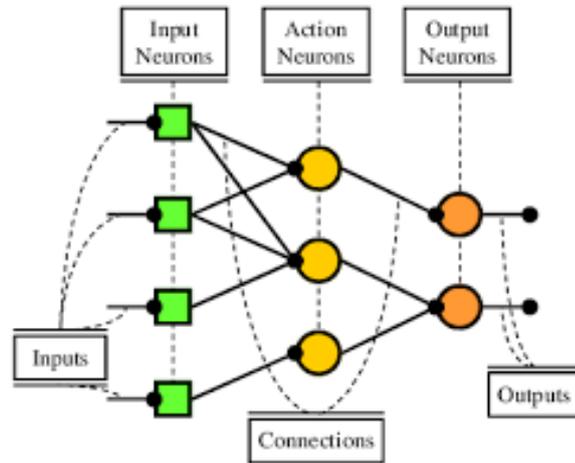


Figura 20

Fonte: https://www.researchgate.net/figure/A-sparsely-connected-artificial-neural-network-Neurons-only-connect-to-a-selection-of_fig1_228571776

3. Recurrent Neural Network (RNN) (figura 21), è una classe di reti neurali artificiali, in cui le connessioni tra i diversi nodi formano un grafo diretto lungo la sequenza temporale, consentendo di esibire un comportamento dinamico cronologico, mantenendo, però, allo stesso tempo, i dati in sequenza e recuperarli quando ve ne è il bisogno. “*Gli RNN possono utilizzare la loro memoria per elaborare sequenze di input di lunghezza variabile; ciò li rende applicabili ad attività come il riconoscimento ortografico ed il riconoscimento vocale. Le RNN, proprio come il cervello umano, possono influenzare gli eventi successivi, sulla base di quelli precedenti; esse riescono a sequenziare: Serie Temporali e Linguaggio*”. (Luigi Laura)

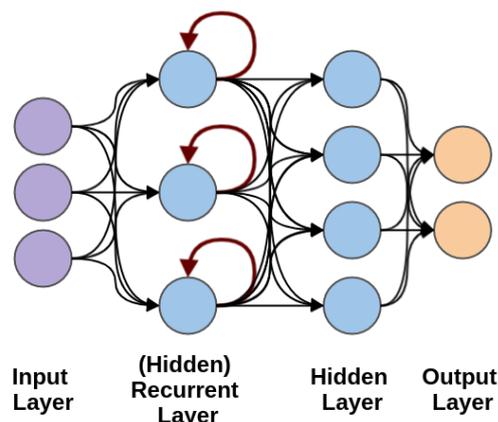


Figura 21

4. Long Short-Term Memory (LSTM) (figura 22), tipologia speciale di RNN, capace di: “*minimizzare i problemi, evitare la dipendenza a lungo termine e ricordare, quindi, informazioni per periodi di tempo più lunghi*”. (Luigi Laura)

L’LSTM risulterebbe, di primo acchito, simile all’RNN, ma la differenza consiste nel fatto che l’RNN contiene un solo layer nel “*Repeating Module*”²⁷, mentre, LSTM ne contiene ben quattro. Ciò fa sì che l’LSTM riesca a “*ricordare*” informazioni risalenti ad un periodo di tempo passato più remoto e, quindi, che risulti in parte maggiormente efficiente.

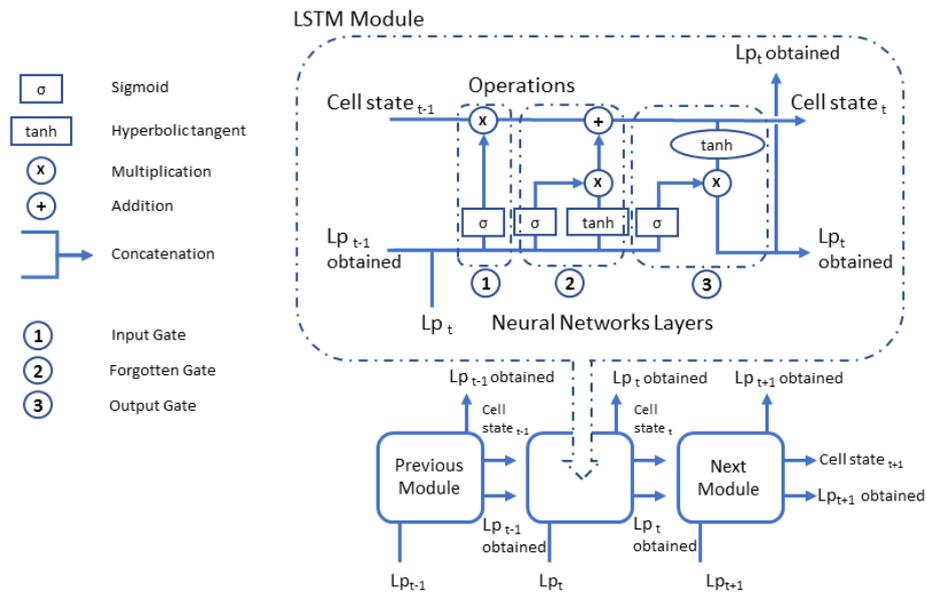


Figura 22

Fonte: https://www.researchgate.net/figure/General-scheme-of-an-Long-Short-Term-Memory-neural-networks-LSTM-for-L-p-The_fig1_339120709

²⁷ Utile al fine di riprocessare dati passati per riutilizzarli in un periodo successivo al loro primo immagazzinamento).

CAPITOLO II

I DATI: IL NUOVO PETROLIO

LA COMUNICAZIONE TRAMITE LA PUBBLICITA'

COMPORTAMENTALE

Nel Capitolo I è stato fatto un ampio excursus incentrato sulla storia e sulle metodologie d'applicazione dell'AI e delle sue sotto branche.

Ci sarebbero molte altre tematiche su cui discorrere, ma arrivati a questo punto dell'elaborato, è utile soffermarsi principalmente sull'impiego dell'AI, in relazione al mondo economico-aziendale e, più precisamente, al settore del Marketing.

Il Marketing odierno è sempre più concepito ed implementato nell'ottica dell'utilizzo dei dati: *“I progressi tecnologici hanno costantemente prodotto cambiamenti longitudinali nell'evoluzione del marketing e hanno fortemente stabilito che il marketing può lavorare di pari passo con l'intelligenza artificiale (AI) per fare la differenza”* (Siau e Wirth). Questa differenza può essere espressa in una creazione di valore *“WIN-WIN”* tra consumatori ed imprese; infatti, *“quando la tecnologia funziona a livello personale, crea un legame accattivante con gli utenti, quando i marketers attingono a tale legame, il potenziale per la creazione di valore per il cliente è enorme.”* (Kumar et al.)

2.1

REALTÀ DIGITALE

Nel corso di pochi lustri, gli individui sono stati osservatori inconsci della crescita progressiva ed inarrestabile dell'utilizzo della tecnologia, la quale ha cambiato le abitudini delle relazioni interpersonali (per esempio: dal passaparola si è passati al *“Word of Mouth online”* ed alle recensioni) ed i metodi di risoluzione di bisogni e problemi (documentandosi sui motori di ricerca). Ciò ha modificato radicalmente le abitudini della collettività, portando alla nascita di una *“realtà parallela”*: la *“realtà digitale”*. Essa *“è frutto di un processo evolutivo silenzioso, come silenziose sono tutte le evoluzioni, proprio perché legate alla naturalità dell'esistenza”*. (Tonioni)

Il web ha subito delle vere *“riforme”* nel corso del nuovo millennio, partendo dall'ormai arcaico *“Web 1.0”* (semplice contenitore di dati), passando per la prima evoluzione, ovvero, il *“Web 2.0”* (strumento di interazione e relazione) e giungendo, all'attuale *“Web 3.0”* o *“Web Semantico”* (propulsore dell'AI) (figura 23).



Figura 23

Fonte: <https://www.carraro-lab.com/2019/12/29/cose-il-web-3-0/>

Le odierne generazioni (Gen. Millennials²⁸ e Gen. Z²⁹ in particolare) si relazionano ed interagiscono sui social networks, probabilmente, allo stesso modo e con lo stesso tempo speso nel relazionarsi con il gruppo dei pari nella realtà fisica. In aggiunta, va tenuto sicuramente in considerazione, il forzato cambiamento attuale nello stile di vita e di relazione derivante dalle esigenze generate dalla catastrofe sanitaria, oltre che sociale, causata dalla pandemia da “COVID-19”.

“Il ruolo della tecnologia nelle vite umane è in continua evoluzione man mano che la tecnologia diventa sempre più intelligente e potenzialmente più sorprendente. La società di consulenza per la ricerca “Gartner” prevede che entro il 2022, il 70% delle interazioni dei consumatori con le aziende sarà guidato dalla tecnologia, rispetto a solo il 15% nel 2018” (L. Goasduff).

L’esempio, però, più lampante della transizione verso una realtà sempre più digitalizzata e connessa ad internet è rappresentato dalla creazione e dallo sviluppo del “Metaverso”³⁰, un vero e proprio “vissuto 2.0” dove parte delle attività di vita quotidiana vengono (e/o, soprattutto, verranno) intraprese in questo spazio digitale in cui realtà e finzione si intrecciano fino a confondersi.

Le aziende devono, quindi, sforzarsi per costruire i loro ecosistemi hardware e software proprietari in modo da attirare utenti e diventare la destinazione del Metaverso.

Data la portata di tali fenomeni risulta banale come le imprese non abbiano, quindi, solo un’enorme opportunità nel comunicare e pubblicizzarsi con i propri utenti online, bensì, come abbiano l’obbligo di

²⁸ I soggetti appartenenti alla Gen. Millennials sono coloro “nati tra anni 80’ e 90” (Csobanka) del secolo scorso. Sono anche denominati “nativi digitali”. Sono individui che hanno sperimentato l’utilizzo dei primi dispositivi dotati di AI, e hanno vissuto prima la nascita e poi l’esplosione di internet e dei social networks.

²⁹ I soggetti appartenenti alla Gen. Z sono coloro “nati intorno al nuovo millennio”. (Csobanka) Sono soggetti che sono nati e cresciuti con l’utilizzo di internet e dei social network.

³⁰ Termine coniato da Neal Stephenson nel libro “Snow Crash” nel 1992, rappresenta un “universo post-realtà, un ambiente multiutente perpetuo e persistente che unisce la realtà fisica con la virtualità digitale. Si basa sulla convergenza di tecnologie che consentono interazioni multisensoriali con ambienti virtuali, oggetti digitali e persone come la realtà virtuale (VR) e la realtà aumentata (AR)”. (Stylianos M.)

impiegare risorse ed “*effort*” in tale direzione, al fine di mantenere un livello di operatività basilare all’ interno dei contesti estremamente dinamici che contraddistinguono il mondo economico ed il tessuto del settore competitivo del XXI secolo.

L’ utilizzo costante dei dispositivi digitali, di internet e dei social networks, e, del Metaverso (soprattutto nel futuro) stanno dando impulso alla proliferazione di un numero spasmodico di dati di navigazione, i quali risultano essere tracce lasciate dagli utenti sul web, che se ben interpretati e strutturati, possono essere trasformati in una mole spropositata (e molto precisa) di informazioni su interessi e preferenze di ogni singolo utente online: questo fenomeno prende il nome di “*Big Data*”.

2.2 BIG DATA

Sebbene l’ utilizzo e la trattazione in ambito accademico dei Big Data sia approssimativamente recente, gli albori dell’ immagazzinamento di enormi set di dati discendono dagli anni '60 e '70 del 1900, periodo in cui il mondo dei dati era appena agli inizi con i primi data center.

Nel nuovo millennio, grazie all’ avvento del web e di social networks come YouTube e Facebook, le aziende hanno iniziato a considerare l’ enorme quantità di dati generati dagli utenti. In aggiunta, con l’ avvento dell’ Internet of Things (IoT)³¹, più oggetti e dispositivi sono connessi a Internet, raccogliendo, quindi, dati sui modelli di utilizzo dei clienti. Infine, da non tralasciare, è l’ avvento del Cloud Computing³², che ha ampliato le possibilità di utilizzo ed archiviazione dei Big Data.

Per approfondire la tematica dei Big Data, è indispensabile partire dalla loro definizione: “*ingente insieme di dati digitali che possono essere rapidamente processati da banche dati centralizzate.*” (Treccani)

In prima analisi può sembrare semplicemente che, a differenza del passato, sia aumentata soltanto la mole di dati a disposizione di organizzazioni, enti ed imprese ma, addentrandosi nella questione, ne risulta che vi siano tre differenze importanti, note come le “*tre V dei Big Data*”:

1. Volume, “*a partire dal 2012, vengono creati circa 2,5 exabyte di dati ogni giorno e quel numero raddoppia ogni 40 mesi circa. Più dati attraversano Internet ogni secondo rispetto a quelli archiviati nell’ intera Internet solo 20 anni fa. Ciò offre alle aziende l’ opportunità di lavorare con molti petabyte di dati in un unico set di dati, e non solo da Internet. Ad esempio, si stima che Walmart raccolga più di 2,5 petabyte di dati ogni ora dalle transazioni dei suoi clienti. Un petabyte è un quadrilione di byte, o l’ equivalente di circa 20 milioni di schedari di testo. Un exabyte è 1.000 volte tale importo, ovvero un miliardo di gigabyte.*” (Sagiroglu e Sinanc) Quindi, come riportato in precedenza, la prima

³¹ Connessione ad internet di qualsiasi oggetto fisico di utilizzo quotidiano. I dispositivi IoT inseriti in questi oggetti fisici rientrano principalmente in una di queste due categorie: Switch (che inviano uno specifico comando all’ oggetto) o Sensori (che acquisiscono dati dall’ oggetto).

³² “*Accesso on-demand, via internet, a risorse informatiche; ovvero, applicazioni, server (server fisici e server virtuali), storage dei dati, strumenti di sviluppo, funzionalità di rete e altro, ospitate su un data center remoto gestito da un provider di servizi cloud (cloud services provider, CSP).*” (IBM)

caratteristica che fa riferimento all'esplosione dei Big Data, è l'elevata mole di dati processabili ed analizzabili.

2. Velocità, ovvero, la possibilità di accedere ad un'elevata mole di dati in tempi molto più celeri rispetto al passato. Ciò è dovuto al miglioramento delle tecnologie che afferiscono alla capacità di elaborazione degli odierni macchinari. Possedere delle *“informazioni in tempo reale o quasi consente a un'azienda di essere molto più agile rispetto ai suoi concorrenti”* (Sagiroglu e Sinanc).
3. Varietà, *“i big data prendono la forma di messaggi, aggiornamenti e immagini pubblicati sui social network; letture da sensori; segnali GPS da telefoni cellulari e altro ancora. Molte delle più importanti fonti di big data sono relativamente nuove.”* (Sagiroglu e Sinanc) I dati, quindi, provengono da diverse fonti e possono essere utilizzati per diversi scopi; ciò permette di avere una mole di informazioni a 360 gradi sull'utente/consumatore e, quindi, da diversi *“points of view”*, rendendo le informazioni maggiormente rilevanti e significative.

La capacità di archiviazione e di analisi dei Big Data rappresentano, quindi, una fonte di risorse incredibile per le imprese e per i Marketers, in grado di creare valore sostenibile ed un vantaggio competitivo di lungo periodo al cospetto dei competitors.

Al fine di riuscire in tal intento è, altresì, impossibile l'utilizzo del *“limitato”* intelletto umano, a causa dei tempi e delle energie richieste per una completa archiviazione ed analisi: per sopperire a tale deficit, subentrano le tecniche di AI che, grazie all'utilizzo di algoritmi, sono capaci di processare la miriade di informazioni al fine di una perfetta progettazione di tattiche e strategie di Marketing per la creazione di valore per imprese, ma anche per i consumatori stessi.

2.3

STRATEGIE DI WEB MARKETING

Giunti in questa fase, è opportuno dibattere sulle implicazioni di Marketing strategico derivanti dall'utilizzo dei Big Data. Nel nuovo millennio, spinto dall'esplosione delle nuove tecnologie e del sopraccitato *“Web 3.0”*, ha visto i suoi albori un nuovo ed innovativo ramo del Marketing: il *“Digital Marketing Management”*.

Esso consiste nell' *“insieme di attività che, attraverso l'ausilio di mezzi tecnologici (strumenti digitali), sviluppano campagne di marketing e comunicazione integrate, targettizzate e capaci di generare risultati misurabili che aiutano l'organizzazione ad individuare e mappare costantemente i bisogni di domanda, a facilitarne gli scambi in modo innovativo, costruendo con la stessa una relazione interattiva volto a generare valore nel tempo.”* (P. Peretti)

Questa premessa sul digital marketing è opportuna al fine di introdurre il *“Web Marketing Management”*; sebbene i più credono che esso sia un sinonimo di Digital Marketing Management, in realtà è una sua sottocategoria.

Il Web Marketing Management può essere così definito “*l’insieme di strategie, strumenti e tecniche per promuovere l’azienda, il brand, i suoi prodotti e/o i suoi servizi per entrare in contatto con le persone e per migliorare le opportunità di business attraverso la rete delle reti, Internet.*” (M. Bertoli)

La differenza tra Digital Marketing e Web Marketing è estremamente sottile e risiede, solo ed unicamente, nel presupposto che il primo abbraccia tutte le attività di Marketing che utilizzino piattaforme, dispositivi o canali digitali, a prescindere che esse siano svolte online o offline, mentre, il secondo utilizza prettamente strumenti che hanno accesso al web.

Una volta chiarito questo aspetto, urge un breve approfondimento sulle principali tecniche di Web Marketing, le quali, risultano essere di maggiore interesse ai fini della trattazione di questo elaborato.

Le imprese odierne utilizzano moltissimi canali di comunicazione online; essi possono essere descritti grazie al “*POE Model*” (figura 24). POE è l’acronimo di “*Paid Media*”, “*Owned Media*” e “*Earned Media*”, di seguito si riportano nel dettaglio:

1. Paid Media (Media a Pagamento), sono degli spazi pubblicitari a pagamento acquisiti dalle imprese sui motori di ricerca, al fine di promuovere ed indirizzare il traffico sul sito web o, in alternativa, per la promozione diretta del brand, dei suoi contenuti/valori o/e dei suoi prodotti/servizi. La tattica può avere diversi obiettivi come la generazione dell’“*Awareness*” (aumento della consapevolezza/conoscenza del brand) fino ad arrivare alla “*loyalty*” (fidelizzazione del consumatore). Quindi può produrre degli ottimi risultati in qualsiasi fase del “*funnel di conversione*”.
2. Owned Media (Media Proprietari), rappresentano i canali di cui il brand è in possesso e dove ha il completo controllo sulla costruzione dei contenuti (sito web, pagine sui social network, blog). Sono un punto di riferimento per i consumatori fidelizzati ed un modo per creare “*engagement*” per potenziali nuovi clienti, in quanto, essi possono trovare informazioni sull’azienda e possono interfacciarsi con la “*Brand Identity*”³³ e la “*Brand Personality*”³⁴, identificando una corretta “*Brand Image*”³⁵.
3. Earned Media (Media Guadagnati), rappresentano il valore aggiunto generato dalla WOM (Word of Mouth o Passaparola) degli utenti o da enti ed organizzazioni diverse che realizzano dei contenuti menzionando l’azienda o condividendo il link di accesso al sito web aziendale (articolo di giornale, post o storia su Instagram); ovviamente, ciò avviene senza nessuna spesa di Marketing da parte

³³ La Brand Identity “*ha origine dall’azienda, essa è responsabile della creazione di un prodotto differenziato con caratteristiche uniche. È il modo in cui un’azienda cerca di identificarsi.*” (W.P. Marguiles)

³⁴ Sono diverse le definizioni volte a chiarire il concetto di Brand Image:

“*L’immagine del marchio si riferisce alla percezione del marchio da parte del consumatore.*” (S. Nandan)

“*l’insieme di convinzioni su un particolare marchio*” (P. Kotler)

“*L’immagine del marchio è la somma totale delle impressioni che i consumatori ricevono da molte fonti, che si combinano per formare la personalità del marchio.*” (H. Herzog)

“*L’immagine del marchio è una descrizione non dei tratti individuali del prodotto, ma dell’impressione totale nella mente dei consumatori.*” (E. Ditcher)

³⁵ “*L’insieme delle caratteristiche umane associate a un marchio*” (J. Aaker). La Brand Personality è molto importante, in quanto, “*la personalità del marchio è un modo efficiente per distinguere un marchio dai suoi concorrenti a livello simbolico*” (A. Biel e J. Plummer)

dell'organizzazione. Gli Earned Media assumono valore, soprattutto, nel caso in cui le menzioni siano effettuate da una grande quantità di utenti e/o se vengono disposte da canali consolidati (influencer³⁶ famosi). La creazione di Earned Media presuppone che il brand abbia un'elevata riconoscibilità sul mercato e che i suoi valori siano apprezzati a livello sociale, inoltre, è sintomo del fatto che si stiano utilizzando al meglio le attività di Owned e Paid Media

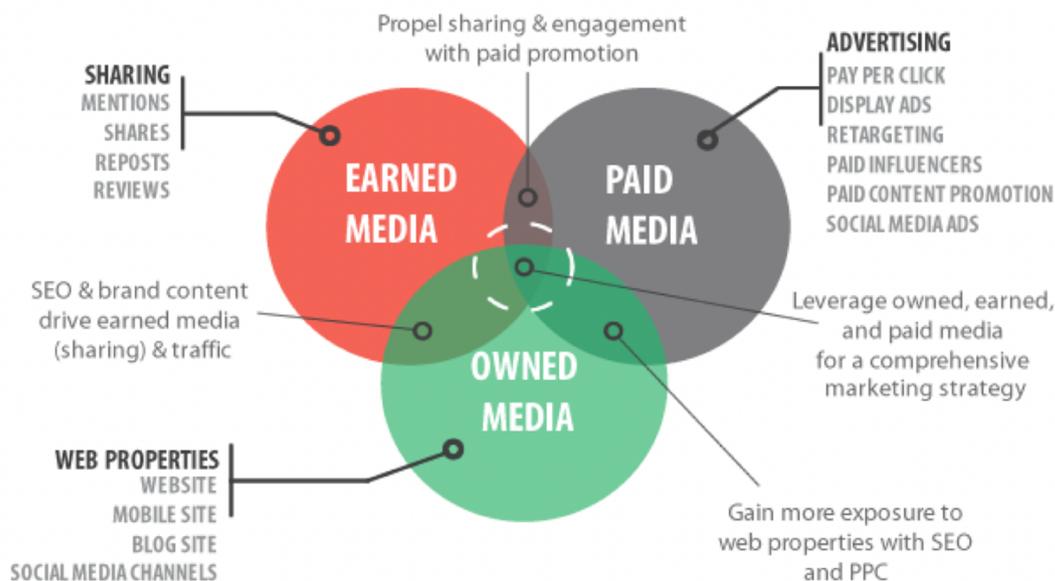


Figura 24

Fonte: M. De Angelis e P. Tedeschi – Slide delle lezioni del corso LUISS “Web Analytics and Marketing” AA 20-21

Da come si intuisce, i web marketers possono intervenire principalmente sulle strategie di Paid e Owned Media (e solo indirettamente sull’Earned Media) attraverso attività di “SEM”³⁷ (“*Search Engine Marketing*” o “*Marketing sui motori di ricerca*”) Management, definito come: “il ramo del web marketing che si applica ai motori di ricerca, ovvero comprende tutte le attività atte a generare traffico qualificato verso un determinato sito web con l’obiettivo di far convogliare sul sito il maggior numero di visitatori realmente interessati ai suoi contenuti.” (M. Biagiotti)

L’ambito di applicazione della SEM (figura 25) si divide, in due sottocategorie, a seconda che l’obiettivo sia di “Paid o Organic Positioning”:

1. SEO (“*Search Engine Optimization*” o “*Ottimizzazione per i motori di ricerca*”), consiste in “un insieme di azioni tecniche, semantiche e di partnership volte a migliorare la visibilità di un sito web nei motori di ricerca.” (V. Duong)

³⁶ “Personaggio di successo, popolare nei social network e in generale molto seguito dai media, che è in grado di influire sui comportamenti e sulle scelte di un determinato pubblico.” (Trecani)

³⁷ Le attività di SEM sono praticabili grazie all’utilizzo di qualsiasi motore di ricerca (Google, Bing, Yahoo, Baidu, Qwant, Yandex, Ecosia, DuckDuckGo), considerando che Google controlla all’incirca il 92% della quota totale di mercato dei motori di ricerca, all’interno della trattazione ci si riferirà ad esso nella trattazione delle tecniche di SEM, in quanto si può approssimativamente ritenere Google un Monopolista totale del mercato.

In altre parole, le tattiche di SEO permettono che il sito web dell'azienda compaia, innanzitutto alla prima pagina e, ancor meglio, tra i primi risultati della "SERP"³⁸ ("Search Engine Results Pages" o "Pagine dei Risultati del Motore di Ricerca"). Le attività di SEO riguardano principalmente l'analisi dell'algoritmo di SERP di Google, al fine di rendere i siti web in linea con le metodologie di output di risultato di tale algoritmo e con i suoi frequenti cambiamenti.

Al fine di riuscire in tale intento, esistono due differenti attività da svolgere per raggiungere tale obiettivo:

- On – Page SEO, ovvero, tutte le attività svolte all'interno delle "web pages" aziendali come attività di ottimizzazione del codice HTML³⁹ e dei contenuti "front end" della pagina (layout, colori, font testuali, infografica, Call to Action, strumenti di messaggistica istantanea, animazioni, video ecc...), i quali dovranno essere originali, utili ed interessanti. Inoltre, è fondamentale la scelta delle Keywords, che dovranno essere varie e specifiche, per ridurre la concorrenza degli altri siti web. Infine, da non tralasciare, per raggiungere ottimi risultati nella SERP, il "Tag Title"⁴⁰, il "Meta Description"⁴¹, il "Tag Heading"⁴² ed l'"Alt Text"⁴³.
- Off – Page SEO, fa riferimento, invece, all'insieme di attività svolte all'esterno della pagina web aziendale al fine di aumentarne visibilità e credito per Google, il quale ritiene, infatti, che le pagine con il maggior numero di link in entrata siano le più meritevoli di essere visualizzate. Vi è la necessità di fare una distinzione in due categorie di attività di Off-Page SEO: "Link Building" e "Link Earning".

Il primo termine si riferisce all'insieme di tattiche volte all'ottenimento di accesso sul sito "fittizio" come, ad esempio, lo Spam; il secondo, viceversa, fa riferimento alle tecniche di ottimizzazione dei contenuti volti alla condivisione dei link sul proprio sito, da parte di altri domini.

2. SEA ("Search Engine Advertising" o "Pubblicità sui motori di ricerca"), ovvero, tecniche di Web Marketing volte alla creazione di "inserzioni a pagamento per le quali l'inserzionista seleziona le parole per le quali vuole comparire, crea il messaggio da abbinare, definisce una pagina di destinazione e determina quanto è disposto a pagare per ottenere un clic pertinente." (M. Biagiotti)

³⁸ La SERP rappresenta l'insieme delle pagine alle quali si accede su un motore di ricerca in seguito ad una "query" (keyword o parola chiave) effettuata dall'utente stesso.

³⁹ È l'acronimo di "Hyper Text Markup Language", ovvero "Linguaggio a marcatori per ipertesti", ovvero è il linguaggio di programmazione utilizzato per la creazione di pagine web.

⁴⁰ Il codice che ha l'obiettivo di specificare al motore di ricerca il titolo di intestazione della pagina web, il quale deve combaciare con le keywords inserite nella query di ricerca.

⁴¹ La frase d'introduzione visibile posta sotto ogni indirizzo web restituito dal motore di ricerca.

⁴² Utile al fine di chiarire il contenuto della web pages sia per la navigazione degli utenti che nella collocazione ex-ante da parte del motore di ricerca.

⁴³ Rappresenta un testo capace di "spiegare" il contenuto di un'ipotetica immagine all'interno del sito al motore di ricerca, poiché ne risulta difficile per lo stesso associare un'immagine ad una keyword, grazie all' Alt Text è, per esempio, possibile visualizzare, inserendo una query, foto ed immagini su "Google Immagini".

La differenza con la SEO (figura 25) è, appunto, nel pagamento di inserzioni pubblicitarie al fine della comparsa del proprio sito web nella parte superiore della SERP di Google. La SEA utilizza, solitamente, il meccanismo del “Pay Per Click” (PPC), del “Pay Per Impression” (PPI) o del “Pay Per Acquisition” (PPA); infatti, l’inserzionista esborsa una somma di denaro solo nel caso in cui l’annuncio viene cliccato, visualizzato, o, in alcuni casi, se l’utente effettua un acquisto.

Le aziende che, dunque, hanno l’esigenza di pubblicizzare la propria “web page”, acquistano delle keywords, che se inserite nella query dagli utenti in navigazione, daranno la possibilità agli stessi di visualizzare l’annuncio del sito web aziendale.

Nella figura sottostante i risultati contrassegnati dalla linea rossa sono un esempio di SEA, si può esaminare come al di sopra degli stessi compaia la scritta “Annunci” (in accordo con la normativa corrente, ne è fatto obbligo), mentre, quelli contrassegnati dalla linea verde sono un esempio di SEO, ovvero, risultati di ricerca organica e non a pagamento.

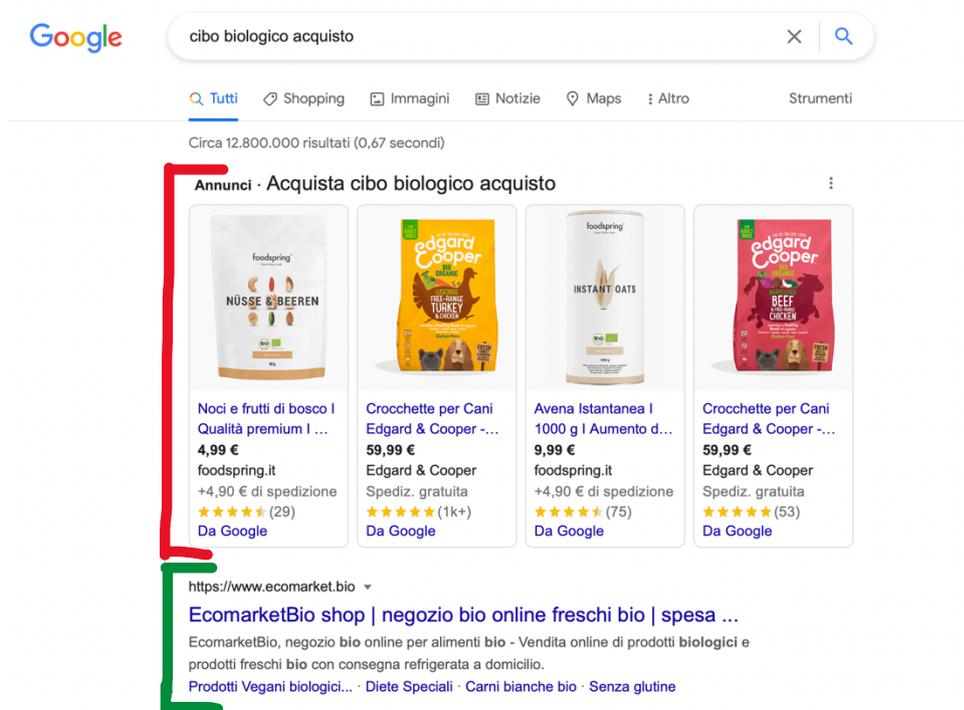


Figura 25

Fonte: Screenshot SERP di Google

Per completezza di esposizione, appare opportuno, prima ancora di addentrarsi nell’esamina delle tecniche di SEA, soffermarsi su quanto possa essere importante una combinazione di tattiche sia di Marketing online, che tradizionali, al fine della progettazione di campagne ottimizzate volte a raggiungere il maggior numero di Lead possibile ed intercettare i diversi consumatori impegnati lungo le differenti fasi del conversion funnel.

Sulla base di tale presupposto, è indispensabile seguire una strategia “Omnichannel”, ovvero, “un ambiente in cui i clienti acquistano attraverso una varietà di canali online e offline” (D.R. Bell et al.). L’omnicanalità

mette al centro la “*Customer Experience*” (CX)⁴⁴, cioè le interazioni tra consumatore ed il brand (i suoi prodotti, il personale pre-vendita, l’assistenza post-vendita ecc...), la quale assume aspetti razionali e cognitivi, ma, soprattutto emozionali, spirituali e sensoriali.

L’ “*attivazione*” della CX avviene tramite i touchpoints (punti di contatto), ed in questa fase entra in gioco l’omnicanalità; essi, infatti, devono essere sia di tipo fisico/off-line (retail, servizio telefonico pre e post, packaging, OOH⁴⁵, eventi, fiere ecc...) che online (strategie di web marketing) e, soprattutto, devono essere integrati. In questo risiede la differenza con la “*Multicanalità*”, la quale presuppone l’esistenza di molti touchpoints ma slegati l’uno dall’altro. Una strategia di Marketing “*Omnicanale*”, invece, lega a doppio filo qualsiasi touchpoints (off-line o online che sia) per creare una CX tale da permettere ai diversi consumatori di interagire con il brand in più modi e come meglio prediligono, così da accompagnarli nell’intero processo del “*Customer Journey*” (CJ o Viaggio del Consumatore).

Il CJ è composto principalmente da tre macro-fasi (modello semplificato, figura 26), che possono essere segmentate in ulteriori sottofasi, in ognuna di esse sono inseriti i relativi touchpoints (modello espanso, figura 27):

1. Preacquisto. La prima fase “*comprende tutti gli aspetti dell’interazione del cliente con il marchio, la categoria e l’ambiente prima di una transazione di acquisto.*” (N. Lemon & P. C. Verhoef)

Rappresenta la fase in cui il consumatore non conosce il brand e si interfaccia con i primi touchpoints per comprendere il valore dell’offerta proposta (Awareness e Consideration). “*In pratica, tuttavia, questa fase comprende l’esperienza del cliente dall’inizio del riconoscimento del bisogno/obiettivo/impulso fino alla considerazione di soddisfare quel bisogno/obiettivo/impulso con un acquisto*” (D. Hoyer; D. Allen et al.) In questa fase, quindi, i touchpoints da utilizzare sono: Eventi, Radio, TV, Stampa, Blog, Sito Web, Owned Media, Influencer Marketing, Paid Media, ovvero tutti i canali in grado di aumentare l’awareness del brand, generando impressions grazie al raggiungimento di una maggiore visibilità dello stesso, inoltre, è importante anche entrare nel set di scelta del consumatore, quindi, accedere alla sua memoria esplicita⁴⁶ stimolando, inizialmente, la Brand Recognition⁴⁷.

2. Acquisto. La seconda fase “*riguarda tutte le interazioni del cliente con il marchio e il suo ambiente durante l’evento di acquisto stesso. È caratterizzato da comportamenti come la scelta, l’ordine e il pagamento.*” (N. Lemon & P. C. Verhoef)

È sicuramente la fase su cui la letteratura di Marketing si è concentrata maggiormente e dove gli individui che non hanno piena conoscenza di queste nozioni, potrebbero assumere che si tratti

⁴⁴ Per semplicità verrà utilizzato l’acronimo “CX” per definire la Customer Experience.

⁴⁵ Acronimo di OOH, ovvero la pubblicità su cartellonistica urbana.

⁴⁶ I contenuti presenti al suo interno possono essere rievocati in maniera volontaria, verbalmente e non verbalmente.

⁴⁷ Rappresenta una misura del grado di riconoscimento di un brand da parte del consumatore, nello specifico, significa che un soggetto riesce a ricordare un dato brand se viene stimolato nel farlo attraverso vari esempi (ad esempio se vedesse il prodotto di un brand ricorderebbe il nome del brand). La Brand Recognition è una forma di ricordo più debole della Brand. Recall

dell'unica fase da tenere in considerazione, in quanto dalla stessa derivano le performance aziendali. Viceversa, senza le altre due fasi che compongono il CJ, sarebbe comunque impossibile, nell'odierno tessuto economico, riuscire ad ottenere buone performance adoperando tutto il budget e l'effort in questo step.

È, in aggiunta, lo stadio in cui si susseguono la maggior parte dei touchpoints potenzialmente attivabili con *“il conseguente sovraccarico di informazioni che potrebbero portare al sovraccarico di scelta, fiducia nell'acquisto e soddisfazione delle decisioni. Questi possono indurre i clienti a interrompere la ricerca e completare o rinviare l'acquisto.”* (McAlister et al.)

Ne consegue, pertanto, quanto risulti vitale utilizzare il giusto numero di touchpoints eludendo l'eventualità di complicare troppo il processo d'acquisto. In tal caso, i touchpoints da utilizzare sono: SEO, Sito Web E-commerce, Market Place e Showroom Fisico, elementi in grado di generare il maggior numero di traffico al sito web e/o al negozio fisico. In questa fase è importante che venga, inoltre, stimolata la Brand Recall⁴⁸ del consumatore e che, quindi, il brand sia collocato saldamente all'interno della sua memoria implicita⁴⁹.

3. Post Acquisto. La terza fase *“include comportamenti come l'utilizzo e il consumo, il coinvolgimento successivo all'acquisto e le richieste di servizio. Simile alla fase di preacquisto, in teoria, questa fase potrebbe estendersi temporalmente dall'acquisto fino alla fine della vita del cliente.”* (N. Lemon & P. C. Verhoef)

È fondamentale in questa fase che l'esperienza di consumo risulti positiva e che, quindi, il consumatore risolva i suoi bisogni o, altresì, soddisfi i suoi desideri. Questo stadio è imprescindibile ai fini della crescita del business, infatti, le sottofasi sono: la fidelizzazione dei clienti e la lealtà.

Se in questo step il cliente risulta soddisfatto sarà propenso al riacquisto, con effetto positivo sul *“Customer Life Time Value”* (CLTV)⁵⁰. Inoltre, i consumatori saranno propensi ad un passaparola positivo, spingendo nuovi clienti all'acquisto. Nel caso opposto, invece, potrebbero decidere di lamentarsi con l'azienda per l'uso del prodotto poco soddisfacente, restituendo il bene e, in alcuni casi *“catastrofici”*, richiedendo il rimborso o, addirittura, chiamandola in giudizio. Si comprende, allora, come sia importante, in questa fase, assistere i clienti e comunicare con loro costantemente. I touchpoints da implementare sono: Mobile ADV, Remarketing, Contenuti Social organici, FAQ del sito web, Promozione Online/Offline, E-Mail/SMS Marketing, ovvero, tutte quelle forme di engagement con il consumatore volte a stimolare nuovamente la volontà d'acquisto, oltre a promuovere

⁴⁸ Rappresenta una misura del grado di riconoscimento di un brand da parte del consumatore, nello specifico, significa che un soggetto riesce a ricordare un dato brand se viene stimolato nel farlo (ad esempio se gli fosse chiesto di nominare alcuni brandi di una categoria merceologica ricorderebbe tra i tanti, anche, il nome del brand). La Brand Recall è una forma di ricordo più forte della Brand Recognition.

⁴⁹ Consiste in quella forma di memoria a cui non possiamo accedere consapevolmente.

I contenuti presenti al suo interno possono essere rievocati in maniera volontaria, verbalmente e non verbalmente.

⁵⁰ Il CLVT o CLV è un indicatore volto a identificare il valore economico massimo di un cliente, ovvero, il totale dei ricavi potenziali derivanti da quel singolo cliente.

la risoluzione di eventuali problematiche. È fondamentale che il brand sia percepito nel set di scelta del consumatore come “*Top of Mind*”⁵¹ (Top Awareness) o che, comunque, ci sia un elevato livello di Brand Recall.

Negli ultimi anni si assiste ad una maggiore sensibilità ambientale dei consumatori e delle imprese; per cui si è affermato il sistema economico “*Circular Economy*”⁵² (Economia Circolare), infatti, nella fase di post-acquisto possono essere considerate parti integranti anche sottofasi come la vendita dei beni usati in un mercato secondario, lo smaltimento dei prodotti e l’eventuale riciclo, che devono essere tenute in considerazione dai marketers come parti integranti del CJ.

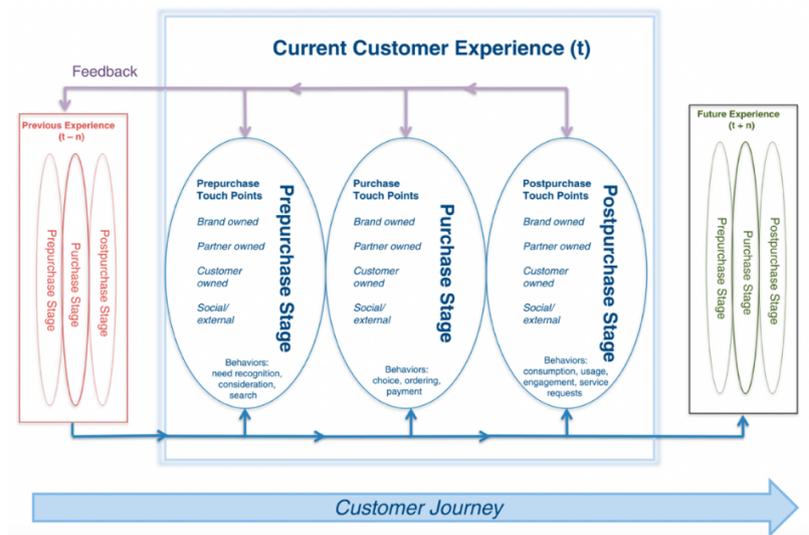


Figura 26

Fonte: Lemon KN, Verhoef PC. Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. Journal of Marketing. 2016;80(6):69-96. doi:10.1509/jm.15.0420

⁵¹ È il livello massimo di notorietà raggiungibile da un brand, in quanto risulta essere il primo brand che viene in mente al consumatore quando pensa ad una certa categoria merceologica.

⁵² “Economia basata sulla produzione e il consumo di beni destinati a essere reimpiegati.” (Treccani) o, anche, “un modello di produzione e consumo che implica condivisione, prestito, riutilizzo, riparazione, ricondizionamento e riciclo dei materiali e prodotti esistenti il più a lungo possibile.” (www.europarl.europa.eu)

LA RELAZIONE CON IL CLIENTE VA RIDISEGNATA

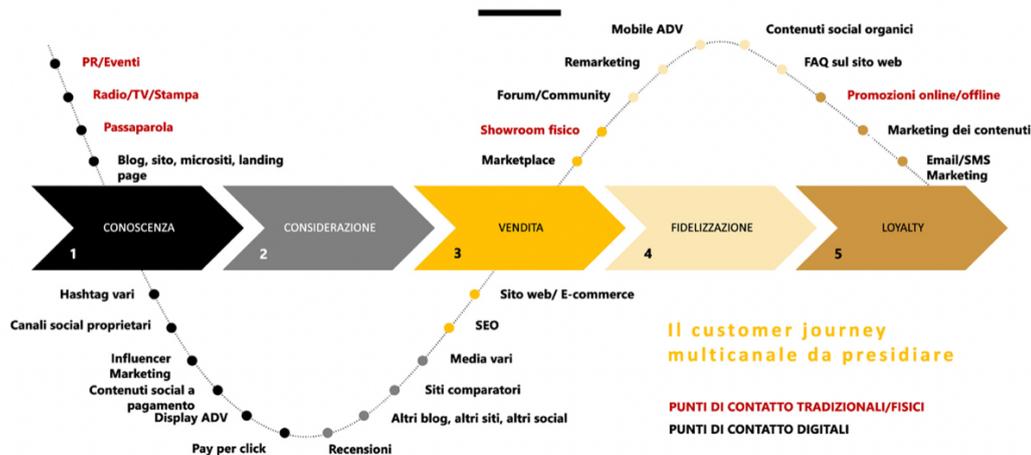


Figura 27

Fonte: <https://www.ars.srl/2020/12/21/customer-journey-se-lo-conosci-anticipi-il-tuo-cliente/>

2.4

PUBBLICITÀ COMPORTAMENTALE ONLINE

L'ambito di applicazione del Web Marketing Management, e del più ristretto campo della SEA, forse più interessate, afferente alla combinazione di utilizzo di Big Data e ML, è l' "Online Behavioral Advertising" ("Pubblicità Comportamentale Online")⁵³.

La OBA è una tecnica che prevede il tracking (tracciamento o monitoraggio) dell'attività degli utenti in contesto online; come immaginabile, la finalità è quella di ottenere una profilazione degli stessi, successivamente, sarà possibile fornire agli utenti una pubblicità ad hoc.

Sono molteplici le definizioni accademiche volte a descriverla, di queste se ne riportano alcune:

1. "L'adeguamento della pubblicità al precedente comportamento di navigazione online" (S. Smit et al.)
2. "Un metodo di personalizzazione della pubblicità basato sulla tecnologia che consente agli inserzionisti di fornire messaggi pubblicitari altamente pertinenti alle persone." (D. Ham & C. Nelson)
3. "La pratica di raccogliere dati sulle attività online di un individuo da utilizzare per selezionare quale pubblicità visualizzare." (A. M. McDonald & L. F. Cranor)
4. "La pratica di monitorare il comportamento online delle persone e utilizzare le informazioni raccolte per mostrare alle persone pubblicità mirate individualmente." (C. Boerman et al.)

Il monitoraggio del comportamento online può includere diverse tipologie di dati: "navigazione sul Web, cronologie di ricerca, dati sul consumo dei media (ad es. video guardati), dati sull'utilizzo delle app, acquisti, risposte click-through agli annunci e contenuti di comunicazione, come ciò che le persone scrivono nelle e-mail (ad es. tramite Gmail) o pubblicare su siti di social network." (G. Borgesius)

La mole di dati collezionata è talmente elevata che gli algoritmi riuscirebbero anche a risalire all'identità fisica degli utenti partendo dall'identità digitale; il raggiungimento di tale presupposto non è una finalità, però, dei

⁵³ Per semplicità verrà utilizzato l'acronimo "OBA" per definire la Pubblicità Comportamentale Online.

circuiti di OBA, poiché l'unico obiettivo è quello di identificare gli individui attraverso un ID (codice) numerico al fine di poter indirizzare il contenuto pubblicitario, tessuto su misura, per quell'user ID.

La diretta conseguenza di questo meccanismo rappresenta una grande occasione per le aziende che hanno, allora, l'opportunità di investire parte del loro budget pubblicitario per il Web Marketing. Google, il motore di ricerca per eccellenza, dà la possibilità agli inserzionisti di acquisire spazi pubblicitari; sono due le tipologie di campagne di SEA utilizzabili:

- “*Google Display Ads*” (figura 28), è un software che permette di inserire degli spazi pubblicitari, meglio noti come banner, nella parte inferiore, superiore o laterale all'interno delle pagine web di Google. Il banner è composto da elementi grafici e testi persuasivi con la finalità di suscitare interesse nell'individuo.



Figura 28

Fonte: Screen da “*www.Sky.it*”

- “*Google Search Ads*” (figura 29), è un software che permette di inserire degli spazi pubblicitari, tramite la creazione degli annunci testuali, i quali sono ben visibili all'utente in navigazione nella pagina di ricerca di Google. Gli annunci ipertestuali compaiono in base alle Keywords (parole chiave) ricercate dall'utente sul web, aumentando drasticamente la probabilità di interazione con l'annuncio.

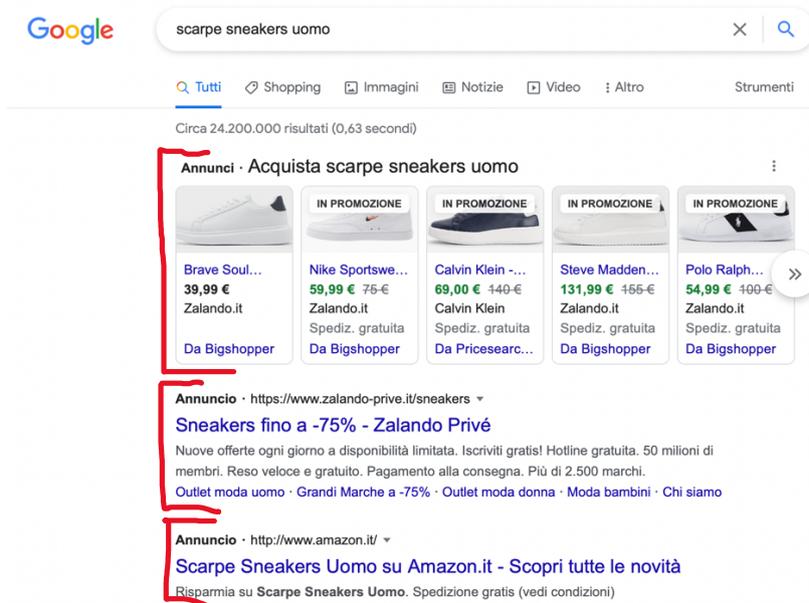


Figura 29

Fonte: Screen da Home Page Google

Google Search e Display ADS, sono sicuramente tra le tattiche di “Paid Advertising” più efficaci e maggiormente adoperate, sono estremamente efficienti al fine di effettuare una strategia di “Remarketing” o “Retargeting”, ovvero, “un processo che consente di trovare i visitatori precedenti di un sito Web su Internet e di mostrare loro annunci relativi a quel sito Web. Il Remarketing aiuta a convincere nuovamente i visitatori a tornare sul sito e ad acquistare il servizio che forniscono.” (M. Isoraite) Tramite, quindi, gli algoritmi di Google Search e Display è possibile prima individuare i consumatori che hanno ex-ante visitato il sito web ed ex-post, fargli visualizzare la pubblicità online al fine di incentivarli a tornare sul sito, ciò è possibile per mezzo dell’azione dei “Cookies”, che verranno descritti nel paragrafo 2.4.2.

È possibile, però, implementare tattiche simili anche sui social media: Facebook, Instagram, YouTube, LinkedIn⁵⁴ e non solo, danno la possibilità agli inserzionisti di pubblicare degli annunci Display utilizzando le stesse tecniche di OBA tramite il tracciamento dei comportamenti degli utenti dei social networks.

Le attività di promozione del brand, della propria pagina social e dei propri prodotti sui social networks sono comprese nell’ambito delle strategie di “Social Media Management”⁵⁵, un ramo del Web Marketing Management.

⁵⁴ LinkedIn rappresenta un caso particolare di social network e di utilizzo della OBA, in quanto, in tal caso, le aziende non si interfacciano con consumatori potenziali, bensì con potenziali dipendenti. Quindi, le attività delle aziende, in questo campo, non rientrano nelle strategie di Marketing, bensì di Employer Branding, ovvero, “una specifica forma di gestione dell’identità aziendale, che crea sia all’interno che all’esterno dell’azienda un’immagine dell’organizzazione come un distinto e desiderato datore di lavoro.” (Lievens)

⁵⁵ “Il processo aziendale di creazione e promozione di attività legate al marketing online su piattaforme di social media che offrono valori ai propri stakeholder” (H. M. Pham e S. Gammoh) o, in alternativa, “un processo mediante il quale le aziende creano, comunicano e forniscono offerte di marketing online tramite piattaforme di social media per costruire e mantenere relazioni con gli stakeholder che accrescono il valore degli stakeholder facilitando l’interazione, la condivisione delle informazioni, offrendo consigli di acquisto personalizzati e il passaparola tra gli stakeholder sull’esistente e prodotti e servizi di tendenza..” (M. Yadav e Z. Rahman)

In base agli obiettivi aziendali, misurati tramite gli appositi KPI⁵⁶, ed in base al proprio target di riferimento, le imprese hanno una vasta gamma di prodotti di Web Marketing da cui attingere al fine del raggiungimento di ottimi risultati aziendali.

2.4.1

PANORAMICA SULLA MOLE DEI DATI ONLINE

La potenzialità che i big data offrono ai professionisti del marketing è resa tangibile dallo studio del 2021 condotto da “WeAreSocial” in collaborazione con l’azienda digitale canadese “Hootsuite” che fornisce informazioni interessanti riguardo il numero di dati digitali generati a livello globale.

La popolazione mondiale, secondo lo studio, all’inizio del 2021, risultava essere pari a 7.83 miliardi di individui ed il 66% utilizza uno smartphone. 4.66 Miliardi di utenti sono connessi ad internet, con un incremento del 7,13% (ovvero di 326 milioni di unità) rispetto al 2020, ciò si traduce nel 59,5% della popolazione globale; inoltre, il 53% della popolazione (4.20 miliardi) utilizza Social Media, con un incremento del 13% rispetto al 2020. (figura 30)



Figura 30

Fonte: <https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali/>

Il tempo speso sulle piattaforme social continua ad aumentare nel corso degli anni. Attualmente esso si attesta a 2 ore e 25 minuti al giorno. Espresso in altri termini, ciò significa che l’anno scorso l’umanità ha speso in aggregato circa 420 milioni di anni su piattaforme di social networking.

Per quanto concerne, invece, il totale del tempo speso online (tempo sui social sommato a quello sul web) ne risulta che esso si attesti pari a 6 ore e 54 minuti giornalieri (figura 31), ovvero, il medesimo tempo consigliato

⁵⁶ Key Performance Indicator.

dagli esperti in psicologia, sulle ore di sonno giornaliere necessarie al fine di mantenere un giusto equilibrio psicofisico, con un incremento del 4% rispetto al 2020.

Questo dato in aggregato può essere così tradotto: il genere umano spende ben 1.3 miliardi di anni online al giorno, un terzo dell'intera storia del pianeta Terra (4.5 miliardi di anni).

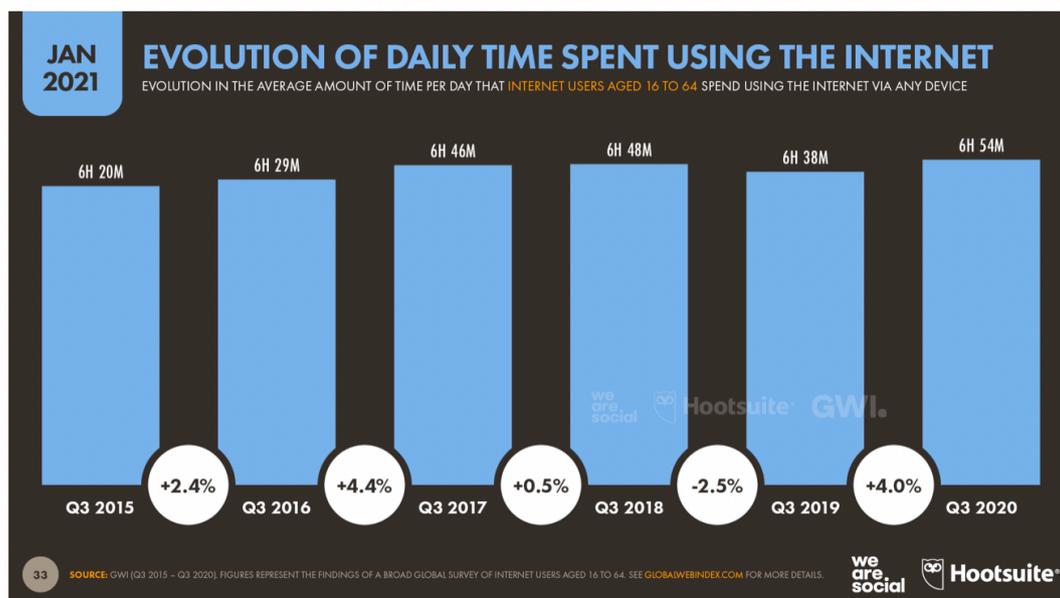


Figura 31

Fonte: <https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali/>

L'ultima analisi riguarda il settore E-commerce: circa tre persone su quattro, nell'ultimo anno, hanno acquistato almeno un prodotto/servizio servendosi del web; questa tendenza è stata spinta, quantomeno in parte, dalla pandemia da Coronavirus e dalle conseguenti restrizioni governative volte al suo contenimento.

La categoria che è cresciuta (+41%, figura 32) maggiormente tra il 2020 ed il 2021 è il "Food e Personal Care", oltre 665 miliardi di dollari spesi dai consumatori (figura 33). Segue in classifica il settore del "Fashion & Beauty", con oltre 413.8 miliardi di dollari spesi (+27% rispetto al 2020), fanno registrare crescite molto positive anche settori come: "Video Games" (+23%), "Digital Music" (+26%), "Furniture and Appliance" (+20%), "Toys DIY e Hobbies" (+25%) e "Electronics and Physical Media" (+18%).

L'unica nota "negativa", con un -51%, è il settore del "Travel Mobility and Accommodation", il quale risulta essere il secondo settore per spesa totale degli utenti (593.6 miliardi di dollari) ed ha risentito di questo forte balzo verso il basso, probabilmente esclusivamente a causa della pandemia da Covid-19 che ha limitato la mobilità dei cittadini in tutto il mondo.



Figura 32

Fonte: <https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali/>



Figura 33

Fonte: <https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali/>

Questa panoramica è utile al fine della comprensione della mole dei dati a disposizione di enti, organizzazioni ed imprese, processabili solo grazie a tecniche di AI, oltre ai potenziali vantaggi che possono ottenere. Risulta quanto mai corretta l’affermazione: “*i dati sono il nuovo petrolio*” (Clive Humby), ma è afferabile che le tecniche di AI sono le nuove raffinerie; la combinazione di AI e dati può soltanto significare: “*valore*”.

Le imprese, quindi, grazie all’utilizzo dell’OBA, hanno la possibilità di raggiungere agevolmente obiettivi di Marketing volti alla massimizzazione del “*Return On Investment*” (“ROI”)⁵⁷; infatti, come intuibile, al fine di procedere con l’acquisto di un prodotto, è necessario che l’utente clicchi sul banner pubblicitario per essere

⁵⁷ Il ROI è un indice di bilancio utilizzato specialmente in ambito finanziario, il suo scopo è di misurare “*rendimenti degli investimenti posti in essere dall’azienda*”. (Fontana, Caroli, 2020)

La formula per il calcolo del ROI è la seguente:

$$ROI = \frac{UTILE\ DERIVATO}{CAPITALE\ INVESTITO}$$

rindirizzato al sito e-commerce dell'azienda promotrice. *“OBA utilizza le informazioni personali per personalizzare gli annunci in modo tale che siano percepiti come più rilevanti dal punto di vista personale.”* (C. Boerman et al.)

Senza l'esistenza dell'OBA, gli annunci sarebbero visualizzati da una fetta di Lead⁵⁸, ma da un'altra buona parte di utenti che hanno interessi e condizioni psicografiche non affini ai prodotti sponsorizzati. Con l'OBA è, invece, possibile somministrare il giusto contenuto pubblicitario a tutti gli utenti classificati come Lead (o quasi). Ciò permette di ridurre il budget pubblicitario necessario, consentendo, quindi, maggiori interazioni degli utenti e, quindi, un flusso di traffico al sito maggiore con conseguenza positiva su vendite, ricavi e profitti. *“In un semplice esempio di OBA, una rete pubblicitaria (ovvero un'azienda che offre pubblicità su migliaia di siti Web) tiene traccia delle visite al sito Web di un consumatore. Se un consumatore visita diversi siti web sulle automobili, la rete presume che il consumatore sia interessato alle automobili. La rete può quindi mostrare annunci per auto solo a persone (presumibilmente) interessate alle auto. Di conseguenza, quando due persone visitano lo stesso sito Web contemporaneamente, una potrebbe visualizzare annunci di automobili mentre l'altro (che aveva visitato siti Web di mobili) potrebbe visualizzare annunci di mobili.”* (C. Boerman et al.)

2.4.2 COOCKIES

Dopo la trattazione degli obiettivi e dei vantaggi dell'OBA, esige soffermarsi sulle modalità attraverso cui è possibile il tracking del comportamento degli utenti online, ossia tramite l'utilizzo dei “Cookies”.

Essi, oltre a essere tradotti in italiano con il termine “biscotti” sono così definiti: *“In informatica, file di servizio che viene inviato da un sito Internet all'utente che si colleghi con esso, allo scopo di registrarne l'accesso e di rilevare altri dati; è usato in alcuni casi per favorire l'interattività, in altri per ottenere informazioni in modo surrettizio.”* (Treccani)

I Cookies, in altri termini, sono delle piccole stringhe di testo, le quali vengono archiviate sul PC dell'utente, con l'obiettivo di contenere dei dati mirati di quest'ultimo e sui siti web con cui si è interfacciato. I dati memorizzati consentono, successivamente, di indirizzare all'utente, tramite l'utilizzo di algoritmi di ML, determinati contenuti pubblicitari mirati. (figura 34)

“Questi cookie consentono alle aziende di raccogliere informazioni dettagliate su milioni di consumatori, in parte per l'utilizzo in OBA. Per illustrare l'entità di questo business, Facebook ha profili individuali di 1,65 miliardi di persone.” (C. Boerman et al.) I cookies, in base alla finalità che intendono raggiungere, in base alla loro durata ed alla provenienza, sono classificati in varie tipologie.

Per ciò che concerne la loro durata sono classificati in:

⁵⁸ Utente potenzialmente interessato all'acquisto. Viene inteso “potenzialmente interessato” poiché si è interfacciato con siti web o percorsi digitali che presuppongono un'affinità con i prodotti dell'azienda promotrice tramite OBA, oppure, un utente che si è interfacciato nei canali online o offline dell'azienda.

- Cookies Temporanei di Sessione o Temporary Cookies; essi entrano in funzione per un periodo di tempo limitato alla sessione di navigazione nel sito web. Il loro principale obiettivo è il miglioramento delle performance del sito e, quindi, dell'esperienza di navigazione dell'utente. Ciò vuol dire che essi non hanno come funzione principale il tracciamento del comportamento degli users.
- Cookies Permanenti o Persistent Cookies; essi restano in funzione sul PC dello user, finanche una volta che la sessione su un determinato sito web è stata conclusa. Sono, quindi, utili al fine del tracciamento del comportamento dell'utente nel contesto web anche in futuro. Uno degli obiettivi è, di conseguenza, quello del tracking e della raccolta dati sull'utente con il proposito dell'erogazione dell'OBA.

Per quanto concerne i Cookies in base alla provenienza posso essere così distinti:

- Cookies di Terze Parti (Cookie Third - Party); sono, nella maggior parte dei casi, Cookies permanenti ed appartenenti a siti web terzi, ovvero, che hanno dei contenuti e servizi sul sito web che l'utente si trova a visualizzare; come è semplice ipotizzare, questi Cookies hanno l'obiettivo di tracciare il comportamento dello user nel contesto web, al fine di ricevere dati utili alla futura implementazione dell'OBA.
- Cookies Proprietari (Cookie First - Party); sono inoltrati direttamente dal sito web con cui lo user si trova ad interfacciarsi. Possono essere sia persistenti che temporanei e possono avere l'obiettivo del Tracking o più semplicemente del miglioramento dell'esperienza dell'utente nella navigazione sul sito web in questione.

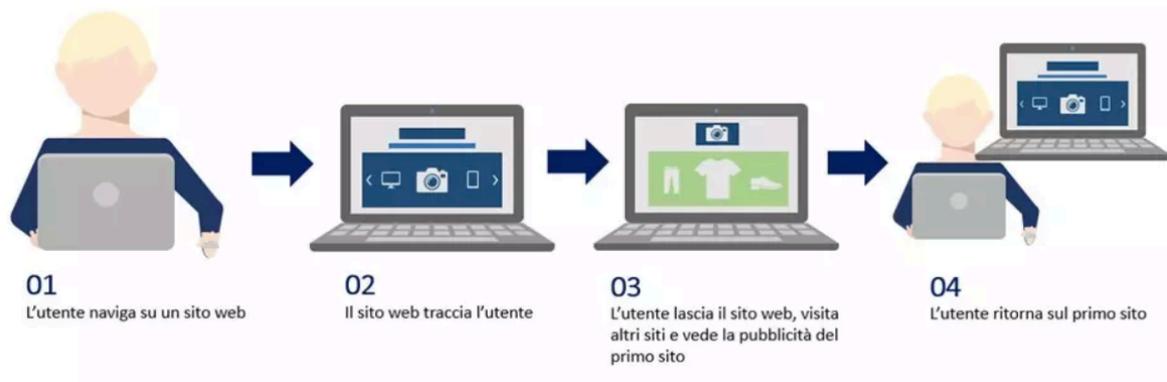


Figura 34

Fonte: <https://www.cybersecurity360.it/legal/privacy-dati-personali/cookie-cosa-sono-a-cosa-servono-e-quali-regole-privacy-seguire/>

Appare allora chiaro che *“l'OBA crea annunci più pertinenti ed efficienti e aumenta gli effetti pubblicitari”* (Chen e Stallaert 2014). *“Tuttavia, la pratica comporta anche la raccolta, l'utilizzo e la condivisione di dati personali, sollevando quindi preoccupazioni sulla privacy dei consumatori. Pertanto, l'OBA ha ricevuto molta*

attenzione da parte delle autorità di regolamentazione, come la *Federal Trade Commission*⁵⁹ degli Stati Uniti” (C. Boerman et al.) e da parte della Commissione Europea⁶⁰.

Inoltre, nell’ultimo decennio, la sensibilità dei miliardi di utenti online risulta essere maggiore per ciò che concerne la privacy dei loro dati personali, poiché percepiscono il tracciamento delle loro attività invasivo e, talvolta, deleterio.

Si ritiene importante, a tal proposito, soffermarsi su un aspetto, ovvero, sul maggior vantaggio per i consumatori/utenti derivante dalla visualizzazione passiva dei messaggi di OBA: è ineluttabile come la pubblicità generi maggiore beneficio per le imprese piuttosto che per i consumatori, ma è pur vero che, senza la stessa, i consumatori non avrebbero la possibilità di interfacciarsi con prodotti e servizi risolutrici di bisogni e/o di desideri (a seconda del livello della Scala di Maslow a cui si afferisce) insiti in loro.

La pubblicità, soprattutto quando molto intensa, può essere percepita dai consumatori come irritante e fastidiosa, ma, d’altro canto, rappresenta una fonte di riduzione di asimmetrie informative per gli stessi; quindi, l’OBA, dà la possibilità di interfacciarsi con prodotti e servizi che sono calzanti con ciò di cui hanno bisogno. In un ipotetico mondo in cui non esistessero Cookies ed OBA, gli users avrebbero maggiori difficoltà nell’essere a conoscenza di alcuni beni risolutivi dei problemi più disparati; inoltre, anche se riuscissero a venire a conoscenza di un prodotto che riesce a risolvere quel dato problema rapidamente, non avrebbero, magari, la possibilità di ottenere quel prodotto massimizzando la propria utilità, in quanto, non potrebbero usufruire di un prezzo di vendita più basso, magari pubblicizzato tramite OBA.

Ponendo l’esempio di uno studente che si trova a ricercare sul web: *“macchia di caffè sulla camicia”*, in un mondo con l’OBA, probabilmente visualizzerà, successivamente, uno smacchiatore utile per le macchie di caffè ed avrà la possibilità di confrontare il prezzo. In un mondo senza OBA, lo studente, ha la possibilità di raggiungere il supermercato più vicino al fine di acquistare il prodotto di cui necessita; in tal caso, potrebbe acquistare un prodotto meno efficiente, trovare lo stesso prodotto ma, magari ad un prezzo maggiorato o, in alternativa, non trovare il prodotto. In conclusione, va detto che ciò non è certo che avvenga e che, quindi, l’utente potrebbe imbattersi anche in un prodotto migliore al prezzo più basso rispetto allo stesso visualizzato con l’OBA, ma considerando miliardi di transazioni che avvengono tramite la successiva visualizzazione di messaggi pubblicitari implementati tramite OBA, si può certamente assumere che molti consumatori ne traggano vantaggio, quantomeno nei tempi più celeri in cui riescono ad ottenere informazioni.

⁵⁹ La Federal Trade Commission anche denominata FTC è un’agenzia governativa statunitense. Essa è stata istituita nel 1914 a seguito della “Federal Trade Commission Act”. Ha ad obiettivo la promozione e la tutela del libero mercato, della concorrenza e dei consumatori, attraverso l’eliminazione e la prevenzione di pratiche economiche anticoncorrenziali.

⁶⁰ “La Commissione contribuisce a definire la strategia globale dell’UE, propone nuovi atti normativi e politiche dell’UE, ne sorveglia l’attuazione e gestisce il bilancio dell’UE. Essa svolge inoltre un ruolo significativo nel sostenere lo sviluppo internazionale e nell’erogazione di aiuti.” (ec.europa.eu) Ha, inoltre, l’obiettivo di tutelare il libero mercato tra i paesi dell’Unione. La sua sede è a Bruxelles a Palazzo Berlaymont. Dal 1° dicembre 2019, l’attuale presidente della Commissione Europea è la tedesca Ursula Gertrud von der Leyen.

Concludendo, l'OBA, favorisce un numero molto elevato di microimprese⁶¹ e di PMI⁶², infatti, le stesse hanno a disposizione un budget di comunicazione estremamente basso (soprattutto se confrontato a quello delle multinazionali). Sarebbe molto più complicato per esse aumentare l'awareness del brand ed il traffico al sito, senza la possibilità di utilizzare tale tecnica di Web Marketing, in quanto i costi di una campagna offline (tramite l'utilizzo di media tradizionali : TV, radio, giornali, Cartellonistica Digitale, Telemarketing) sarebbero molto più alti, al cospetto di risultati di Marketing probabilmente minori in termini di "MROI" (Ritorno dall'Investimento di Marketing) poiché, tramite i media offline non vi è la possibilità di profilazione dell'utente. Fermo restando che, in ogni caso, campagne di marketing ben strutturate devono implementare in maniera sinergica media online ed offline, per poter comunicare con i propri potenziali clienti a 360°.

Nonostante questa digressione, volta ad elencare i vantaggi dell'OBA, resta innegabile e, più che lecito, che i consumatori abbiano tutto il diritto di difendere quelli che sono i propri dati personali evitando il tracciamento del loro comportamento online se lo ritengono lesivo e/o iniquo.

A tal proposito, hanno due metodi per tutelarsi:

- L' "AD Block", si tratta di un'estensione per browser che ha l'obiettivo di impedire che l'utente, nel momento in cui navighi online, visualizzi i messaggi promozionali erogati tramite OBA.
- Le Normative sulla Privacy e sulla Protezione dei Dati Personali, per quanto concerne i paesi membri dell'Unione Europea, tali normative sono per lo più regolamentare all'interno del General Data Protection Regulation⁶³ (GDPR).

2.4.3

GENERAL DATA PROTECTION REGULATION

Come ampiamente dibattuto in precedenza, è chiaro che il trattamento dei dati personali abbia una rilevanza strategica da un punto di vista aziendale vista l'enormità e l'accuratezza dei dati a disposizione, al punto che vi sono delle imprese che basano il loro modello aziendale sull'archiviazione ed elaborazione degli stessi.

Il trattamento dei dati personali dei consumatori è disciplinato dal GDPR, emanato nel 2016 ed entrato in vigore, quale atto legislativo nel 2018, con valenza immediata in tutti i 27 paesi membri UE.

Prima dell'emanazione del GDPR erano presenti, a livello sovranazionale ed a livello nazionale, diverse normative. A livello sovranazionale vi era la "direttiva 95/46", altresì nota come "direttiva della privacy e del trattamento dei dati personali", mentre a livello nazionale prima fu emanata la "Legge 675/1996" volta al recepimento della direttiva 95/46 e, successivamente, tale legge, a causa di alcune norme in contrasto con la direttiva, fu modificata e sostituita dal "decreto legislativo del 2003" anche noto come "Codice in materia di protezione dei dati personali".

Come si può evincere, i quadri giuridici europeo e italiano risultavano abbastanza complessi e caotici.

⁶¹ Sono imprese "con un numero di dipendenti inferiore a 10 e il cui fatturato o totale di bilancio annuo non superi 2 milioni di euro." (2003/361/CE)

⁶² È l'acronimo di Piccola e Media Impresa. Sono imprese che "occupano meno di 250 persone, il cui fatturato annuo non supera i 50 milioni di EUR oppure il cui totale di bilancio annuo non supera i 43 milioni di EUR." (Decreto Ministeriale 18 aprile 2015)

⁶³ Per semplicità, per riferirsi al "General Data Protection Regulation" verrà utilizzato l'acronimo "GDPR".

L'entrata in vigore del GDPR ha snellito il quadro giuridico poiché si è sovrapposto a tutte le normative nazionali, diventando il riferimento per quanto riguarda la tutela dei dati personali dei cittadini di tutti i paesi UE.

Nel GDPR viene chiarito il ruolo dei diversi soggetti deputati al trattamento dei dati, distinguendoli in tre categorie:

- 1) **Soggetto Titolare:** soggetto fisico o giuridico che definisce gli obiettivi per i quali si dà corso al trattamento.
- 2) **Soggetto Rappresentante:** l'effettivo responsabile del trattamento dei dati personali.
- 3) **Soggetto Incaricato:** la persona che materialmente procede al trattamento dei dati.

La tripartizione è stata progettata, non soltanto per finalità organizzative, ma, soprattutto, per assegnare l'eventuale responsabilità che il trattamento dei dati genera. Infatti, se ci fosse una violazione, il soggetto leso potrebbe richiedere un ristoro economico alle imprese che evadono le disposizioni del GDPR.

La pietra angolare dei diritti dell'utente risiede nel presupposto secondo cui, al fine di poter iniziare il tracciamento dei comportamenti degli utenti online tramite i cookies, o in alternativa, al fine di poter ottenere ed archiviare i dati dei consumatori, è necessario che venga richiesto il consenso informato all'individuo.

Il termine "*informato*" esplicita il concetto secondo cui debba essere possibile per l'utente comprendere il modo in cui i suoi dati verranno trattati successivamente alla cessione, tramite un'apposita informativa (figura 35).

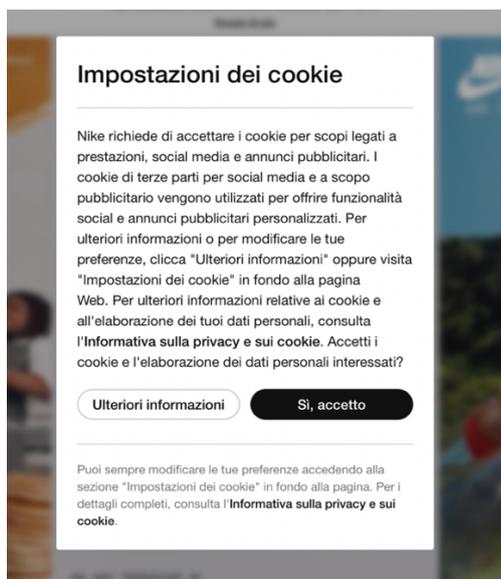


Figura 35

Fonte: Screenshot da "www.nike.com"

A tal proposito, appare opportuno, accennare quali siano gli obblighi in capo alle imprese. Esse sono tenute a mantenere integri ed aggiornati i dati personali degli utenti, i quali devono avere la possibilità di revocare il loro consenso *ex-post*, inoltre, le aziende devono impegnarsi a non cedere, senza previo consenso, i dati a enti o imprese terze.

Per concludere questa breve trattazione in riferimento al GDPR, occorre menzionare due diritti importanti per il consumatore:

1. Il diritto alla portabilità dei dati (art. 20 GDPR), in cui viene sancito come i consumatori possano richiedere direttamente il trasferimento dei propri dati a soggetti giuridici terzi.
2. Il “*diritto all’oblio degli utenti*”, ovvero, il “*diritto ad essere dimenticati*”. Esso è un diritto di costruzione giuridica con indirizzo giurisprudenziale, ma è stato inserito all’ interno del GDPR a causa del caso “*Google Spain*”⁶⁴ e presuppone l’obbligo di cancellazione dei propri dati, risalenti ad un periodo di tempo passato, se richiesto dall’utente.

Negli anni si sono susseguite diverse evasioni agli obblighi in capo alle imprese; sulla base di ciò, tra le norme del GDPR, si fa riferimento al “*rafforzamento del diritto sanzionatorio*”, ovvero l’inasprimento delle sanzioni amministrative pecuniarie rispetto al recente passato.

La facoltà di comminare le sanzioni spetta al “*Garante per la Protezione dei Dati Personali*”⁶⁵; esse possono ammontare, nei casi di maggiore violazione dalla normativa, fino ad un massimo del 4% del fatturato delle imprese.

Nonostante l’emanazione del GDPR abbia aumentato la tutela dei consumatori europei per quanto riguarda il trattamento da parte di imprese con sede nell’Unione Europea, ciò non viene garantito per quanto concerne il trattamento dei dati personali di utenti europei delle imprese che abbiano la propria sede legale all’esterno dei 27 paesi membri. In particolare, sono sorte diverse criticità, nel corso dell’ultimo decennio, con le aziende con sede legale negli USA (principalmente con Facebook). Per garantire una maggiore tutela, sono stati raggiunti due accordi tra Commissione Europea e Federal Trade Commission: il “*Safe Harbor*” (Porto Sicuro) nel 2016, sostituito in seguito, nel 2018, a causa del caso “*Schrems*”⁶⁶, dal “*Privacy Shield*” (Scudo della Privacy). L’obiettivo è quello di far rispettare, quantomeno in parte, la normativa GDPR altresì dalle aziende statunitensi. Tale strategia, fino a questo momento, non ha sortito gli effetti desiderati dalla Commissione Europea, in quanto, le aziende statunitensi sono riluttanti nell’applicazione di una legge proveniente da un ordinamento diverso dal proprio.

⁶⁴ Nel 2010, un cittadino spagnolo, “*Mario Costeja González*”, avviò una causa chiedendo a Google la deindicizzazione di un articolo del 1993 del giornale della testata spagnola “*Avanguardia*”, in cui veniva riportata una “*black list*” di coloro che non avevano onorato i loro debiti con le banche ed i cui beni erano stati ipotecati. L’Alta Corte Spagnola ha demandato la questione, ai sensi dell’articolo 267 del TFUE (Trattato sul Funzionamento dell’Unione Europea), alla Corte di Giustizia Europea, il massimo organo giurisdizionale dell’Unione per un’interpretazione in via giurisdizionale. Essa rese una pronuncia in cui dichiarò la sussistenza del diritto all’oblio, ovvero, del presupposto secondo cui un utente europeo ha il diritto di richiedere la cancellazione di un dato personale risalente ad un periodo di tempo passato.

⁶⁵ È un’ autorità istituita in ognuno dei 27 paesi membri dell’UE. Vi è anche un garante della privacy a livello sovranazionale, lo stesso ha un potere di semplice coordinamento e supervisione tra i diversi garanti europei e non può erogare sanzioni amministrative pecuniarie alle aziende in maniera diretta.

⁶⁶ Nel 2013, il cittadino irlandese, Maximilian Schrems, si rivolse all’ autorità irlandese per la Tutela dei dati personali, denunciando Facebook. Egli sosteneva che l’impresa utilizzava i suoi dati personali con l’obiettivo di una profilazione commerciale, ed, inoltre, che essi fossero convogliati all’ autorità preposta alla sicurezza nazionale antiterrorismo statunitense. La Corte di Giustizia Europea, sulla base di tali accuse, passò in rassegna il “*Safe Harbor*” sollevando dei dubbi sulla modalità di trattamento dei dati personali negli USA. Dopo questa vicenda il “*Safe Harbor*” fu sostituito dal “*Privacy Shield*”.

CAPITOLO III

PANORAMICA SULL'AI MARKETING CANVAS

FOCUS SULLA PERSONALIZZAZIONE DEL PRODOTTO

Nel capitolo II, è stata fatta un'ampia illustrazione su tematiche trasversali all'AI, ma utili al fine di creare un filo di raccordo tra essa ed il Marketing. In questo capitolo, infatti, verranno analizzati i cinque step dell'AI Marketing Canvas⁶⁷: tematica poco esplorata, ad oggi, nel campo di ricerca accademica.

Il modello è composto da cinque step: Fondazione, Sperimentazione, Espansione, Trasformazione e Monetizzazione.

In particolare, verrà dato ampio spazio all'ultimo step del modello, il quale presenta un legame diretto con il concetto di Personalizzazione one to one, su cui verteranno la domanda di ricerca e le ipotesi (Capito IV) e la conseguente trattazione della metodologia di ricerca e dei risultati (Capitolo V).

3.1

BUSINESS MODEL CANVAS

L'AI Marketing Canvas è l'implementazione del più famoso "*Business Model Canvas*"⁶⁸.

Quest'ultimo "*è un metodo di visualizzazione del modello utilizzato per acquisire il modello di business di un'azienda.*" (B. Fritscher & Y. Pigneur)

Il BMC, ideato da Alexander Osterwalder nel 2004 (poi implementato nel 2010), rappresenta un modello utile a imprenditori di PMI, a neonate Start-Up e a multinazionali con fama di livello globale; è valido al proposito di avere una visuale chiara e definita delle strategie di business aziendali essendo schematizzato in un'unica grafica di facile interpretazione.

Il Business Model Canvas si compone di nove elementi, di cui si propone una sintetica descrizione:

1. "*Customer Segments*", rappresenta i target specifici a cui l'azienda si rivolge con la sua offerta di prodotti/servizi.
2. "*Customer Relationship*", definisce le relazioni che l'impresa instaura con i propri clienti, con l'obiettivo di mantenerle solide nell'intento della loro fidelizzazione; le aziende, inoltre, con modelli di business B2B⁶⁹, in questa fase, predisporranno una divisione dei clienti in base alla relativa importanza strategica (Key Account Management⁷⁰ o Gestione dei clienti chiave).
3. "*Channels*" o canali distributivi, definiscono il percorso che compie un prodotto con il proposito che avvenga il passaggio di proprietà tra impresa e consumatore finale.

⁶⁷ Per semplicità verrà utilizzato l'acronimo "AMC" per riferirci all' AI Marketing Canvas.

⁶⁸ Per semplicità verrà utilizzato l'acronimo "BMC" per riferirci all' "*Business Model Canvas*".

⁶⁹ Business To Business, significa che l'impresa ha come clienti diretti altre imprese, le quali trasformeranno il prodotto o lo rivenderanno direttamente al mercato di consumo finale.

⁷⁰ La segmentazione dei clienti in base alla contribuzione storica e potenziale sul fatturato dell'azienda. Gli account vengono divisi in cinque categorie in base alla loro importanza: account marginali, normali, ex Key Account, Key Account Potenziali e Top Key Account.

I canali distributivi si distinguono in due tipologie:

- Canali Diretti, in cui l'impresa effettua direttamente la vendita ai consumatori finali (tramite il proprio negozio fisico e/o digitale);
- Canali Indiretti, ossia, il passaggio del prodotto dall'impresa al soggetto a valle della filiera economico-produttiva, che avviene per mezzo dell'azione di uno o più intermediari. In base al numero di intermediari, la distribuzione indiretta sarà: ad uno stadio (presenza del dettagliante), a due stadi (presenza del dettagliante e di un grossista) o a tre stadi (presenza del dettagliante, del grossista e di un broker).

Inoltre, in base al numero di Touchpoints a disposizione dei consumatori, alla specializzazione dei distributori ed alla copertura geografica, la distribuzione indiretta si divide in ulteriori tre tipologie:

- Distribuzione Intensiva, *“molti punti di contatto, con ampia copertura geografica e con ampio assortimento (più marche) per acquisti correnti o “su piazza.”*
- Distribuzione Selettiva, *“numero medio di distributori specializzati.”*
- Distribuzione Esclusiva, *“pochi punti di contatto, specializzati, mono-marca.”*⁷¹

4. *“Customer Value Proposition”*, essa *“è uno strumento strategico che viene utilizzato da un'azienda per comunicare come mira a fornire valore ai clienti.”* (Anderson et al), inoltre, *“una Value Proposition dovrebbe essere anche il principio organizzativo più importante dell'azienda”* (Webster). L'obiettivo dell'organizzazione è, quindi, quello di far percepire i propri *“PODs”*⁷² (*“Points of Differentiation”*), ossia, le caratteristiche che mirano alla differenziazione dei propri prodotti rispetto a quello dei competitors di settore.
5. *“Key Activities”*, dunque, le attività chiave di cui si avvale l'azienda per la creazione della proposta di valore per i clienti. Le Key Activities sono divise in: produttive⁷³, problem solving⁷⁴ e platform⁷⁵ (manutenzione).
6. *“Key Resources”*, rappresentano le risorse più importanti ai fini della creazione di valore aziendale, come le risorse tecnologiche, finanziarie, fisiche, intellettuali, umane o di riconoscimento del marchio, le quali, consentono all'impresa di godere di un vantaggio in termini competitivi e di differenziazione.
7. *“Key Partners”*, rappresentano la rete di fornitori con cui l'impresa collabora; inoltre, essa può discernere gli stessi in base alla loro importanza strategica.
8. *“Cost Structure”*, raffigura la struttura dei costi, attraverso la loro analisi e distinguendoli in costi fissi e variabili.

⁷¹ D. D'Ambrosio – Slide delle lezioni del corso LUISS “Gestione dei Processi commerciali e delle reti di vendita” AA 21-22.

⁷² Il marchio, oltre ai PODs, deve tenere in considerazione, i *“POPs”* (Points of Parity) con i prodotti dei competitors.

Quest'ultimi rappresentano gli attributi in comune con i concorrenti di settore. Assumono importanza strategica, in quanto, i consumatori esigono delle caratteristiche (specialmente funzionali) basilari ai fini dell'utilizzo del prodotto; infatti, se non presenti, il prodotto, non entrerebbe nemmeno nel loro set di scelta.

⁷³ Sono le attività di produzione consegna dei prodotti.

⁷⁴ Riguardano le attività di gestione e risoluzioni di problemi esterni e di conflitti interni all'organizzazione.

⁷⁵ Sono le attività volte al funzionamento di piattaforme informatiche si supporto ai dipendenti e/o ai clienti.

9. “Revenue Streams”, descrive il fatturato (ricavi) ottenuto dall’azienda grazie alle sue attività; fase in cui, oltre alle modalità di pagamento, sono da considerare i prezzi e la quantità venduta. Se il modello di business risulta diverso, sono presi in esame gli eventuali canoni di abbonamento, i guadagni da inserzioni pubblicitari e/o da commissioni.

L’attrazione di potenziali shareholders⁷⁶ e, la conseguente sussistenza dell’azienda, deriva dalla possibilità di ottenere profitti positivi, dunque, il flusso dei ricavi dovrà essere maggiore del flusso dei costi.

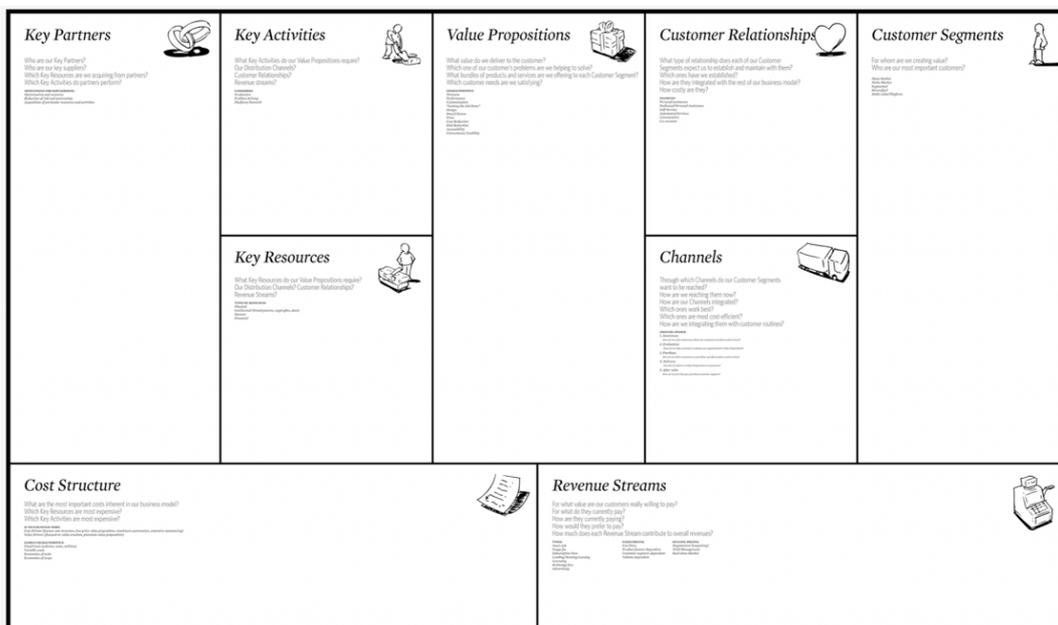


Figura 36

Fonte: Osterwalder, A., Pigneur, Y., Oliveira, M. A. Y., & Ferreira, J. J. P. (2011). Business Model Generation: A handbook for visionaries, game changers and challengers. African journal of business management, 5(7), 22-30.

Sulla prerogativa del modello di BMC è stato implementato l’AMC; grazie ad esso, il Machine Learning ed il più ampio spettro dell’AI, hanno impiego nel mondo del Marketing e nel più ampio contesto economico di impresa. Il modello di AMC assume l’esistenza di forti interazioni realizzate tra consumatori ed AI, integrandoli all’interno degli step del BMC.

⁷⁶ “Azionista di riferimento, colui, individuo o società, che detiene una quota rilevante di azioni ordinarie (maggioranza relativa) di una società e che quindi è in grado di influenzarne le decisioni gestionali.” (Treccani)

AI MARKETING CANVAS

Prima di introdurre l'AMC, ed i suoi cinque step, bisogna fare un excursus storico, volto a descrivere l'evoluzione delle strategie di Marketing; difatti, nei diversi periodi storici si è visto il proliferare di nuove tecnologie, che hanno dato impulso allo sviluppo di un approccio di Marketing preponderante.

Il processo evolutivo può essere distinto in quattro orientamenti (figura 37), qui esposti in ordine cronologico:

1. *“Mass Marketing”* o *“Marketing di Massa”* (1940 – 1960), la comunicazione, volta all'acquisizione di nuovi clienti, avveniva tramite campagne pubblicitarie di massa, attraverso l'utilizzo di media tradizionali (ovviamente off-line) come TV, radio, cartellonistica, inserzioni pubblicitarie sui giornali. Il livello di segmentazione (e targhettizzazione) era basso o, addirittura, nullo.
2. *“Segmented Marketing”* o *“Marketing Segmentato”* (1960 – 2000), i marketers hanno compreso l'importanza di segmentare il mercato⁷⁷ per individuare target specifici a cui indirizzare il contenuto pubblicitario; in questa fase, inoltre, *“i marketers hanno anche segmentato le loro offerte di prodotti.”* (R. Venkasetan e J. Lecinski)
3. *“Data Driven Marketing”* o *“Marketing Guidato dai Dati”* (2000 – giorni nostri), grazie all'avvento di internet, del web 2.0 e del Web Marketing, è stato possibile segmentare il mercato in molti più cluster, sempre più precisi e definiti, grazie all'enorme mole di dati degli utenti, con lo scopo di erogare contenuti pubblicitari meglio indirizzati.
4. *“One to One Personalized Marketing”* o *“Marketing Personalizzato 1:1”* (giorni nostri – futuro), l'avvento del web 3.0, dell'AI (e del ML) permettono una segmentazione mirata sul singolo utente e la visualizzazione di messaggi pubblicitari in scala 1:1.

“L'intelligenza artificiale e l'apprendimento automatico forniscono gli algoritmi che i marketers possono utilizzare per curare le informazioni che i clienti ricevono, trasformando l'abbondanza di informazioni in perfezione di informazioni per raggiungere un livello di personalizzazione che promuova intimità e lealtà.” (R. Venkasetan e J. Lecinski)

Ciò significa che è possibile, oggi, che “n” utenti visualizzino “n” differenti messaggi pubblicitari, rendendo la comunicazione precisa *“al centesimo di millimetro”* per ogni utente e differente per qualsiasi altro.

Questi processi stanno modificando il mondo del Marketing, al punto che è stato coniato, da parte di Philip Kotler⁷⁸, il termine *“Marketing 5.0”*⁷⁹, il quale, presuppone *“l'utilizzo di tecnologie di imitazione umana della*

⁷⁷ La segmentazione del mercato dei consumatori include: Geografica, demografica, comportamentale, psicografica.

“La segmentazione geografica indica un mercato diviso per località. La segmentazione geografica indica un mercato diviso per località. La segmentazione comportamentale prevede la divisione dei segmenti in base ai loro approcci comportamentali in contesto di acquisto e consumo. La segmentazione psicografica è stata sviluppata da ricercatori di marketing per correlare la personalità con i marchi. La psicografia è classificata come lo studio della personalità, dei valori, degli atteggiamenti, degli interessi e degli stili di vita.” (G. Martin)

⁷⁸ Philip Kotler, nato a Chicago il 17 maggio del 1931, è considerato uno dei maggiori esponenti mondiali nel campo del Marketing Management, è considerato *“il padre del marketing”* (R.E. Gunther)

⁷⁹ La definizione di Marketing 5.0 è inserita all'interno della serie bibliografica *“Marketing X.0”* scritta da Philip Kotler. Secondo Kotler l'evoluzione del marketing, finora, ha seguito tale processo:

nuova era per creare e fornire un valore più elevato durante il percorso del consumatore. La nuova tecnologia di imitazione umana che è considerata intelligente e capace di apprendere e prendere decisioni simili a quelle umane. Questa nuova tecnologia dovrebbe consentire al marketing 5.0 di migliorare la vita dei consumatori.”
(P. Kotler)

Gli approcci descritti, talvolta, possono essere combinati tutt’oggi dai professionisti del Marketing, ma è indubbio come quelli nati successivamente, non possano essere utilizzati nel periodo storico precedente a causa delle tecnologie non ancora esistenti. Quindi, ancora oggi, è possibile che i marketers utilizzino attività di Mass Marketing o Segmented Marketing, ma che, in ogni caso, il Data-Driven Marketing guidi la maggior parte delle attività di Marketing strategico delle odierne imprese.

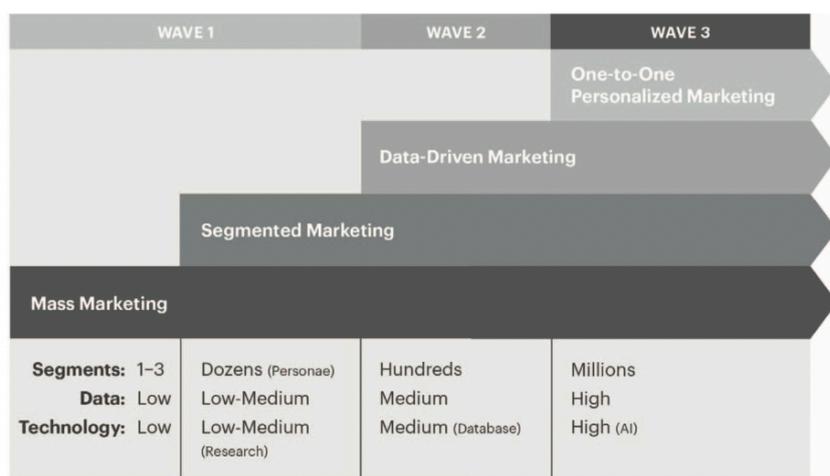


Figura 37

Fonte: Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2021). *The AI Marketing Canvas: A Five-Stage Road Map to Implementing Artificial Intelligence in Marketing*. Stanford University Press.

Le odierne strategie di Marketing, si trovano, dunque, a cavallo tra lo step del Data – Driven Marketing e dell’1:1 Personalized Marketing, grazie, appunto all’utilizzo di tecniche di AI. È possibile, a tal punto, introdurre i diversi step dell’AMC, come detto, essi sono cinque: Fondazione, Sperimentazione, Espansione, Trasformazione e Monetizzazione (figura 38). Gli stessi verranno analizzati, di seguito, nel dettaglio, lasciando, tuttavia, maggiore spazio di trattazione allo step della “*Monetization*”, in quanto, rappresenta l’aspetto di primario interesse ai fini della ricerca (Cap. IV e Cap. V) visto il diretto legame con la Personalizzazione 1:1.

1. Marketing 1.0, nasce durante la “*produzione in serie o di massa*” (XX secolo), era incentrato solo sulla vendita del prodotto e sulle sue caratteristiche funzionali.
2. Marketing 2.0, si sviluppa durante il periodo post-industriale, periodo in cui, grazie all’importanza attribuita alle informazioni, il marketing ha dato maggiore impulso alla centralità del consumatore
3. Marketing 3.0, si è sviluppato grazie all’ avvento della globalizzazione. Il marketing si basa, in parte, sulla creazione di legami emotivi e focalizzandosi su valori etici. Inizia ad affermarsi la comunicazione tramite i social network.
4. Marketing 4.0, presuppone l’umanizzazione e la creazione di archetipi rappresentanti i brand, allo scopo di creare un forte approccio empatico con il consumatore e farli percepire i valori etici trasmessi dal brand.
5. Marketing 5.0, cui è stato fatto cenno nella trattazione.

| | |
|--|---|
| STAGE 5 MONETIZATION | AI to drive significant new revenue streams and/or new business models. Serve external customers as a platform. |
| ↑ STAGE 4 TRANSFORMATION | AI to automate complete set of marketing activities across full customer journey. Strong in-house competency. "Build or Buy." |
| ↑ STAGE 3 EXPANSION | AI across a broader set of marketing activities. AI Marketing Champion named. Efforts coordinated, and in-house capabilities begin to develop. |
| ↑ STAGE 2 EXPERIMENTATION | AI-powered tools from third parties and vendors to get some quick learnings/wins at individual moment(s) in the customer journey. "A thousand flowers..." |
| ↑ STAGE 1 FOUNDATION | Prerequisite to doing any AI or machine learning. |

Figura 38

Fonte: Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2021). *The AI Marketing Canvas: A Five-Stage Road Map to Implementing Artificial Intelligence in Marketing*. Stanford University Press.

3.2.1 FOUNDATION

La prima fase dell'AMC è quella della "Foundation"; essa si riferisce "all'infrastruttura digitale necessaria per raccogliere costantemente dati incentrati sui consumatori in tutta l'azienda: dati di qualità che puoi utilizzare per iniziare ad addestrare i modelli di apprendimento automatico." (R. Venkasetan e J. Lecinski)

La Foundation, quindi, rappresenta lo step preliminare in cui l'azienda si adopera al proposito di costituire un'infrastruttura web di automazione dei processi, capace di utilizzare il ML, ai fini della raccolta di dati centralizzati. Ovviamente, è necessario che i dati che verranno raccolti siano "Clean Data", quindi, dati puliti, integri ed associati ad un ID univoco per ciascun cliente (figura 39), con l'ambizione di addestrare al meglio algoritmi di previsione dei risultati; "ad esempio, le recensioni dei prodotti sono tutte registrate accuratamente e sono attribuite al cliente giusto che ha scritto la recensione e al prodotto giusto." (R. Venkasetan e J. Lecinski)

Per concludere, in questa fase, è possibile allenare l'algoritmo, non solo tramite i dati contenuti nel database aziendale e raccolti grazie alla propria infrastruttura digitale, ma anche tramite l'utilizzo dei dati di seconda e terza parte. È necessario, ai fini del buon apprendimento dell'algoritmo, che anche questa tipologia di Training Data siano accurati ed integri; fermo restando che la raccolta dei dati deve avvenire nel rispetto della normativa vigente in ogni paese del globo; in riferimento ai dati dei cittadini UE, la regolamentazione a cui attenersi è il GDPR (paragrafo 2.4.3).

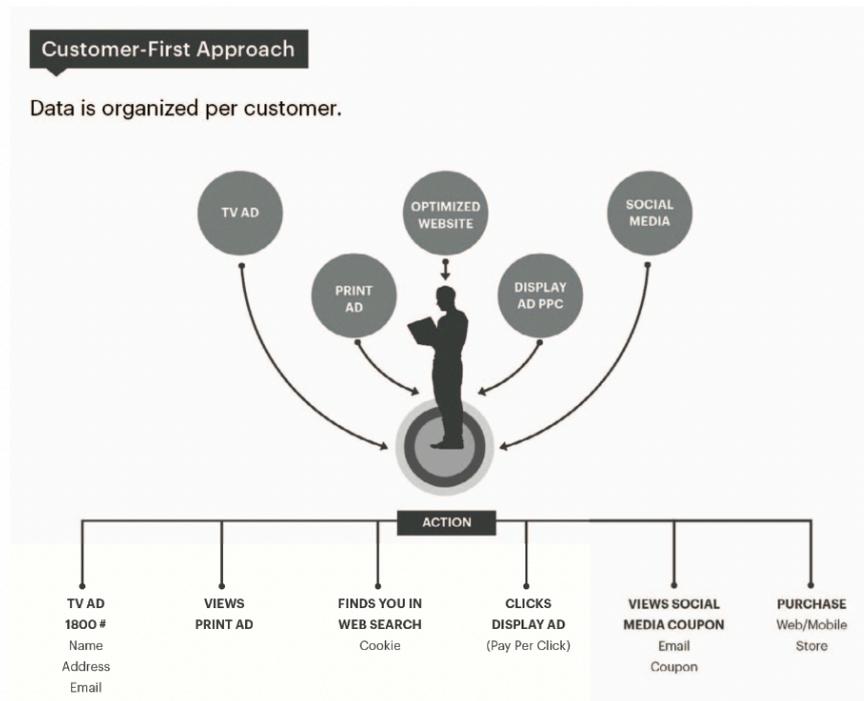


Figura 39

Fonte: Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2021). *The AI Marketing Canvas: A Five-Stage Road Map to Implementing Artificial Intelligence in Marketing*. Stanford University Press.

3.2.2 *EXPERIMENTATION*

La seconda fase dell'AMC prende il nome di “*Experimentation*”; in essa, l’azienda, dopo aver ottenuto clean data ed addestrato l’algoritmo di ML con gli stessi, ha la possibilità di testare l’utilizzo di questi, al fine di comprendere se effettivamente i risultati predittivi dell’algoritmo possano produrre valore significativo in termini di Marketing. L’*Experimentation* è, quindi, “*una fase di test e learn dei tools di AI che saranno inseriti all’interno di una piccola porzione della CJ*”. (R. Venkatesan e J. Lecinski) In questo step è fondamentale che l’azienda abbia a disposizione risorse umane (oltre che tecnologiche) tali da permetterle di elaborare al meglio i risultati; infatti, è necessario che se l’azienda non possa fare affidamento su soggetti con le competenze richieste internamente, si adoperi nella collaborazione con partner esterni che possano fornire delle skills mirate in questo campo.

3.2.3 *EXPANSION*

La terza fase dell'AMC, denominata “*Expansion*”, consiste nell’utilizzo delle tecniche di ML all’interno di diversi punti di contatto del CJ. Nel terzo step viene, difatti, descritto come implementare le attività volte all’interrelazione tra il consumatore e l’AI in una piccola porzione dei touchpoints, con il proposito di migliorare la sua CX.

“È di fondamentale importanza avere risultati effettivi che mostrino miglioramenti tramite l’intelligenza artificiale e l’apprendimento automatico, in modo da poter dimostrare che ciò l’azienda sta facendo, non solo

impatta positivamente per il ROI, ma è anche un'opportunità strategica potenzialmente ampia dove vale la pena aggiungere investimento.” (R. Venkasetan e J. Lecinski)

Nella fase di Expansion, infatti, dato che l'approccio AI è a tutti gli effetti operativo, è opportuno misurare i livelli di aumento di redditività rispetto a quelli delle attività passate, che non prevedevano l'utilizzo di tale approccio; in questo modo, è possibile osservare tangibilmente se l'utilizzo di queste tecniche produce dei buoni risultati o se, viceversa, le si stanno utilizzando in modo errato o in punti della CJ non consoni. È di vitale importanza che l'azienda intervenga, al tempo stesso, anche sui propri dipendenti, incorporando l'utilizzo dell'approccio di AI al Marketing, in tutto il tessuto del dipartimento, per ottenere il consenso da parte di stakeholders⁸⁰ e shareholders aziendali chiave.

3.2.4 TRASFORMATION

La quarta fase dell'AMC è quella della “*Transformation*”: le tecniche di AI, vengono spostate dalla periferia della CJ, al centro della stessa. In questa fase non verranno, quindi, utilizzate delle semplici tattiche (breve periodo) al fine di implementare alcuni touchpoints del CJ (fase 3), ma esse daranno impulso all'intero Marketing Strategico (medio-lungo termine), in modo che la CJ venga “*automatizzata*” nella sua interezza. A seguito di ciò, l'intero business model sarà orientato nell' “*Customer Engagement*” tramite l'utilizzo di AI; l'obiettivo è, quindi, progettare una CX che veda la relazione diretta tra consumatori ed AI in ogni touchpoints (sia online che offline).

“Al fine di raggiungere gli obiettivi di tale step è necessario che l'azienda abbia implementato le attività dell'AMC per gli step precedenti.” (R. Venkasetan e J. Lecinski)

3.2.5 MONETIZATION

La quinta fase dell'AMC è, come già accennato, quella di maggiore interesse ai fini della ricerca che verrà trattata nella parte finale dell'elaborato. Tale stadio prende il nome di “*Monetization*” e rappresenta, anche, l'ultimo step dell'AMC. Come detto in precedenza, l'AMC è un processo sequenziale, quindi, è possibile che l'impresa attui le attività descritte in questa fase solo dopo essersi curata di ampliare quelle precedenti: “*con la maggior parte delle relazioni con il cliente ora automatizzate, l'azienda può utilizzare i modelli di intelligenza artificiale che ha creato per promuovere una crescita redditizia e generare nuovi flussi di entrate.*” (R. Venkasetan & J. Lecinski)

Questa affermazione segue gli stessi presupposti della nona fase del BMC, ossia quella della “*Revenue Stream*” (paragrafo 3.1). L'azienda mira, quindi, alla massimizzazione di fatturato, vendite e profitti grazie all'utilizzo di strategie di Marketing incentrate sull'utilizzo dell'AI.

Allo scopo di ulteriori chiarimenti si prenderanno in esame due differenti “*Corporate Company*” che utilizzano il ML per ottenere risultati in termini di ottimizzazione delle performance economiche:

⁸⁰ Individui con “*un interesse (partecipazione) e il potenziale per influenzare l'azione e gli obiettivi di un'organizzazione; direzione del progetto o della politica*”. (R. Mason et al)

1. “*Cola - Cola Company*”. La famosa impresa statunitense è proprietaria del prodotto “*Powerade*”, un drink energetico per atleti. Gli allenatori possono utilizzare il “*Powerade Command Center*” (figura 40), ovvero, “*un apparecchio per la realizzazione di bevande “altamente personalizzate” in base alle esigenze specifiche di ciascun singolo sportivo.*” (R. Venkasetan e J. Lecinski)

Il macchinario, in base agli input forniti dall’utente, elabora una tipologia di bevanda più consona ai bisogni del soggetto.



Figura 40

Fonte: <https://www.propelland.com/works/powerade/>

2. “*The Washington Post*”. Il famoso quotidiano statunitense utilizza un “*bot – giornalista*” denominato “*Heliograf*” per la stesura di molti suoi articoli. Heliograf è dotato di ML ed è capace di utilizzare i dati dei lettori online e di combinarli con quelli delle fonti da cui attinge, per elaborare degli articoli “*personalizzati*” in conformità all’interesse del singolo; ciò ha fatto sì che il numero di utenti crescesse a dismisura e che, di convesso, aumentasse la redditività del giornale grazie alla vendita di spazio per inserzioni pubblicitarie.

Da questi esempi si evince qualcosa di interessante, ossia, come sia Coca-Cola che The Washington Post, abbiamo utilizzato dei sistemi di AI, direttamente incentrati sul singolo cliente e, soprattutto, sulla personalizzazione dell’offerta di prodotti.

Ad oggi, però, la personalizzazione 1:1 è limitata al campo della comunicazione pubblicitaria, più che alla personalizzazione dei prodotti. Infatti, a tal proposito, tramite l’utilizzo di strumenti come Google ADS (paragrafo 2.4); è possibile tessere il giusto contenuto pubblicitario sulla base dell’interesse del singolo utente. Si potrebbe ribattezzare, difatti, tale concetto, denominandolo “*Personalizzazione del Contenuto Pubblicitario 1:1*”.

Non bisogna, però, tralasciare che *“le tecnologie di marketing non sono preziose solo per migliorare le interazioni con i consumatori, ma anche per migliorare i prodotti e i servizi principali, infatti, l’analisi predittiva può essere utile anche per sviluppare i prodotti.”* (P. Kotler)

Il rapido sviluppo dell’AI, infatti, sta facendo emergere la possibilità di *“portare all’estremo”* il concetto di Personalizzazione, ovvero, come visto negli esempi precedenti, realizzarne una che non si limiti al solo contenuto pubblicitario, ma che si estenda alla realizzazione del prodotto stesso, difatti, *“le imprese stanno ampliando la propria gamma prodotti con l’offerta di opzioni di customizzazione; questa tecnologia nuova e aggiornata ha creato opportunità per le aziende di raggiungere e servire i consumatori in modi nuovi e creativi.”* (P. Kotler)

Si intuisce, quindi, come i modelli di business si stiano, seppur lentamente, dirigendo verso la pratica di *“Personalizzazione dell’offerta di Prodotto 1:1”*.

Tale questione appare alquanto complessa, in quanto, seppur gli esempi del Heliograf e di Powerade Command Center, possano far pensare che questo processo di cambiamento radicale sia in atto, non risulta semplice immaginare un mondo costellato dalla possibilità di promuovere “n” prodotti differenti di un determinato marchio, per gli “n” consumatori dello stesso.

Il mondo aziendale (ma anche una singola azienda che vuole acquisire un vantaggio competitivo), per riuscire in tale intento, ha bisogno di un livello tecnologico elevatissimo.

L’AI sta progredendo esponenzialmente, infatti, *“il tasso di crescita delle tecnologie di AI e del tasso di adozione nelle realtà aziendali potrebbe aumentare ad un ritmo accelerato nel tempo; la sua crescita potrebbe essere tre o più volte superiore entro il 2030.”* (J. Bughin et al.)

Questo trend, però, non dà conferme in merito alla possibilità di realizzare una tale strategia di marketing in tempo celere, ne dà conferme sull’effettiva possibilità che, in un ipotetico futuro, un utente generico, mentre naviga sul web, possa vedere un contenuto che pubblicizza un prodotto, creato da algoritmi sulla base dei suoi dati di navigazione, (esempio, una T-shirt) che abbia delle caratteristiche tali (colore, tessuto, materiali, design, taglia, prezzo ecc...) da soddisfare, con la massima precisione, i suoi gusti e, soprattutto, che risulti differente, seppur in minime accezioni, da qualsiasi altro prodotto visualizzato da ogni altro utente sul web.

È certo che, se ciò fosse praticabile, darebbe la possibilità alle imprese di ottimizzare al massimo la loro proposta di valore, in quanto, l’utente stesso, grazie ai suoi dati, paradossalmente, progetterebbe da solo il prodotto.

Supponendo che tale possibilità esista, e che quindi un algoritmo di AI riuscisse effettivamente a far visualizzare sulla rete Display di Google prodotti progettati sulla base delle preferenze degli utenti, sarebbero necessari dei processi produttivi estremamente complessi.

Non sarebbe più possibile realizzare i beni in serie, né tantomeno sfruttare economie di scopo⁸¹, di scala⁸² e di specializzazione⁸³. La conseguenza consisterebbe in un rilevante aumento dei costi marginali⁸⁴, senza considerare l'aumento del personale, necessario al fine di riuscire in tale intento. Come potrebbero, quindi, queste imprese che adottano un modello futuristico e, solo ipotizzabile, di “*Marketing 6.0*” ottenere profitti, comunque, positivi?

La risposta a questo quesito introduce, quanto meno teoricamente, un nuovo concetto di Lusso: il “*Lusso 2.0*”.

3.3

LUSSO 2.0: IL LUSSO DEL FUTURO?

Per arrivare a chiarire il concetto di Lusso 2.0, occorre analizzare rapidamente il concetto di “*lusso*”.

Innanzitutto, è importante sottolineare come “*la crescita del mercato del lusso in tutto il mondo ha alimentato un crescente interesse tra i ricercatori.*” (E. Ko et al.) “*Un catalizzatore chiave di questo fenomeno globale è stato il notevole aumento dei consumi di lusso in molti mercati asiatici. Inoltre, l'accresciuta domanda nei mercati emergenti di Cina, India e Medio Oriente ha fornito gran parte della crescita del mercato globale del lusso negli ultimi anni.*” (A.J. Kim & E. Ko).

Nonostante l'importanza attribuita al fenomeno, risulta complicato darne una definizione, infatti, “*il dizionario dei termini dell'American Marketing Association non contiene una definizione di lusso, marchio di lusso o marketing di lusso*” (A.J. Kim & E. Ko). Inoltre, “*la percezione di ciò che costituisce lusso ha fluttuato nel tempo*” (H. Cristini et al.).

Da ciò si arguisce quanto sia difficoltoso avere una visione chiara e ben dettagliata del concetto in questione, ma è possibile comunque, caratterizzare gli elementi chiave che rendono un prodotto o un brand “*lussuoso*”:

1. “*Alta Qualità.*”
2. “*Offrire un valore autentico attraverso i vantaggi desiderati, sia funzionali che emotivi.*”
3. “*Avere un'immagine prestigiosa all'interno del mercato basata su qualità come l'artigianato o la qualità del servizio.*”
4. “*Avere un prezzo d'acquisto Premium.*”
5. “*Essere in grado di ispirare una profonda connessione, o risonanza, con il consumatore.*” (E. Ko et al.)

Da questi elementi ne risulta che, a prescindere dalla brand Identity di un marchio e da come esso vuole farsi percepire dal mercato, esso sarà considerato di lusso, soprattutto, in base alla Brand Image dei consumatori e, quindi, dalle loro percezioni: “*Sebbene alcune tattiche strategiche dei gestori come prezzi premium o qualità superiore possano aumentare la probabilità che un marchio sia considerato lussuoso dai consumatori, queste*

⁸¹ Diminuzione dei costi unitari del prodotto derivante dall'utilizzo di due o più input produttivi ai fini della realizzazione di due o più prodotti,

⁸² Diminuzione dei costi unitari del prodotto all'aumento della quantità prodotta.

⁸³ Diminuzione dei costi unitari del prodotto grazie alla specializzazione degli operatori su un'attività focalizzata.

⁸⁴ Variazione dei costi totali derivante dall'aggiunta di un'unità di quantità prodotta o, in altri termini, rappresenta il costo dell'ultima unità prodotta.

azioni non si traducono necessariamente in un marchio di lusso a meno che i consumatori non lo percepiscano come tale.” (E. Ko et al)

Approfondimenti relativi al comportamento d’acquisto dei brand di lusso esulano dalla trattazione dell’elaborato, ma è importante sottolineare come *“lo status è un motivo chiave per il consumo di beni di lusso”* (Han et al.), ma allo stesso tempo, *“il lusso, tuttavia, sembra implicare esclusività e la percezione dell’esclusività si basa sulla scarsità.”* (A. Radón)

Da quanto descritto, si possono riassumere in tre i motivi basilari affinché un consumatore percepisca un bene/marchio come lussuoso e ne sia propenso all’acquisto: la scarsità/esclusività del bene, nella segnalazione di status oltreché di profonda risonanza emozionale e, infine, in un prezzo elevato di vendita.

Ciò nonostante, *“il tradizionale approccio "taglia unica" impiegato dai produttori di lusso non risuona più con i consumatori contemporanei, che desiderano sempre più prodotti e servizi di lusso personalizzati.”* (D. Chaberlin)

Sebbene la ricerca abbia investigato molto sul consumo di beni di lusso allo scopo di segnalare il proprio status all’esterno, *“si sa molto meno di un segmento di consumatori che sono intrinsecamente motivati a possedere beni di qualità superiore per il loro piacere autodiretto, ma anche per consumarli nel regno privato”* (Y. Truong & McColl), ovvero, *“il lusso riguarda sempre più i consumatori che utilizzano beni e servizi per modellare vite di alta qualità, con le loro intenzioni di consumo incentrate sul miglioramento del senso di sé privato piuttosto che sull’impiego di prodotti nella sfera pubblica per raccogliere riconoscimenti sociali.”* (Y. Truong).

Da queste affermazioni si evince come i consumatori di prodotti luxury sentano la maggiore esigenza di possedere prodotti che vadano a soddisfare l’esigenza di autodeterminazione del sé, più che di determinazione di status esterno.

Va specificato che, ad oggi, è possibile customizzare i propri prodotti di lusso sui siti e-commerce dell’azienda, e che, quindi, vi sia un’evoluzione del lusso convenzionale verso un *“lusso non convenzionale e personalizzato”*, al fine di soddisfare questa tipologia di clientela. Inoltre, queste tecniche di *“self-customization”* sono utilizzate anche da parte di *“non luxury brand”*, tramite l’applicazione di un sovrapprezzo, che risulta comunque modesto rispetto a quello applicato dai brand di lusso.

Questa prospettiva di personalizzazione, però, risulta limitata, poiché, sebbene si raggiunga un elevato livello della stessa, vi saranno altri consumatori che customizzeranno il prodotto allo stesso modo, in quanto, il set di scelta per la progettazione del prodotto, seppur magari ampio, è circoscritto.

Quindi, se è possibile definire questa tipologia di Lusso come *“Lusso personalizzato”*, non è possibile identificarla con il concetto di *“Lusso personalizzato 1:1”*, in quanto i prodotti non saranno associati in scala 1:1, e non raggiungeranno, quindi, il massimo grado di personalizzazione possibile, quindi, l’iper-personalizzazione.

Come affermato in precedenza, una tale evenienza sarebbe avverabile solo grazie a tecniche di ML (o magari di DL) e ad oggi, è ammissibile solo ipotizzare che in un futuro prossimo saranno operative.

Inoltre, un livello così alto di “*iper-personalizzazione*” sarebbe, come accennato, economicamente sostenibile solo tramite la fissazione di un prezzo molto alto. La somma di questi fattori fa supporre, idealmente, all’evoluzione del concetto di lusso, coniando, quindi, il termine di “*Lusso 2.0*” o di “*Lusso Personalizzato 1:1*”.

Assumendo queste due considerazioni, resta da testare se i consumatori siano disposti a pagare un prezzo ancora maggiore, rispetto ai “*prodotti di lusso ordinari*”, per l’acquisto di prodotti personalizzati 1:1 e le varie implicazioni che verranno trattate nel Capitolo IV.

CAPITOLO IV

DOMANDA DI RICERCA E IPOTESI

Il Capitolo III è stato utile ai fini della trattazione, in quanto funge da collante tra il Marketing e l'AI. Si sono, pertanto, approfondite questioni inerenti all'AMC (paragrafo 3.2) ed al suo legame con il BMC (paragrafo 3.1). Si è discusso, inoltre, di come nell'ultimo step di questo modello, ossia quello della Monetization (paragrafo 3.2.5), possa apportare un aumento di fatturato considerevole per le imprese, grazie all'utilizzo di tecniche di AI e, come lo stesso, sia legato al concetto di Personalizzazione 1:1 del prodotto, nuova potenziale frontiera del Marketing.

Infine, si è dibattuto di come, tale presupposto sia economicamente sostenibile attraverso la fissazione di un prezzo molto elevato e si è, quindi, analizzato il concetto di lusso ed il suo legame con la personalizzazione 1:1, introducendo la questione del “*Lusso 2.0*” o “*Lusso Personalizzato 1:1*” (paragrafo 3.3).

Dopo questo ampio “*Theoretical Background*”, si è giunti nel cuore della trattazione ed è, pertanto, possibile introdurre la domanda di ricerca e le relative ipotesi.

In che modo impatta l'offerta di prodotti di lusso personalizzati 1:1 vs prodotti di lusso ordinario sulla Willingness To Pay (WTP) del consumatore? Infine, la propensione alla cessione, tramite consenso dei propri dati personali, è maggiore se finalizzata all'erogazione di un contenuto pubblicitario con offerta di prodotto personalizzato 1:1, piuttosto che di una pubblicità personalizzata con prodotto non personalizzato?

4.1

IPOTESI DI RICERCA

Come discusso in precedenza, si sostiene che i consumatori saranno disposti ad acquistare prodotti personalizzati in scala 1:1 ad un prezzo molto elevato, ciò farà sì che l'offerta di questa tipologia di prodotti risulti economicamente sostenibile e razionale per le imprese in quanto riusciranno a farsi carico degli elevati costi di produzione e, inoltre, risulti vantaggioso ai fini della creazione di nuove strategie da parte dei marketers del lusso, poiché è possibile, grazie all'utilizzo dell'AI, aumentare profitti e marginalità rispetto alle strategie di offerta di prodotti di lusso ordinario.

Formalmente:

H1: L'offerta di un prodotto lusso personalizzato 1:1 vs prodotto di lusso standardizzato presenta un livello più elevato di Willingness to Pay dei consumatori (figura 41).

Inoltre, sarebbe utile comprendere quale tipologia di consumatori sia maggiormente propensa all'acquisto di prodotti di lusso personalizzato 1:1; in tal senso, si ritiene che i soggetti abitualmente consumatori di lusso ordinario, abbiano una propensione più elevata all'acquisto di prodotti di lusso personalizzati 1:1, rispetto a soggetti che non acquistano abitualmente lusso. Ciò deriverebbe da condizioni sociografiche e reddituali tali

da aumentare il loro interesse e la disponibilità ad una spesa maggiore verso questa nuova classe di prodotti.

Formalmente:

H2: La relazione tra offerta di prodotti di lusso personalizzato 1:1 e WTP sarà rafforzata, se i consumatori acquistano prodotti di lusso ordinario abitualmente (figura 41).

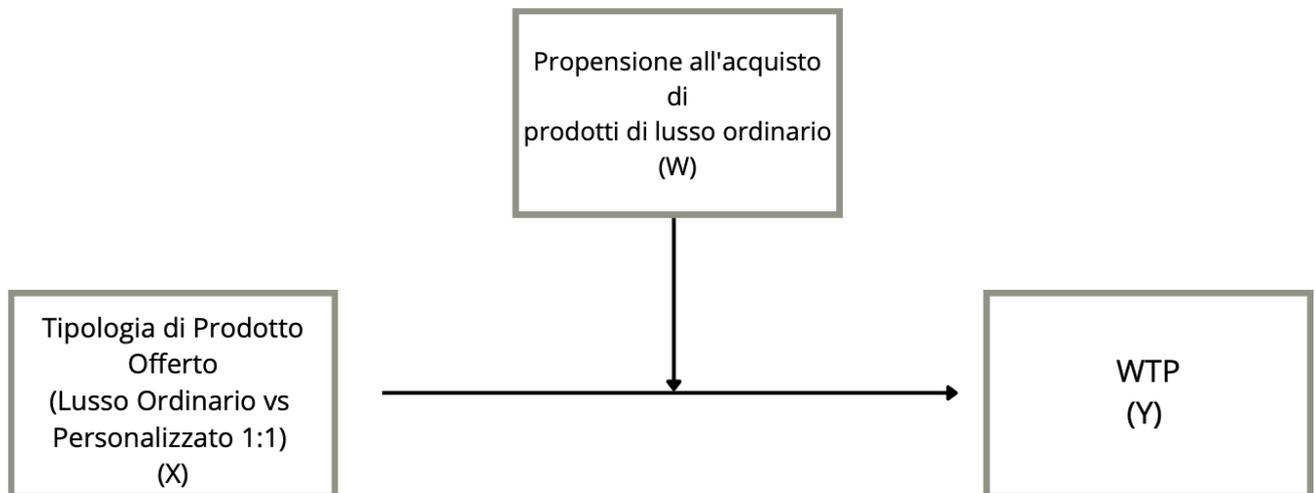


Figura 41

Infine, la gran parte dei consumatori si ritiene sensibile alla protezione dei propri dati personali, ma, nonostante ciò, non tutti effettivamente proteggono essi. In aggiunta, la maggior parte non sono a conoscenza del funzionamento della normativa europea e del GDPR volta a regolare la cessione previo consenso informato dell'utente; inoltre, non conoscono l'esatto funzionamento dei Cookies e della pubblicità comportamentale. Nonostante questa loro disinformazione, si ritiene che, in linea generica, i consumatori abbiano ex-ante una sensibilità differente verso la cessione dei propri dati personali; infine, si presume che gli stessi siano disposti alla cessione, al netto di un vantaggio in termini di utilità percepita.

Pertanto, ne risulterebbe che gli stessi percepiscano un vantaggio superiore dalla possibilità di ottenere l'erogazione di un contenuto pubblicitario avente ad offerta un prodotto di lusso personalizzato 1:1, al cospetto della somministrazione di un contenuto pubblicitario personalizzato, senza l'effettiva offerta di un prodotto personalizzato 1:1.

Formalmente:

H3: I consumatori sono maggiormente propensi a concedere il trattamento dei propri dati personali per ricevere offerte di prodotti personalizzati 1:1 vs contenuti pubblicitari personalizzati di prodotti ordinari (figura 42).

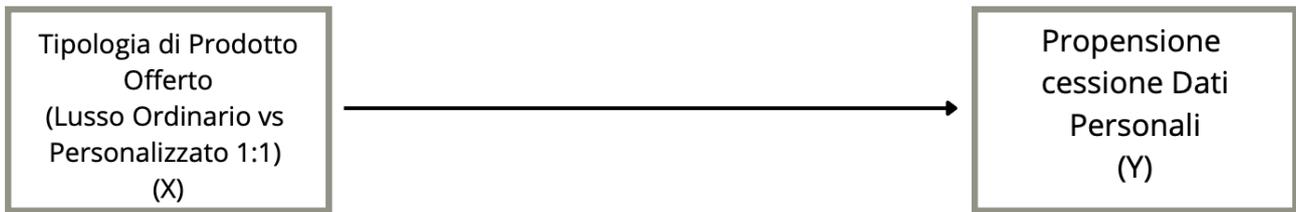


Figura 42

4.2

DESIGN DELLO STUDIO E DEL QUESTIONARIO

Tale sezione è dedicata alla presentazione del design dello studio sperimentale volto a mettere alla prova le ipotesi di ricerca.

4.2.1

DESIGN PRE-TEST

È stato condotto preliminarmente un pre-test, tramite “Qualtrics”, al fine di verificare di assicurare l’efficacia della manipolazione dell’informazione presentata ai rispondenti. Qui è possibile accedere al link del sondaggio: “https://impresaluiss.qualtrics.com/jfe/form/SV_eRNgvuf50hrKERg”.

I Partecipanti al pre-test sono stati, reclutati online tramite social network, ma ridotti a 54, in (35 uomini, 15 donne, 1 terzo genere, 2 “preferisco non dirlo”; $M_{età} = 34,52$; $SD_{età} = 12,5514$).

È stata assegnata, randomicamente, una delle due condizioni contenenti due scenari ciascuna (vedere paragrafo 4.1.5 e seguenti), all’interno del questionario che manipolava la tipologia di prodotto di lusso (personalizzato vs ordinario) relativa ad un paio di scarpe di Gucci e ad una penna Montblanc.

Ogni partecipante ha valutato su una scala Likert multi-item di 7 punti (1 = Totalmente in Disaccordo, 7 = Estremamente D’accordo) le due immagini assegnate randomicamente.

Gli item utilizzati erano tre e facevano riferimento alla percezione di personalizzazione derivante dal prodotto visto nell’immagine. Nello specifico:

1. L’immagine precedente raffigura un prodotto personalizzato.
2. L’immagine precedente mi permette di immaginare la presenza di un livello di personalizzazione del prodotto.
3. Il prodotto nell’immagine precedente è orientato agli interessi di Maria.

Infine, i partecipanti sono stati sottoposti a domande demografiche (età e genere).

4.2.2

RISULTATI PRE-TEST

È stata condotta l’analisi di affidabilità della scala (Reliability Analysis tramite Cronbach di Alpha), dalla quale emerge un’eccellente affidabilità (Cronbach $\alpha = 0,961$); e, attraverso l’analisi fattoriale (Factor Analysis) abbiamo verificato la validità della stessa (Test KMO= 0,764 > 0,6; test della Sfericità di Bartlett: $p < 0,001$) da cui si evince l’esistenza di un solo fattore, in cui possono essere accorpati i tre item (varianza cumulata =

93,04%; esistenza di un solo autovalore o eigenvalue > 1). È stata creata un'unica variabile “*Pesonalizzazione_percepita*”, rappresentante la media dei tre item. In aggiunta, dalla “*matrice dei componenti*” risulta un alto livello di correlazione, e l'esistenza di un solo fattore è riscontrabile anche tramite il Grafico “*Scree Plot*”. I risultati del “*T test a campioni indipendenti*” hanno dimostrato, come previsto, che gli scenari dei prodotti di lusso personalizzati 1:1 differiscono significativamente dagli scenari dei prodotti di lusso ordinari. Inoltre, dal “*test di Levene*” ne risulta un'uguaglianza delle varianze presunta ($M_{\text{Prodotto personalizzato 1:1}} = 5,75$; $SD = 1,45$; $M_{\text{Prodotto ordinario}} = 2,58$; $SD = 1,35$; $t(52) = 8,322$; $P - \text{Value} < 0,001$). Quindi si può assumere che il pre-test risulta superato e si è potuto procedere con il “*Main Study*”.

4.2.3

MAIN STUDY

Lo studio mira, quindi, a testare l'H1, H2 e H3. Per riuscire in tale intento è stato somministrato un questionario online tramite il software “*Qualtrics*” a 124 rispondenti (67 Uomini, 41 Donne, 7 terzo genere, 9 “*preferisco non dirlo*”); tramite un “*Between-subjects design*”: ai rispondenti è stata assegnata casualmente uno dei due scenari.

È possibile accedere al questionario tramite questo link:

“https://impresaluiss.qualtrics.com/jfe/form/SV_d6kwLRp0avGKynY”

Il reclutamento è avvenuto tramite Social Networks.

Inizialmente è stata mostrata un' introduzione volta a far comprendere la corretta definizione di prodotto di lusso personalizzato 1:1 onde evitare confusione per il rispondente, poiché ne risultava altresì complessa la visualizzazione effettiva di un prodotto di lusso personalizzato 1:1; infatti, sarebbe stato necessario progettare “*n*” prodotti per gli “*n*” rispondenti, ma, soprattutto, appariva impossibile la progettazione di tali prodotti sulla base di una raccolta dei loro interessi, possibile solo grazie a tecniche informatiche tramite linguaggi di programmazione di ML.

L'introduzione che i rispondenti si trovavano a visualizzare recitava:

“*Ciao!*”

Grazie per la tua partecipazione a questo sondaggio, ti prometto che durerà meno di 2 minuti! Per completarlo è necessario leggere una piccola ed interessante introduzione. Gli algoritmi di Machine Learning permettono, nel presente, di utilizzare i dati personali per realizzare messaggi pubblicitari ad hoc e mostrarti l'offerta giusta di prodotti. Ad esempio, se sei alla disperata ricerca di un paio di scarpe sportive, ricercherai su Google delle parole che si rifacciano all'acquisto di questa tipologia di articolo.

Successivamente, ti verranno mostrati, mentre navighi su altri siti, dei banner pubblicitari (sicuramente ti sarà capitato di vederli) su delle scarpe che potrebbero interessarti, ad esempio un bel paio di Nike o di Adidas!

Il Machine Learning sta progredendo velocemente. È realistico ipotizzare che in futuro, sarà possibile che i suoi algoritmi riescano a farti visualizzare non più dei messaggi pubblicitari su un prodotto generico, bensì,

che progetti dei prodotti, personalizzati al punto tale, da essere diversi da qualsiasi altro prodotto esistente nel mondo e che incontrino esattamente le tue esigenze ed i tuoi gusti estetici (design, colore, forma, taglia...), questi prodotti sono chiamati "Prodotti Personalizzati 1:1".

Ad oggi, come detto, ciò non è ancora possibile, ma si ritiene che lo possa essere nel futuro.

Ovviamente essi avranno un prezzo di vendita un tantino più alto, ma avrai la certezza di essere l'unico possessore in tutto il mondo di uno specifico prodotto e che non ne esisterà un altro uguale al tuo."

In seguito, è stata posta la seguente domanda di attenzione per verificare se il testo fosse stato ben compreso: *"Cosa potrebbe arrivare a progettare IN FUTURO il Machine Learning?"*

Le opzioni di risposta erano tre; la risposta corretta era *"Prodotti Personalizzati in scala 1:1, quindi un prodotto differente per qualsiasi differente consumatore."*

Le risposte successive degli intervistati che non hanno superato la domanda di attenzione non sono state tenute in considerazione ai fini della ricerca.

Di seguito, è stato chiesto quanto abitualmente si acquistassero beni di lusso, la risposta prevedeva una scala Likert da 1 (Mai) a 7 (Sempre).

È stato necessario, quindi, ricostruire quattro scenari in cui viene mostrata un'immagine in cui un utente online (che prende il nome di Maria) si trova a visualizzare quattro diverse tipologie di prodotti.

La creazione degli scenari è avvenuta tramite il sito web: *"www.canva.com"*, ed è stata utile poiché, sarebbe risultato, altresì, come detto in precedenza, impossibile la visualizzazione di un prodotto personalizzato 1:1 per ognuno dei rispondenti; quindi, risultava maggiormente corretto, chiedere agli intervistati di immedesimarsi in Maria, al fine di rendere lo studio il più vicino possibile al contesto di interazione reale con un prodotto personalizzato 1:1, oltre che con un prodotto ordinario.

Infine, al termine della visualizzazione di ogni scenario, è stata somministrata una domanda in cui veniva dichiarato che il singolo rispondente disponeva di un budget massimo di € 1500,00 e di indicare la disponibilità di pagamento massima per i relativi prodotti (lusso ordinario vs personalizzato 1:1). Le stesse domande sono state riproposte dopo la visualizzazione di ognuno degli scenari.

L'ultimo quesito presupponeva di indicare, tramite scala Likert 1 (per nulla disposto) a 7 (sempre disposto), la propensione alla cessione dei propri dati personali al fine della ricezione di offerte di prodotti personalizzati 1:1 o per il prodotto di lusso ordinario, a seconda della condizione cui i soggetti sono stati sottoposti.

Nella parte finale sono state poste le classiche domande di tipo sociodemografico (genere, generazione di appartenenza; reddito; livello di istruzione).

Nei sotto paragrafi successivi, saranno descritti rapidamente e raffigurati i quattro scenari che si riferivano alle due condizioni (lusso personalizzato 1:1 vs ordinario).

4.2.4

CONDIZIONE 1

SCENARIO 1 – MOCASSINI NON PERSONALIZZATI

Il primo scenario presupponeva la visualizzazione di un'immagine in cui un utente (Maria) si trova a visualizzare su un PC, un prodotto di lusso ordinario/non personalizzato, ovvero, un paio di Mocassini Gucci (figura 43), quindi in riferimento alla prima condizione.

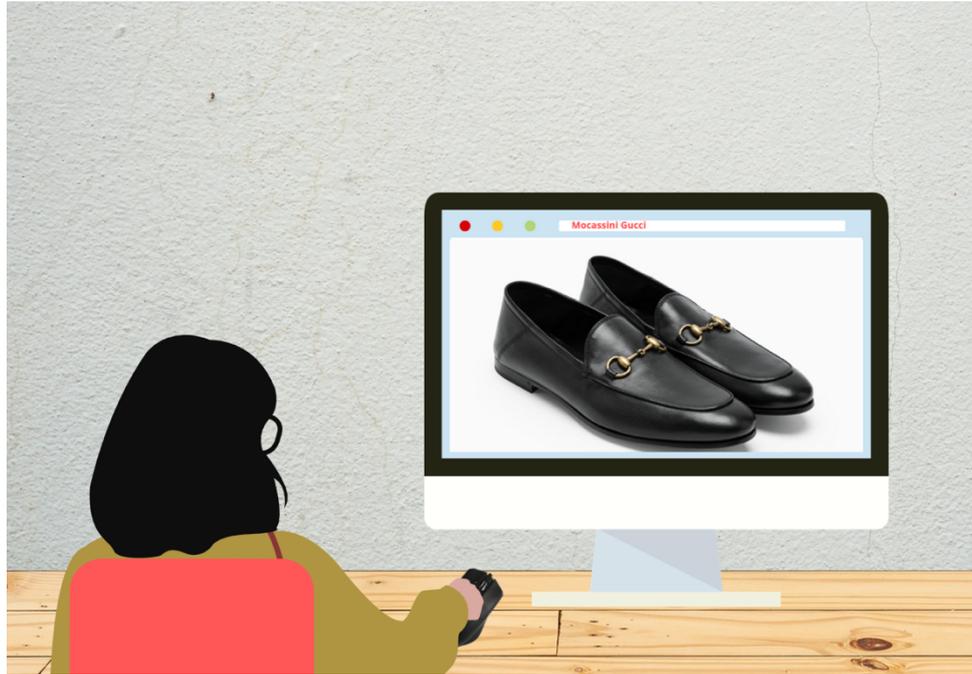


Figura 43

4.2.5

CONDIZIONE 1

SCENARIO 2 – PENNA NON PERSONALIZZATA

Il secondo scenario presupponeva la visualizzazione di un'immagine in cui un utente (Maria) si trova a visualizzare su un PC, un prodotto di lusso ordinario/non personalizzato, ovvero, una penna Montblanc (figura 44); questo scenario veniva visualizzato solo dai soggetti che avevano visto anche il primo scenario, in linea con la prima condizione sperimentale.



Figura 44

4.2.6

CONDIZIONE 2

SCENARIO 3 – MOCASSINI PERSONALIZZATI 1:1

Il terzo scenario faceva parte della seconda condizione sperimentale e presupponeva la visualizzazione di un'immagine in cui un utente (Maria) si trova a visualizzare su un PC, un prodotto di lusso o personalizzato 1:1, ovvero, un paio di Mocassini Gucci personalizzati su misura in base ad i suoi interessi (figura 45).

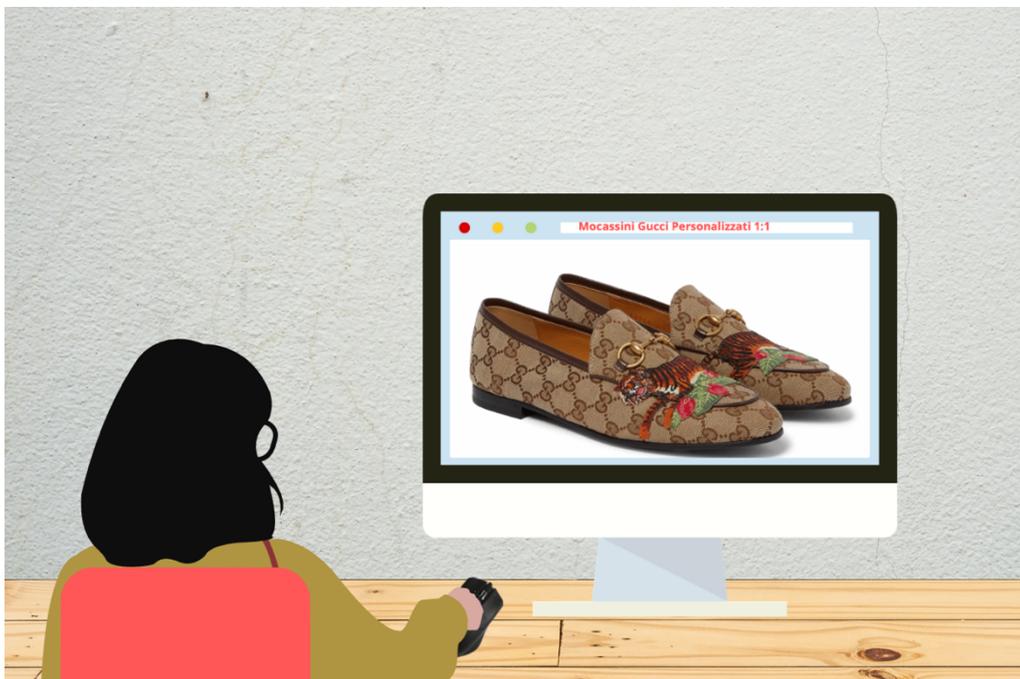


Figura 45

Il quarto scenario presuppone la visualizzazione di un'immagine in cui un utente (Maria) si trova a visualizzare su un PC, un prodotto di lusso o personalizzato 1:1, ovvero, una penna Montblanc personalizzata su misura in base ad i suoi interessi (figura 46). Questo scenario veniva visualizzato solo dai soggetti che avevano visto anche il terzo scenario, in linea con la seconda condizione sperimentale.

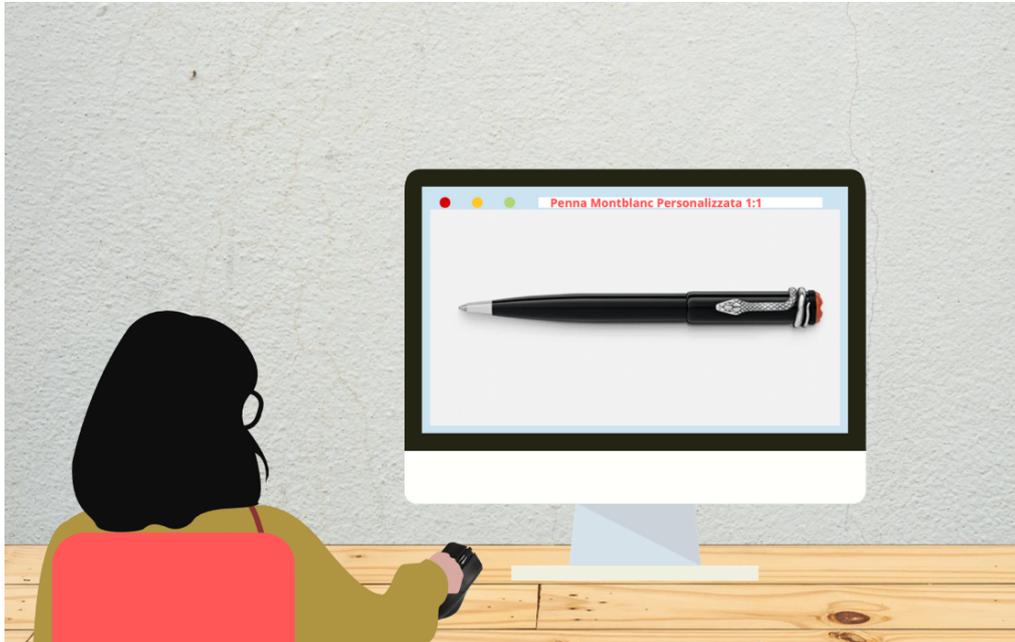


Figura 46

CAPITOLO V

STUDIO, RISULTATI E DISCUSSIONE

5.1

RISULTATI STUDIO

Per l'analisi dei dati e per la convalida delle ipotesi si è utilizzato il software "SPSS Statistics 27" di IBM. Gli intervistati sono stati 124 (67 Uomini, 41 Donne, 9 "Preferisco non dirlo", 7 "Terzo Genere") (figura 46); dato che 22 degli stessi, non hanno selezionato la giusta affermazione nella domanda di attenzione il loro numero si è ridotto a 102 (56 Uomini, 35 Donne, 5 "Preferisco non dirlo", 6 "Terzo Genere") (figura 47). 13 individui sui 102 (12,7%) appartenevano alla generazione dei Baby Boomers, 37 (36,3%) alla generazione X, 30 (29,4%) alla generazione dei Millennials/Y, mentre 22 (21,6%) appartenevano alla generazione Z (figura 48).

Per quanto concerne altre statistiche descrittive:

in riferimento al reddito (figura 49) si è osservato come 11 individui (10,8%), sul totale degli intervistati, hanno indicato di guadagnare tra 0 € e 10.000 € annui, 15 (14,7%) tra 10.001 € e 20.000 €, 11 (10,8%) tra 20.001 € e 30.000 €, 24 rispondenti (23,5%) tra 30.001 € e 40.000 €, 19 (18,6%) tra 40.001 € e 50.000 €, 19 soggetti (18,6 %) tra 50.001 € e 60.000 €, infine, 3 intervistati oltre i 60.001 € (2,9%).

Per ciò che riguarda il livello di istruzione (figura 50), 8 individui (7,8%) hanno dichiarato di possedere un "diploma di scuola superiore", 26 (25,5 %) una "Laurea Triennale", 42 (41,2%) una "Laurea Magistrale", 21 intervistati (20,6%) un "Master", infine, 5 individui (4,9%) hanno dichiarato di possedere un "Dottorato/PhD".

Per completezza, è stato analizzato un ultimo elemento tramite le statistiche descrittive, ovvero, la differenza tra la media di prezzo i due prodotti (mocassini e penna) sia per quanto riguarda la personalizzazione 1:1 sia per il prodotto ordinario ($M_{\text{Mocassini Ordinari}} = 669,86 \text{ €}$, $SD = 284,79$; $M_{\text{Penna Ordinario}} = 480,36 \text{ €}$, $SD = 241,04$; $M_{\text{Mocassini Personalizzati 1:1}} = 1102,25 \text{ €}$, $SD = 268,98$; $M_{\text{Penna Personalizzata 1:1}} = 949,39 \text{ €}$, $SD = 275,68$).

Come immaginabile, in entrambe le evenienze ne risulta un WTP medio più elevato per i mocassini; ciò, ovviamente, deriverebbe da un valore utilitarico implicito ritenuto maggiore per i mocassini, piuttosto che per la penna.

In seguito, sono state eseguite rispettivamente una "Factor Analysis" ed una "Reliability Analysis" (un solo eigenvalue/autovalore maggiore di 1 in entrambi i casi, Test KMO > 0,6 e Sfericità di Bartlett: P- Value < α) tramite metodo "Cronbach Alpha" sulle due variabili volte a misurare la WTP dei consumatori (rispettivamente per le scarpe e per la penna) sia per quanto riguarda il lusso ordinario (α di Cronbach uguale a 0,797) sia per quanto riguarda la personalizzazione 1:1 (α di Cronbach uguale a 0,755), in entrambi casi si denota una buona affidabilità.

Dato che le scale superavano la Factor e la Reliability Analysis, si è proceduto nel calcolo della media delle variabili, volte a stimare la WTP media per quanto riguarda il prodotto di lusso ordinario e la WTP media per quanto riguarda quello del prodotto personalizzato 1:1.

Al fine della convalida consecutiva di H1 e H2 è stata condotta un'analisi di tramite l'estensione “*Process V4.1 di Andrew F. Hayes*” (appendice).

La Varianza spiegata (R-Square) dal modello è pari al 51,99%, ne è risultato, quindi, un “*Model Fit*” significativo (P- Value = 0,00 < 0,05).

Si denota come vi sia una relazione positiva tra la variabile indipendente (tipologia prodotto lusso) e la variabile Indipendente (WTP); in particolare: P - Value = 0.000 < 0,05.

Al fine della comprensione della differenza tra le medie osservate nel campione ed alla fine di un'ulteriore prova della significatività statistica della relazione tra variabile indipendente e dipendente, è stato condotto un “*Independent Sample T-Test*”.

Dal “*test di Levene*” risulta un'uguaglianza delle varianze presunta (P - Value = 0,837 > 0,05).

I risultati (appendice) dello stesso mettono in evidenza quanto affermato precedentemente, ovvero che l'offerta di un prodotto lusso personalizzato 1:1 vs prodotto di lusso standardizzato presenta un livello più elevato e staticamente significativo di Willingness to Pay dei consumatori ($M_{WTP \text{ Prodotti Lusso Personalizzati } 1:1} = 1025,82 \text{ €}$, $SD = 244,04$; $M_{WTP \text{ Prodotti Lusso Ordinari}} = 563,83$, $SD = 251,38$; $t(100) = 9,417$; P - Value = 0,001 < 0,05).

Sulla base di quest'analisi è possibile accettare l'ipotesi H1, poiché la media popolazione (μ) della WTP Prodotti Personalizzati 1:1 risulta significativamente maggiore della media popolazione (μ) della WTP Prodotti Ordinari.

Inoltre, si osserva, così come ipotizzabile, una relazione positiva significativa tra abitudine all' acquisto di prodotti di lusso e la WTP (P - Value = 0,0399 < 0,05), ovvero, una relazione positiva, statisticamente rilevante, tra il moderatore e la variabile dipendente.

Per quanto concerne, invece, l'ipotesi H2, si è osservata la tabella generata tramite l'utilizzo di “*Process 4.1*” come l'effetto interazione (X*W), ovvero, tra l'abitudine all'acquisto di prodotti di lusso e la tipologia di prodotto di lusso offerto (personalizzato 1:1 vs ordinario) non è significativa (o è, comunque, molto debolmente significativa P - Value < $\alpha = 0,17 < 0,2$).

Ai fini della verifica delle ipotesi H1 ed H2, e allo scopo di osservare l'effetto d'interazione tra variabile indipendente e moderatore, un altro metodo da utilizzare sarebbe potuto essere quello della “*Two Way Anova*”; in particolare, la scala per misurare l'abitudine al consumo di prodotti di lusso, è di tipo metrico, a tal fine essa si sarebbe potuta trasformare in una scala categorica, dove, ad esempio, i valori compresi tra 1 e 4, avrebbero fatto riferimento all'etichetta “*bassa*”, mentre i valori tra 5 e 7, avrebbero fatto riferimento ad “*alta*”; in tal caso, sia la variabile moderatrice che indipendente sarebbero state di tipo categoriale e sarebbe stato possibile utilizzare una “*Two Way Anova*”. È corretto, comunque, mantenere la scala sull'abitudine al consumo di prodotti di lusso metrica e, quindi, utilizzare “*Process 4.1*”.

Dall'analisi ne risulta, quindi, la necessità di rigettare l'ipotesi H2, in quanto l'abitudine al consumo di prodotti di lusso non influisce in nessuna direzione sulla relazione dell'ipotesi H1. Data questa evenienza, non è possibile, di default, infatti, osservare il “*Johnson Neyman Plot*”. Tale visualizzazione potrebbe avvenire a patto che si consideri un livello di significatività inferiore a 0,20 (molto più alto rispetto al classico 5%), valore che presuppone una significatività statistica estremamente blanda, infatti, risulta non corretto ai fini di un corretto iter accademico, analizzare il plot, per tale motivo non è viene inserito all'interno dell'Appendice.

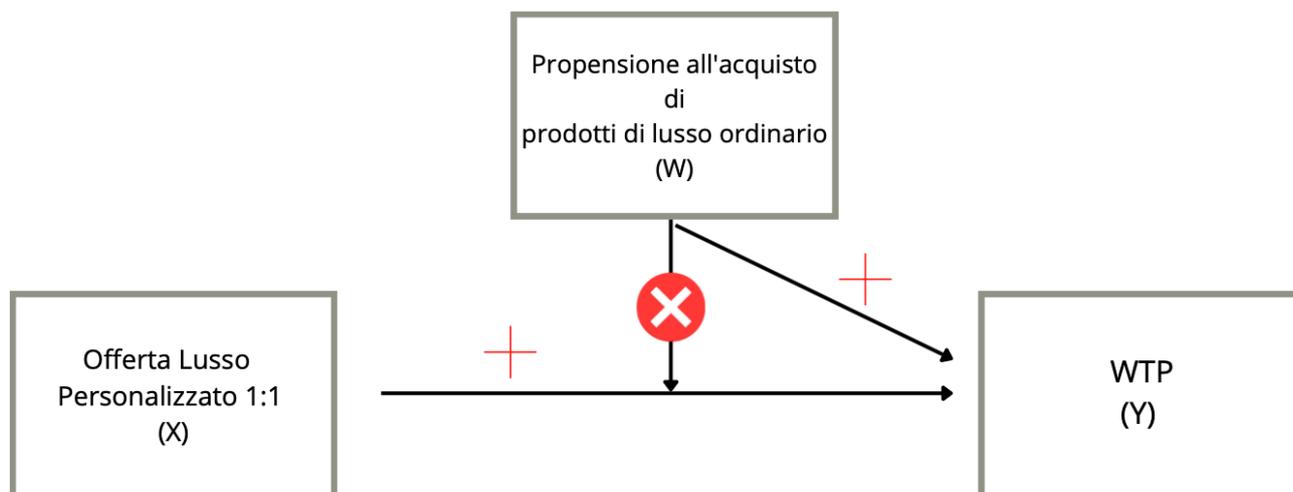


Figura 47

Per verificare l'ultima ipotesi, ovvero, H3, è stato svolto un “*Independent Sample T-test*”.

L'obiettivo era verificare se la media della propensione alla cessione dei dati personali con la finalità di ottenere messaggi pubblicitari con Prodotti personalizzati 1:1 fosse maggiore di quella volta all'ottenimento di messaggi pubblicitari con prodotti ordinari.

Formalmente:

$$H3: \mu_{\text{Propensione Cessione Dati Prodotti Personalizzati 1:1}} > \mu_{\text{Propensione Cessione Dati Prodotti Ordinari}}$$

Dal “*test di Levene*” risulta un'uguaglianza delle varianze non presunta.

I risultati hanno confermato che i partecipanti hanno una propensione maggiore alla cessione dei propri dati personali con finalità della visualizzazione di prodotti lusso personalizzati 1:1 che per la visualizzazione di contenuti pubblicitari con prodotti di lusso ordinari.

$$(M_{\text{Propensione Cessione Dati Prodotti Personalizzati 1:1}} = 5,82; SD = 0,91; M_{\text{Propensione Cessione Dati Prodotti Ordinari}} = 4,33, SD = 1,45; t(84,052) = 6,212, P - Value = 0,001 < 0,05).$$

Sulla base di questi presupposti è possibile accettare l'ipotesi H3, quindi, l'offerta di prodotti di lusso personalizzato 1:1 influisce positivamente sulla propensione alla cessione dei dati personali da parte degli

utenti (figura 48), infatti, la media popolazione (μ) della Propensione Cessione Dati Prodotti Personalizzati 1:1 risulta significativamente maggiore della media popolazione (μ) della propensione Cessione Dati Prodotti Ordinari.

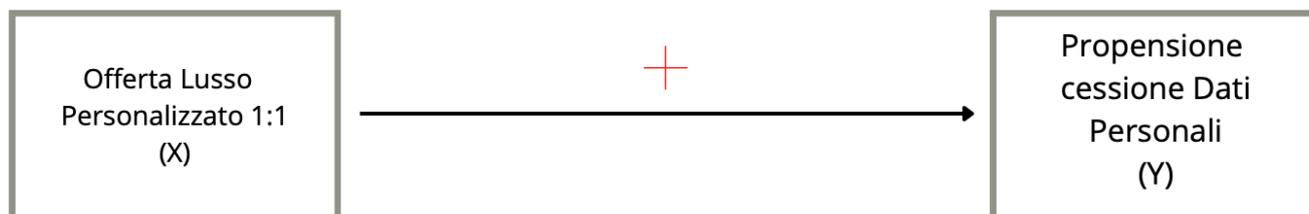


Figura 48

5.2 LUDWIG

Per dare una controprova ai risultati analizzati tramite il software “SPSS 27”, ed al fine di conferire una “*vena informatica*” alla trattazione dell’elaborato, si è proposto di analizzare i dati in maniera del tutto automatizzata tramite l’utilizzo di un “*Code Free Deep-Learning Toolbox*” che prende il nome di “*Ludwig*”.

Esso è stato sviluppato da “*Uber Engeering*” ed ha visto la partecipazione diretta allo sviluppo del progetto un team di lavoro composto anche da un italiano, Piero Molino.

È possibile accedere a “*Ludwig*” per il processo di installazione tramite questo link: “https://ludwig-ai.github.io/ludwig-docs/0.4/getting_started/”.

È stato scelto “*Ludwig*” in quanto, nonostante sia possibile raggiungere gli stessi risultati tramite un linguaggio di programmazione diretta (Python per esempio), esso risulta estremamente utile in quanto semplifica il processo di programmazione, di prototipazione e di elaborazione dei dati, che esula dalle competenze del ricercatore.

Ludwig ha la peculiarità di supportare le differenti tipologie di dati (numerici o categorici come testo, immagini, audio) in input, ovvero, i codificatori al fine di addestrare un modello di DL anche molto complesso per restituire in output i risultati o decodificatori derivanti dalla traduzione dei dati (figura 49).

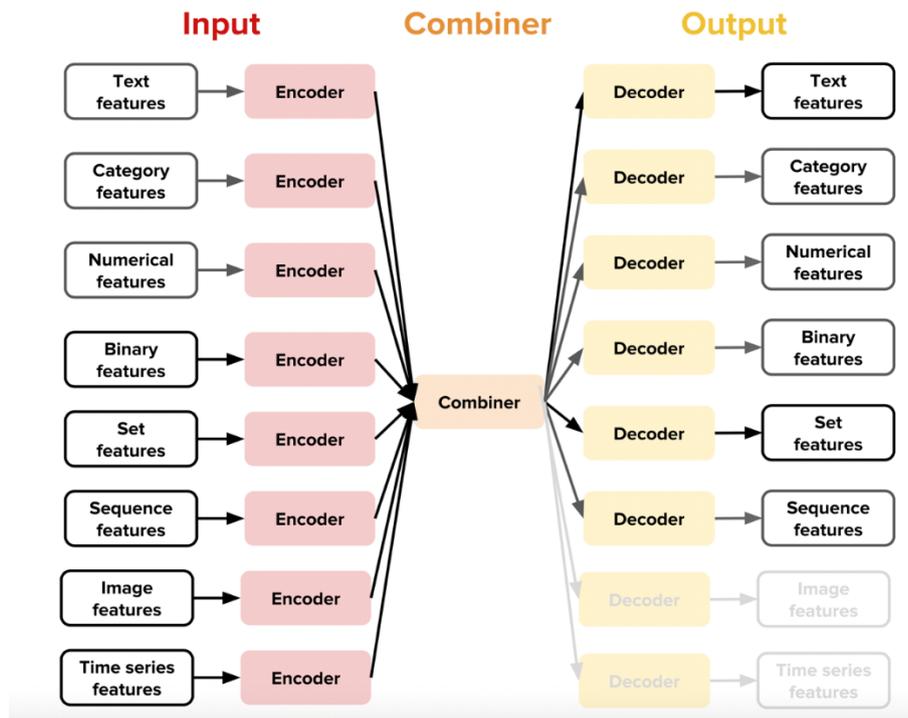


Figura 49

<https://eng.uber.com/introducing-ludwig/>

Di seguito verranno esplicitati i passaggi, oltre ai principali comandi in input necessari per replicare i risultati sulla ricerca svolta.

Inizialmente è stato necessario categorizzare i dati numerici in dati categorici: nel caso della domanda volta a comprendere la propensione alla cessione dei dati personalizzati (prodotto ordinario vs personalizzato), era prevista una risposta per mezzo di una scala Likert da 1 a 7; quindi, i risultati sono stati categorizzati in questo modo:

- Valori pari a 1, ricodifica con l’etichetta “*bassissimo*”.
- Valori pari a 2, ricodifica con l’etichetta “basso”.
- Valori compresi tra 3 e 5 ricodifica con l’etichetta “medio”.
- Valori pari a 6 ricodifica con l’etichetta “alto”.
- Valori pari a 7 tra ricodifica con l’etichetta “altissimo”.

Nel caso, invece, della domanda volta a comprendere la WTP dei consumatori (prodotto ordinario vs personalizzato), era previsto di indicare quanta parte del budget “*fittizio*” a disposizione di 1500 € si era disposti a spendere rispettivamente per la penna Montblanc e per i mocassini Gucci (Ordinari vs Personalizzati 1:1), in tal caso i risultati sono stati così ricodificati:

- Valori compresi tra 1 € e 300 €, ricodifica con l’etichetta “*bassissimo*”.
- Valori compresi tra 301 € e 600 € ricodifica con l’etichetta “basso”.
- Valori compresi tra 601 € e 900 € ricodifica con l’etichetta “medio”.

- Valori compresi tra 901 € e 1200 € ricodifica con l’etichetta “alto”.
- Valori compresi tra 1201 € e 1500 € ricodifica con l’etichetta “altissimo”.

Lo step successivo prevedeva di creare il primo modello di ML al fine di addestrare la macchina per “imparare” la categorizzazione testuale dei risultati in scala Likert del sondaggio. Per raggiungere tale presupposto è stato immesso in input tale comando:

```
“ludwig train --dataset /Users/luigi/Downloads/File_CSV/valori.csv --config_str “{input_features: [{name: numero, type: text}], output_features: [{name: categoria, type: category}], training: {epochs:50}}”.
```

È interessante notare il numero, ovvero 50, associato al termine sull’asse delle ascisse “epochs”, ciò significa che è stato imposto alla macchina di eseguire cinquanta identici test sullo stesso training set al fine di recepire il modello.

Successivamente è stato immesso il comando volto alla visualizzazione delle curve di apprendimento in riferimento alla perdita (figura 50) ed in riferimento all’accuratezza del modello (figura 51).

```
“ludwig visualize --visualization learning_curves --training_statistics /Users/luigi/Downloads/File_CSV/results/experiment_run/training_statistics.json”.
```

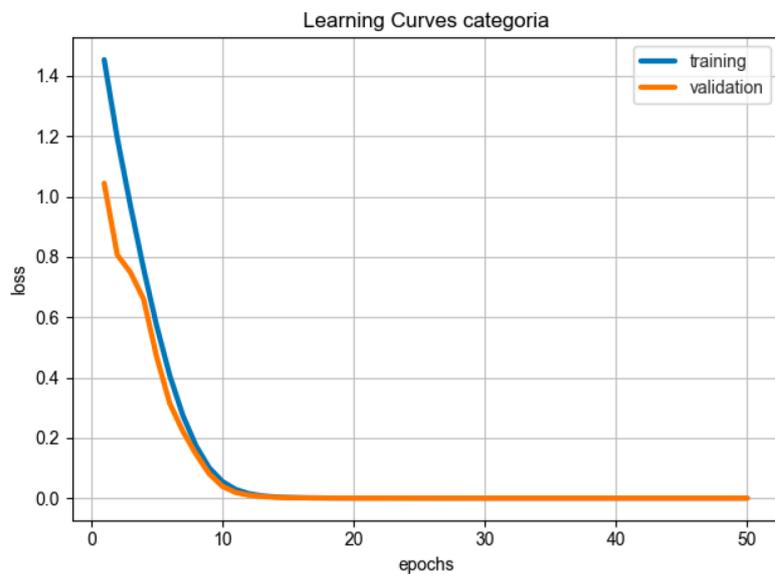


Figura 50

Come si può osservare dopo circa dieci “epochs”, ovvero ripetizioni, il modello ha raggiunto livelli pari a zero di perdita, sia per quanto concerne l’addestramento che l’accuratezza, quindi, la possibilità di errore risulta praticamente nulla.

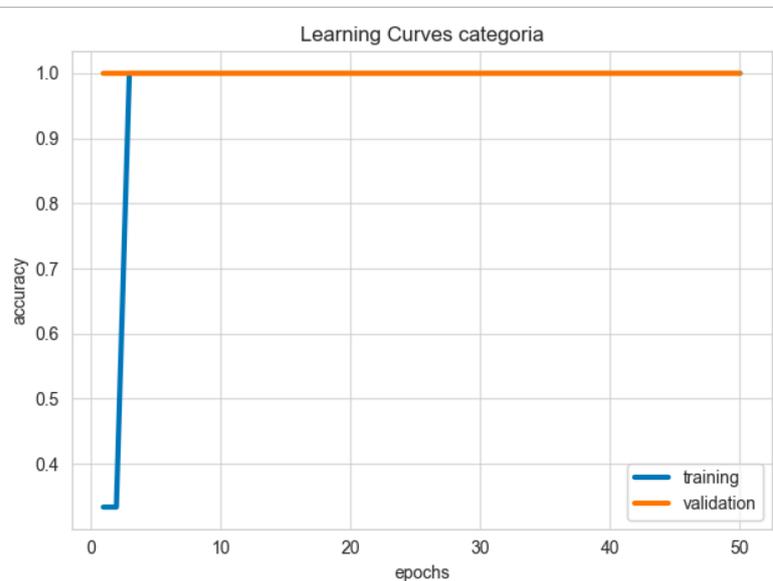


Figura 51

È osservabile come in tal caso, il livello di accuratezza massimo viene raggiunto tra le “0 e le 10 epochs”, a testimonianza sia della semplicità del modello, sia della riuscita positiva dell’addestramento.

Infine, è stato lanciato un comando volto a predire il modello “*dando in pasto*” il dataset ottenuto tramite le risposte dei consumatori:

```
“ludwig predict --dataset /Users/luigi/Downloads/File_CSV/Cessione_Dati_Ordinario.csv --model_path /Users/luigi/Downloads/File_CSV/results/experiment_run/model”.
```

Una volta terminato con i dati che si riferivano alla propensione ed alla cessione dei dati personali in riferimento all’ottenimento di pubblicità per prodotti di lusso ordinari, è stato possibile creare il secondo modello di ML in riferimento alla propensione della cessione dei propri dati personali per i prodotti di lusso personalizzati 1:1:

```
“ludwig train --dataset /Users/luigi/Downloads/File_CSV2/valori.csv --config_str “{input_features: [{name: numero, type: text}], output_features: [{name: categoria, type: category}], training: {epochs:50}}”.
```

Successivamente sono stati lanciati in input gli stessi comandi visti in precedenza per la visualizzazione delle curve di apprendimento e validazione, oltre che per predire il modello dal dataset contenente le risposte in scala Likert dei consumatori in riferimento alla cessione dei dati personali, per ciò che concerne l’offerta di prodotti di lusso personalizzato 1:1:

```
“ludwig predict --dataset /Users/luigi/Downloads/File_CSV2/Cessione_Dati_Personalizzazione.csv --model_path /Users/luigi/Downloads/File_CSV2/results/experiment_run/model”.
```

In seguito, è stato possibile passare alla parte dedicata all’analisi del dataset contenente i dati sulla WTP dei consumatori.

Sono stati, quindi, lanciati gli stessi comandi precedenti, tenendo in considerazione la categorizzazione fatta per quanto concerne i prezzi.

Viene ricreato un nuovo modello di ML, sulla base di tale categorizzazione. Il comando lanciato risulta essere il medesimo:

```
“ludwig train --dataset /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV3/valori.csv --config_str “{input_features: [{name: numero, type: text}], output_features: [{name: categoria, type: category}], training: {epochs: 50}}”
```

Lo step successivo prevedeva la visualizzazione dell’attendibilità del secondo modello (figura 52 e 53).

```
“ludwig visualize --visualization learning_curves --training_statistics /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV3/results/experiment_run/training_statistics.json”
```

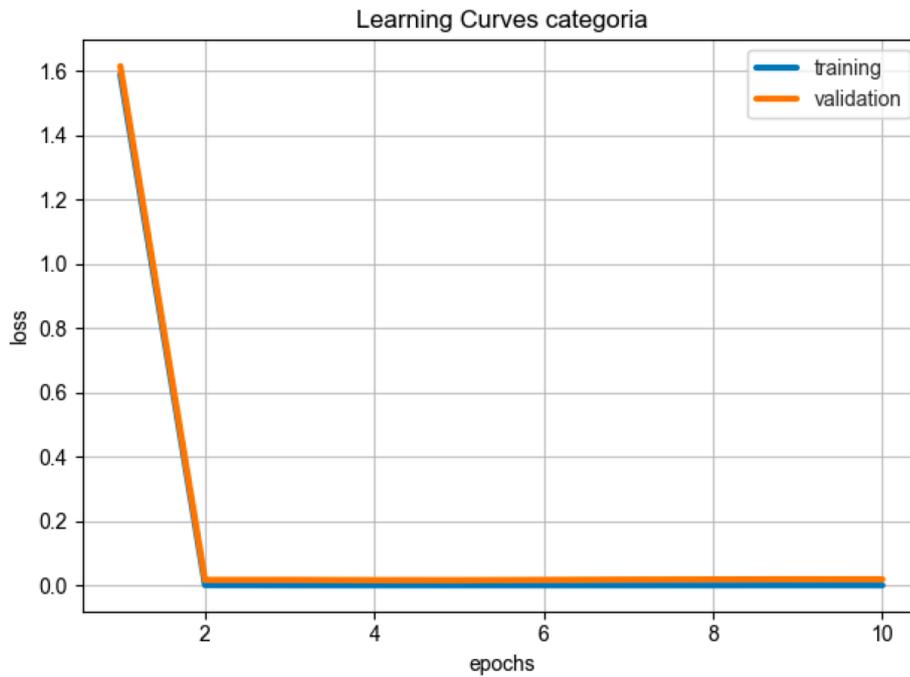


Figura 52

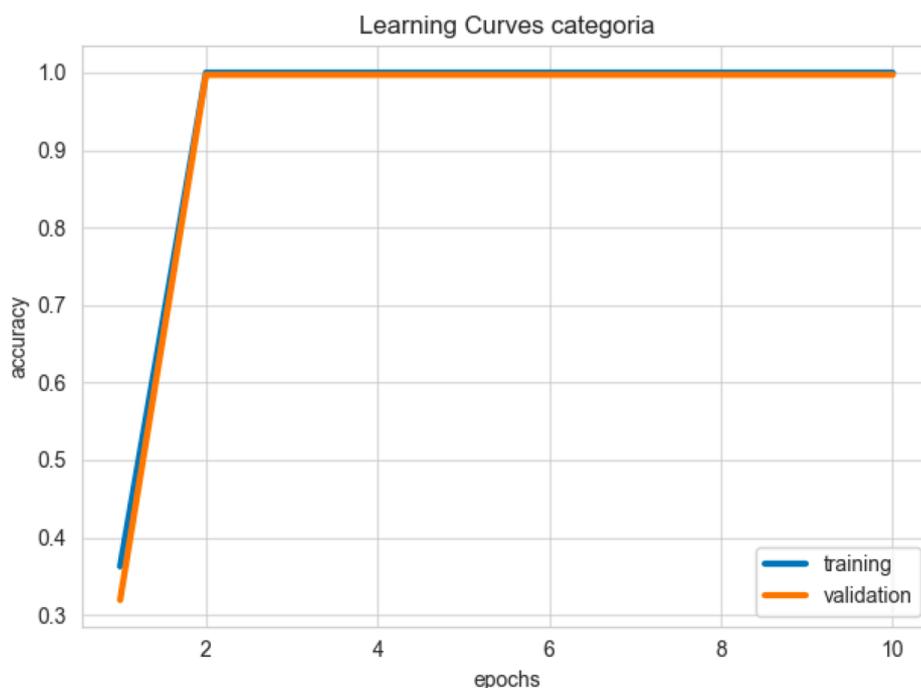


Figura 53

Dai grafici in output, come si può osservare, ne risulta una validità massima ed una perdita minima, a testimonianza dell'eccellente addestramento del modello.

È stato, quindi, *“dato in pasto”* il dataset contenente le risposte per quanto riguarda i dati sulla WTP degli utenti, sia per quanto concerne i prodotti personalizzati 1:1, che quelli ordinari.

Di seguito i comandi immessi in input per ciò che concerne l'addestramento del ML per i prodotti di lusso ordinario ed i relativi grafici in output:

```
“ludwig predict --dataset /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV3/Prezzo_ordinario_1.csv --model_path /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV3/results/experiment_run/model”
```

```
“ludwig predict --dataset /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV4/Prezzo_ordinario_2.csv --model_path /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV4/results/experiment_run/model”
```

```
“ludwig predict --dataset /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV5/Prezzo_personalizzato_1.csv --model_path /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV5/results/experiment_run/model”
```

```
“ludwig predict --dataset /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV6/Prezzo_personalizzato_2.csv --model_path /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV6/results/experiment_run/model”
```

Sono state fatte tutte le predizioni ed addestrati entrambi i modelli di ML correttamente; è ora possibile visualizzare i risultati in forma grafica tramite *“grafici a torta”*. Per riuscire in tale intento è stato utilizzato il linguaggio di programmazione *“Python 3”*.

Per prima cosa sono stati lanciati i comandi volti alla visualizzazione dei grafici inerenti alle frequenze della cessione dei dati per l'offerta di prodotti di lusso ordinario vs personalizzato 1:1 (figura 54 e 55), rispettivamente:

```
“python3 /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV/main.py”
```

```
“python3 /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV2/main.py”
```

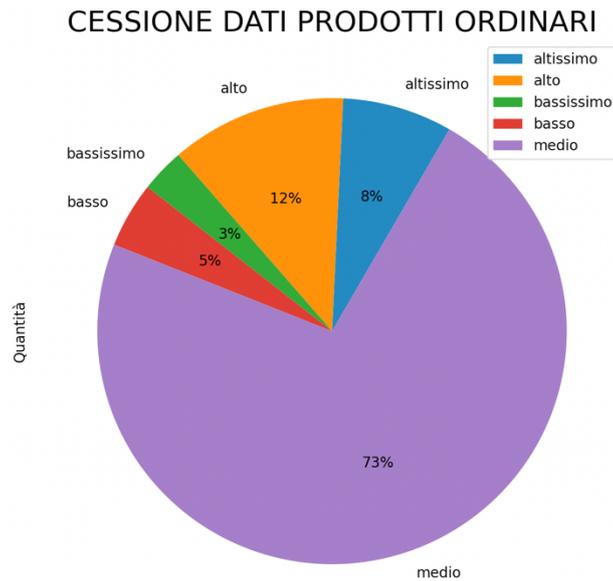


Figura 54

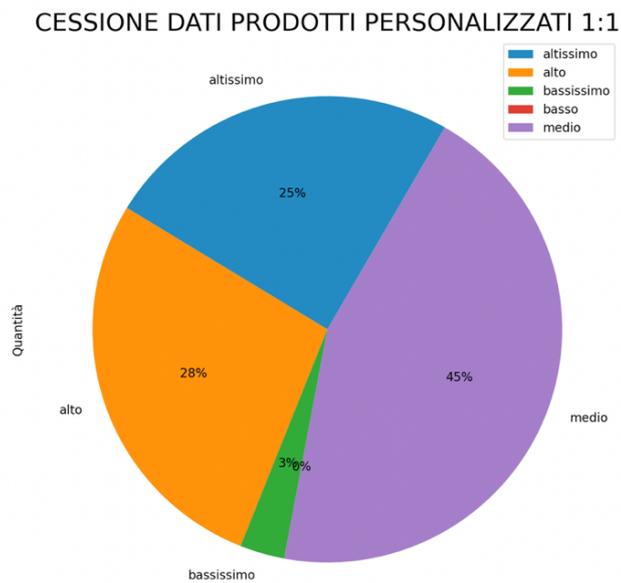


Figura 55

Come si può osservare dai grafici, la differenza per ciò che concerne la disponibilità a cedere i dati risulta essere molto elevata. Ciò è rilevabile osservando la frequenza dei valori categorizzati:

1. Altissimo: 8% (ordinario) vs 25% (personalizzazione 1:1).
2. Alto: 12% (ordinario) vs 28% (personalizzazione 1:1).
3. Medio: 73% (ordinario) vs 45% (personalizzazione 1:1).
4. Basso: 5% (ordinario) vs 0% (personalizzazione 1:1).

5. Bassissimo: 3% (ordinario) vs 3% (personalizzazione 1:1).

Le tabelle di frequenza dell'output di SPSS (figura 56 e 57) risultano:

In una scala da 1 a 7, quanto ti ritieni disposto a cedere i tuoi dati personali ad enti o imprese al fine di un loro trattamento?

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|----------|-------------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 1 - Per nulla disposto | 2 | 1,6 | 3,2 | 3,2 |
| | 2 - Molto Poco Disposto | 3 | 2,4 | 4,8 | 7,9 |
| | 3 - Poco Disposto | 14 | 11,3 | 22,2 | 30,2 |
| | 4 - Neutro | 16 | 12,9 | 25,4 | 55,6 |
| | 5 - Abbastanza Disposto | 15 | 12,1 | 23,8 | 79,4 |
| | 6 - Molto Disposto | 8 | 6,5 | 12,7 | 92,1 |
| | 7 - Sempre Disposto | 5 | 4,0 | 7,9 | 100,0 |
| | Totale | 63 | 50,8 | 100,0 | |
| Mancante | Sistema | 61 | 49,2 | | |
| Totale | | 124 | 100,0 | | |

Figura 56

Quanto saresti propenso a cedere i tuoi dati personali per avere in offerta automaticamente un prodotto personalizzato sulla base dei tuoi gusti e delle tue esigenze?

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|----------|-------------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 1 - Per nulla disposto | 2 | 1,6 | 3,2 | 3,2 |
| | 3 - Poco Disposto | 3 | 2,4 | 4,8 | 7,9 |
| | 4 - Neutro | 6 | 4,8 | 9,5 | 17,5 |
| | 5 - Abbastanza Disposto | 18 | 14,5 | 28,6 | 46,0 |
| | 6 - Molto Disposto | 18 | 14,5 | 28,6 | 74,6 |
| | 7 - Sempre Disposto | 16 | 12,9 | 25,4 | 100,0 |
| | Totale | 63 | 50,8 | 100,0 | |
| Mancante | Sistema | 61 | 49,2 | | |
| Totale | | 124 | 100,0 | | |

Figura 57

Sommando le frequenze ne scaturiscono tali valori:

- Altissimo (ricodifica dei valori pari ad 7): 7,9% (ordinario) vs 25,4% (personalizzazione 1:1).
- Alto (ricodifica dei valori pari ad 6): 12,7% (ordinario) vs 28,6% (personalizzazione 1:1).
- Medio (ricodifica dei valori tra 3 e 5): 71,4% (ordinario) vs 42,9% (personalizzazione 1:1).
- Basso (ricodifica dei valori pari ad 2): 4,8% (ordinario) vs 0% (personalizzazione 1:1).
- Bassissimo (ricodifica dei valori pari ad 1): 3,2% (ordinario) vs 3,2% (personalizzazione 1:1).

I risultati sono praticamente i medesimi con piccole eccezioni derivanti da approssimazioni sui decimali. Si può ritenere pertanto che il modello di ML sia stato ben addestrato e, allo stesso tempo, che l'analisi con SPSS sia stata ben eseguita.

Lo step successivo presupponeva la visualizzazione dei grafici (figura 58 e 59) inerenti alle frequenze della WTP per i mocassini Gucci (ordinari vs personalizzati 1:1); sono stati immessi, quindi, i seguenti comandi, rispettivamente:

“python3 /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV3/main.py”

“python3 /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV4/main.py”

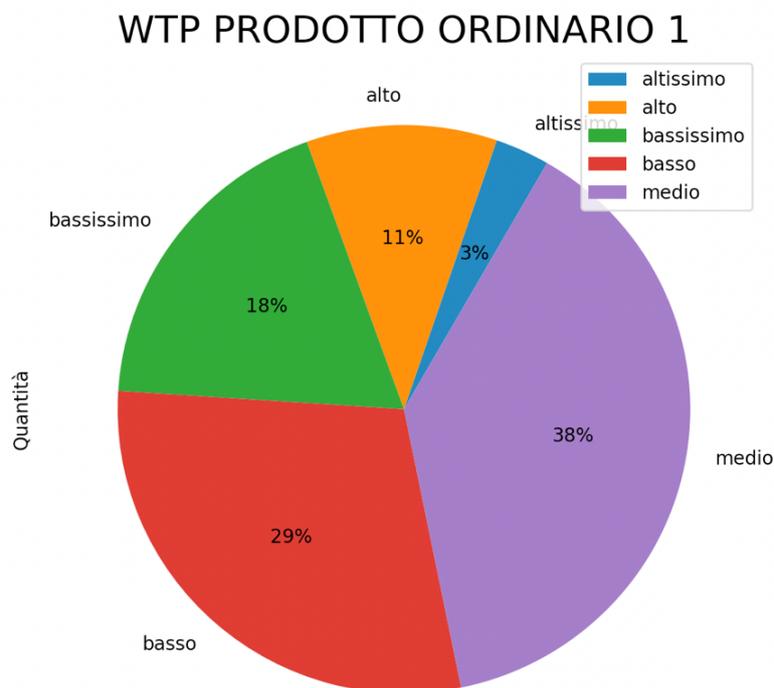


Figura 58

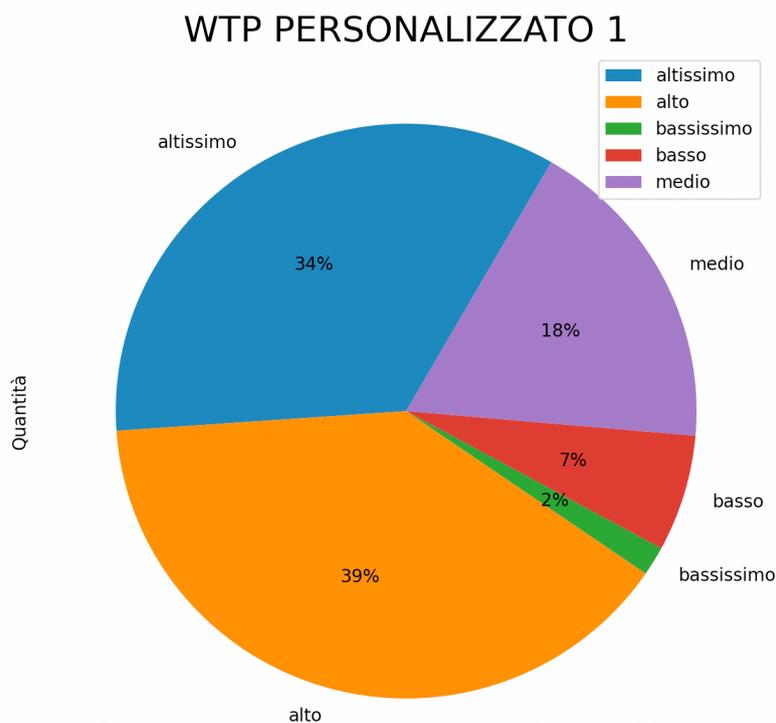


Figura 59

Come si può osservare dai diagrammi a torta, la differenza per ciò che concerne la WTP tra i due prodotti risulta essere molto elevata. Ciò è rilevabile osservando la frequenza dei valori categorizzati:

1. Altissimo: 3% (ordinario) vs 34% (personalizzazione 1:1).
2. Alto: 11% (ordinario) vs 39% (personalizzazione 1:1).
3. Medio: 38% (ordinario) vs 18% (personalizzazione 1:1).
4. Basso: 29% (ordinario) vs 7% (personalizzazione 1:1).
5. Bassissimo: 18% (ordinario) vs 2% (personalizzazione 1:1).

Le tabelle di frequenza dell'output di SPSS (figura 60 e 61) risultano:

1 = bassissimo 2=basso 3=medio 4=alto 5=altissimo

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|----------|---------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 1,00 | 10 | 7,8 | 15,4 | 15,4 |
| | 2,00 | 20 | 15,5 | 30,8 | 46,2 |
| | 3,00 | 25 | 19,4 | 38,5 | 84,6 |
| | 4,00 | 8 | 6,2 | 12,3 | 96,9 |
| | 5,00 | 2 | 1,6 | 3,1 | 100,0 |
| | Totale | | 65 | 50,4 | 100,0 |
| Mancante | Sistema | 64 | 49,6 | | |
| Totale | | 129 | 100,0 | | |

Figura 60

1 = bassissimo 2=basso 3=medio 4=alto 5=altissimo

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|----------|---------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 1,00 | 1 | ,8 | 1,6 | 1,6 |
| | 2,00 | 4 | 3,1 | 6,3 | 7,9 |
| | 3,00 | 11 | 8,5 | 17,5 | 25,4 |
| | 4,00 | 24 | 18,6 | 38,1 | 63,5 |
| | 5,00 | 23 | 17,8 | 36,5 | 100,0 |
| | Totale | | 63 | 48,8 | 100,0 |
| Mancante | Sistema | 66 | 51,2 | | |
| Totale | | 129 | 100,0 | | |

Figura 61

Sommando le frequenze ne scaturiscono tali valori:

- Altissimo (ricodifica dei valori tra 1 € e 300 €): 3,1% (ordinario) vs 36,5% (personalizzazione 1:1).
- Alto (ricodifica dei valori tra 301 € e 600 €): 12,3% (ordinario) vs 38,1% (personalizzazione 1:1).
- Medio (ricodifica dei valori tra 601 € e 900 €): 38,5% (ordinario) vs 17,5% (personalizzazione 1:1).
- Basso (ricodifica dei valori tra 901 € e 1200 €): 30,8% (ordinario) vs 6,3% (personalizzazione 1:1).
- Bassissimo (ricodifica dei valori tra 1201 € e 1500 €): 15,4% (ordinario) vs 1,6% (personalizzazione 1:1).

I risultati sono praticamente i medesimi con piccole eccezioni, anche in tal caso, derivanti da approssimazioni sui decimali o dalla ricodifica/inserimento di un valore in maniera errata. Nonostante ciò, si può assumere una corrispondenza pressoché perfetta tra i due metodi utilizzati.

In ultima fase, per visualizzare i grafici (figura 62 e 63) inerenti alle frequenze della WTP per il secondo prodotto, ossia, la penna Montblanc (ordinaria vs personalizzata 1:1) sono stati immessi i seguenti comandi, rispettivamente:

`“python3 /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV5/main.py”`

`“python3 /Users/luigi/Desktop/IA/File_CSV6/main.py”`

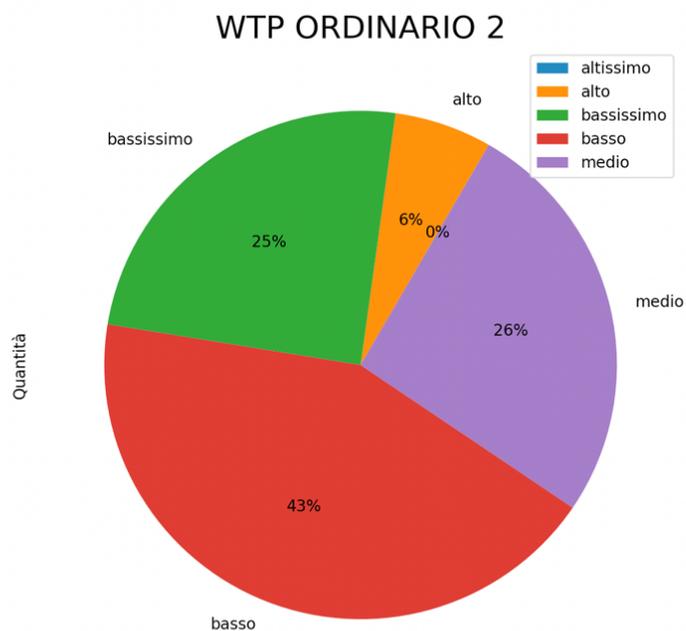


Figura 62

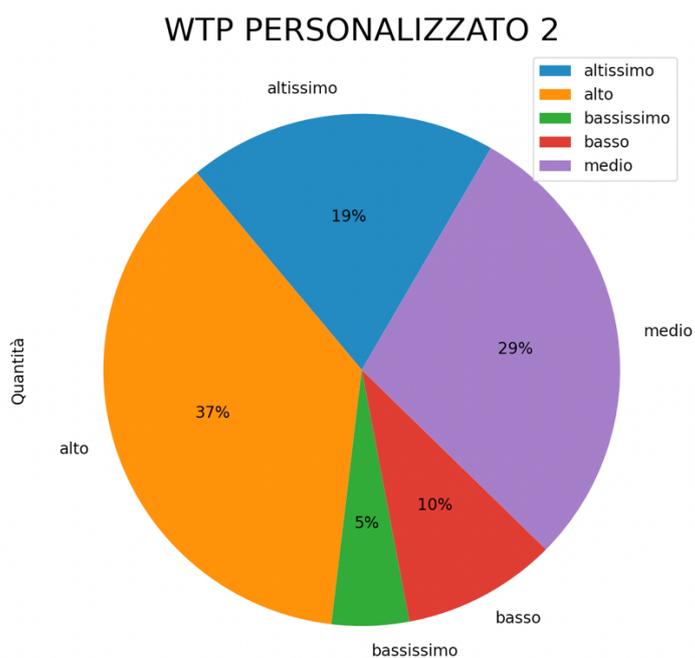


Figura 63

Come si può osservare dai grafici a torta, la differenza per ciò che riguarda la disponibilità massima a spendere per il prodotto nelle due accezioni (ordinario vs personalizzato 1:1), risulta essere molto elevata:

1. Altissimo: 0% (ordinario) vs 19% (personalizzazione 1:1).
2. Alto: 6% (ordinario) vs 37% (personalizzazione 1:1).
3. Medio: 26% (ordinario) vs 29% (personalizzazione 1:1).
4. Basso: 43% (ordinario) vs 10% (personalizzazione 1:1).
5. Bassissimo: 25% (ordinario) vs 5% (personalizzazione 1:1).

Paragonando tali risultati con le frequenze di SPSS (figura 64 e 65), ne risulta:

1 = bassissimo 2=basso 3=medio 4=alto 5=altissimo

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|----------|---------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 1,00 | 16 | 12,4 | 24,6 | 24,6 |
| | 2,00 | 28 | 21,7 | 43,1 | 67,7 |
| | 3,00 | 17 | 13,2 | 26,2 | 93,8 |
| | 4,00 | 4 | 3,1 | 6,2 | 100,0 |
| | Totale | 65 | 50,4 | 100,0 | |
| Mancante | Sistema | 64 | 49,6 | | |
| Totale | | 129 | 100,0 | | |

Figura 64

1 = bassissimo 2=basso 3=medio 4=alto 5=altissimo

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|----------|---------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 1,00 | 3 | 2,3 | 4,8 | 4,8 |
| | 2,00 | 6 | 4,7 | 9,7 | 14,5 |
| | 3,00 | 18 | 14,0 | 29,0 | 43,5 |
| | 4,00 | 23 | 17,8 | 37,1 | 80,6 |
| | 5,00 | 12 | 9,3 | 19,4 | 100,0 |
| | Totale | 62 | 48,1 | 100,0 | |
| Mancante | Sistema | 67 | 51,9 | | |
| Totale | | 129 | 100,0 | | |

Figura 65

Sommando le frequenze ne scaturiscono tali valori:

- Altissimo (ricodifica dei valori tra 1 € e 300 €): 0% (ordinario) vs 19,4% (personalizzazione 1:1).
- Alto (ricodifica dei valori tra 301 € e 600 €): 6,2% (ordinario) vs 37,1% (personalizzazione 1:1).
- Medio (ricodifica dei valori tra 601 € e 900 €): 26,2% (ordinario) vs 29% (personalizzazione 1:1).
- Basso (ricodifica dei valori tra 901 € e 1200 €): 43,1% (ordinario) vs 9,7% (personalizzazione 1:1).
- Bassissimo (ricodifica dei valori tra 1201 € e 1500 €): 24,6% (ordinario) vs 4,8% (personalizzazione 1:1).

I risultati sono i medesimi con piccole eccezioni, anche in tal caso, derivanti da approssimazioni sui decimali. Si può, quindi, anche in quest'ultimo caso assumere una corrispondenza perfetta tra i due metodi (SPSS vs Ludwig) di analisi.

È bene annotare come ai fini di una ricerca di questo archetipo, ovvero, volta a testare delle ipotesi tramite delle evidenze empiriche, il modello di SPSS, risulta molto più valido, in quanto, progettato quasi esclusivamente a tal fine e, quindi, più efficace e semplice da utilizzare.

L'utilizzo di Ludwig, invece, e, più in generale, del DL, è utile al fine di implementare operazioni/azioni estremamente più complesse rispetto a quella ultimata. L'analisi qui svolta, rappresenta solo la base di ciò che è capace di realizzare il DL; infatti, esso è uno strumento di un valore e di una portata tale da essere il punto di partenza al fine della effettiva personalizzazione dei prodotti 1:1 e di molte altre tattiche o strategie aziendali e non solo.

Riuscire in tale intento, però, come immaginabile, esula dalle attuali competenze del ricercatore, ma si è voluta dare una piccola prova della metodologia di utilizzo dello stesso ai fini di una buona comprensione della tematica trattata agli occhi del lettore.

5.3

CONCLUSIONI E CONTRIBUTI TEORICI

La ricerca presentata in questo capitolo contribuisce ad un primo approccio di comprensione in riferimento ad un aspetto del Marketing e del Machine learning di possibile implementazione strategica futura: vale a dire, l'accettazione del prezzo dei consumatori (cioè la volontà massima disposti a spendere / WTP) nei confronti dei prodotti di lusso venduti con un livello ipoteticamente massimo di personalizzazione (prodotti di lusso personalizzati 1:1). Inoltre, si è indagato sull'eventualità che tale strategia possa essere effettivamente accettabile dal mercato e che, quindi, non vada in contrasto con la normativa vigente (GDPR). Infatti, si è osservato come i consumatori sono molto più disposti a cedere i propri dati personali al fine di ricevere offerte di prodotti personalizzati 1:1, piuttosto che per la "*consuetudinaria*" erogazione pubblicitaria tramite OBA che avviene ad oggi; tale aspetto deriverebbe, in tutta probabilità, da un aumento della percezione di utilità; ciò fungerebbe, quindi, da ulteriore supporto al motivo tale per cui i consumatori risultano propensi ad accettare un prezzo più elevato per l'acquisto di prodotti personalizzati 1:1 di lusso, ovvero, una percezione di utilità superiore, volta alla soddisfazione "*dell'esigenza di autodeterminazione del sé*" (Y. Troung) la quale risulta, ad oggi, "*parzialmente trascurata*" dall'offerta di prodotto di lusso ordinario.

Non si sono osservate evidenze empiriche, sensibilmente significative per quanto riguarda l'effetto di moderazione dell'abitudine all'acquisto di prodotti di lusso sulla relazione tra personalizzazione 1:1 e WTP, ciò rappresenta in parte una sorpresa poiché tale ipotesi era stata formulata sulla base dell'assunzione che consumatori con una propensione maggiore all'acquisto di prodotti di lusso ordinari sarebbero stati disposti a spendere un quantitativo di denaro maggiore per un'offerta volta ad esaltare "*la percezione dell'esclusività che si basa sulla scarsità.*" (A. Radón) Tale evidenza suggerisce, però, che l'interesse verso questa tipologia di

prodotti non deriverebbe dal solo interesse verso prodotti di lusso, ma che, anche consumatori precedentemente meno interessati all'acquisto di prodotti di questo settore, sarebbero disposti ad iniziare a consumarli, pagando prezzi molto elevati, al patto di poter usufruire della possibilità che gli stessi siano personalizzati su misura in base alle loro esigenze ed interessi.

5.4

CONTRIBUTI MANAGERIALI

I risultati della ricerca assumono particolare importanza, soprattutto dal punto di vista manageriale, in particolare per i brand operanti nel settore del luxury che commercializzano i propri prodotti in un ambiente digitale. Tali aziende, come descritto in precedenza, sono le uniche che hanno la possibilità di adottare una pratica di personalizzazione del prodotto 1:1, in quanto, il costo di produzione di questi beni risulterebbe essere estremamente elevato, ragion per cui, il prezzo di vendita dovrebbe risultare tale da poter rendere economicamente razionale la vendita di tale tipologia di prodotti.

Ciò che deriva dai risultati della ricerca è che, i luxury brand, dovrebbero aumentare i propri investimenti nella direzione dell'utilizzo delle tecniche di ML, affinché sia possibile la progettazione di prodotti personalizzati 1:1 grazie all'utilizzo dei dati sui consumatori (i quali saranno disposti a cederli). Se lo sforzo dei reparti di R&D andasse verso questa direzione e se fosse effettivamente possibile (probabile nel futuro) raggiungere tale pratica, l'azienda di lusso "*first mover*" avrebbe la possibilità di inserirsi in un mercato nuovo che prospetta redditività, ma soprattutto, profittabilità estremamente elevata (figura 66).

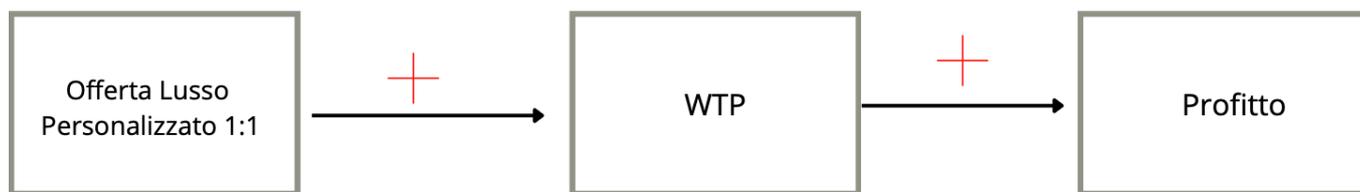


Figura 66

Nonostante le aziende del lusso possano sembrare le più accreditate e quelle che trarrebbero maggior beneficio dall'implementazione e dal successivo utilizzo di tali tecniche di ML, va detto che questa pratica si presta alla creazione di modelli di business ex-novo di Start-Up, le quali potrebbero dedicare maggiore competenze ed "*effort*" per la realizzazione di tecniche di ML ed inserirsi nel Blue Ocean dei prodotti personalizzati 1:1, con la buona probabilità di affermarsi nel futuro come aziende Corporate specializzate nell'offerta di prodotti del "*Lusso 2.0*". I brand del futuro potrebbero (e forse dovrebbero), dunque, trasformarsi per servire un consumatore sempre più esigente rispetto a quelle che sono le sue prerogative e volenteroso di

autorappresentarsi e distinguersi: i consumatori si stanno evolvendo “*da osservatori passivi a descrittori attivi del prodotto e, in alcuni casi, anche a collaboratori che generano nuove idee.*” (C. Donato e M. Raimondo), tali idee possono essere identificate con i loro dati e, grazie al ML, è possibile processarli per raggiungere performance aziendali positive e creare un mondo dove il consumatore possa auto-esprimersi al massimo.

5.5

RICERCHE FUTURE

Essendo tale ricerca improntata su questioni futuristiche e ipotetiche (nonostante di probabile realizzazione futura), ne conseguono molti i gap da colmare e risulterebbero di più facile identificazione qualora effettivamente fosse possibile per le imprese utilizzare una tale tipologia di tecnica di ML.

Ciò nonostante, potrebbe essere utile ripartire dai risultati di questa ricerca, analizzando la propensione all’eventuale riacquisto di un nuovo prodotto personalizzato 1:1, andando, quindi, ad indagare cosa avviene in fasi successive del CJ, posteriori, quindi, all’acquisto.

Inoltre, potrebbe essere utile analizzare, come varia la WTP dei consumatori in base alle condizioni sociodemografiche (reddito, genere, età/generazione di appartenenza); in particolare potrebbe essere interessante comprendere se la WTP o, anche la Willingness to Buy (WTB) o Purchase Intention per i prodotti di lusso personalizzati 1:1, possa variare in base alla generazione di appartenenza, partendo dal presupposto che soggetti con età più giovane (Gen. Y, Gen. Z), siano maggiormente familiari (almeno in merito a conoscenze teoriche) con le tecniche di ML, oltre a presupporre una maggiore attenzione verso l’autodeterminazione del sé interiore rispetto ad individui con età più avanzata (Gen. X, Baby Boomers).

Ulteriori approfondimenti potrebbero essere fatti in riferimento alle differenze osservabili tra un prodotto di lusso personalizzato 1:1 ed un prodotto di lusso customizzato direttamente dal consumatore.

Per “*Customizzazione diretta*” o “*self customization*” si intende il processo di modifica del prodotto svolta direttamente dal consumatore su un prodotto ordinario. Tra quest’ultimo e la personalizzazione 1:1 tramite ML, vi sarebbe la differenza che nel primo caso, l’utente dovrebbe “*manualmente*” modificare il prodotto con un set di scelte limitato e ripetibile da parte di altri utenti non raggiungendo, quindi, un’iper-personalizzazione, ovvero, una personalizzazione in scala 1:1; nel secondo caso, invece, il processo di modifica e progettazione del prodotto avverrebbe in maniera “*automatica*” grazie all’utilizzo del ML, e sarebbe possibile raggiungere il grado di iper-personalizzazione, ovvero, con massimo dettaglio, fino al raggiungimento di una personalizzazione in scala 1:1.

Anche in questo caso sarebbe possibile testare la differenza tra il livello di WTP (ma anche di WTB).

Infine, sarebbe di utilità accademica ispezionare la “*propensione al riacquisto*” di una tipologia di prodotto o dell’altra e come WTP e quest’ultima variano in base alle condizioni sociodemografiche, ponendo particolare attenzione nell’esaminare le differenze tra le varie generazioni.

CAPITOLO VI

CONCLUSIONI PERSONALI

L'ampia trattazione dell'elaborato ha esplorato gli utilizzi ed i potenziali sviluppi futuri di due tematiche che sono, e ancor di più saranno, legate a doppio filo: il Machine Learning ed il Marketing.

Già gli odierni Marketers hanno l'obbligo di tenere in considerazione le tecniche di Machine Learning al fine di perseguire l'obiettivo della "*Monetization*" (quinto step dell'AI Marketing Canvas) ed orientare le strategie aziendali allo scopo di integrare il proprio piano strategico utilizzando tali tecniche.

Ci si è, infine, soffermati sulla Personalizzazione 1:1 del prodotto, una possibile nuova strategia capace di rivoluzionare l'intero contesto di business per estrarre valore dai sempre più digitali consumatori del nuovo millennio.

Si è discusso, inoltre, di come la presenza di elevati livelli di costi di produzione conseguenti all'ipotetica attuazione di tale strategia, possa unicamente inserirla all'interno della sfera dei prodotti di Lusso, introducendo il concetto di "*Lusso 2.0*" e restringendo, dunque, il cerchio della Personalizzazione 1:1 verso la Personalizzazione di Prodotti di Lusso 1:1.

È stata, quindi, condotta un'analisi al fine di determinare se l'iper-personalizzare dei prodotti di lusso possa effettivamente creare valore economicamente razionale e sostenibile per le imprese. Dai risultati ne deriva la chiara predisposizione degli utenti ad accettare, quindi, livelli di prezzo molto più elevati per i prodotti di lusso personalizzati 1:1, piuttosto che per quelli standardizzati.

In ultima analisi, a conferma di quanto dedotto in precedenza, si aggiunge l'assunto secondo cui, nonostante la crescente sensibilità in tema di privacy dei dati, i consumatori siano molto più disposti a cedere i propri dati personali al fine dell'erogazione di un servizio di tal genere, piuttosto che per la profilazione commerciale al solo fine della visualizzazione ex-post di messaggi pubblicitari di prodotti di lusso standardizzati, questo rappresenta un punto focale, in quanto i consumatori reputano "*scambiabile*" la propria privacy per la possibilità di ottenere un tale servizio, permettendo, quindi, alle imprese di adottare tale strategia senza correre il rischio di scontrarsi con la giurisprudenza imposta (giustamente) in Europa dal GDPR.

Si ribadisce, allora, come tale attitudine strategica renda vantaggiosa e, potenzialmente profittevole, l'attuazione, quantomeno, ad oggi solo teorica, di tale strategia di business; quindi, le imprese dell'immediato futuro devono avere ad obiettivo l'evoluzione e un'integrazione sempre maggiore del ML all'interno dei loro core business.

In ambito sociale, l'effettiva realizzazione di un universo di business così strutturato innalzerebbe la bellezza della diversità dell'"*Io interiore*" di qualsiasi individuo, riducendo la "*massificazione*" dell'era post-moderna, grazie alla rottura degli schemi e barriere di omologazione che contraddistinguono la nostra società, ponendo al centro il ruolo di massima auto-espressione dell'individuo, al netto del raggiungimento di performance economiche incrementate da parte delle imprese.

In conclusione, quindi, il tracciamento dettagliato degli interessi e delle attitudini degli utenti potrebbero essere la linfa vitale da cui attingere per la creazione di valore, infatti, in tal caso, il concetto di brand come unità a cui molti si ancorano passerebbe “*quasi in secondo piano*”, al cospetto della realizzazione di prodotti che non ripercorrono gli ideali e valori universalmente espressi dal brand verso l’ ambiente esterno, ma che, invece, possano essere multiformi e rappresentanti l’assetto valoriale ed i gusti di ognuno dei singoli individui, pur mantenendo, comunque, ben salda l’integrità, l’etica e la compliance, caratteristiche basiche, le quali, dovrebbero accompagnare l’essere di qualsiasi individuo e, di convesso, di qualsiasi gruppo di persone o organizzazione.

FONTI

APPENDICE

APPENDICE PRE-TEST

Statistiche

| | | Qual è il tuo genere? | Qual è la tua età ? (Scrivi, per favore in numero) |
|---|----------|-----------------------|--|
| N | Valido | 54 | 54 |
| | Mancante | 0 | 0 |

Qual è il tuo genere?

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|--------|----------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | Uomo | 35 | 64,8 | 64,8 | 64,8 |
| | Donna | 16 | 29,6 | 29,6 | 94,4 |
| | Terzo Genere | 1 | 1,9 | 1,9 | 96,3 |
| | Preferisco Non dirlo | 2 | 3,7 | 3,7 | 100,0 |
| | Totale | 54 | 100,0 | 100,0 | |

Appendice 1

Statistiche descrittive

| | N | Minimo | Massimo | Media | Deviazione std. |
|--|----|--------|---------|---------|-----------------|
| Qual è la tua età ? (Scrivi, per favore in numero) | 54 | 21,00 | 63,00 | 34,5185 | 12,55440 |
| Numero di casi validi (listwise) | 54 | | | | |

Appendice 2

Test di KMO e Bartlett

| | | |
|--|-----------------------|---------|
| Misura di Kaiser-Meyer-Olkin di adeguatezza del campionamento. | | ,764 |
| Test della sfericità di Bartlett | Appross. Chi-quadrato | 183,724 |
| | gl | 3 |
| | Sign. | <,001 |

Comunalità

| | Iniziale | Estrazione |
|--|----------|------------|
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: - L'immagine precedente raffigura un prodotto personalizzato | 1,000 | ,951 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: - L'immagine precedente mi permette di immaginare la presenza di un livello di personalizzazione del prodotto | 1,000 | ,928 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: - Il prodotto nell'immagine precedente è orientata agli interessi di Maria | 1,000 | ,913 |

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Varianza totale spiegata

| Componente | Totale | Autovalori iniziali | | Caricamenti somme dei quadrati di estrazione | | |
|------------|--------|---------------------|--------------|--|---------------|--------------|
| | | % di varianza | % cumulativa | Totale | % di varianza | % cumulativa |
| 1 | 2,791 | 93,039 | 93,039 | 2,791 | 93,039 | 93,039 |
| 2 | ,136 | 4,546 | 97,585 | | | |
| 3 | ,072 | 2,415 | 100,000 | | | |

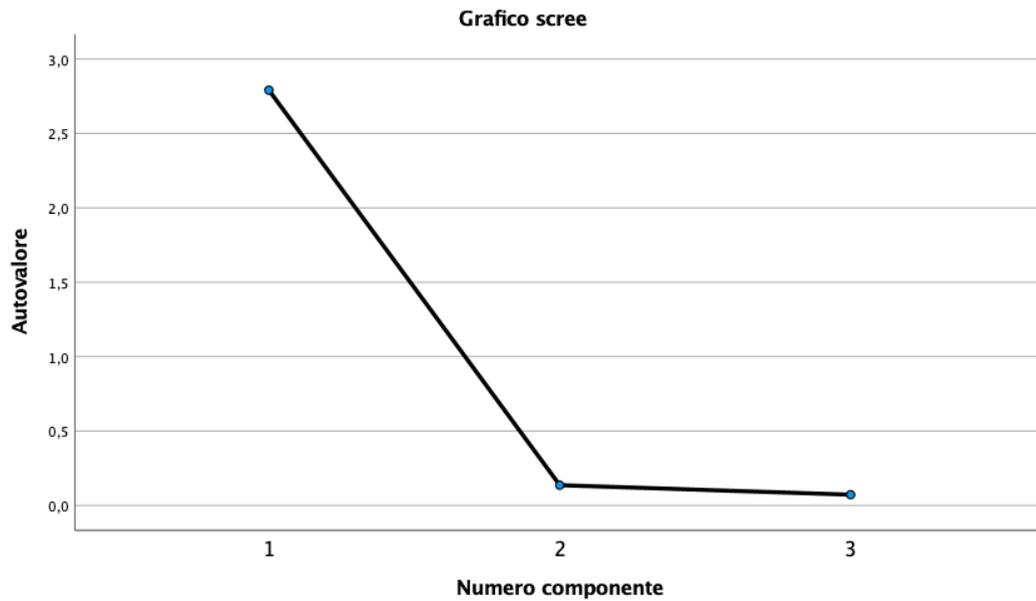
Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Matrice dei componenti^a

| | Componente 1 |
|--|-----------------|
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: - L'immagine precedente raffigura un prodotto personalizzato | ,975 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: - L'immagine precedente mi permette di immaginare la presenza di un livello di personalizzazione del prodotto | ,963 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: - Il prodotto nell'immagine precedente è orientata agli interessi di Maria | ,955 |

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

a. 1 componenti estratti.



Appendice 4

Riepilogo elaborazione casi

| | | N | % |
|------|----------------------|----|-------|
| Casi | Valido | 54 | 100,0 |
| | Escluso ^a | 0 | ,0 |
| | Totale | 54 | 100,0 |

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

| Alpha di Cronbach | N. di elementi |
|-------------------|----------------|
| ,961 | 3 |

Statistiche degli elementi

| | Media | Deviazione std. | N |
|--|-------|-----------------|----|
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: – L'immagine precedente raffigura un prodotto personalizzato | 4,22 | 2,071 | 54 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: – L'immagine precedente mi permette di immaginare la presenza di un livello di personalizzazione del prodotto | 4,04 | 2,232 | 54 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: – Il prodotto nell'immagine precedente è orientata agli interessi di Maria | 4,24 | 2,290 | 54 |

Statistiche elemento-totale

| | Media scala se viene eliminato l'elemento | Varianza scala se viene eliminato l'elemento | Correlazione elemento-totale corretta | Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento |
|--|---|--|---------------------------------------|---|
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: – L'immagine precedente raffigura un prodotto personalizzato | 8,28 | 19,072 | ,942 | ,928 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: – L'immagine precedente mi permette di immaginare la presenza di un livello di personalizzazione del prodotto | 8,46 | 18,065 | ,915 | ,945 |
| Leggi, per favore, attentamente ed indica in che misura ti trovi in accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni: – Il prodotto nell'immagine precedente è orientata agli interessi di Maria | 8,26 | 17,781 | ,900 | ,957 |

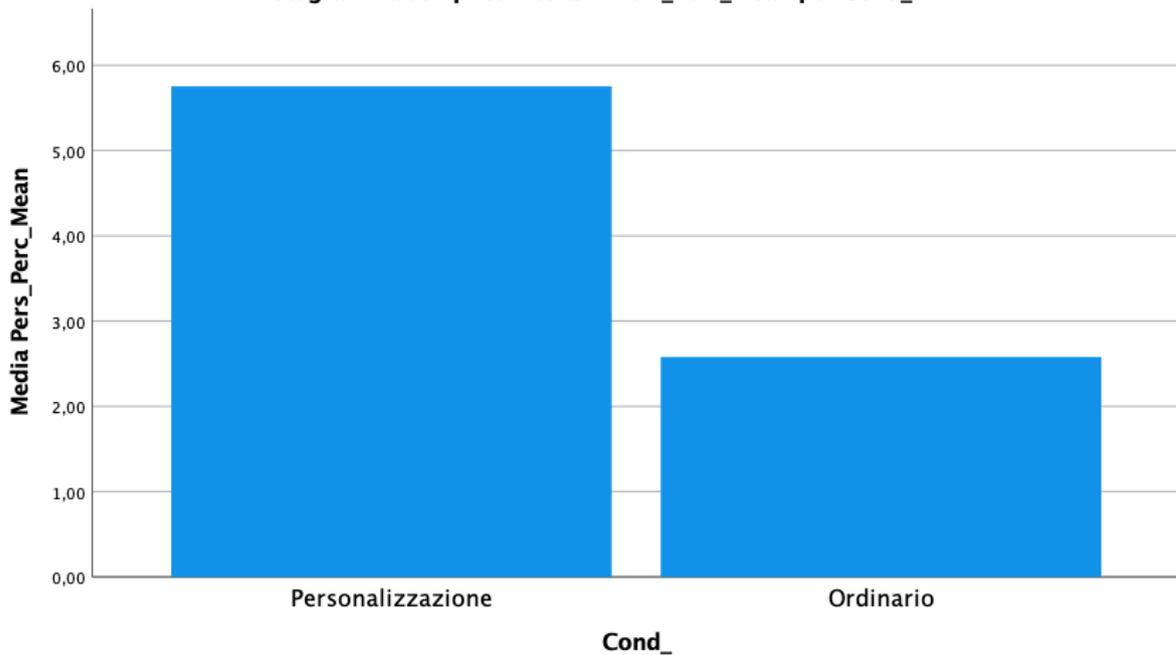
Statistiche gruppo

| | Cond_ | N | Media | Deviazione std. | Errore standard della media |
|----------------|-------------------|----|--------|-----------------|-----------------------------|
| Pers_Perc_Mean | Personalizzazione | 27 | 5,7531 | 1,44882 | ,27883 |
| | Ordinario | 27 | 2,5802 | 1,35114 | ,26003 |

Test campioni indipendenti

| | | Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze | | Test t per l'eguaglianza delle medie | | | | | Intervallo di confidenza della differenza di 95% | |
|----------------|------------------------------|---|-------|--------------------------------------|--------|--------------------|------------------------|------------------------|--|-----------|
| | | F | Sign. | t | gl | Sign. (a due code) | Differenza della media | Differenza errore std. | Inferiore | Superiore |
| Pers_Perc_Mean | Varianze uguali presunte | ,209 | ,649 | 8,322 | 52 | <,001 | 3,17284 | ,38126 | 2,40779 | 3,93789 |
| | Varianze uguali non presunte | | | 8,322 | 51,749 | <,001 | 3,17284 | ,38126 | 2,40770 | 3,93798 |

Istogramma semplice Media di Pers_Perc_Mean per Cond_



Appendice 6

APPENDICE MAIN STUDY

Statistiche

Qual è il tuo genere?

| | | |
|---|----------|-----|
| N | Valido | 124 |
| | Mancante | 0 |

Qual è il tuo genere?

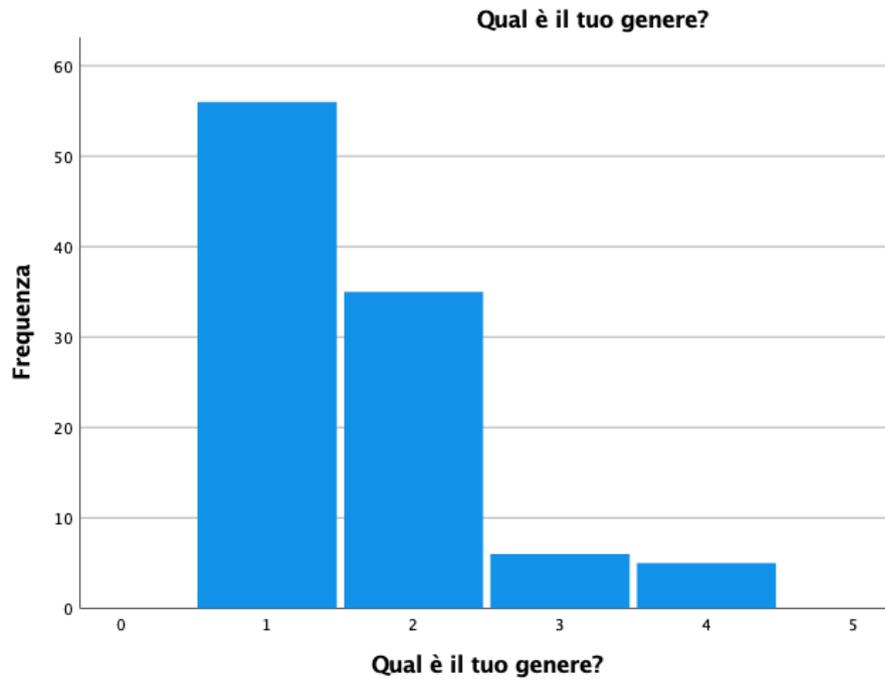
| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|--------|-----------------------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | Maschio | 67 | 54,0 | 54,0 | 54,0 |
| | Femmina | 41 | 33,1 | 33,1 | 87,1 |
| | Genere non-binario / Terzo genere | 7 | 5,6 | 5,6 | 92,7 |
| | Preferisco non dirlo | 9 | 7,3 | 7,3 | 100,0 |
| | Totale | 124 | 100,0 | 100,0 | |

Appendice 7

Qual è il tuo genere?

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|--------|-----------------------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | Maschio | 56 | 54,9 | 54,9 | 54,9 |
| | Femmina | 35 | 34,3 | 34,3 | 89,2 |
| | Genere non-binario / Terzo genere | 6 | 5,9 | 5,9 | 95,1 |
| | Preferisco non dirlo | 5 | 4,9 | 4,9 | 100,0 |
| | Totale | 102 | 100,0 | 100,0 | |

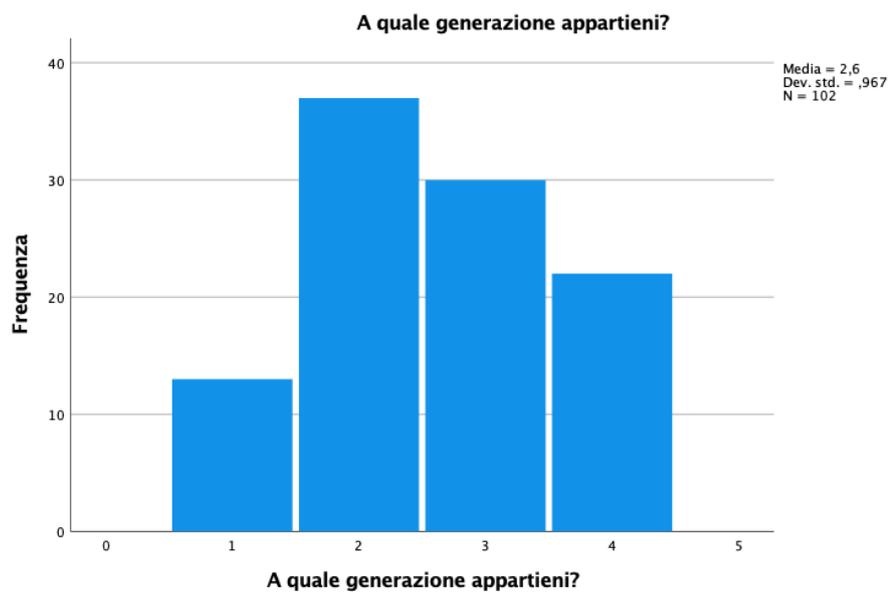
Appendice 8



Appendice 9

A quale generazione appartieni?

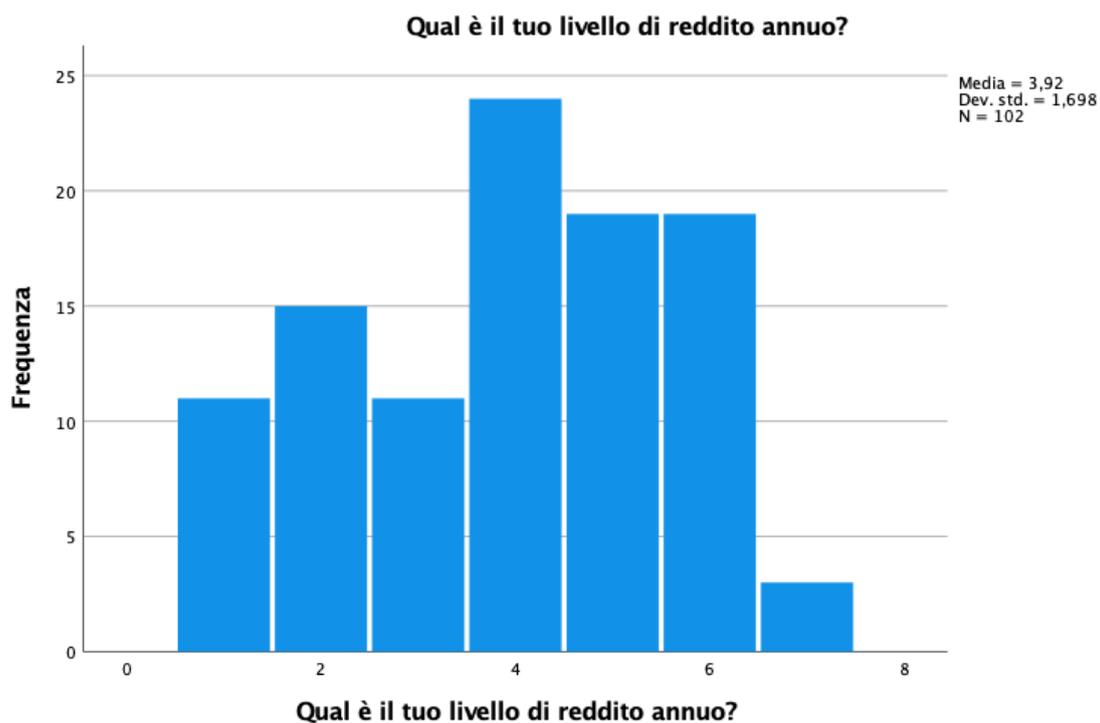
| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|--------|------------------------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | Baby Boomers (1945 - 1964) | 13 | 12,7 | 12,7 | 12,7 |
| | Gen X (1965 - 1980) | 37 | 36,3 | 36,3 | 49,0 |
| | Gen Y / Millennials (1981 - 1994) | 30 | 29,4 | 29,4 | 78,4 |
| | Gen Z (1995 - 2010) | 22 | 21,6 | 21,6 | 100,0 |
| | Totale | 102 | 100,0 | 100,0 | |



Appendice 10

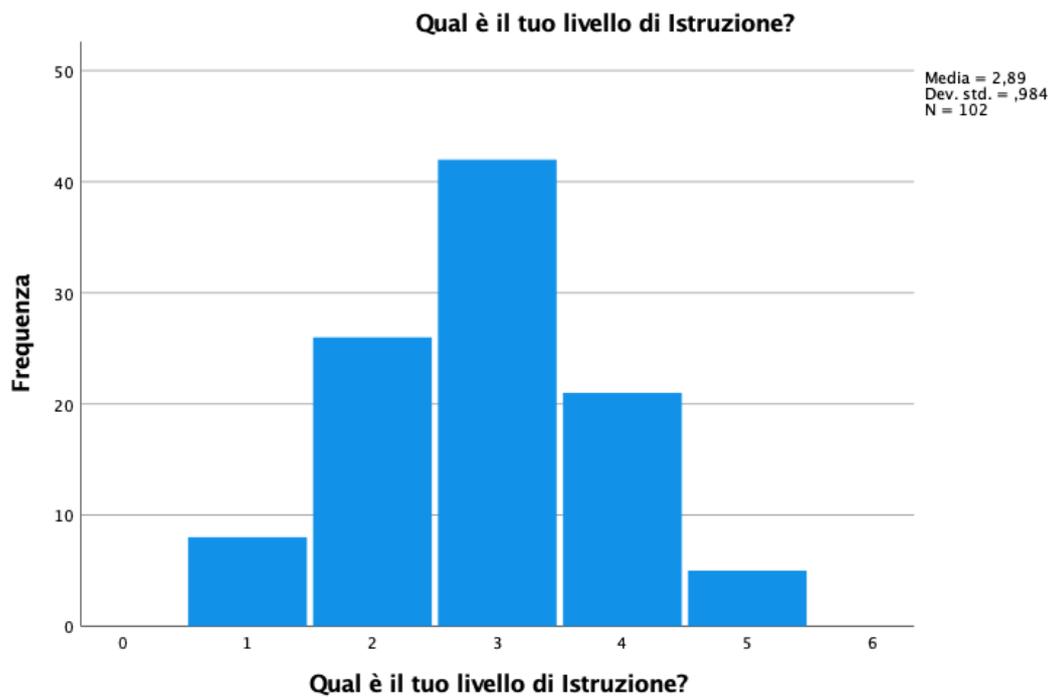
Qual è il tuo livello di reddito annuo?

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|--------|---------------------|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | 0 € - 10.000 € | 11 | 10,8 | 10,8 | 10,8 |
| | 10.001 € - 20.000 € | 15 | 14,7 | 14,7 | 25,5 |
| | 20.001 € - 30.000 € | 11 | 10,8 | 10,8 | 36,3 |
| | 30.001 € - 40.000 € | 24 | 23,5 | 23,5 | 59,8 |
| | 40.001 € - 50.000 € | 19 | 18,6 | 18,6 | 78,4 |
| | 50.001 € - 60.000€ | 19 | 18,6 | 18,6 | 97,1 |
| | Oltre i 60.001 € | 3 | 2,9 | 2,9 | 100,0 |
| | Totale | 102 | 100,0 | 100,0 | |



Qual è il tuo livello di Istruzione?

| | | Frequenza | Percentuale | Percentuale valida | Percentuale cumulativa |
|--------|---|-----------|-------------|--------------------|------------------------|
| Valido | Diploma di scuola secondaria di secondo grado (Superiori) | 8 | 7,8 | 7,8 | 7,8 |
| | Laurea Triennale | 26 | 25,5 | 25,5 | 33,3 |
| | Laurea Magistrale | 42 | 41,2 | 41,2 | 74,5 |
| | Laurea di Master | 21 | 20,6 | 20,6 | 95,1 |
| | PhD (dottorato) | 5 | 4,9 | 4,9 | 100,0 |
| | Totale | 102 | 100,0 | 100,0 | |



Appendice 12

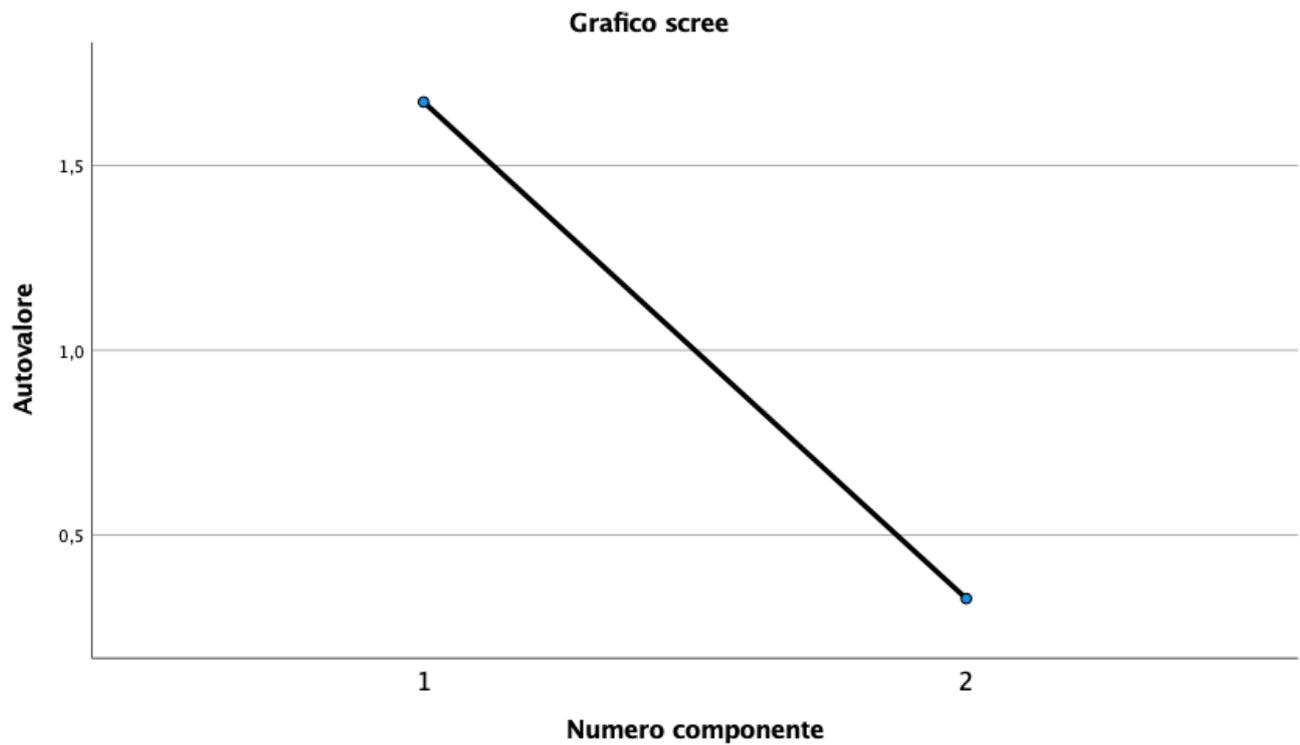
Statistiche descrittive

| | N | Minimo | Massimo | Media | Deviazione std. |
|--|----|--------|---------|-----------|-----------------|
| Considera ora di avere a disposizione un budget di spesa massima di 1.500€. Indica, per favore, muovendo la barra quanto sei disposto a pagare per questo prodotto di lusso ordinario. – Massimo Disposto a spendere | 50 | 61,00 | 1295,00 | 669,8600 | 284,79108 |
| Considera ora di avere a disposizione un budget di spesa massima di 1.500€. Indica, per favore, muovendo la barra, quanto sei disposto a pagare per questo prodotto di lusso ordinario. – Massimo Disposto a spendere | 50 | 10,00 | 1182,00 | 480,3600 | 241,03923 |
| Immagina che ti venga proposto un paio di mocassini Gucci , così come fatto con Maria, ma sulla base dei tuoi interessi; quanto saresti disposto a pagare quel prodotto di Lusso Personalizzato 1:1, differente, quindi, da qualsiasi altro prodotto? Hai un budget di 1500 €. – Massimo Disposto a spendere | 51 | 309,00 | 1500,00 | 1102,2549 | 268,98162 |
| Immagina che ti venga proposto una penna a sfera di Lusso, così come fatto con Maria, ma sulla base dei tuoi interessi; quanto saresti disposto a pagare quel prodotto di Lusso Personalizzato 1:1, differente, quindi, da qualsiasi altro prodotto? Hai un budget di 1500 € – Massimo Disposto a spendere | 51 | 225,00 | 1371,00 | 949,3922 | 275,67989 |
| Numero di casi validi (listwise) | 0 | | | | |

Varianza totale spiegata

| Componente | Totale | Autovalori iniziali | | Caricamenti somme dei quadrati di estrazione | | |
|------------|--------|---------------------|--------------|--|---------------|--------------|
| | | % di varianza | % cumulativa | Totale | % di varianza | % cumulativa |
| 1 | 1,672 | 83,601 | 83,601 | 1,672 | 83,601 | 83,601 |
| 2 | ,328 | 16,399 | 100,000 | | | |

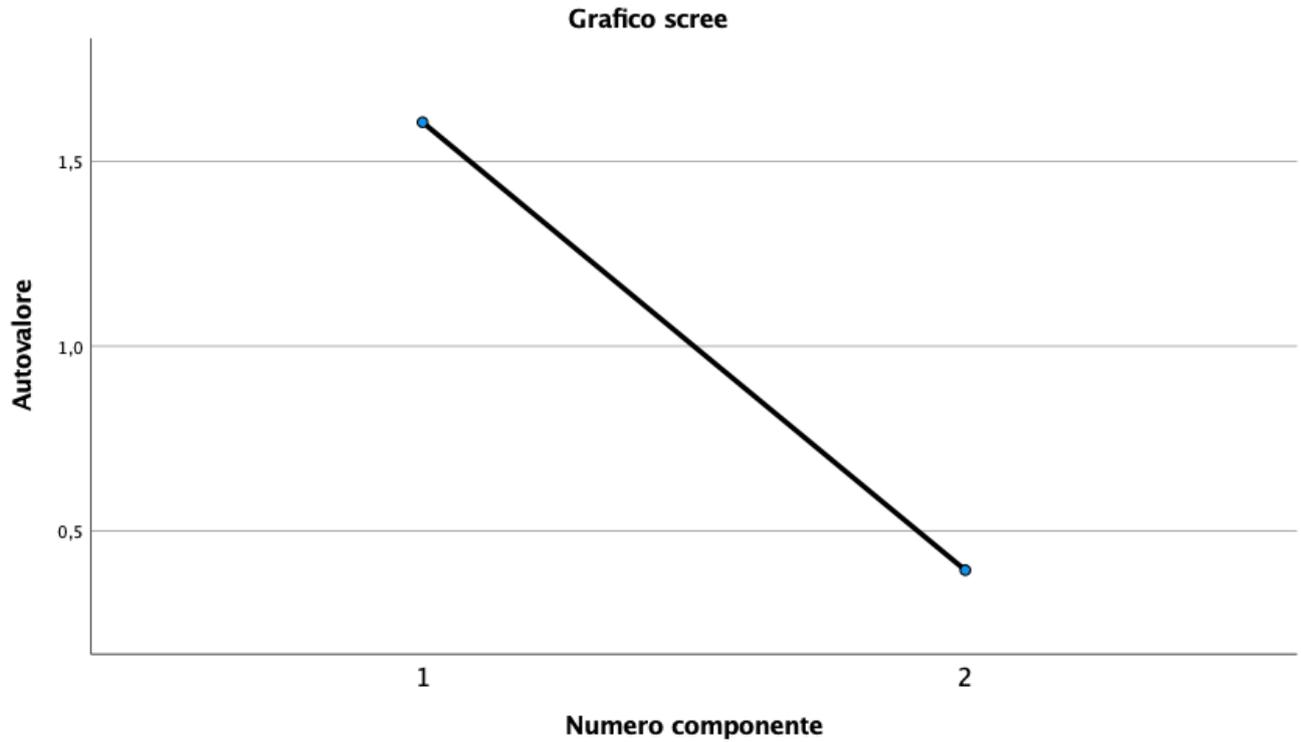
Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.



Varianza totale spiegata

| Componente | Totale | Autovalori iniziali | | Caricamenti somme dei quadrati di estrazione | | |
|------------|--------|---------------------|--------------|--|---------------|--------------|
| | | % di varianza | % cumulativa | Totale | % di varianza | % cumulativa |
| 1 | 1,606 | 80,306 | 80,306 | 1,606 | 80,306 | 80,306 |
| 2 | ,394 | 19,694 | 100,000 | | | |

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.



Statistiche di affidabilità

| Alpha di Cronbach | N. di elementi |
|-------------------|----------------|
| ,797 | 2 |

Statistiche elemento-totale

| | Media scala se viene eliminato l'elemento | Varianza scala se viene eliminato l'elemento | Correlazione elemento-totale corretta | Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento |
|---|---|--|---------------------------------------|---|
| Considera ora di avere a disposizione un budget di spesa massima di 1.500€. Indica, per favore, muovendo la barra quanto sei disposto a pagare per questo prodotto di lusso ordinario. - Massimo Disposto a spendere | 480,3600 | 58099,909 | ,672 | . |
| Considera ora di avere a disposizione un budget di spesa massima di 1.500€. Indica, per favore, muovendo la barra, quanto sei disposto a pagare per questo prodotto di lusso ordinario. - Massimo Disposto a spendere | 669,8600 | 81105,960 | ,672 | . |

Appendice 16

Statistiche di affidabilità

| Alpha di Cronbach | N. di elementi |
|-------------------|----------------|
| ,755 | 2 |

Statistiche elemento-totale

| | Media scala se viene eliminato l'elemento | Varianza scala se viene eliminato l'elemento | Correlazione elemento-totale corretta | Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento |
|--|---|--|---------------------------------------|---|
| Immagina che ti venga proposto un paio di mocassini Gucci , così come fatto con Maria, ma sulla base dei tuoi interessi; quanto saresti disposto a pagare quel prodotto di Lusso Personalizzato 1:1, differente, quindi, da qualsiasi altro prodotto? Hai un budget di 1500 €. – Massimo Disposto a spendere | 949,3922 | 75999,403 | ,606 | . |
| Immagina che ti venga proposto una penna a sfera di Lusso, così come fatto con Maria, ma sulla base dei tuoi interessi; quanto saresti disposto a pagare quel prodotto di Lusso Personalizzato 1:1, differente, quindi, da qualsiasi altro prodotto? Hai un budget di 1500 € – Massimo Disposto a spendere | 1102,2549 | 72351,114 | ,606 | . |

Appendice 17

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.1 *****

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com
Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

Model : 1
Y : P_M_Tot
X : Cond_
W : C_Lusso

Sample
Size: 102

OUTCOME VARIABLE:
P_M_Tot

Model Summary

| R | R-sq | MSE | F | df1 | df2 | p |
|-------|-------|------------|---------|--------|---------|-------|
| ,7210 | ,5199 | 56734,9652 | 35,3711 | 3,0000 | 98,0000 | ,0000 |

Model

| | coeff | se | t | p | LLCI | ULCI |
|----------|-----------|---------|---------|-------|-----------|-----------|
| constant | 1414,8151 | 78,1603 | 18,1015 | ,0000 | 1259,7082 | 1569,9220 |
| Cond_ | -419,4135 | 49,0260 | -8,5549 | ,0000 | -516,7042 | -322,1227 |
| C_Lusso | 160,2022 | 76,9390 | 2,0822 | ,0399 | 7,5190 | 312,8854 |
| Int_1 | -60,1044 | 43,9783 | -1,3667 | ,1749 | -147,3780 | 27,1693 |

Model

| | coeff | se | t | p | LLCI | ULCI |
|----------|-----------|---------|---------|-------|-----------|-----------|
| constant | 1414,8151 | 78,1603 | 18,1015 | ,0000 | 1259,7082 | 1569,9220 |
| Cond_ | -419,4135 | 49,0260 | -8,5549 | ,0000 | -516,7042 | -322,1227 |
| C_Lusso | 160,2022 | 76,9390 | 2,0822 | ,0399 | 7,5190 | 312,8854 |
| Int_1 | -60,1044 | 43,9783 | -1,3667 | ,1749 | -147,3780 | 27,1693 |

Product terms key:

Int_1 : Cond_ x C_Lusso

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

| | R2-chng | F | df1 | df2 | p |
|-----|---------|--------|--------|---------|-------|
| X*W | ,0092 | 1,8678 | 1,0000 | 98,0000 | ,1749 |

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95,0000

NOTE: The following variables were mean centered prior to analysis:
C_Lusso

----- END MATRIX -----

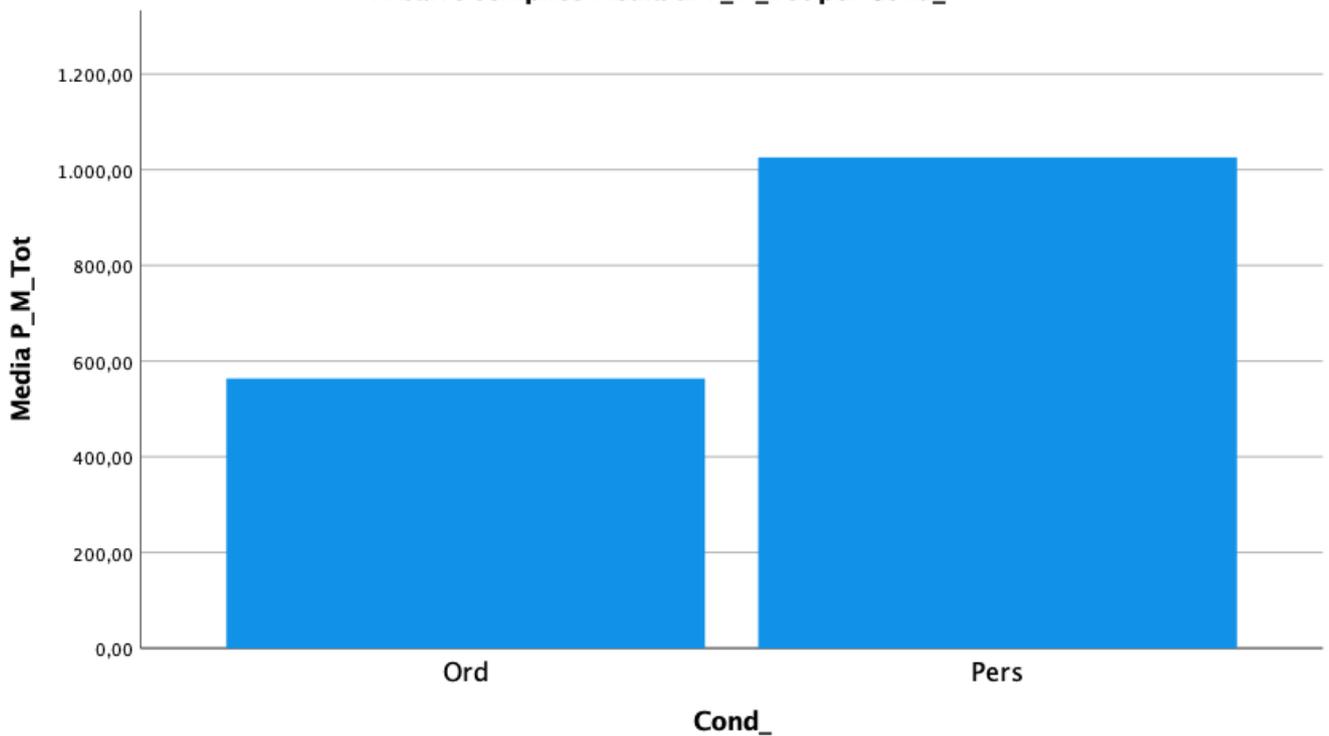
Statistiche gruppo

| | Cond_ | N | Media | Deviazione std. | Errore standard della media |
|---------|-------|----|-----------|-----------------|-----------------------------|
| P_M_Tot | Pers | 51 | 1025,8235 | 244,04927 | 34,17373 |
| | Ord | 51 | 563,8333 | 251,38685 | 35,20120 |

Test campioni indipendenti

| | | Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze | | Test t per l'eguaglianza delle medie | | | | | | |
|---------|------------------------------|---|-------|--------------------------------------|--------|--------------------|------------------------|------------------------|--|-----------|
| | | F | Sign. | t | gl | Sign. (a due code) | Differenza della media | Differenza errore std. | Intervallo di confidenza della differenza di 95% | |
| | | | | | | | | | Inferiore | Superiore |
| P_M_Tot | Varianze uguali presunte | ,043 | ,837 | 9,417 | 100 | <,001 | 461,99020 | 49,06087 | 364,65484 | 559,32556 |
| | Varianze uguali non presunte | | | 9,417 | 99,912 | <,001 | 461,99020 | 49,06087 | 364,65379 | 559,32660 |

A barre semplice Media di P_M_Tot per Cond_



Statistiche gruppo

| | Condizione | N | Media | Deviazione std. | Errore standard della media |
|-------------------|------------|----|--------|-----------------|-----------------------------|
| Prop_Cessione_Tot | 1,00 | 51 | 5,8235 | ,91007 | ,12744 |
| | 2,00 | 51 | 4,3333 | 1,45144 | ,20324 |

Test campioni indipendenti

| | | Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze | | Test t per l'eguaglianza delle medie | | | | | Intervallo di confidenza della differenza di 95% | |
|-------------------|------------------------------|---|-------|--------------------------------------|--------|--------------------|------------------------|------------------------|--|-----------|
| | | F | Sign. | t | gl | Sign. (a due code) | Differenza della media | Differenza errore std. | Inferiore | Superiore |
| Prop_Cessione_Tot | Varianze uguali presunte | 10,318 | ,002 | 6,212 | 100 | <,001 | 1,49020 | ,23989 | 1,01426 | 1,96613 |
| | Varianze uguali non presunte | | | 6,212 | 84,052 | <,001 | 1,49020 | ,23989 | 1,01315 | 1,96724 |

A barre semplice Media di Prop_Cessione_Tot per Cond_

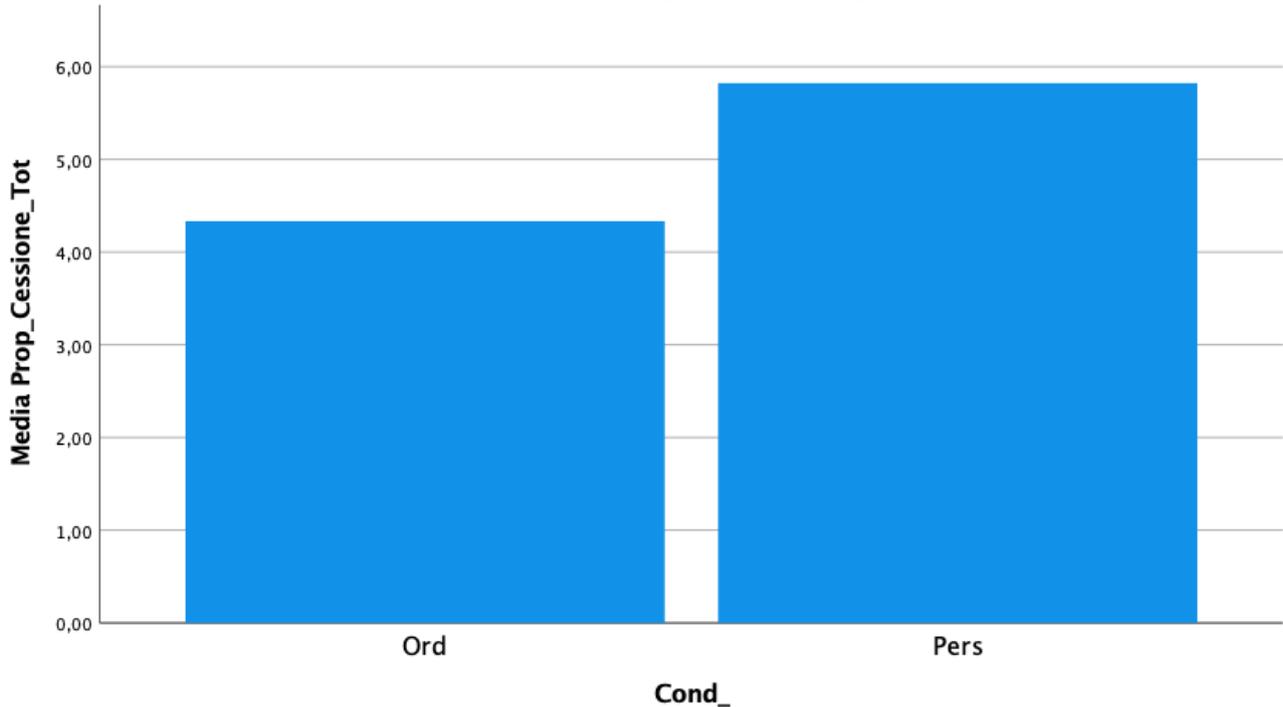


Tabella Riepilogativa Abbreviazioni

ADV = Advertising
AI = Artificial Intelligence
AMC = Artificial Intelligence Marketing Canvas
ANN = Artificial Neural Network
BMC = Business Model Canvas
B2B = Business to Business
CAP = Capitolo
CJ = Customer Journey
CLTV = Customer Life Time Value
CNN = Convolutional Neural Network
CX = Customer Experience
DL = Deep Learning
GDPR = General Data Protection Regulation
H = Ipotesi
KPI = Key Performance Indicators
LSTM = Long Short Term Memory
M = Media Campione
MAE = Errore medio assoluto
ML = Machine Learning
MROI = Marketing Return on Investment
MSE = Errore quadratico medio
NN = Neural Network
OBA = Online Behavioural Advertising
PC = Personal Computer
PMI = Piccole e Medie Imprese
PODs = Point of Differentiation
POPs = Points of Parity
RNN = Recurrent Neural Network
ROI = Return on Investment
R&D = Research and Development
SD = Standard Deviation
SEA = Search Engine Advertising
SEM = Search Engine Marketing
SEO = Search Engine Optimization

SNN = Simulated Neural Network

SVM = Support vector machine

UE = Unione Europea

USA = United States of America

WTB = Willingness to Buy

WTP = Willingness to Pay

μ = Media Popolazione

BIBLIOGRAFIA

- Aaker J. (1997). Dimensions of brand personality. *Journal of Marketing Research*, 34,347–356.
- Anderson, J., Narus, J., & Van Rossum, W. (2006). Customer value propositions in business markets. *Harvard Business Review*, 84(3), 91– 99.
- Behera, R. K., Gunasekaran, A., Gupta, S., Kamboj, S., & Bala, P. K. (2020). Personalized digital marketing recommender engine. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 53, 101799.
- Bell, D. R., Gallino, S., & Moreno, A. (2014). How to win in an omnichannel world. *MIT Sloan Management Review*, 56(1), 45.
- Bertoli, M. (2012). *Web Marketing per le PMI: Fare business con SEO, email marketing, Google, Facebook & co.* HOEPLI EDITORE.
- Biagiotti, M. (2016) *Web Marketing Internazionale.* EPC EDITORE. Available at: <https://www.perlego.com/book/2699663/web-marketing-internazionale-pdf> (Accessed: 25 September 2021).
- Biel A. (1993). Converting image into equity. In D. A. Aaker & A. Biel (Eds.), *Brand equity and advertising* (pp. 67–82). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Boerman C., Sanne Kruikemeier & Frederik J. Zuiderveen Borgesius (2017) Online Behavioral Advertising: A Literature Review and Research Agenda, *Journal of Advertising*, 46:3, 363-376, DOI: 10.1080/00913367.2017.1339368
- Broniarczyk, Susan M., Wayne D. Hoyer, and Leigh McAlister (1998), “Consumers’ Perceptions of the Assortment Offered in a Grocery Category: The Impact of Item Reduction,” *Journal of Marketing Research*, 35 (May), 166–76.
- Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M., & Joshi, R. (2018). Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy. McKinsey Global Institute.
- Chamberlin, D. (2004). Why People Buy Things They Don't Need. *Journal of Consumer Marketing*.
- Chen, Jianqing, and Jan Stallaert (2014), “An Economic Analysis of Online Advertising Using Behavioral Targeting,” *MIS Quarterly*, 38 (2), 429–49.
- Cristini, H., Kauppinen-Räsänen, H., Barthod-Prothade, M., & Woodside, A. (2017). Toward a general theory of luxury: Advancing from workbench definitions and theoretical transformations. *Journal of Business Research*, 70, 101-107.
- Crosby, B. (1992). Stakeholder analysis: a vital tool for strategic managers. USAID's Implementing Policy Change Project.
- Csobanka, Z. E. (2016). The Z generation. *Acta Technological Dubnicae*, 6(2), 63-76.
- Desai, V. (2019). Digital marketing: A review. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development*, 5(5), 196-200.
- Ditcher, E. (1985) ‘What’s in an image’, *Journal of Consumer Marketing*, Vol. 2, No. 1, Winter, pp. 75–81.

- Donato, C., & Raimondo, M. A. (2020). Tactile Sensations in E-Retailing: The Role of Web Communities. In *Emotional, Sensory, and Social Dimensions of Consumer Buying Behavior* (pp. 225-247). IGI Global.
- Duong, V. (2019) *SEO Management*. 1st ed. Wiley.
- Eastman, J. K., Iyer, R., & Babin, B. (2022). Luxury not for the masses: Measuring inconspicuous luxury motivations. *Journal of Business Research*, 145, 509-523.
- Fontana F., Caroli M. (2020), *Economia e gestione delle imprese*, MC Graw Hill Education, V edizione.
- B. Fritscher e Y. Pigneur (2014). "Visualizing Business Model Evolution with the Business Model Canvas: Concept and Tool," 2014 IEEE 16th Conference on Business Informatics, pp. 151-158, doi: 10.1109/CBI.2014.9.
- Gasperoni F., Ieva F., Paganoni A.M. (2020) Stimatori puntuali. In: *Eserciziario di Statistica Inferenziale*. UNITEXT, vol 120. Springer, Milano. https://doi.org/10.1007/978-88-470-3995-7_3
- Glielmo, A., Husic, B. E., Rodriguez, A., Clementi, C., Noé, F., & Laio, A. (2021). Unsupervised Learning Methods for Molecular Simulation Data. *Chemical reviews*, 121(16), 9722–9758. <https://doi.org/10.1021/acs.chemrev.0c01195>
- Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. K., & Karahanna, E. (2020). The future of technology and marketing: A multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 1-8.
- Gunther, R.E. Peter Drucker (2009). The grandfather of marketing: an interview with Dr. Philip Kotler. *J. of the Acad. Mark. Sci.* 37, 17–19. <https://doi.org/10.1007/s11747-008-0105-1>
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5–14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
- Ham, Chang-Dae, and Michelle R. Nelson (2016), “The Role of Persuasion Knowledge, Assessment of Benefit and Harm, and Third-Person Perception in Coping with Online Behavioral Advertising,” *Computers in Human Behavior*, 62, 689–702.
- Han, Y. J., Nunes, J. C., & Drèze, X. (2010). Signaling Status with Luxury Goods: The Role of Brand Prominence. *Journal of Marketing*, 74(4), 15–30. <http://www.jstor.org/stable/27800823>
- Hanlon, A. (2021). *Digital marketing: strategic planning & integration*. Sage.
- Hardt, M., & Recht, B. (2021). Patterns, predictions, and actions: A story about machine learning. arXiv preprint arXiv:2102.05242.
- Hayes, A. (2013). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis*. New York: Guilford Press.
- Heine, K. (2012). The concept of luxury brands. *Luxury brand management*, 1(2), 193-208.
- Herzog, H. (1963) ‘Behavioral science concepts for analyzing the consumer’, ‘Marketing and the Behavioral Sciences’, Bliss, P. (ed.) Allyn and Bacon, Boston, MA, pp. 76–86.
- Hurwitz, J., Nugent, A., Halper, F., & Kaufman, M. (2013). *Big Data*. New York.

- Isoraite, M. (2019). Remarketing features. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development (IJTSRD)*, 3(6), 48-51.
- Kim, A. J., & Ko, E. (2012). Do social media marketing activities enhance customer equity? An empirical study of luxury fashion brand. *Journal of Business research*, 65(10), 1480-1486. <https://doi.org/10.1057/bm.1998.43>
- Ko, E., Costello, J. P., & Taylor, C. R. (2019). What is a luxury brand? A new definition and review of the literature. *Journal of Business Research*, 99, 405-413.
- Ko, E., & Megehee, C. M. (2012). Fashion marketing of luxury brands: Recent research issues and contributions. *Journal of Business Research*, 65(10), 1395-1398.
- Kotler, P. (2011). *Il marketing secondo Kotler. Come creare, sviluppare e dominare i mercati*. Gruppo 24 ore.
- Kotler, P. (2017). *Marketing 4.0: dal tradizionale al digitale*. Marketing 4.0, 1-168.
- Kotler, P. (2021) *Marketing 5.0*. Hoepli. Available at: <https://www.perlego.com/book/2879774/marketing-50-pdf>
- Kumar, V., Rajan, B., Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2019). Understanding the role of artificial intelligence in personalized engagement marketing. *California Management Review*, 61, 135–156. <https://doi.org/10.1177/0008125619859317>
- Laura L. (2019), *Storia degli Algoritmi*, Luiss University Press.
- Lemon KN, Verhoef PC. Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing*. 2016;80(6):69-96. doi:10.1509/jm.15.0420
- Lievens F. (2007), The importance of instrumental and symbolic beliefs for potential applicants, actual applicants, and military employees. *Human Resource Management*.
- Liu B. (2011) *Supervised Learning*. In: *Web Data Mining. Data-Centric Systems and Applications*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Lu, L., Shin, Y., Su, Y., & Karniadakis, G. E. (2019). Dying relu and initialization: Theory and numerical examples. Preprint arXiv:1903.06733.
- Marguiles, W. P. (1977) 'Make the most of your corporate identity', *Harvard Business Review*, Vol. 55, No. 4, pp. 61–77.
- Martin, G. (2011). The importance of marketing segmentation. *American Journal of Business Education (AJBE)*, 4(6), 15-18.
- Mason R., Mitroff I. (1981). *Challenging strategic planning assumptions*. New York, NY; John Wiley & Sons.
- Mayank Y., Zillur R. (2017), *Measuring consumer perception of social media marketing activities in e-commerce industry: Scale development & validation*, <https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.06.001>
- McDonald, Aleecia M., and Lorrie F. Cranor (2008), "The Cost of Reading Privacy Policies," *Information System: A Journal of Law and Policy for the Information Society*, 4 (3), 543–67.

- Molino P., Dudin Y. & Miryala S.S. (2019). Ludwig: a type-based declarative deep learning toolbox.
- Murray, A., & Scuotto, V. (2016). The Business Model Canvas. *Symphonya. Emerging Issues in Management*, (3), 94–109.
- Murray Campbell, A. Joseph Hoane Jr., and Feng-Hsiung Hsu, “Deep Blue,” *Artificial Intelligence*, 134/1-2 (January 2002): 57-83.
- Nandan, S. (2005) An exploration of the brand identity–brand image linkage: A communications perspective. *J Brand Management* 12, 264–278. <https://doi.org/10.1057/palgrave.bm.2540222>
- Osterwalder, A. (2004). The business model ontology a proposition in a design science approach (Doctoral dissertation, Université de Lausanne, Faculté des hautes études commerciales).
- Osterwalder, A., Pigneur, Y., Oliveira, M. A. Y., & Ferreira, J. J. P. (2011). Business Model Generation: A handbook for visionaries, game changers and challengers. *African journal of business management*, 5(7), 22-30.
- Payne, A., Frow, P. & Eggert, A. (2017). The customer value proposition: evolution, development, and application in marketing. *J. of the Acad. Mark. Sci.* 45, 467–489 (2017). <https://doi.org/10.1007/s11747-017-0523-z>
- Peretti P.; (2011); Digital Marketing, APOGEO.
- Pham, P. H., & Gammoh, B. S. (2015). Characteristics of social-media marketing strategy and customer-based brand equity outcomes: a conceptual model. *International Journal of Internet Marketing and Advertising*, 9(4), 321-337.
- Plummer, J. (1985). How personality makes a difference. *Journal of Advertising Research*, 24, 27–31.
- Radón, A. (2012). Luxury brand exclusivity strategies-An illustration of a cultural collaboration. *Journal of Business Administration Research*, 1(1), 106.
- Ray, S. (2019). A quick review of machine learning algorithms. In 2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMIT Con) (pp. 35-39). IEEE.
- Rosenbaum, M. S., Ramirez, G. C., Campbell, J., & Klaus, P. (2021). The product is me: Hyper- personalized consumer goods as unconventional luxury. *Journal of Business Research*, 129, 446-454.
- Rosenbloom, B. (2012). *Marketing channels*. Cengage Learning.
- Ruairí B., Zsuzsa V. (2000). Stakeholder analysis: a review, *Health Policy and Planning*, Volume 15, Issue 3, Pages 239–246, <https://doi.org/10.1093/heapol/15.3.239>.
- Sagiroglu, S., & Sinanc, D. (2013, May). Big data: A review. In 2013 international conference on collaboration technologies and systems (CTS) (pp. 42-47). IEEE.
- Siau, K. L. (2017). Impact of artificial intelligence, robotics, and machine learning on sales and marketing impact of artificial intelligence, robotics, and machine. *Association for Information Systems AIS Electronic Library*. <https://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1047&context=mwais2017>

Smit, Edith G., Guda Van Noort and Hilde A. Voorveld (2014), "Understanding Online Behavioural Advertising: User Knowledge, Privacy Concerns, and Online Coping Behaviour in Europe," *Computers in Human Behavior*, 32, 15–22.

Stylianios M. (2022). "Metaverse" *Encyclopedia* 2, no. 1: 486-497.
<https://doi.org/10.3390/encyclopedia2010031>

Suthaharan S. (2016) Support Vector Machine. In: *Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification*. Integrated Series in Information Systems, vol 36. Springer, Boston, MA.

Thomas, A. R. (2007). The end of mass marketing: or, why all successful marketing is now direct marketing. *Direct Marketing: An International Journal*.

Tonioni F. (2013), *Psicopatologia web-mediata*, Springer.

Truong, Y. (2010). Personal aspirations and the consumption of luxury goods. *International Journal of Market Research*, 52(5), 655-673.

Truong, Y., Simmons, G., McColl, R., & Kitchen, P. J. (2008). Status and conspicuousness are they related? Strategic marketing implications for luxury brands. *Journal of strategic marketing*, 16(3), 189-203.

Tueanrat, Y., Papagiannidis, S., & Alamanos, E. (2021). Going on a journey: A review of the customer journey literature. *Journal of Business Research*, 125, 336-353.

Vesanen, J. (2007). What is personalization? A conceptual framework. *European Journal of Marketing*.

Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2021). *The AI Marketing Canvas: A Five-Stage Road Map to Implementing Artificial Intelligence in Marketing*. Stanford University Press.

Vinerean, S. (2017). Importance of strategic social media marketing.

Webster, F. E. (2002). *Market-driven management: How to define, develop and deliver customer value* (2nd ed.).

Winkler A., Tu C. Le (2018). Performance of Deep and Shallow Neural Networks, the Universal Approximation Theorem Activity Cliffs, and QSAR.

SITOGRAFIA

<https://www.ai4business.it>

<https://www.ai4business.it/intelligenza-artificiale/deep-learning/deep-learning-cose/>

<https://www.beople.it/key-activities>

<http://www.cs.toronto.edu/~urtasun/courses/CSC2515/05nnets-2515.pdf>

<https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/descending-into-ml/training-and-loss?hl=de>

<https://eng.uber.com/introducing-ludwig/>

<https://www.enbilab.com/it/blog/pubblicita-comportamentale-o-contestuale-ecco-le-differenze>

<https://eng.uber.com/introducing-ludwig/>

https://ec.europa.eu/info/about-european-commission/what-european-commission-does_it

<https://www.figg.org>

<https://www.focus.it>

<https://www.focus.it/scienza/salute/che-cosa-sono-le-sinapsi>

<https://www.ibm.com>

<https://www.ibm.com/it-it/cloud/learn/neural-networks>

<https://www.intelligenzaartificiale.it/deep-learning/>

<https://www.italiaonline.it/risorse/ottimizzazione-seo-quali-sono-le-migliori-tecniche-517>

<http://www.istologia.unige.it>

<https://medium.com>

<https://netai.it/guida-rapida-alle-funzioni-di-attivazione-nel-deep-learning/#page-content>

<https://statistica.narkive.it>

<https://towardsdatascience.com/a-definitive-explanation-to-hinge-loss-for-support-vector-machines-ab6d8d3178f1>

<https://www.treccani.it>

<https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali/>

RIASSUNTO

Di seguito verrà proposta una breve sintesi dell'elaborato elencando, in ordine di trattazione, le tematiche più importanti.

L'elaborato si compone di sei capitoli. Nel primo viene posto un lungo excursus storico sull'evoluzione della scienza dell'informatica che ha portato alla nascita dell'Artificial Intelligence, oltre che delle sue sotto-branche: Machine Learning e Deep Learning.

Per spiegare i concetti posti alla base della tesi, si è dibattuto delle molteplici definizioni impiegate per descrivere il concetto di algoritmo. Sintetizzando, lo stesso può essere descritto come *“una ricetta: è un procedimento per raggiungere un risultato (ad esempio una torta) a partire da dati o informazioni in ingresso (gli ingredienti)”*. (L. Laura)

Da tale definizione, quindi, si deduce come l'algoritmo sia un procedimento volto al raggiungimento di un output sulla base dell'elaborazione dei dati a disposizione (input).

Al fine di rendere tangibile l'operatività degli algoritmi, si è reso opportuno l'utilizzo di un esecutore, identificato in quello che oggi viene denominato computer. L'elaborato presenta, infatti, una rapida descrizione dei primi calcolatori (antenati dei nostri odierni computer), al fine di poter introdurre il concetto di Artificial Intelligence, alla quale sono state date differenti definizioni, tra le quali si menziona: *“L'Intelligenza Artificiale è lo studio di problemi complessi di elaborazione delle informazioni che spesso hanno le loro radici in alcuni aspetti dell'elaborazione delle informazioni biologiche. L'obiettivo del soggetto è identificare problemi di elaborazione delle informazioni risolvibili e interessanti e risolverli.”* (D. Marr)

In seguito, è dato spazio di trattazione all'evoluzione della seppur recente Intelligenza Artificiale, ovvero, il Machine Learning: *“sviluppare metodi in grado di rilevare automaticamente i modelli nei dati e quindi utilizzare i modelli scoperti per prevedere dati futuri o altri risultati di interesse.”* (K. P. Murphy)

In altri termini, addestrare un modello è un processo che consiste nell'utilizzare, quindi, dei dati in ingresso con i quali la macchina elabora dei risultati; essa commetterà degli errori che verranno però *“aggiustati”* al fine, appunto, di apprendere dagli stessi e non ricommetterli in futuro: tutto ciò è possibile grazie agli algoritmi di predizione del risultato. Essi costruiscono, quindi, un modello tramite l'esamina dei dati di allenamento (Training Data) che non sono altro che una moltitudine di esempi, avendo l'obiettivo di ricercare un modello che riduca al minimo le perdite.

Le macchine, attraverso il Machine Learning, dunque, hanno la facoltà, di *“apprendere”* commettendo degli errori, con il fine di perfezionarsi e di svolgere un compito loro assegnato in maniera pressoché perfetta (talvolta superando le prestazioni degli esseri umani).

Per approfondire il fenomeno, vengono, quindi, descritte le funzioni matematiche che stanno alla base dei modelli di operatività del Machine Learning.

Le principali sono:

1. La funzione Hinge Loss, ovvero, una funzione di perdita utilizzata per risolvere problemi di classificazione, più nello specifico di “*classificazione binaria*”.
2. La Cross Entropy Loss o “*Perdita dell’Entropia Incrociata*” misura il quantitativo di “*bit*” utili affinché la macchina identifichi e comprenda un determinato evento.
3. L’errore quadratico medio o scarto quadratico medio, è la funzione di perdita maggiormente utilizzata nell’ambito delle tecniche di ML. Esso indica la discrepanza tra i dati osservati e quelli stimati dall’algoritmo di calcolo, è utile al fine di stimare se vi siano bias (errori) causati da outliers, ovvero, valori anomali nel set di dati.
4. Il MAE (Errore Medio Assoluto), indica la sommatoria delle differenze assolute tra i valori del dataset effettivi ed i valori osservabili, diviso il numero “*n*” di dati presenti all’interno del dataset.

Nell’elaborato, viene, poi, preso in esame il funzionamento dell’Artificial Neural Network, anche noto come rete neurale artificiale ed evoluzione delle tecniche di Machine Learning. L’ANN possiede un’infrastruttura ispirata alle reti neurali biologiche del cervello umano e rappresenta il concetto base per approfondire il Deep Learning o Apprendimento Profondo. Quest’ultimo equivale ad una architettura di modelli di apprendimento su più livelli che presuppone la presenza di un numero elevato di layer (strati) che compongono la rete neurale. Nella trattazione viene enunciato come il Deep Learning basi il suo meccanismo sulle funzioni di attivazione neurale:

1. Funzione Lineare.
2. Step Function.
3. Logistica Sigmoidale o THAN.
4. Leaky ReLu.

Funzioni queste che vengo ampiamente illustrate nell’elaborato. Il capitolo si conclude affrontando in modo sintetico le quattro tipologie di architetture di design di Deep Artificial Neural Network, ossia:

1. ANN Fully Connected.
2. Sparsely Connected o, anche, Convolutional (CNN).
3. Recurrent Neural Network (RNN).
4. Long Short-Term Memory (LSTM).

Anche tali architetture vengono ben illustrate nell’elaborato.

Il secondo Capitolo, funge da collante tra il mondo dell’informatica, oltre che del più ristretto campo dell’AI, ed il Marketing: in esso si passa, allora, alla trattazione dell’odierna realtà digitale, introducendo il “*Web 3.0*”, anche altresì noto come “*Web Semantico*”, il quale denota, come caratteristica principale, l’esplosione dei Big Data, ossia “*l’ingente insieme di dati digitali che possono essere rapidamente processati da banche dati centralizzate.*” (Treccani)

Per valorizzare la portata di tale fenomeno vengono forniti dei dati volti a dargli valore agli occhi del lettore, citando uno studio del 2021 condotto da “*WeAreSocial*”, in collaborazione con l’azienda digitale canadese “*Hootsuite*”. Lo studio fornisce un quadro interessante riguardo il numero di dati digitali generati a livello globale, di cui si fornisce un sunto sugli aspetti più rilevanti: la popolazione mondiale, all’inizio del 2021, risultava essere pari a 7.83 miliardi di individui ed il 66% utilizza uno smartphone; 4.66 Miliardi di utenti sono connessi ad internet, con un incremento del 7,13% (ovvero di 326 milioni di unità) rispetto al 2020, ciò si traduce nel 59,5% della popolazione globale; inoltre, il 53% della popolazione (4.20 miliardi) utilizza i Social Media, con un incremento del 13% rispetto al 2020.

Il tempo speso sulle piattaforme social continua ad aumentare nel corso degli anni; attualmente esso si attesta a 2 ore e 25 minuti al giorno. Espresso in altri termini, ciò significa che l’anno scorso l’umanità ha speso in aggregato circa 420 milioni di anni su piattaforme di social networking.

Per quanto concerne, invece, il totale del tempo speso online (tempo sui social sommato a quello sul web) ne risulta che esso si attesti pari a 6 ore e 54 minuti giornalieri, ovvero, il medesimo tempo consigliato dagli esperti in psicologia, sulle ore di sonno giornaliera necessarie al fine di mantenere un giusto equilibrio psicofisico, con un incremento del 4% rispetto al 2020. Questo dato in aggregato può essere così tradotto: il genere umano spende ben 1.3 miliardi di anni online al giorno, un terzo dell’intera storia del pianeta Terra (4.5 miliardi di anni).

I Big Data rappresentano, dunque, una vastissima fonte di informazioni sui comportamenti dei consumatori, da cui imprese e marketers possono attingere per creare valore sostenibile di lungo periodo.

Detto ciò, si è dato spazio al mondo del Marketing, introducendo le strategie di Web e Digital Marketing che utilizzano in combinazione i Big Data e le tecniche di ML. In particolar modo, ci si è soffermati sulla strategia della SEA (“*Search Engine Advertising*” o “*Pubblicità sui motori di ricerca*”), ovvero, un insieme di tecniche proiettate alla creazione di “*inserzioni a pagamento per le quali l’inserzionista seleziona le parole per le quali vuole comparire, crea il messaggio da abbinare, definisce una pagina di destinazione e determina quanto è disposto a pagare per ottenere un clic pertinente.*” (M. Biagiotti).

La SEA utilizza, solitamente, il meccanismo del “*Pay Per Click*” (PPC), del “*Pay Per Impression*” (PPI) o del “*Pay Per Acquisition*” (PPA); infatti, l’inserzionista esborsa una somma di denaro solo nel caso in cui l’annuncio viene cliccato, visualizzato, o, in alcuni casi, se l’utente effettua un acquisto.

Le aziende che, dunque, hanno l’esigenza di pubblicizzare la propria “*web page*”, acquistano delle keywords, che se inserite nella query dagli utenti in navigazione, daranno la possibilità agli stessi di visualizzare l’annuncio del sito web aziendale.

L’argomento consente di introdurre l’“*Online Behavioral Advertising*” (“*Pubblicità Comportamentale Online*”), ossia il tracking (tracciamento o monitoraggio) dell’attività degli utenti in contesto online, con la finalità di ottenere una profilazione degli stessi, per poi fornirgli una pubblicità ad hoc o personalizzata; è, dunque, esplicitato il suo funzionamento, ponendo, inoltre, una forte enfasi sul concetto di cookies.

Nell'elaborato, viene, quindi, discusso delle tipologie di campagne di Behavioural Advertising maggiormente utilizzate:

- “*Google Display Ads*”, un software che permette di inserire degli spazi pubblicitari, meglio noti come banner, nella parte inferiore, superiore o laterale all'interno delle pagine web di Google.
- “*Google Search Ads*”, un software che permette di inserire degli spazi pubblicitari, tramite la creazione degli annunci testuali, i quali sono ben visibili all'utente in navigazione nella pagina di ricerca di Google.

L'Online Behavioural Advertising può sembrare, di primo acchito, solo una forma pubblicitaria a vantaggio delle imprese e “*causa di disturbo*” per i consumatori, in realtà, va considerato che senza l'esistenza di tale tecnica, gli annunci sui siti web sarebbero visualizzati da una fetta di Lead, ma, soprattutto, da una grossa parte di utenti che hanno interessi e condizioni psicografiche non affini ai prodotti sponsorizzati.

Con l'OBA è, invece, possibile somministrare il giusto contenuto pubblicitario a tutti gli utenti classificati come Lead (o quasi). Ciò permette di ridurre le asimmetrie informative dei consumatori, riducendo i tempi di ricerca per la risoluzione dei loro bisogni, recando un vantaggio tangibile anche agli utenti.

Per completezza di trattazione, vista la sempre maggior attenzione dei consumatori rispetto alla tutela dei propri dati personali, fonte necessaria al fine di adoperare le suddette strategie, si cita il vigente regolamento europeo, noto come GDPR o General Data Protection Regulation, volto a tutelare i dati personali degli utenti. Si è fatta poi, inoltre, menzione del “*Privacy Shield*” (scudo della privacy), che riguarda, l'accordo stipulato tra Commissione Europea e Federal Trade Commission, che tutela giuridicamente la privacy dei cittadini europei per quanto concerne il trattamento dei dati personali da parte delle imprese che hanno sede legale negli Stati Uniti.

Nel capitolo III, si entra nel vivo della trattazione, infatti, sono rapidamente descritti i nove step che compongono il “*Business Model Canvas*”, ideato da Alexander Osterwalder nel 2004 (implementato nel 2010), che si può considerare un “*vademecum*” cui possono attingere per la sua utilità imprenditori di PMI, a neonate Start-Up e, persino, a multinazionali dalla fama di livello globale.

L'enunciazione del Business Model Canvas ha l'obiettivo di introdurre il modello di maggior interesse, ovverosia, l'AI Marketing Canvas, un modello ideato da Venkatesan e Lecinski, volto a descrivere i livelli di attuazione delle tecniche di Artificial Intelligence nei processi strategici aziendali.

Quest'ultimo è composto da cinque step sequenziali: Foundation, Experimentation, Expansion, Trasformation e Monetization.

Rispetto agli step illustrati, quello che risulta di maggiore rilevanza per la ricerca, che verrà proposta nel capitolo IV, è quello della Monetization.

Il medesimo descrive come l'azienda miri, dopo aver implementato i quattro step precedenti, alla massimizzazione di fatturato, vendite e profitti, automatizzando con l'AI le strategie di Marketing di lungo periodo, nell'ottica, dunque, di massima personalizzazione dei contenuti pubblicitari e, in parte, dell'offerta di prodotti.

Ad oggi, solo la comunicazione pubblicitaria risulta essere in scala 1:1 (e quindi iper-personalizzata), ovvero, il fornire “*n*” input pubblicitari differenti per gli “*n*” utenti differenti. In altre parole, è possibile indirizzare offerte differenti di prodotti (non personalizzati) ad ogni singolo consumatore avvalendosi di tecniche di ML/DL, mentre non risulta sempre possibile iper-personalizzare il prodotto in scala 1:1, ovvero fornire un prodotto ad hoc per ogni singolo individuo.

Nonostante ciò, è possibile intuire che le tecniche di ML, stanno progredendo ad un passo così rapido che sarà possibile (grazie all’ausilio dei Big Data) progettare in maniera del tutto automatizzata prodotti personalizzati sul singolo individuo in scala 1:1.

Se ciò fosse però effettivamente praticabile, le imprese avrebbero la possibilità di ottimizzare al massimo la loro proposta di valore, in quanto, l’utente stesso, grazie ai suoi dati, paradossalmente, progetterebbe da solo il prodotto.

Supponendo, quindi, che tale possibilità esista e che un algoritmo di AI riuscisse effettivamente a far visualizzare (ad esempio) sulla rete Display di Google prodotti progettati sulla base delle preferenze degli utenti e che gli stessi fossero disposti ad acquistarli, sarebbero necessari dei processi produttivi estremamente complessi per soddisfare l’eventuale domanda.

Non sarebbe più possibile, di conseguenza, realizzare i beni in serie, né tantomeno sfruttare economie di scopo, di scala e di specializzazione.

Come conseguenza si avrebbe un rilevante aumento dei costi marginali, senza considerare l’aumento del personale da impiegare (e del suo costo) per raggiungere tale scopo.

La domanda da porsi è ed alla quale dare una risposta è: “Come potrebbero, quindi, queste imprese che adottano un modello futuristico e, solo ipotizzabile, di “*Marketing 6.0*” ottenere profitti, comunque, positivi e rendere questa strategia logicamente razionale dal punto di vista economico?”

La risposta a tal quesito introduce, quanto meno teoricamente, un nuovo concetto di Lusso: il “*Lusso 2.0*”. Infatti, la strategia di personalizzazione 1:1 dei prodotti, sarebbe economicamente razionale per le imprese solo e soltanto se venisse fissato un prezzo di vendita unitario molto alto per far fronte agli elevati costi che ne conseguirebbero; da qui, la restrizione del concetto di prodotti personalizzati in scala 1:1 a prodotti di lusso personalizzati 1:1.

Dopo questo dibattito, è possibile introdurre la domanda di ricerca e le relative ipotesi per comprendere l’efficacia, l’attuabilità e la razionalità economica di una strategia di tale tipologia.

Dunque, in che modo impatta l’offerta di prodotti di lusso personalizzati 1:1 vs prodotti di lusso ordinario sulla Willingness To Pay (WTP) del consumatore?

Infine, la propensione alla cessione, tramite consenso dei propri dati personali, è maggiore se finalizzata all’erogazione di un contenuto pubblicitario con offerta di prodotto personalizzato 1:1, piuttosto che di una pubblicità personalizzata con prodotto non personalizzato?

Le tre ipotesi formulate, sono, pertanto:

H1: L'offerta di un prodotto lusso personalizzato 1:1 vs prodotto di lusso standardizzato presenta un livello più elevato di Willingness to Pay dei consumatori.

H2: La relazione tra offerta di prodotti di lusso personalizzato 1:1 e WTP sarà rafforzata, se i consumatori acquistano prodotti di lusso ordinario abitualmente.

H3: I consumatori sono maggiormente propensi a concedere il trattamento dei propri dati personali per ricevere offerte di prodotti personalizzati 1:1 vs contenuti pubblicitari personalizzati di prodotti ordinari.

L'intento è stato quello di investigare l'effettivo vantaggio di questa strategia rispetto alla “*consuetudinaria*” offerta di prodotti ordinari (che avviene tutt'oggi) e l'effettiva attuabilità della stessa; infatti, condizione necessaria e sufficiente per l'implementazione di essa è l'enorme quantità di dati che deve essere generata dal comportamento online degli utenti.

A tal proposito, sono state create due condizioni sperimentali (prodotto lusso personalizzato 1:1 vs lusso ordinario) tramite quattro scenari che richiedevano al rispondente di immedesimarsi in un soggetto intento ad acquistare i prodotti che gli si esponevano in contesto online:

- Penna Montblanc Ordinaria.
- Mocassini Gucci Ordinari.
- Penna Montblanc Personalizzata 1:1.
- Mocassini Gucci Personalizzati 1:1.

È stato svolto un pre-test che ha visto la partecipazione di 54 rispondenti, che è andato a buon fine; la manipolazione delle condizioni sperimentali risulta pertanto riuscita.

In un secondo momento, è stato condotto un Main Study tramite un “*Between-subjects design*” predisponendo un questionario mediante il software “*Qualtrics*”.

Le domande poste erano incentrate sulla WTP del prodotto visualizzato e sulla propensione alla cessione dei dati personali, inoltre, sono state poste le classiche domande sociodemografiche.

I rispondenti avevano a disposizione un budget massimo di 1500 € ed era chiesto loro di indicare quale porzione dello stesso erano intenzionati a spendere per i quattro differenti prodotti (personalizzati vs ordinari). Alla domanda sull'abitudine al consumo di prodotti di lusso, era prevista la risposta tramite scala Likert da 1 (mai) a 7 (sempre).

Per quanto concerne, infine, le domande sulla propensione alla cessione dei dati personali, è stato chiesto di rispondere usufruendo di scale Likert da 1 (per nulla disposto) a 7 (sempre disposto).

Nel Capitolo V sono forniti i risultati del Main Study: le risposte dei 124 individui sono state analizzate mediante il software “*SPSS 27*”.

Sono state svolte, prima di tutto, l'analisi fattoriale (Factor Analysis) e di affidabilità (Reliability Analysis) che risultano superate.

Dai risultati vi sono evidenze statistiche significative tali da rendere accettabili due delle tre ipotesi (H1 e H3), mentre prevale lo “*status quo*” per quanto concerne l’ipotesi H2, ossia, quella volta a misurare l’effetto moderazione della propensione al consumo di prodotti di lusso sulla relazione tra offerta di prodotti di lusso personalizzato 1:1 vs ordinario e WTP.

In sintesi, si denota una relazione positiva tra personalizzazione di prodotti di lusso 1:1 (vs ordinari) e WTP dei consumatori, inoltre, vi è una propensione maggiore, da parte degli utenti, nella cessione dei propri dati personali (in accordo con il GDPR) ai fini dell’offerta di lusso prodotti personalizzati 1:1 vs prodotti ordinari. Per dare una controprova ai risultati analizzati tramite il software “*SPSS 27*”, ed al fine di conferire una “*vena informatica*” alla trattazione dell’elaborato, si è proposto di analizzare i dati in maniera del tutto automatizzata tramite l’utilizzo di un “*Code Free Deep-Learning Toolbox*” che prende il nome di “*Ludwig*”.

Esso è stato sviluppato da “*Uber Engeering*” ed ha visto la partecipazione diretta al progetto un team di lavoro composto anche da un italiano, Piero Molino.

È possibile accedere a “*Ludwig*” per il processo di installazione tramite questo link: “https://ludwig-ai.github.io/ludwig-docs/0.4/getting_started/”.

Ludwig ha la peculiarità di supportare le differenti tipologie di dati (numerici o categorici come testo, immagini, audio) in input, ovvero, i codificatori, al fine di addestrare un modello di DL anche molto complesso per restituire in output i risultati o decodificatori derivanti dalla traduzione dei dati.

In altri termini, è stato addestrato un modello di Deep Learning tramite dei dati categoriali che corrispondevano ai dati numerici (scala Likert per la propensione alla cessione dei dati e prezzo per indicare la WTP) e, successivamente, la macchina è stata capace di risalire al numero di soggetti che hanno effettuato una determinata scelta.

Nell’elaborato vengono indicati i comandi in input che hanno reso possibile l’addestramento del modello, i grafici volti ad esprimere la funzione di perdita e l’accuratezza del modello, oltre ai conseguenti risultati in output.

Tali risultati rispecchiano in maniera pressoché perfetta le evidenze osservabili tramite il software SPSS, pertanto, è assumibile che il modello di DL, sia stato effettivamente ben addestrato e funzionante.

Il Capitolo V si è concluso con i contributi teorici e manageriali, oltre che con le ricerche future.

Dai risultati si osserva, infatti, come i consumatori siano molto più disposti a cedere i propri dati personali al fine di ricevere offerte di prodotti personalizzati 1:1, piuttosto che per la “*consuetudinaria*” erogazione pubblicitaria tramite OBA, che avviene ad oggi; tale aspetto deriverebbe, in tutta probabilità, da un aumento della percezione di utilità; ciò fungerebbe, quindi, da ulteriore supporto, al motivo tale per cui i consumatori risultano propensi ad accettare un prezzo più elevato per l’acquisto di prodotti personalizzati 1:1 di lusso, ovvero, una percezione di utilità superiore.

I risultati della ricerca assumono particolare importanza dal punto di vista manageriale; in particolare, per i brand operanti nel settore del luxury che commercializzano i propri prodotti in un ambiente digitale.

I luxury brand dovrebbero, dunque, aumentare i propri investimenti nella direzione dell'utilizzo delle tecniche di ML, affinché sia possibile la progettazione di prodotti personalizzati 1:1 grazie all'utilizzo dei dati sui consumatori (i quali saranno disposti a cederli) per incrementare redditività e profittabilità.

Infine, va considerato che la pratica di personalizzazione 1:1 dei prodotti si presta alla creazione di modelli di business ex-novo di Start-Up, le quali potrebbero dedicare maggiori competenze per la realizzazione di tecniche di ML ed inserirsi nell'attuale Blue Ocean dei prodotti personalizzati 1:1, con la buona probabilità di affermarsi nel futuro come aziende Corporate specializzate nell'offerta di prodotti del "*Lusso 2.0*".

Per quanto riguarda, infine, le ricerche future ne conseguono molti i gap da colmare: potrebbe essere utile ripartire dai risultati di questa ricerca, analizzando la propensione all'eventuale riacquisto di un prodotto personalizzato 1:1, andando, quindi, ad indagare cosa avviene in fasi successive del Customer Journey, posteriori, quindi, all'acquisto.

Inoltre, potrebbe essere utile analizzare, come varia la WTP dei consumatori in base alle condizioni sociodemografiche; nello specifico, potrebbe essere interessante comprendere se la WTP per i prodotti di lusso personalizzati 1:1, possa variare in base alla generazione di appartenenza.

Sarebbe di utilità accademica ispezionare, infine, la "*propensione al riacquisto*" di una tipologia di prodotto o dell'altra e come WTP e quest'ultima variano in base alle condizioni sociodemografiche, ponendo particolare attenzione nell'esaminare le differenze reddituali e tra le varie generazioni.

Toccano l'ambito sociale, più generalmente inteso, l'effettiva realizzazione di un universo di business così strutturato, innalzerebbe la bellezza della diversità dell'"*Io interiore*" di qualsiasi individuo, riducendo la "*massificazione*" dell'era post-moderna, grazie alla rottura degli schemi e delle barriere di omologazione che contraddistinguono la nostra società, ponendo al centro il ruolo di massima auto-espressione dell'individuo, al netto del raggiungimento di performance economiche incrementate da parte delle imprese.

Il tracciamento dettagliato degli interessi e delle attitudini degli utenti sono, quindi, la linfa vitale da cui attingere per la creazione di valore, infatti, in tal caso, il concetto di brand come unità, a cui molti si ancorano, passerebbe "*quasi in secondo piano*", al cospetto della realizzazione di prodotti che non ripercorrono gli ideali e i valori universalmente espressi dal brand verso l'ambiente esterno, ma che, invece, possano essere multiformi e rappresentanti l'assetto valoriale ed i gusti di ognuno dei singoli individui, pur mantenendo, comunque, ben salda l'integrità, l'etica e la compliance, caratteristiche basiche, le quali dovrebbero accompagnare l'essere di qualsiasi soggetto e, di convesso, di qualsiasi gruppo di persone o organizzazione.

In coda è presente l'appendice, contenente i risultati statistici dell'analisi, raffigurati nelle tabelle risultanti dall'output di "*SPSS 27*", oltre alla sitografia e la bibliografia.

Sono presenti ottantaquattro note, a piè di pagina, in cui sono espressi taluni chiarimenti o approfondimenti in merito ad alcuni concetti o termini trattati.