



Dipartimento
Di Impresa e Management

Cattedra: Artificial Intelligence in Marketing

*Chatbot nella ristorazione:
come migliorare l'esperienza dei consumatori
attraverso l'Intelligenza Artificiale*

LAURA LUIGI

RELATORE

ROMEO LUCA

CORRELATORE

CRISTIANO SALVATORE, 752681

CANDIDATO

ANNO ACCADEMICO : 2022 / 2023

Indice

Introduzione.....	3
-------------------	---

Capitolo I

Dal test di Turing a ChatGPT

1.1 Intelligenza artificiale: excursus storico.....	4
1.2 Machine Learning	8
1.3 Artificial Neural Network	14
1.4 Deep Learning	21

Capitolo II

Chatbot e IA: semplificare le interazioni tra stakeholder e azienda

2.1 Il Natural Language Processing: excursus storico.....	23
2.2 Natural Language Processing e l'Intelligenza Artificiale.....	26
2.3 Natural Language Processing: deep dive.....	27
2.4 I campi di applicazione del Natural Language Processing.....	29
2.5 Chatbot.....	35
- 2.5.1 Motivazioni all'adozione	35
- 2.5.2 Funzionamento	36
- 2.5.3 Tipologie di Chatbot	38
- 2.5.4 Categorie di Chatbot	41
- 2.5.5 Vantaggi all'adozione per le aziende.....	42

Capitolo III

Ricerca sperimentale

3.1 Analisi del mercato della ristorazione in Italia.....	47
3.2 Cura del menù del ristorante.....	48
3.3 Il ruolo dei Chatbot sulla Purchase Intention.....	49
3.4 Il ruolo dei Chatbot sulla Word of Mouth.....	50
3.5 Chatbot e Novelty effect	51
3.6 Lo stile linguistico e i Chatbot	53
3.7 Conceptual framework	55

Capitolo IV

Risultati dell'esperimento

4.1 Metodologia e Studio.....	56
4.2 Partecipanti e procedura di campionamento	57
4.3 Raccolta dati e composizione del questionario	57
4.4 Analisi dei dati	62
4.5 Risultati delle ipotesi.....	62

Capitolo V

Discussione generale e conclusioni

5.1 Contributi teorici	70
5.2 Implicazioni manageriali	71
5.3 Limitazioni e Ricerche future	72

Fonti

Appendice.....	74
Bibliografia.....	85
Riassunto.....	93

Introduzione

In passato, le decisioni d'acquisto erano principalmente orientate da due fattori fondamentali: il costo del prodotto e la sua qualità. Ad ogni modo, l'evoluzione dei tempi ha portato i consumatori a sviluppare esigenze più sofisticate, che vanno ben oltre la semplice valutazione dei costi.

Il consumatore moderno ricerca in modo determinante un'esperienza d'acquisto positiva e, in molti casi, è disposto ad investire di più per vivere un'esperienza superiore. Ciò che il consumatore contemporaneo cerca va ben oltre l'atto stesso dell'acquisto; desidera rispetto, una comunicazione efficace e la creazione di relazioni significative con i brand. In sostanza, i consumatori cercano un equilibrio tra efficienza e attenzione personale, due aspetti tradizionalmente considerati opposti nel mondo degli affari. Tuttavia, grazie all'introduzione di servizi tecnologici innovativi come i chatbot, questo equilibrio può essere raggiunto.

I chatbot si configurano come una risorsa straordinaria in grado di fornire una duplice funzionalità: da un lato, offrono una risposta immediata alle esigenze dei clienti e, dall'altro, garantiscono un elevato grado di personalizzazione. Queste capacità hanno reso i chatbot uno degli strumenti commerciali più rilevanti e innovativi del decennio.

Per la ricerca in questione, è stato progettato un chatbot chiamato "*Chef Alfredo*" che segue un approccio *basato su regole*. Questo chatbot offre una visione alternativa del menù di un ristorante e assiste i clienti nella selezione dei prodotti. Inoltre, *Chef Alfredo* è in grado di registrare i contatti degli utenti per lanciare campagne di e-mail marketing.

Lo studio in oggetto dimostra chiaramente che l'impiego dei chatbot per la visualizzazione dei menù nei ristoranti non solo può influenzare positivamente le decisioni d'acquisto dei clienti, ma riesce anche a stimolare un passaparola favorevole. La percezione di novità svolge un ruolo chiave in questa dinamica, e il tipo di linguaggio utilizzato può influenzare ulteriormente questo processo.

Tali risultati forniscono importanti indicazioni per i ristoratori che desiderano migliorare la loro strategia di presentazione dei menù e sfruttare appieno le potenzialità delle tecnologie interattive al fine di migliorare l'esperienza complessiva dei clienti.

Capitolo I

Dal test di Turing a ChatGPT

1.1 L' intelligenza artificiale: excursus storico

Il campo dell'Intelligenza Artificiale (IA) ha affascinato gli scienziati e i ricercatori per molti decenni, portando a un rapido progresso tecnologico e a risultati sorprendenti.

In questo paragrafo, esploreremo l'evoluzione storica dell'IA, partendo da una panoramica generale e approfondendo le tappe fondamentali che hanno portato allo sviluppo di tecnologie avanzate.

“L'intelligenza artificiale si riferisce alla capacità di una macchina di eseguire le stesse funzioni cognitive tipicamente associate alle menti umane”. (McKinsey)

Il termine "Intelligenza Artificiale" è stato coniato nel 1956 da Marvin Minsky e John McCarthy durante il Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence (DSRPAI), al Dartmouth College, New Hampshire. Questo seminario segnò l'inizio della primavera dell'IA e riunì i fondatori del campo.

Per raccontare la storia dell'intelligenza artificiale, non è sufficiente risalire all'invenzione del termine, ma è necessario spingersi ancora più indietro.

Le radici dell'IA possono probabilmente essere fatte risalire agli anni '40, in particolare al 1942, quando lo scrittore di fantascienza Isaac Asimov pubblicò il racconto intitolato "Runaround".

La trama di "Runaround" si sviluppava attorno alle tre leggi della robotica (Ruocco, A; 2023), secondo cui:

1. Un robot non può ferire un essere umano o, per inerzia, permettere che un essere umano venga danneggiato;
2. Un robot deve obbedire agli ordini impartiti dagli esseri umani, tranne nei casi in cui tali ordini siano in conflitto con la Prima Legge;
3. Un robot deve proteggere la propria esistenza, purché tale protezione non sia in conflitto con la Prima o la Seconda Legge (Ruocco, A; 2023).

Nello stesso periodo, il matematico inglese Alan Turing lavorava su questioni reali e creò una macchina per decifrare codici chiamata "The Bombe" (figura 1), fondamentale per il governo britannico durante la Seconda Guerra Mondiale.

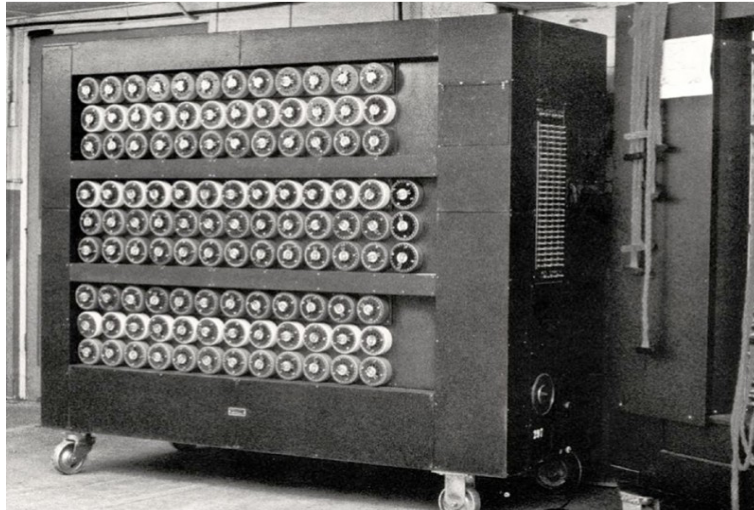


Figura 1

Fonte: <https://heritage.humanists.uk/object/bombe-machine/>

Questo dispositivo è generalmente considerato il primo computer elettromeccanico funzionante. L'efficacia con cui "The Bombe" riusciva a decifrare il codice Enigma (precedentemente considerato insuperabile anche per i migliori matematici umani), ha portato Turing a interrogarsi sull'intelligenza di queste macchine.

Nel 1950, Turing ha pubblicato l'importante articolo "Computing Machinery and Intelligence" per la rivista Mind, iniziando con la domanda "Can machines think?".

Egli cercò di approfondire il tema di quella che, solo sei anni dopo, sarebbe stata chiamata Intelligenza Artificiale, presentando il "*Test di Turing*" (figura 2) come un modo per confrontare l'intelligenza delle macchine con quella umana.

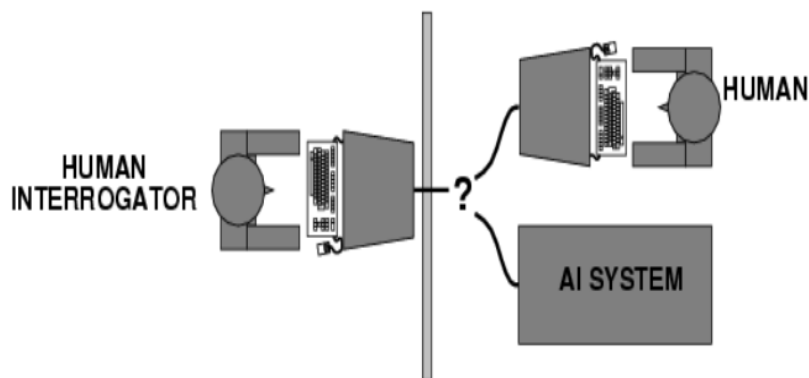


Figura 2

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

Il test di Turing coinvolge tre partecipanti: un intervistatore, un uomo e una donna. L'intervistatore deve determinare il sesso dei partecipanti ponendo loro delle domande, mentre le risposte vengono fornite tramite una telescrivente. Uno dei partecipanti deve mentire, complicando il compito dell'intervistatore.

Successivamente, uno dei partecipanti viene sostituito da un computer e l'intervistatore deve indovinare se sta interagendo con un essere umano o con una macchina.

Il test di Turing è superato se l'errore percentuale commesso con la macchina è uguale o inferiore a quello commesso con gli esseri umani.

Ancora oggi, questo test rappresenta un punto di riferimento per valutare l'intelligenza di un sistema artificiale: se un essere umano non riesce a distinguere tra un altro essere umano e una macchina durante un'interazione, allora si può considerare la macchina come “intelligente”.

La conferenza di Dartmouth è stata seguita da un periodo di quasi due decenni di successo nel campo dell'IA.

Ispirandosi al test di Turing proposto nel 1950, ricercatori e ingegneri hanno sviluppato diversi sistemi di conversazione (Wallace et Al; 2009).

“*Eliza*”, creato da Joseph Weizenbaum al MIT nel 1966, è forse il primo chatbot conosciuto pubblicamente. Esso poteva comunicare con gli esseri umani sulla base di script creati a mano, i quali simulavano uno psicoterapeuta “Rogerian”¹ e potevano accettare solo input testuali. Questi chatbot non comprendevano una conversazione, ma cercavano le risposte appropriate attraverso la corrispondenza dei modelli, combinate con alcune frasette intelligenti.

Ciononostante, molti utenti avevano creduto di parlare con una persona reale quando fu lanciata sul mercato.

Un'altra importante pietra miliare nell'ambito dell'intelligenza artificiale, fu rappresentata dal ***General Problem Solver***. Questo programma fu sviluppato da un team di scienziati di spicco, tra cui Herbert Simon, premio Nobel, e i ricercatori della RAND Corporation, Cliff Shaw e Allen Newell. Il General Problem Solver dimostrò la capacità di affrontare in maniera automatica una serie di problemi di natura semplice, tra cui il celebre esempio delle *Torri di Hanoi*².

1. Questo approccio terapeutico, noto anche come "Approccio Rogeriano", è centrato sul cliente e pone un'enfasi significativa sull'empatia, l'accettazione incondizionata e la comprensione empatica come elementi chiave per il cambiamento e il miglioramento personale.

2. Le Torri di Hanoi è un gioco matematico composto da tre aste e un numero di dischi di diverse dimensioni. Il gioco inizia con le pedine in una pila in ordine crescente e consiste nello spostare l'intera pila da un'asta all'altra, in modo che alla fine l'ordine crescente sia mantenuto intatto.

La primavera dell'IA veniva confermata da importanti dichiarazioni, come quella rilasciata da Marvin Minsky nel 1970 a Life Magazine, in cui affermava che sarebbe stato possibile sviluppare una macchina con un'intelligenza generale paragonabile a quella di un essere umano medio, entro un periodo di tre-otto anni.

Tuttavia, nonostante le speranze e le previsioni promettenti, questa intuizione non si è avverata.

Lo sviluppo di una vera intelligenza artificiale con capacità paragonabili a quelle di un essere umano medio, si è rivelato un compito notevolmente più arduo di quanto inizialmente ipotizzato.

Uno dei motivi principali per cui i progressi nel campo dell'IA non hanno soddisfatto le premesse di Minsky, è stato il metodo utilizzato dai primi sistemi, come Eliza e il General Problem Solver, per replicare l'intelligenza umana.

In particolare, entrambi erano basati su approcci noti come "*Sistemi Esperti*".

Questi sistemi utilizzavano regole e algoritmi specifici per elaborare informazioni e fornire risposte basate sulla conoscenza predefinita, inserita dagli sviluppatori. Questi potevano affrontare compiti ristretti ottenendo ottimi risultati, ma erano limitati quando si trattava di affrontare problemi più complessi o di adattarsi a situazioni inaspettate.

Tuttavia, tali esperienze hanno fornito una base di conoscenza fondamentale per lo sviluppo di approcci più avanzati e complessi nell'ambito dell'IA, che hanno poi portato a progressi significativi nel corso del tempo.

Un momento significativo nell'evoluzione dell'IA si è verificato nel 1997, quando il programma "*Deep Blue*" sviluppato da IBM ha sconfitto Gary Kasparov, il campione mondiale di scacchi.

Questo evento ha determinato un importante traguardo per l'IA, dimostrando che i computer erano in grado di competere con i migliori giocatori di scacchi al mondo.

Qualche anno dopo, nel 2015, *AlphaGo*, un programma sviluppato da Google, ha sorprendentemente sconfitto il campione mondiale Lee Sedol al gioco da tavolo "Go"³, dimostrando al mondo, l'efficacia del Deep Learning e la potenza di calcolo delle Reti Neurali.

L'attenzione su Alpha Go è stata notevole perché questo modello apprendeva in maniera simile alla mente umana, acquisendo competenze semplicemente attraverso degli esempi e capace di migliorarsi commettendo costantemente errori i quali, successivamente, non erano compiuti nuovamente, rendendolo perfetto nella risoluzione di determinati problemi.

3. Il Go è un antico gioco da tavolo strategico per due giocatori, originario della Cina, chiamato anche Weiqi in cinese e Baduk in coreano. Gli sfidanti si alternano nel posizionare pietre nere e bianche su una griglia 19x19 con l'obiettivo di catturare territorio e pietre avversarie, dimostrando superiorità tattica e strategica.

L'evoluzione nel campo dell'IA non si è fermata al 2015, ma ha continuato a progredire costantemente. Un altro momento storico è stato segnato dal lancio di **ChatGPT** da parte di OpenAI nel novembre 2022.

ChatGPT è un chatbot, progettato per fornire interazioni conversazionali simili a quelle umane, ed è costruito su modelli di linguaggio di grandi dimensioni (LLM), ovvero modelli avanzati di apprendimento automatico in grado di comprendere e generare linguaggio naturale. (Experts, E. D; 2023). Questo fenomeno ha avuto una profonda influenza sull'evoluzione dell'intelligenza artificiale, aprendo la strada a progressi nella comprensione e generazione del linguaggio naturale (Marr, B; 2023).

1.2 Machine learning

Uno dei principali pilastri dell'IA moderna è il Machine Learning. In questo paragrafo, ci concentreremo su questa tecnica fondamentale che consente alle macchine di apprendere e migliorare le prestazioni senza essere esplicitamente programmate. Esamineremo, inoltre, le diverse tipologie di apprendimento supervisionato e non supervisionato, per comprendere come queste vengono utilizzate nella risoluzione di problemi complessi.

Il campo del Machine Learning ha ricevuto diverse definizioni formali nella letteratura.

Arthur Samuel nella sua opera centrale ha definito il Machine Learning come "un campo di studio che dà ai computer la capacità di imparare senza essere esplicitamente programmati". (Samuel, A. L; 1950)

Utilizzando un lessico informatico, Tom Mitchell definisce il ML:

si dice che un programma per computer apprenda dall'esperienza (E) rispetto ad alcune classi di attività (T) e alla misura delle prestazioni (P) se la sua prestazione in attività in T, come misurata da P, migliora con l'esperienza E "Mitchell, T. M".

In questa definizione tecnica, Mitchell sottolinea la rilevanza dell'apprendimento dai dati di input (esperienza E) per migliorare le prestazioni di un computer su task specifici (classe di compiti T) misurati da una determinata metrica (misure di prestazione P).

A differenza dei metodi di programmazione tradizionali, il Machine Learning adotta un approccio "soft coded", in cui gli algoritmi si adattano e si modificano attraverso la ripetizione e l'elaborazione dei dati di input. Questo processo di adattamento è chiamato "training", durante il quale le macchine apprendono a produrre risultati desiderati dai dati forniti. Ciò permette alle macchine non solo di

risolvere compiti specifici con dati noti, ma anche di generalizzare attraverso dati precedentemente non visti.

Per avere una conoscenza più approfondita rispetto al funzionamento di un algoritmo di Machine Learning, è necessario esaminare alcuni aspetti tecnici.

Generalmente gli algoritmi di ML possono essere divisi in tre categorie di apprendimento (figura 3), tra i quali: apprendimento supervisionato, apprendimento non supervisionato e apprendimento per rinforzo.

- **L' apprendimento supervisionato** richiede dati di addestramento etichettati, cioè coppie di input e output corrispondenti. L'obiettivo è quello di costruire una funzione o un modello che mappi gli input ai corrispondenti output, questo consiste principalmente in risoluzione di problemi di *classificazione e regressione*.

La *classificazione* si applica quando l'obiettivo è assegnare le istanze di input a specifiche categorie o classi predefinite, ad esempio, distinguere tra e-mail di spam e legittime.

La *regressione*, invece, mira a predire un valore numerico continuo, come ad esempio il prezzo di una casa in base alle sue caratteristiche.

- **L' apprendimento non supervisionato** lavora con dati di addestramento non etichettati. Una delle tecniche principalmente utilizzate è il *clustering*, che viene impiegato per l'analisi esplorativa dei dati al fine di individuare pattern o gruppi nascosti all'interno degli stessi. Mediante il clustering, l'algoritmo organizza i dati in gruppi omogenei in base a somiglianze o caratteristiche condivise. Questi gruppi possono aiutare a identificare tendenze, associazioni o relazioni nascoste, fornendo così una maggiore comprensione del problema trattato. Un esempio di applicazione del clustering potrebbe essere la segmentazione di clienti in gruppi omogenei in base a caratteristiche comuni.

- **L' apprendimento per rinforzo**, invece, non richiede dati, in quanto apprende interagendo con l'ambiente. L'obiettivo è che l'agente impari a prendere decisioni sequenziali in un ambiente incerto mappando i diversi stati dell'ambiente in azioni, al fine di massimizzare le ricompense a lungo termine (Khandelwal, R; 2022).

Le due caratteristiche principali sono: la ricerca per tentativi ed errori, e le ricompense, come la gratificazione ritardata. L'apprendimento per rinforzo viene applicato in robotica, auto a guida autonoma, valutazione di strategie di trading e controlli adattivi (Khandelwal, R; 2022).

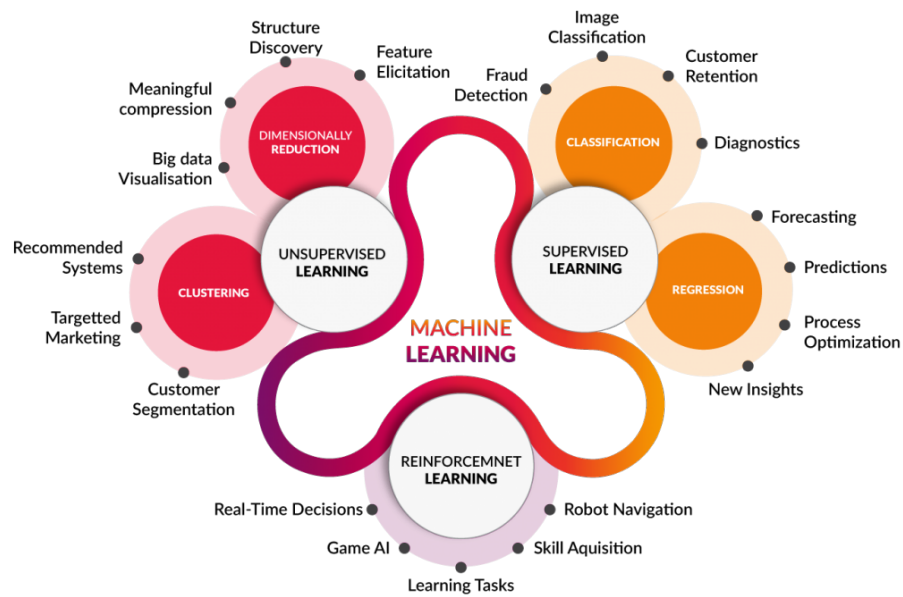


Figura 3

Fonte: <https://www.developersmaggioli.it/blog/machine-learning-la-scienza-delle-decisioni-automatiche/>

A seguire troviamo un modello di apprendimento che combina due tipologie sopra descritte, ovvero l'apprendimento semi-supervisionato. Quest'ultimo combina l'apprendimento supervisionato e non supervisionato mediante l'addestramento su un piccolo numero di dati etichettati e un ampio set di dati non etichettato, al fine di catturare la forma della distribuzione dei dati sottostante e generalizzare meglio a nuovi campioni. Questa tecnica automatizza il processo di etichettatura dei dati con solo un piccolo set di dati etichettato.

Nella scelta dell'algoritmo di machine learning è cruciale comprendere quale tipologia di apprendimento utilizzare.

Ogni flusso di lavoro di machine learning inizia con tre domande (M. Paolanti):

1. *Con quale tipo di dati stai lavorando?*
2. *Quali intuizioni desideri ottenere da essi?*
3. *Come e dove saranno applicate queste intuizioni?*

La risposta a queste domande può determinare l'utilizzo dell'apprendimento supervisionato oppure dell'apprendimento non supervisionato.

L'apprendimento supervisionato è la scelta ideale quando l'obiettivo è quello di addestrare un modello per effettuare previsioni specifiche. Ad esempio: prevedere il valore futuro di una variabile continua, come la temperatura o il prezzo di un'azione, oppure per effettuare una classificazione, ad esempio identificare automobili da filmati ripresi da una webcam.

D' altra parte, se l'obiettivo è l'esplorazione dei dati e trovare una rappresentazione interna significativa, la scelta ricade sull'apprendimento non supervisionato. Questo tipo di apprendimento permette di scoprire pattern nascosti o di suddividere i dati in cluster, consentendo una migliore comprensione del dataset. Ogni metodo ha le sue peculiarità e scopi specifici.

La scelta dipenderà fortemente dalla natura dei dati e dagli obiettivi che si vogliono raggiungere con il modello.

Per ottenere un modello predittivo accurato è fondamentale la fase di addestramento e validazione del dataset (L. Laura).

Per acquisire ciò, è comune dividere il dataset in tre parti: training, validation e test. Questo processo è noto come "*train-validation-test split*":

1. **Training set:** in questa fase una parte di dati viene utilizzata per addestrare l'algoritmo. I dati in questo set devono essere etichettati, ovvero devono avere le risposte corrette associate agli input, in modo che l'algoritmo possa apprendere a fare previsioni corrette. Durante il processo di addestramento, l'algoritmo esegue iterazioni su questo set per adattare i suoi parametri e modelli in modo da minimizzare l'errore tra le previsioni e le risposte corrette;
2. **Validation set:** questa parte del dataset viene utilizzata per valutare le prestazioni dell'algoritmo durante il processo di addestramento. I dati in questo set sono anch'essi etichettati, ma non vengono utilizzati direttamente per addestrare l'algoritmo, bensì per regolare i suoi parametri al fine di evitare l'*overfitting*⁴;
3. **Test set:** una volta che l'algoritmo è stato addestrato utilizzando il training set e regolato con il validation set, viene testato sul test set. Questa parte del dataset contiene dati non etichettati che l'algoritmo non ha mai visto prima. L'obiettivo è verificare se l'algoritmo ha imparato a generalizzare correttamente su nuovi dati e a fare previsioni accurate. I risultati ottenuti su questo test set sono una valutazione dell'efficacia dell'algoritmo.

4. L'*overfitting* si verifica quando l'algoritmo si adatta eccessivamente ai dati di addestramento, perdendo la capacità di generalizzare su nuovi dati.

Il successo di un algoritmo di Machine Learning è strettamente legato alla qualità dei dati di addestramento. Dati rumorosi, incompleti o poco rappresentativi, possono compromettere le prestazioni del modello. Per questo motivo, essi devono soddisfare alcuni requisiti fondamentali (G. Pasceri; 2021):

- a) realtà ed oggettività;
- b) validità e rigorosità scientifica;
- c) idoneità quantitativa e qualitativa per comprendere i casi prevenibili e prevedibili;
- d) intelligibilità;
- e) completezza e sicurezza;
- f) correttezza;
- g) trasparenza;
- h) verificabilità.

Rispettare questi requisiti è essenziale per garantire la qualità e l'affidabilità del modello di Machine Learning. Se i dati non fossero costituiti da tali caratteristiche sarebbe molto probabile che l'algoritmo da essi derivato possa essere fuorviante.

I cosiddetti "*bias*", che rappresentano errori sistemici, possono causare numerosi problemi etici e sfide significative, specialmente quando vengono applicati in settori sensibili.

Un esempio di bias causato da dati incompleti si è verificato nell'addestramento di un algoritmo di riconoscimento facciale utilizzato in una telecamera di sicurezza. Questo episodio coinvolge Joy Buolamwini, una dottoranda di colore presso il MIT di Boston.

Durante la fase di "apprendimento", in cui l'algoritmo doveva assimilare volti umani, alcuni dei suoi colleghi hanno omesso di includere i volti delle persone di colore, che erano una minoranza significativa in quel contesto universitario. Di conseguenza, l'algoritmo risultante è diventato "razzista" nel senso che non riconosceva il volto di Joy e di altri studenti di colore quando venivano ripresi dalla telecamera di sicurezza. (Rossi, Francesca; 2019)

Un esempio aggiuntivo di bias può essere riscontrato nell'utilizzo di *Google Translate*.

Questo famoso metodo di traduzione si basa su un sofisticato sistema di machine learning, il quale "apprende" a tradurre testi, frasi e parole senza la necessità di scrivere algoritmi simbolici dettagliati (dato che sarebbe impossibile codificare tutte le regole linguistiche, le eccezioni e le peculiarità di ogni lingua e di ogni possibile traduzione).

Invece, il sistema si basa sull'apprendimento automatico, che si nutre quotidianamente di miliardi di file già tradotti e presenti in varie lingue nel web.

Tuttavia, non impara effettivamente a tradurre, ma piuttosto impara che una determinata parola in una lingua è correlata (con una certa probabilità) a un'altra parola in un'altra lingua.

Questa "neutralità" dell'algoritmo può inevitabilmente portare a imprecisioni se le lingue stesse presentano discriminazioni o disuguaglianze.

Un caso emblematico è la lingua turca: se traducessimo dall'italiano al turco "lei è un medico, lui è un infermiere" avremmo come risultato "O bir doktor. O bir hemşire"; se, invece, li ritraducessimo dal turco all'italiano avremmo "lui è un medico, lei è un'infermiera". Tutto questo perché il turco è una lingua senza genere, e quindi, quando Google Translate ritradurrà il testo in italiano dovrà "ipotizzare", avvalorato dagli esempi e dai dati che già conosce, il genere delle professioni.

È ovvio quindi che i testi in turco per allenare il sistema di traduzione presentino molti più medici uomini e molte più infermiere donne.

I bias assumono una rilevanza particolarmente critica quando persistono discriminazioni, soprattutto nel contesto medico.

In presenza di minoranze discriminate, potrebbe verificarsi una carenza di dati nei processi di addestramento degli algoritmi decisionali. Di conseguenza, si potrebbero verificare diverse conseguenze avverse, ad esempio la mancata identificazione di determinate patologie dermatologiche.

I progressi dei metodi di apprendimento non simbolico, focalizzati sull'approccio induttivo, hanno fatto un importante passo avanti grazie alla tecnologia delle reti neurali.

1.3 Artificial Neural Network

In questo paragrafo ci concentreremo sull'importanza e il funzionamento delle Reti Neurali Artificiali (ANN) come strumento chiave per emulare il funzionamento del cervello umano. Esploreremo come il modello di un neurone artificiale, con le sue fasi di ricezione degli input, trasmissione e comunicazione sinaptica, costituisce il blocco di base di una rete neurale. Inoltre, vedremo come la scelta della funzione di trasferimento sia fondamentale per il corretto funzionamento dell'ANN e come queste reti possono essere utilizzate per risolvere problemi complessi grazie al loro approccio non lineare, distribuito, parallelo e locale. Analizzeremo le diverse tipologie di nodi all'interno di una rete neurale, ovvero i nodi di entrata, i nodi intermedi e i nodi di uscita, e il loro ruolo nell'elaborazione dei dati. Infine, esamineremo alcune delle applicazioni pratiche delle reti neurali, come il riconoscimento di immagini e la diagnosi medica, dimostrando come queste tecnologie abbiano rivoluzionato diversi settori grazie alla loro capacità di apprendimento e adattamento durante l'allenamento.

Nell'ambizione di rendere le macchine il più simile possibile al cervello umano, si è deciso di emulare il suo funzionamento fondamentale. L'idea di base era di replicare il funzionamento del cervello, anziché tentare di emularne il ragionamento, il quale avrebbe portato a risultati autenticamente più intelligenti.

Come ben noto, il cervello umano è costituito da cellule omogenee chiamate *neuroni* (figura 4), i quali sono organizzati in strati gerarchici ben definiti.

Il **processo di attivazione neuronale** si compone di tre fasi:

1. *Ricezione degli input*: i neuroni ricevono segnali e input attraverso le loro estensioni cellulari chiamate *dendriti*. Questi input possono essere segnali elettrochimici provenienti da altri neuroni o stimoli sensoriali provenienti dal mondo esterno;
2. *Trasmissione dell'input*: una volta ricevuti gli input, i neuroni biologici elaborano le informazioni e, se il segnale è sufficientemente forte, lo trasmettono attraverso l'*assone*. L'assone è una lunga estensione del neurone che funge da "cavo" per trasmettere il segnale ad altri neuroni o cellule target;
3. *Comunicazione sinaptica*: alla fine dell'assone, il neurone forma sinapsi con altri neuroni o cellule bersaglio. Durante la comunicazione sinaptica, i segnali elettrochimici vengono trasmessi tra il neurone presinaptico (quello che invia il segnale) e il neurone postsinaptico (quello che riceve il

segnale). Questa trasmissione avviene mediante rilascio di neurotrasmettitori, che attivano o inibiscono il neurone postsinaptico.

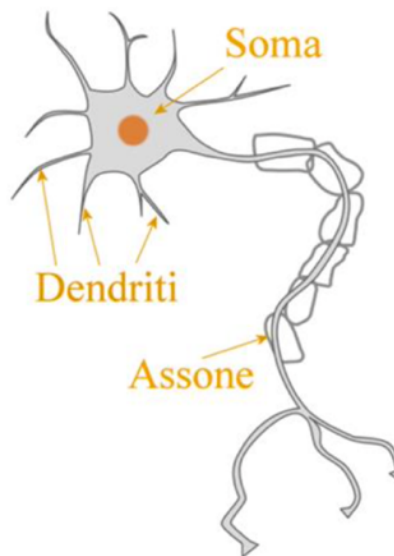


Figura 4:

fonte: <https://italiancoders.it/deep-learning-svelato-ecco-come-funzionano-le-reti-neurali-artificiali/>

Una **Rete Neurale Artificiale** (Artificial Neural Network o ANN) è un modello matematico che cerca di simulare questo meccanismo biologico.

Il blocco di base di ogni rete neurale artificiale è il *neurone artificiale*, ovvero un semplice modello matematico (funzione).

Un tale modello ha tre semplici insiemi di regole: moltiplicazione, sommatoria e attivazione.

- All'ingresso del neurone artificiale, gli input vengono pesati, il che significa che ogni valore di input viene moltiplicato con il suo peso individuale;
- Nella sezione centrale del neurone artificiale si trova la funzione di somma, che somma tutti gli input pesati e il bias;
- All'uscita del neurone artificiale, la somma degli input precedentemente pesati e il bias passano attraverso la funzione di attivazione, detta anche *funzione di trasferimento* (figura 5).

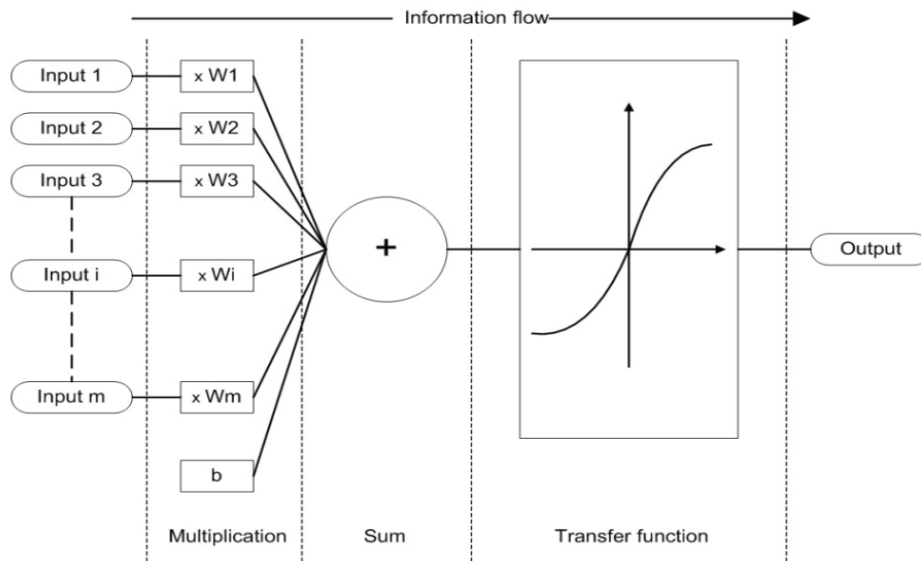


Figura 5:
 Fonte: al, K. S. et. (2011) al, K. S. et. (2011); *Artificial Neural*.

Il corpo del neurone artificiale somma quindi gli input pesati e il bias, ed "elabora" la somma con una funzione di trasferimento.

Il vantaggio della semplicità del modello di un neurone artificiale può essere visto nella sua descrizione matematica qui di seguito:

$$y(k) = F \left(\sum_{i=0}^m w_i(k) \cdot x_i(k) + b \right)$$

Dove:

- $x_i(k)$ rappresenta il valore di input nel tempo discreto k dove i va da 0 a m
- $w_i(k)$ rappresenta il valore del peso nel tempo discreto k dove i va da 0 a m
- b rappresenta il bias
- F rappresenta una funzione di trasferimento
- $y(k)$ rappresenta il valore di output nel tempo discreto k

Come si può vedere dal modello e dalla sua equazione, la variabile principale sconosciuta del modello è la sua funzione di trasferimento.

La funzione di trasferimento definisce le proprietà del neurone artificiale e può essere qualsiasi funzione matematica.

La scelta avviene considerando il tipo di problema che il neurone artificiale (rete neurale artificiale) deve risolvere e nella maggior parte dei casi la scelta avviene da questo insieme di funzioni: funzione step, funzione lineare e funzione non lineare (o *sigmoidale*).

La funzione *step* è una funzione binaria che ha solo due possibili valori di output (ad esempio, zero e uno). Ciò significa che se il valore di input raggiunge una soglia specifica, il valore di output risulta in un certo valore, mentre se la soglia specifica non viene raggiunta, il valore di output risulta in un diverso valore. La situazione può essere descritta con l'equazione:

$$y = \begin{cases} 1 & \text{if } w_i x_i \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{if } w_i x_i < \text{threshold} \end{cases}$$

Quando questo tipo di funzione di trasferimento viene utilizzato nel neurone artificiale, quest'ultimo prende il nome di "*perceptron*".

L'unità base di un neurone digitale, chiamata perceptron è stata formalizzata per la prima volta da McCulloch nel 1943 e successivamente sviluppata da Rosenblatt alla fine degli anni '50. Il **perceptron** è un tipo di neurone artificiale utilizzato principalmente per risolvere problemi di classificazione binaria. Questo lo rende particolarmente adatto per compiti di classificazione come riconoscimento di immagini, rilevamento di spam, diagnosi medica binaria, e così via.

Inoltre, il perceptron è comunemente utilizzato nell'ultimo strato delle reti neurali artificiali quando queste sono impiegate per la classificazione. Questo strato è chiamato "strato di output" e il perceptron qui è responsabile della decisione finale di classificazione.

Anche se i principi di funzionamento e il semplice insieme di regole del neurone artificiale sembrano niente di speciale, il pieno potenziale e la potenza di calcolo di questi modelli prendono vita quando iniziamo a interconnetterli in reti neurali artificiali (figura 6).

La combinazione di due o più neuroni artificiali permette di ottenere una rete neurale artificiale.

Le reti neurali artificiali sono in grado di risolvere problemi complessi della vita reale elaborando informazioni nei loro blocchi di base in modo: non lineare, distribuito, parallelo e locale⁵.

5.

- Non-lineare: Le reti neurali possono gestire relazioni e pattern non lineari nei dati, il che significa che possono catturare relazioni complesse che non possono essere modellate con metodi lineari tradizionali.
- Distribuito: Le informazioni vengono elaborate simultaneamente da più neuroni in diversi strati della rete, il che permette una distribuzione del carico computazionale e l'elaborazione di dati in modo parallelo.
- Parallelo: Le reti neurali operano con un alto grado di parallelismo, consentendo di elaborare più dati contemporaneamente, accelerando il processo di apprendimento e riducendo i tempi di esecuzione.
- Locale: Ogni neurone in una rete neurale si concentra solo sulle informazioni ricevute dai neuroni adiacenti, garantendo una maggiore efficienza nell'elaborazione delle informazioni locali

Ogni strato della rete ha una funzione specifica, corrispondente a una diversa fase del processo di comprensione, analisi e soluzione. Gli input iniziali, rappresentati dai simboli umani, vengono raccolti dagli strati superficiali della rete, chiamati "strato di input".

Successivamente, vengono adattati e trasmessi agli strati interni in base alla specifica funzione richiesta.

Gli strati interni, chiamati "hidden" o nascosti, svolgono il compito di categorizzare, comprendere e rappresentare l'input in modo da estrarre le caratteristiche importanti dai dati.

La fase finale del processo è gestita dagli "strati di output", questi strati emettono i risultati dell'elaborazione degli strati "hidden" verso l'esterno o verso altre reti neurali artificiali, fornendo il risultato finale o l'output richiesto dall'algoritmo.

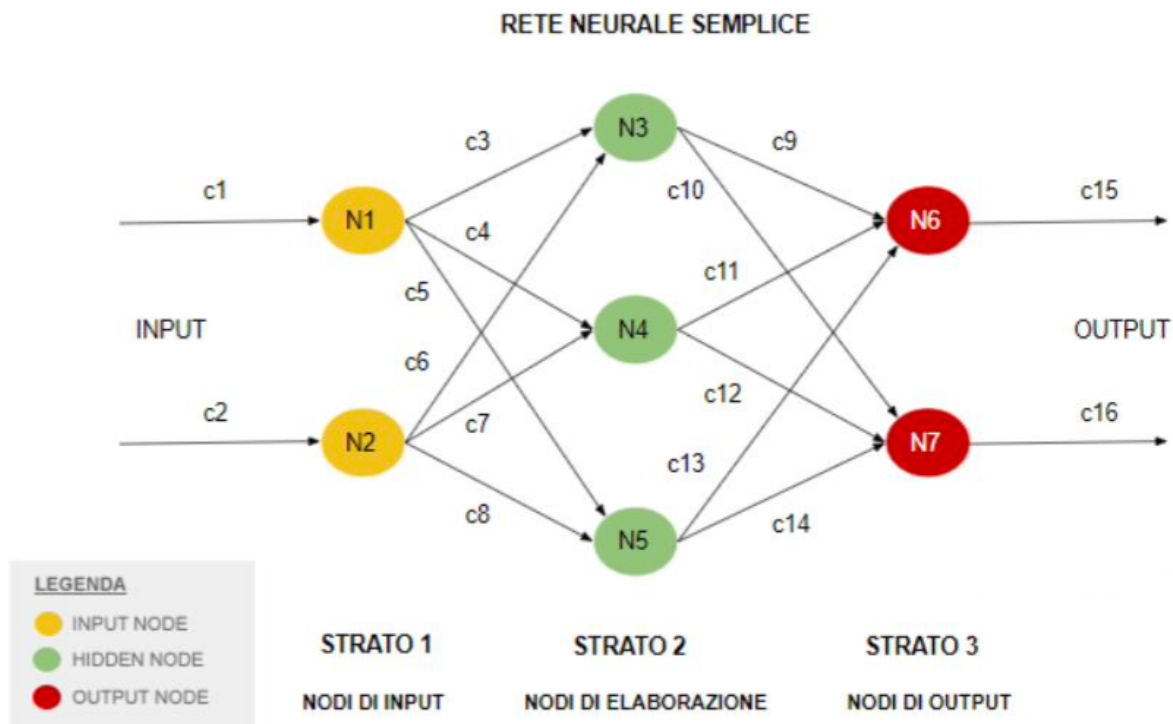


Figura: 6

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

Distinguiamo, quindi, le tre tipologie di nodi (figura 7,8,9):

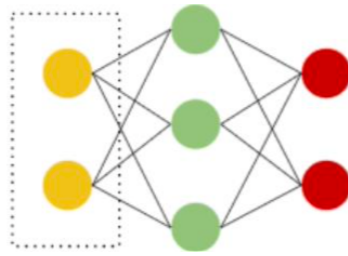


Figura: 7

- Nodi di entrata (*input nodes*). Sono i nodi di input. Si trovano a sinistra, all'ingresso della rete neurale. Sono utilizzati per introdurre i dati di input.

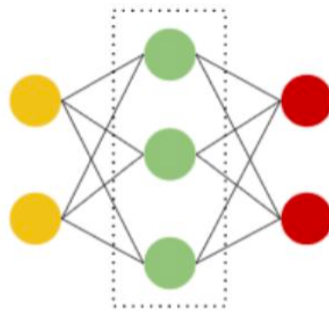


Figura: 8

- Nodi intermedi (*hidden nodes*): Questi costituiscono il livello intermedio all'interno della rete neurale. Vengono comunemente definiti "nodi nascosti" poiché sono situati all'interno della struttura della rete, e non fanno parte né dello strato di input né dello strato di output. La loro funzione principale è quella di elaborare i dati. Questi nodi intermedi sono talvolta chiamati anche "strati" della rete (o livelli).

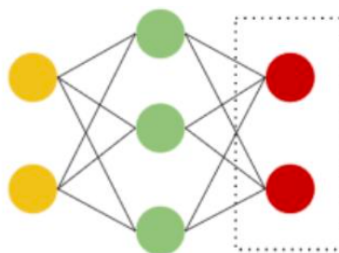


Figura: 9

- Nodi di uscita (output nodes): Questi rappresentano i nodi di output della rete neurale e si collocano sulla parte destra, alla fine della struttura. La loro principale funzione consiste nel trasmettere il risultato dell'elaborazione.

Le reti neurali sono un sistema in grado di comprendere gli stimoli provenienti dall'esterno, categorizzarli e generare l'output desiderato. Grazie alla loro elevata precisione, vengono impiegate in diverse applicazioni come: la visione artificiale, il riconoscimento del linguaggio parlato, l'elaborazione del linguaggio naturale, il riconoscimento audio e la bioinformatica. Ad esempio, nel campo del riconoscimento di immagini, lo strato iniziale della rete scompone l'immagine in unità comprensibili per la macchina, come i singoli pixel.

Nei successivi strati, i pixel vengono categorizzati e raggruppati in base a pattern comuni, come la similarità cromatica. Man mano che si procede in modo gerarchico, i neuroni negli strati superiori analizzano le informazioni prodotte dagli strati intermedi, come macchie di colore, contorni, sfondi e volti. Attraverso questa progressione verticale, gli strati più alti della rete sono in grado di analizzare oggetti sempre più complessi.

Alla fine di questo processo, lo strato finale della rete neurale, chiamato "output layer", è in grado di comprendere e riconoscere l'immagine nel suo insieme, sviluppando algoritmi decisionali efficaci. Affinché le macchine siano in grado di riconoscere un determinato simbolo, è necessario ripetere questo processo di comprensione e categorizzazione attraverso la somministrazione di un gran numero di stimoli simili.

I metodi di apprendimento utilizzati sono gli stessi del machine learning (vedi par. 1.1) che possono essere guidati, autonomi o rinforzati, a seconda delle esigenze. Con l'allenamento la macchina modificherà i pesi, ossia i collegamenti tra gli strati neuronali, al fine di rendere il processo più veloce e preciso.

“Si può dire che una rete neurale è un sistema adattivo che, con tentativi ed errori, è in grado di modificare la sua struttura (ossia i nodi e le interconnessioni tra loro), basandosi sia su dati esterni sia su informazioni interne che si connettono e passano attraverso la rete neurale” (S. Quintarelli; 2020).

Questo tipo di intelligenza artificiale è molto utilizzato nella diagnosi medica: un programma di machine learning con una rete neurale è capace di analizzare le scansioni tac e valutare la presenza di tumori con la probabilità di successo del 94,4%, spesso superiore alla precisione di medici esperti. (S. Quintarelli; 2020).

Le reti neurali sono la tecnologia dominante negli apparecchi digitali che usiamo tutti i giorni, come gli smartphone. In questo ambito rientra, ad esempio: il riconoscimento facciale, ossia un meccanismo frutto di un allenamento nel riconoscere volti umani. Dopo la vendita del dispositivo, la rete neurale

già capace di riconoscere volti, voci ed altri stimoli, profilerà l'utente imparando a riconoscere i suoi dati.

1.4 Deep Learning

Il Deep learning (figura 10), o apprendimento profondo, è una sottocategoria del machine learning che si basa sulle reti neurali artificiali. La sua caratteristica distintiva è l'utilizzo di reti neurali con un elevato numero di strati intermedi, a differenza delle reti neurali "standard" costituite da un numero limitato.

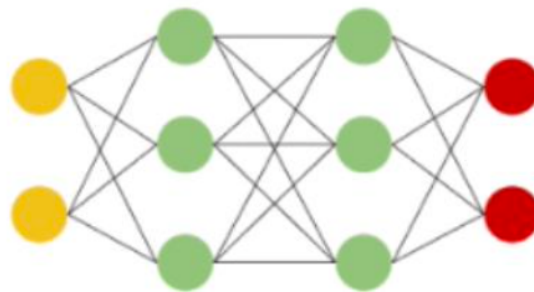


Figura:10

I modelli più sofisticati di Deep Learning possono arrivare ad avere ben 150 strati. La complessa struttura delle reti neurali nel Deep learning consente loro di apprendere riconoscendo e categorizzando dati basati su pattern non precedentemente definiti dagli esseri umani. Ciò conferisce alle macchine intelligenti una notevole capacità di auto-apprendimento rispetto al tradizionale machine learning.

In dettaglio, il Deep learning crea una gerarchia di concetti all'interno delle fitte e stratificate reti neurali, basata su diversi livelli di astrazione. Ogni strato elabora e categorizza i dati secondo principi riconosciuti solo dalla macchina, utilizzando una logica interna sfumata nota come "*fuzzy logic*". Questo approccio consente al Deep learning di sviluppare modelli predittivi altamente accurati attraverso l'analisi di grandi quantità di dati.

Tuttavia, sorgono domande importanti riguardo la fiducia nelle macchine, il cui ragionamento non viene compreso completamente (la cosiddetta "scatola nera" dell'AI). Ci chiediamo quali effetti possa avere una logica aliena alla nostra comprensione sulla nostra vita quotidiana.

Secondo Nello Costantini, un esperto di intelligenza artificiale, sebbene non comprendiamo appieno come funzionino il Deep Learning e abbiamo rinunciato a comprenderne il "perché", non c'è dubbio che funzionino in moltissimi settori (N. Costantini; 2008).

Questo concetto di "black box" dell'AI nel Deep Learning, presenta similarità con i dubbi esistenti tra gli scienziati delle neuroscienze, circa il completo funzionamento del cervello umano, "se il cervello umano fosse così semplice da poterlo capire, saremmo così semplici che non potremmo capirlo" (Pugh, G. E. ;1977).

Capitolo II

ChatBot e IA: semplificare le interazioni tra stakeholder e azienda

2.1 Il Natural Language Processing: excursus storico

Nella sezione che segue, esploreremo il mondo affascinante dell'elaborazione del linguaggio naturale (NLP), una disciplina all'intersezione tra informatica e linguistica che gioca un ruolo fondamentale nell'ambito dell'intelligenza artificiale. Il NLP consente ai computer di comprendere e utilizzare il linguaggio umano e attraverso l'applicazione di tecnologie avanzate come il machine learning e il deep learning, questa disciplina ha registrato progressi notevoli nel corso degli anni, rivoluzionando diversi aspetti delle nostre vite.

Nella sezione seguente, esploreremo la storia, le applicazioni e l'evoluzione del NLP, gettando luce su come questa tecnologia abbia contribuito a plasmare il nostro modo di comunicare e interagire con il mondo digitale.

“L'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) aiuta i computer a comprendere e utilizzare i linguaggi umani”. (Foote, K. D; 2023)

L' “elaborazione del linguaggio naturale” (NLP) è un componente dell'intelligenza artificiale, nel campo della linguistica, che si occupa dell'interpretazione e della manipolazione del linguaggio o del testo umano mediante software. Consente al computer di comprendere il modo naturale della comunicazione umana combinando Machine Learning, Deep Learning e Modelli Statistici. (Dutta, B; 2021).

Questo ramo dell'IA prende vita intorno agli anni 40', a seguito di una forte necessità di realizzare una macchina capace di crittografare i messaggi delle truppe nemiche durante la Seconda guerra mondiale.

Il primo tentativo di utilizzare il NLP (Natural Language Processing) fu da parte dei tedeschi che crearono “Enigma”, la prima macchina capace di crittografare un messaggio e trasferirlo alle unità militari dislocate in Europa.

Successivamente, nel 1946, la Gran Bretagna escogitò “The Bombe” (vedi Cap. 1), una macchina in grado di decifrare con successo il codice segreto generato da “Tunny” (nome in codice dato a Enigma). Fu il punto di svolta della Seconda Guerra Mondiale poiché gli inglesi poterono conoscere la posizione dell'esercito tedesco e le loro strategie (Johri, P et Al.; 2021).

Alla luce delle brillanti scoperte avanzate durante questo periodo, era più che viva la necessità di costruire una macchina capace di tradurre i testi da una lingua all'altra.

Tuttavia, la progettazione di un sistema con tali capacità si rivelò complicata e fino al 1957 non c'era modo di incorporare la grammatica nelle macchine.

Un punto di svolta si ebbe in quell'anno, grazie a Noam Chomsky. L'autore pubblicò il libro "Strutture sintattiche", che segnò una rivoluzione nei concetti linguistici.

Nell'opera, Chomsky giunse alla conclusione che per consentire a un computer di comprendere una lingua, sarebbe stato necessario modificare la struttura delle frasi.

Con questo obiettivo in mente, Chomsky sviluppò uno stile di grammatica chiamato "*Phase-Structure Grammar*", che metodicamente traduceva le frasi da un linguaggio naturale in un formato utilizzabile dai computer. Il suo obiettivo generale era quello di creare un computer in grado di imitare il cervello umano, sia in termini di pensiero che di comunicazione.

In seguito, Charles Hockett scoprì diversi inconvenienti nell'approccio di Chomsky, in quanto quest'ultimo considerava il linguaggio come una struttura ben definita e stabile, condizione eccezionalmente ideale e alquanto utopica, data l'ambiguità dello stesso (Hockett C; 1966).

Nel periodo storico, che intercorreva tra il 1957 e il 1970, i ricercatori si divisero in due correnti riguardanti il Natural Language Processing: la corrente "simbolica" e quella "stocastica".

I ricercatori simbolici concentrarono i loro sforzi sui linguaggi formali e sulla generazione della sintassi. Questo gruppo era composto da numerosi linguisti e informatici che consideravano il NLP come l'inizio della ricerca sull'Intelligenza Artificiale.

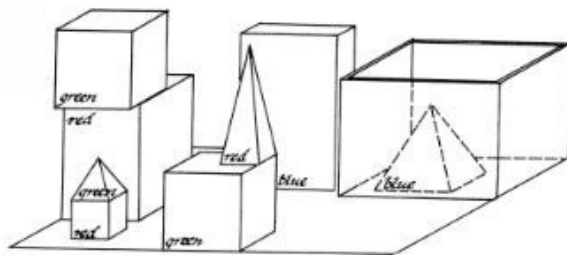
Dall'altra parte, i ricercatori stocastici erano più interessati all'utilizzo di metodi statistici e probabilistici. Si dedicarono a problemi come il riconoscimento ottico dei caratteri e il riconoscimento di schemi all'interno dei testi.

Questa suddivisione rappresentò una fase di sviluppo cruciale nel NLP, con entrambe le correnti che contribuirono a far progredire il campo con approcci diversi.

Dopo il 1970, un'area emergente fu quella dei paradigmi basati sulla logica, che si concentrava sui linguaggi incentrati sulla codifica delle regole e sul linguaggio nelle logiche matematiche.

Questa ricerca contribuì in seguito allo sviluppo del linguaggio di programmazione "Prolog".

L'area di interesse principale rimaneva la comprensione del linguaggio naturale, da parte delle macchine, che fu fortemente influenzata da un programma sviluppato da Terry Winograd al Massachusetts Institute of Technology (MIT) chiamato "*SHRDLU*" (figura 1).



Person: PICK UP A BIG RED BLOCK.
 Computer: OK. (does it)
 Person: GRASP THE PYRAMID.
 Computer: I DON'T UNDERSTAND WHICH PYRAMID YOU MEAN.
 Person: FIND A BLOCK WHICH IS TALLER THAN THE ONE YOU ARE HOLDING AND PUT IT INTO THE BOX.
 Computer: BY "IT", I ASSUME YOU MEAN THE BLOCK WHICH IS TALLER THAN THE ONE I AM HOLDING.
 Computer: OK. (does it)
 Person: WHAT DOES THE BOX CONTAIN?
 Computer: THE BLUE PYRAMID AND THE BLUE BLOCK.
 Person: WHAT IS THE PYRAMID SUPPORTED BY?
 Computer: THE BOX.
 Person: HOW MANY BLOCKS ARE NOT IN THE BOX?
 Computer: FOUR OF THEM.
 Person: IS AT LEAST ONE OF THEM NARROWER THAN THE ONE WHICH I TOLD YOU TO PICK UP?
 Computer: YES, THE RED CUBE.

Figura: 1

Fonte: <https://medium.com/@ageitgey/natural-language-processing-is-fun-9a0bff37854e>

SHRDLU collocava un computer in un “*blocks world*”, consentendogli di manipolare e rispondere a domande sui blocchi secondo le istruzioni, in linguaggio naturale, da parte dell'utente.

La parte sorprendente di questo sistema era la sua capacità di apprendere e comprendere con sorprendente accuratezza, qualcosa che era possibile solo in domini estremamente limitati (ad esempio, il mondo dei blocchi).

Ciò, inizialmente rappresentò un notevole progresso, ma questo fu interrotto perché il sistema era incapace di interpretare le situazioni più reali che erano ambigue e complesse.

Fino a quel momento, tutte le regole che furono utilizzate per assicurarsi la comprensione da parte della macchina, si basavano sulla strutturazione della frase.

I ricercatori tracciarono un insieme definito di regole che una macchina poteva seguire per dedurre il significato di una frase. Si assiste ad una notevole rivoluzione nel NLP alla fine degli anni 80', grazie al costante aumento della potenza di calcolo delle macchine e al passaggio agli algoritmi di Machine Learning (Foote, K.D; 2023).

Gli algoritmi di apprendimento automatico fornivano un modo più avanzato per gestire l'ambiguità linguistica e generare ulteriori evidenze valide al fine di valutare una decisione.

Gli algoritmi, come ad esempio gli “*alberi decisionali*”, impiegavano regole di tipo *if-then* per migliorare l'individuazione del risultato ottimale, mentre gli algoritmi basati sulla probabilità offrivano un supporto alla macchina nel processo decisionale, fornendo una quantità adeguata di fiducia associata alle scelte effettuate.

Attualmente, vi è stata una transizione verso l'utilizzo del Deep Learning a causa della sua predominanza nell'affrontare compiti complessi, per i quali l'approccio basato su regole e criteri fissi risulta insufficiente.

2.2 Natural Language Processing e l'Intelligenza Artificiale

I termini IA (Intelligenza Artificiale), NLP (Elaborazione del Linguaggio Naturale) e ML (Apprendimento Automatico) sono spesso usati in modo intercambiabile, ma esiste una struttura gerarchica nella loro relazione (figura 1).

A livello gerarchico:

- L' *Intelligenza Artificiale* (IA): è un sottocampo dell'informatica che si occupa di sviluppare sistemi in grado di svolgere compiti che sono intrinseci agli esseri umani ma complessi per i computer. Un' IA di successo dovrebbe essere in grado di compiere una vasta gamma di attività simili a quelle umane, come il riconoscimento di oggetti e suoni, la pianificazione, la creazione artistica e molto altro. Tuttavia, è importante notare che siamo ancora lontani dall'ottenere un simile livello di perfezione;
- L' *Elaborazione del Linguaggio Naturale* (NLP): rappresenta una branca dell'informatica orientata alla linguistica che si occupa di abilitare il software a comprendere il linguaggio umano in forma scritta o parlata;
- L'*Apprendimento Automatico* (ML): è focalizzato sulla creazione di sistemi software capaci di apprendere da osservazioni ed esperienze passate, adattando il loro comportamento in risposta a nuove informazioni.

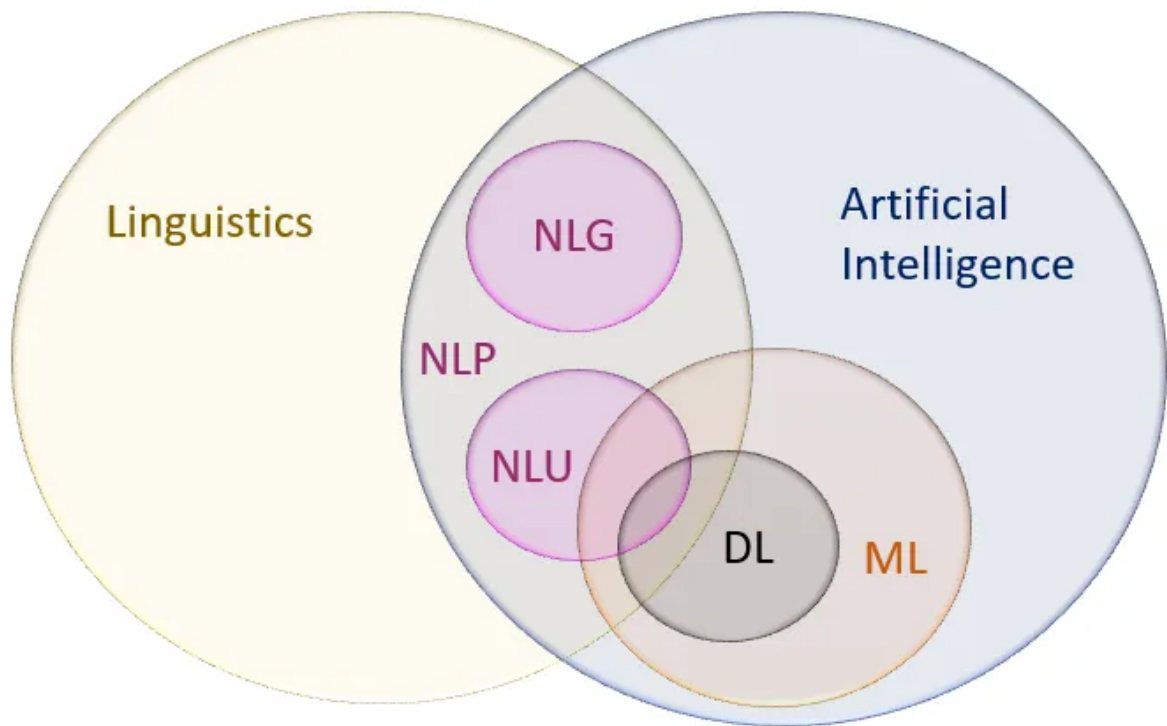


Figura: 1

Fonte: <https://medium.com/analytics-vidhya/natural-language-processing-nlp-based-chatbots-7b2436428256>

Poiché il linguaggio naturale umano presenta una vasta gamma di input e scenari, diventa impraticabile per uno sviluppatore prevedere ogni possibile caso.

Pertanto, per realizzare un'efficace elaborazione del linguaggio naturale nell'ambito dell'intelligenza artificiale, è fondamentale integrare l'apprendimento automatico.

Di seguito, l'apprendimento automatico consente all'algoritmo di NLP di imparare da ciascuna nuova conversazione e, di conseguenza, di migliorare autonomamente attraverso l'esperienza accumulata.

2.3 Natural Language Processing: deep dive

Nel campo del NLP, l'ambiguità del linguaggio rappresenta, da sempre, una sfida insormontabile. Una singola parola può avere diverse accezioni a seconda del contesto circostante, e non è praticamente possibile definire regole o utilizzare alberi decisionali per coprire ogni possibile significato.

Il Deep Learning risolve con efficienza questo problema, poiché non richiede che il programmatore fornisca regole specifiche per prendere decisioni, ma piuttosto l'algoritmo stesso è in grado di dedurre autonomamente il processo di mappatura degli input verso gli output desiderati.

Il NLP ha tratto benefici sia dall' apprendimento automatico sia, in maggior misura, dall'apprendimento profondo.

Il campo del NLP è generalmente diviso in tre parti (figura 2) (Patil, Sanket Sanjay; 2022):

1. *Speech Recognition*: Il riconoscimento vocale è un sottocampo del NLP che sviluppa metodologie che consentono di tradurre e riconoscere il linguaggio naturale parlato, sotto forma di voce o testo;
2. *Natural Language Understanding (NLU)*: La comprensione del linguaggio naturale è un altro sottocampo del NLP che aiuta a interpretare il linguaggio umano scomponendo la frase. NLU consente alle macchine di comprendere il linguaggio, estraendo: concetti, entità, emozioni, parole chiave ecc. Viene utilizzato nelle applicazioni di assistenza clienti per comprendere i problemi segnalati dai clienti verbalmente o per iscritto (Khurana, D et Al.; 2023);
3. *Natural Language Generation (NLG)*: La generazione del linguaggio naturale utilizza la programmazione dell'intelligenza artificiale per produrre narrazioni scritte o parlate, a partire dai dati. Fa parte dell'elaborazione del linguaggio naturale e avviene in tre fasi: identificare gli obiettivi, pianificare come gli obiettivi possono essere raggiunti valutando la situazione e le fonti comunicative disponibili, e realizzare i piani come testo (Khurana, D et Al.; 2023).

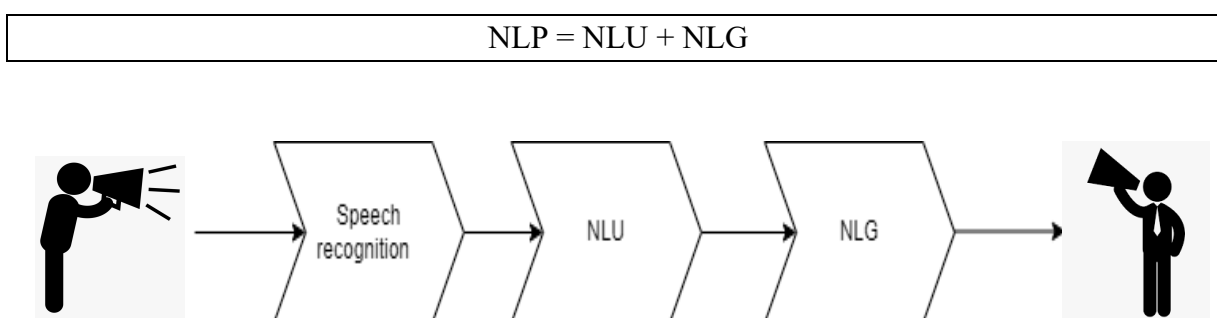


Figura: 2

Fonte: Patil, Sanket Sanjay. "Natural Language Processing (NLP)." *Signature 1: 2.* (2022)

Il campo del Natural Language Processing (NLP) ci mette di fronte all'analisi di frasi complesse, che richiedono una scomposizione in unità elementari, ovvero le "parole".

Ad ogni modo, oltre all'analisi delle parole singole, è fondamentale comprendere la semantica dell'intera frase (*Natural Language Understanding*).

Da un punto di vista tecnico, per passare dalla semplice analisi delle parole alla comprensione completa della frase, ci sono principalmente tre task da considerare (Innovation, R. O. D; 2023):

1. **Word Sense Disambiguation (WSD):** Questo task consiste nel collegare alle parole i loro significati corretti nel contesto in cui sono utilizzate, ad esempio nei motori di ricerca online;
2. **Semantic Role Labeling:** Questo task implica l'individuazione di una parola chiave nella frase e la determinazione dei ruoli che essa svolge all'interno della frase. Un esempio pratico è l'uso in ambito Smart Home per eseguire comandi;
3. **Semantic Parsing:** Questo task comporta la trasformazione del testo in una rappresentazione semantica strutturata. In pratica, si tratta di rispondere a domande dati un testo specifico e una collezione di documenti.

Nel contesto in cui il Deep Learning sta costantemente potenziando le capacità del NLP, è importante menzionare un importante traguardo raggiunto nel 2020. OpenAI, un'organizzazione no profit impegnata nella ricerca sull'intelligenza artificiale, ha rilasciato GPT-3, acronimo di Generative Pre-trained Transformer 3. Questo modello linguistico basato su reti neurali è il più grande addestrato fino ad oggi, con un numero impressionante di parametri (Innovation, R. O. D; 2023).

2.4 I campi di applicazione del Natural Language Processing

L'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) può svolgere un ruolo fondamentale nel rendere un'azienda all'avanguardia e competitiva. Esso può fornire una serie di vantaggi significativi grazie alla capacità di analizzare grandi quantità di testo non strutturato, come: e-mail, conversazioni sui social media, chat online, risposte a sondaggi e altri dati simili.

Le applicazioni del NLP sono molteplici e stanno rivoluzionando diversi aspetti della nostra vita, sia, come anticipato, nel contesto aziendale che in quello personale.

Di seguito, le principali applicazioni dell'elaborazione del linguaggio naturale:

1. **Chatbot:** I chatbot sono programmi di intelligenza artificiale che interagiscono con gli utenti attraverso conversazioni in linguaggio naturale. Grazie al NLP e al Machine Learning, questi possono comprendere e rispondere alle domande degli utenti in modo simile a un essere umano. Di seguito, alcuni campi di applicazione:

- *Assistenza clienti:* grazie a questi Bot, l'assistenza clienti è disponibile 24 ore su 24, consentendo ai consumatori di inviare la loro richiesta indipendentemente dall'orario di lavoro standard, il che aumenta la soddisfazione complessiva degli utenti;
- *Assistenza sanitaria:* i chatbot sono progettati per fornire ai pazienti informazioni sanitarie e terapeutiche personalizzate, offrendo prodotti e servizi relativi alla salute, e suggerendo trattamenti basati sui sintomi riportati dai pazienti;
- *Ambienti educativi:* i chatbot possono essere utilizzati nell'istruzione per fornire supporto agli studenti, rispondere a domande didattiche e ad insegnare attraverso interazioni conversazionali;
- *Settore bancario:* i chatbot possono fornire assistenza: nell'elaborazione di transazioni bancarie, fornire informazioni sui saldi dei conti, facilitare il pagamento di bollette, rispondere a domande sui servizi finanziari e nell'attivazione delle carte;

I precedenti esempi sono solo una piccola parte del vasto utilizzo dei Chatbot nell'economia moderna. Nel prossimo paragrafo dell'elaborato, esploreremo in modo più approfondito questa tecnologia e la sua crescente adozione;

2. **Completamento automatico nei motori di ricerca** (figura 1): I motori di ricerca utilizzano il NLP per suggerire automaticamente i termini di ricerca durante la digitazione, al fine di semplificare il processo e ridurre gli errori di battitura. Questa funzione aiuta gli utenti a risparmiare tempo, suggerendo possibili ricerche correlate o frasi completate in base alle tendenze delle query passate;

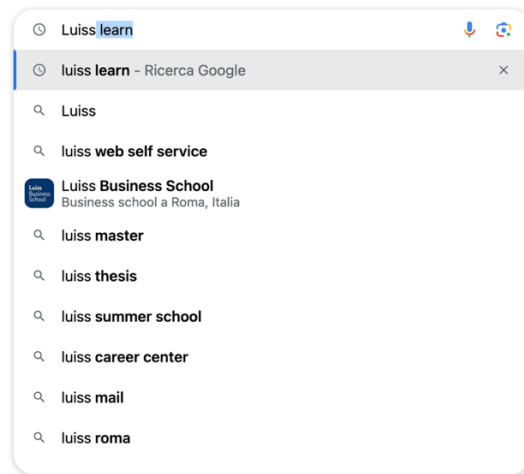


Figura: 1

3. **Assistenti vocali:** Gli assistenti vocali, come: Siri, Alexa e Google Assistant (figura 2); utilizzano l'elaborazione del linguaggio naturale per comprendere i comandi vocali degli utenti e fornire risposte alle domande.

Gli assistenti vocali offrono una vasta gamma di vantaggi ai consumatori, in quanto questa tecnologia soddisfa la domanda dei clienti con contenuti contestualmente rilevanti e altamente personalizzati forniti all'utente in tempo reale, presentando un elevato grado di affidabilità e convenienza (Baier, Rese, & Röglinger, 2018; Wise, VanBoskirk, & Liu, 2016). Gli assistenti digitali possono essere utilizzati per svolgere funzioni di base, come la gestione delle attività personali (ad esempio, gestire calendari e appuntamenti, inviare messaggi di testo, effettuare telefonate e ottenere indicazioni stradali), ma anche per funzionalità più avanzate e integrazioni di dispositivi (ad esempio, domotica, intrattenimento e navigazione automobilistica, commercio conversazionale e monitoraggio della salute) (Brill, T et Al; 2019);

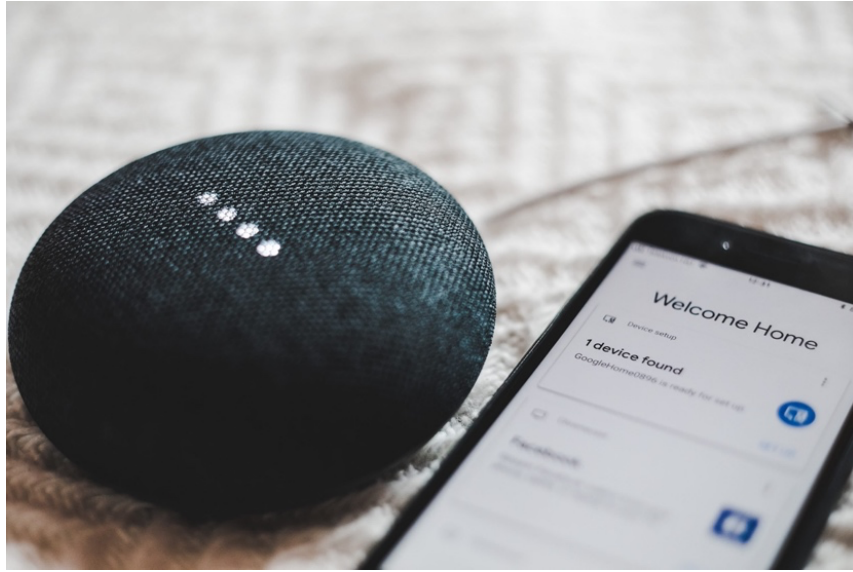


Figura: 2

Fonte: <https://marketing-espresso.com/assistente-vocale-come-funziona-guida-in-3-step/>

4. **Traduzione linguistica:** Strumenti di traduzione come Google Translate sfruttano il NLP per convertire testi da una lingua all'altra, consentendo una comunicazione più semplice e una comprensione globale. La traduzione automatica è particolarmente utile negli affari perché facilita la comunicazione, consentendo alle aziende di raggiungere un pubblico più ampio;
5. **Analisi del sentimento:** L'analisi del sentimento, anche nota come Opinion Mining (OM) è lo studio computazionale delle opinioni, degli atteggiamenti e delle emozioni delle persone nei confronti di un'entità. L'entità può rappresentare individui, eventi o argomenti (Medhat, Walaa et Al; 2014).

L'analisi del sentimento si avvale del NLP per automatizzare l'estrazione o la classificazione del sentimento. Questa tecnologia analizza il contenuto testuale, come ad esempio: recensioni, commenti sui social media, sondaggi, articoli di notizie e altro ancora, al fine di determinare il sentimento generale dell'opinione espressa dagli autori.

Questa analisi può essere utile alle aziende per comprendere la percezione dei clienti riguardo i loro prodotti o servizi, con l'obiettivo di identificare eventuali criticità e prendere decisioni basate sui feed-back. Secondo quanto riportato da Peng Ling, nella sua opera *"What do seller manipulations of online product reviews mean to consumers?"*, sono circa centinaia di migliaia gli utenti che dipendono dalle revisioni del sentiment online, nell'Aprile del 2013 si stimava che il 90% delle decisioni dei clienti dipendeva dalle recensioni online;

6. **Correzione grammaticale e ortografica:** Software di correzione come *Grammarly* utilizzano il NLP per rilevare e suggerire correzioni a seguito di errori grammaticali e ortografici. Questi software, inoltre, sono capaci di comprendere: la struttura delle frasi, le regole grammaticali e il contesto delle parole in modo da suggerire correzioni più accurate. Essi possono anche fornire suggerimenti di sinonimi, riformulare frasi in modo più chiaro e persino prevedere il tono o l'intento dell'utente, migliorando la qualità e l'efficacia della comunicazione.
7. **Filtraggio della posta elettronica:** Una delle più diffuse applicazioni del NLP si trova nel sistema di classificazione della posta elettronica di *Gmail*. Questo sistema utilizza il NLP e gli algoritmi di Machine Learning per indirizzare automaticamente le mail in sezioni diverse (figura 3). Il sistema è capace di riconoscere l'appartenenza delle mail a tre categorie diverse, in base al loro contenuto:
1. *Principale*: questa sezione contiene le mail che vengono classificate come importanti e rilevanti. Generalmente, include mail che arrivano da individui e contatti personali, nonché messaggi con cui l'utente interagisce regolarmente;
 2. *Promozioni*: questa scheda è riservata alle newsletter e ai contenuti promozionali;
 3. *Social*: lo spazio Social include mail relative ai social media, notifiche e aggiornamenti provenienti da siti di social networking come, ad esempio, LinkedIn.

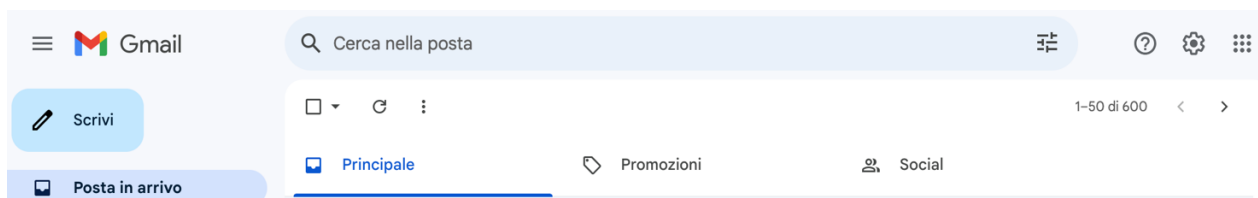


Figura: 3

Questo meccanismo è particolarmente utile per tutti gli utenti di Gmail, poiché aiuta a mantenere la casella di posta organizzata e gestibile, focalizzandosi sulle mail importanti che richiedono una maggiore attenzione.

8. **Assunzione e Reclutamento:** La gestione di un elevato numero di curriculum, in un panorama iper-competitivo come quello attuale, sta diventando una vera sfida per le aziende. Questo processo potrebbe risultare oneroso per i team di risorse umane, richiedendo un'enorme quantità di tempo per esaminare, valutare e, infine, selezionare il miglior candidato.
- Il NLP ha introdotto nuovi strumenti e tecniche che semplificano il lavoro di filtraggio dei curriculum e la selezione dei candidati.

Tra le tecniche utilizzate vi sono: l'estrazione delle informazioni e il riconoscimento dell'entità del nome; questi metodi consentono di analizzare i dati dei curriculum in modo automatico, esaminando attributi, quali: posizione ricercata, competenze possedute, formazione e istruzione, e altre informazioni rilevanti.

9. Pubblicità mirata: La pubblicità mirata è una strategia di marketing che si basa sulla personalizzazione degli annunci per raggiungere un pubblico specifico e pertinente.

Questo tipo di pubblicità utilizza una combinazione di: corrispondenza delle parole chiave, comportamenti di navigazione, profili utente, re-marketing e dati di terze parti per fornire agli utenti, annunci pertinenti e personalizzati. Nello specifico:

- *Comportamento di navigazione:* i siti web che un utente ha visitato di recente o le pagine web che ha visualizzato possono fornire preziose informazioni sulle sue preferenze e interessi. Questo comportamento di navigazione viene monitorato e utilizzato per mostrare annunci correlati a tali interessi (ad esempio, se un utente ha visitato siti di moda e abbigliamento, potrebbe vedere annunci relativi a nuove collezioni);
- *Profili utente:* i dati demografici e le preferenze degli utenti sono raccolti e utilizzati per creare profili dettagliati. Questi profili possono includere informazioni come età, sesso, posizione geografica, interessi specifici e altro ancora. Gli annunci vengono indirizzati verso gruppi di utenti con caratteristiche simili, per massimizzare la propria rilevanza;
- *Re-marketing:* il re-marketing è una tecnica che mira a mostrare annunci agli utenti che hanno già visitato il sito web dell'inserzionista o hanno interagito con i suoi annunci in passato. Questo approccio consente di mantenere il brand o il prodotto al centro dell'attenzione dell'utente, incoraggiandolo a tornare e completare un'azione, come un acquisto o una registrazione;
- *Dati di terze parti:* le piattaforme pubblicitarie possono utilizzare dati forniti da terze parti per ottenere ulteriori informazioni sugli utenti. Questi dati vengono aggiunti al profilo utente per migliorare la segmentazione degli annunci;
- *Contesto di visualizzazione:* il contesto in cui viene mostrato l'annuncio può essere preso in considerazione (ad esempio, se un utente sta navigando su un sito web di tecnologia, è più probabile che venga mostrato un annuncio relativo a un prodotto tecnologico piuttosto che a un prodotto alimentare).

In conclusione, l'elaborazione del linguaggio naturale sta rivoluzionando il nostro modo di comunicare, lavorare e interagire con il mondo digitale. Questa potente tecnologia offre

un'enorme premessa per il futuro, consentendo alle aziende di rimanere competitive e aiutando le persone a connettersi con il mondo e ad esprimersi, in modi mai visti prima.

2.5 Chatbot

In questa sezione, esploreremo in dettaglio il mondo affascinante degli agenti conversazionali, con un'attenzione particolare ai chatbot testuali. Questi strumenti software, capaci di interagire con gli esseri umani attraverso il linguaggio naturale, hanno conquistato un ruolo di primo piano nell'ambito delle interazioni aziendali e dei servizi digitali.

Scopriremo le motivazioni dietro l'adozione crescente dei chatbot, il loro funzionamento e le diverse tipologie che esistono, insieme ai vantaggi che offrono alle aziende. Approfondiremo anche casi di successo che dimostrano l'efficacia di questi assistenti virtuali nell'ottimizzazione dei processi aziendali e nell'esperienza del cliente.

Di recente, abbiamo assistito a un crescente interesse per gli agenti conversazionali (AC), applicazioni software che interagiscono con gli esseri umani utilizzando il linguaggio naturale.

In particolare, negli ultimi dieci anni i *Chatbot testuali* (o semplicemente Chatbot), che consentono l'interazione dell'uomo con le macchine attraverso il naturale linguaggio *scritto*, si sono diffusi in una varietà di domini applicativi, tanto che si è parlato di uno “*tsunami di chatbot*” (Grudin & Jacques; 2019).

Questa tendenza è significativa nel vasto contesto aziendale caratterizzato da diversi fattori, quali: la trasformazione digitale delle imprese, il rapido sviluppo dell'e-commerce e il comportamento omnicanale dei clienti.

L'importanza dei chatbot deriva dal loro ruolo di trasformatori digitali dell'interfaccia tra le aziende e i loro clienti, facilitando le interazioni elettroniche in un ambiente aziendale in cui la dimensione digitale coesiste o sostituisce la dimensione fisica.

La rilevanza futura degli agenti conversazionali per le imprese e i consumatori è sottolineata dalle previsioni a medio termine. Infatti, nel 2021, Juniper Research ha previsto che entro il 2025 i chatbot elaboreranno acquisti per un importo di 145 miliardi di dollari, e che rappresenteranno la metà della spesa globale al dettaglio di 290 miliardi di dollari nel commercio conversazionale (Conversational commerce market summary 2021-2025).

2.5.1 Motivazioni all'adozione

L'esplosione nell'ambito dei chatbot è attribuibile a diversi fattori, tra cui uno dei principali è il cambiamento nei comportamenti degli utenti riguardo all'utilizzo delle piattaforme di comunicazione. L'adozione diffusa dell'Instant Messaging, in particolare attraverso piattaforme come "WhatsApp", ha portato a cambiamenti significativi nelle preferenze di comunicazione delle persone, non solo nella sfera personale, ma anche nelle interazioni commerciali e aziendali.

Attualmente, in *Google*, questo periodo è descritto come l' "era dell'assistenza". Infatti, gli utenti non si limitano più a utilizzare i motori di ricerca, ma cercano interazioni che possano aiutarli a risolvere i loro problemi immediatamente e in modo soddisfacente.

Le interfacce conversazionali sono progettate appositamente per consentire agli utenti di interagire con servizi, organizzazioni e aziende attraverso una serie di scambi di domande e risposte strutturate. Nel mese di Aprile del 2016, Facebook ha annunciato il supporto dei chatbot all'interno della piattaforma *Messenger* e ad oggi, l'app di messaggistica può essere vista come un negozio per migliaia di applicazioni integrate nelle nostre conversazioni quotidiane (Lavecchia, V. 2021).

I dati affermano che dal 2016 ad oggi sono più di 100.000 i bot che sono stati aggiunti e più di un miliardo gli utenti che li utilizzano.

Il successo dei chatbot nel panorama economico moderno non è legato solamente ad un'inversione di tendenza nelle abitudini delle persone ma anche ai progressi significativi nella tecnologia informatica, in particolare nell'Intelligenza Artificiale e nell'Apprendimento Automatico.

Questi avanzamenti hanno portato a notevoli miglioramenti nelle capacità dei bot nel comprendere e prevedere il linguaggio naturale, rendendo i chatbot più efficaci e versatili nelle interazioni con gli utenti.

L'insieme di questi fattori ha contribuito a rendere i chatbot una soluzione sempre più popolare per le aziende e gli utenti. Al giorno d'oggi è possibile creare chatbot sofisticati sfruttando tool e framework offerti gratuitamente, ed utilizzare le interfacce grafiche delle piattaforme di messaggistica per la distribuzione.

2.5.2 Funzionamento

Il concetto alla base del funzionamento di un chatbot è apparentemente semplice: riceve un input da un utente e restituisce una risposta. Ciononostante, nell'ambito della pratica e dello sviluppo informatico, le cose si complicano notevolmente.

In primo luogo, il chatbot deve essere in grado di comprendere l'input fornito. Per raggiungere questo obiettivo, vengono utilizzate due tecniche principali: il pattern matching e la classificazione degli intenti.

Il *pattern matching* (figura 1) è il processo in cui il testo inserito dall'individuo viene confrontato con tutto il testo memorizzato all'interno di un particolare database. Una volta che il chatbot trova una corrispondenza tra i due, risponde all'utente, il tutto in pochi secondi.

Una struttura standard per questi modelli è AIML, che sta per linguaggio di mark-up dell'intelligenza artificiale. Affinché questa struttura funzioni correttamente, è fondamentale che il chatbot riceva quanti più dati possibile.

Un approccio di tipo pattern matching richiede, quindi, un elenco di possibili pattern di input.

Un vantaggio evidente di questo approccio è che gli schemi risultanti possono essere facilmente compresi dagli esseri umani, semplificando la fase di progettazione dell'elaborazione degli input. È importante notare che tale approccio può presentare anche delle limitazioni in quanto i modelli di pattern devono essere creati manualmente generando un sistema con una minor adattabilità a diverse situazioni d'uso.

```
<aiml version = "1.0.1" encoding = "UTF-8"?>

  <category>
    <pattern> HELLO </pattern>

    <template>
      Hello User!
    </template>
  </category>

  <category>
    <pattern> WHAT ARE YOU </pattern>

    <template>
      I am a bot silly!
    </template>
  </category>

</aiml>
```

Figura: 1

Fonte: <https://www.avidlyagency.com/blog/how-do-chatbots-work-the-beginners-guide#:~:text=Pattern%20matchers,commonly%20used%20concept%20in%20chatbots>

In riferimento all' approccio basato sulla classificazione degli intenti, questo utilizza tecniche di apprendimento automatico. Come per qualsiasi algoritmo di intelligenza artificiale, è essenziale disporre di un set di addestramento per istruire un classificatore che, in questo caso, ha il compito di estrarre gli intenti dall'input fornito dall'utente. Il classificatore, di seguito, imparando attraverso le conversazioni con gli utenti, migliora la sua efficienza nel tempo.

Generalmente una volta che il chatbot comprende la richiesta dell'utente, genera una risposta basata sull'input ricevuto e sul contesto della conversazione. Le risposte, in questione, possono dividersi in due macro formati, ovvero quelle che non utilizzano le reti neurali (statica e dinamica) e quelle basate su tecniche di Deep Learning. In merito all'ultima tipologia di risposta citata viene addestrato un modello generativo che, dato un input, è in grado di generare una risposta.

L'efficacia del chatbot, che utilizza l'apprendimento profondo, aumenta con il numero di esempi di conversazioni utilizzati nell'addestramento.

In conclusione, gli approcci di pattern machine e classificazione non sono sempre la scelta migliore in quanto richiedono un periodo di formazione significativo e, di conseguenza, il loro sviluppo richiede uno sforzo maggiore. Tuttavia, una volta adeguatamente addestrati per un determinato caso d'uso, possono essere incredibilmente potenti.

2.5.3 Tipologie di Chatbot

Per comprendere al meglio la ricerca in oggetto di questo lavoro, è importante fare un'ulteriore distinzione tra *chatbot basati su regole* e *l'approccio NLP* in quanto il funzionamento di queste due categorie è notevolmente diverso.

I chatbot basati su regole (figura 1) seguono un percorso predefinito, determinato dal flusso di conversazione progettato all'interno dell'interfaccia utente conversazionale, il cosiddetto "*generatore di chatbot*". Questi chatbot guidano l'utente attraverso la conversazione proponendo opzioni selezionabili o riconoscendo specifiche parole chiave.

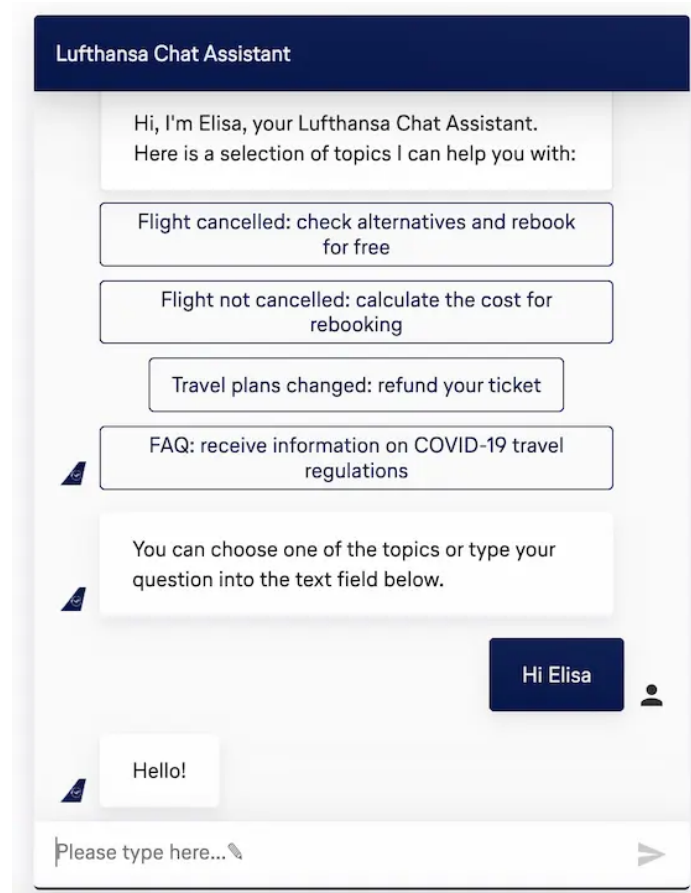


Figura: 1

Fonte: <https://www.airdroid.com/ai-insights/rule-based-vs-ai-chatbot/>

Ad esempio, si potrebbe sviluppare un *chatbot basato su regole* che presenti all'utente le opzioni: "*Opzione A*" o "*Opzione B*", come pulsanti cliccabili per progredire nella conversazione.

In alternativa, il chatbot potrebbe rispondere ad una domanda come "*Dimmi di più sull' Opzione A*" se l'utente menziona la parola chiave "*Opzione A*".

Un esempio di questa struttura (figura 2) potrebbe essere un albero decisionale predefinito, dove vengono specificate in anticipo le azioni possibili degli utenti e le risposte associate del chatbot.



Figura: 2

Fonte: <https://www.airdroid.com/ai-insights/rule-based-vs-ai-chatbot/>

Uno dei principali svantaggi di tali chatbot è che non imparano dalle interazioni degli utenti.

Un *bot basato su regole* fa molto affidamento sull'input del cliente e non può rispondere a domande al di fuori delle opzioni o degli scenari preimpostati.

Un esempio semplice di questa tipologia di chatbot può essere illustrato nel contesto dell'acquisto di un biglietto per il cinema. Il chatbot guida gli utenti attraverso una serie di domande strutturate per aiutarli a selezionare il giorno, l'orario, il film e il metodo di pagamento preferiti.

Un caso analogo si verifica nella prenotazione di un tavolo presso un ristorante. Molte aziende sfruttano questi bot anche per rispondere alle domande frequenti degli utenti, automatizzando così il processo di assistenza.

Per implementare la struttura di ricerca delineata in questa tesi, è stato sviluppato il chatbot denominato "*Chef Alfredo*" adottando l'approccio appena descritto.

Contrariamente al meccanismo dei bot basati su regole, quelli che utilizzano il NLP (Natural Language Processing) sfruttano il sottocampo dell'Intelligenza Artificiale per interpretare le informazioni fornite dagli utenti e per comprendere l'intento sottostante attraverso l'analisi della struttura delle frasi.

Invece di seguire uno schema di flusso predefinito, i chatbot NLP cercano di associare l'input dell'utente a un intento corrispondente nella loro libreria interna di intenti.

Una volta compreso l'intento con successo, forniscono all'utente una risposta rilevante basata sulle informazioni presenti (figura 3).

Per migliorare le loro prestazioni, i chatbot NLP possono essere sottoposte a revisioni manuali e correzioni per affrontare eventuali fallimenti nell'associazione di intenti. In alternativa, possono beneficiare dell'utilizzo del machine learning (ML), che consente al bot di apprendere dai propri errori senza intervento umano.

Questo approccio richiede un periodo iniziale di addestramento, rendendo lo sviluppo più impegnativo, come descritto nella sezione precedente. Tuttavia, una volta che il chatbot NLP è stato adeguatamente istruito per uno specifico caso d'uso, può dimostrarsi estremamente potente.

HOW AN AI CHATBOTS WORKS

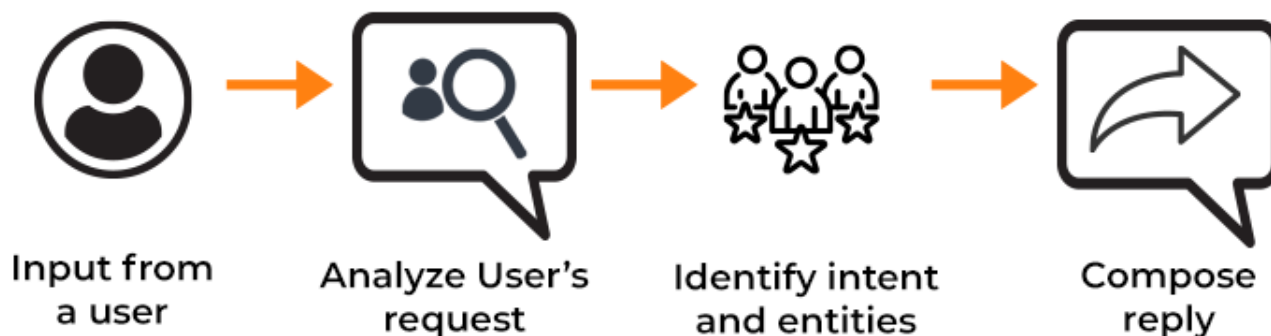


Figura: 3

Fonte: <https://www.performatix.com/best-tools-for-chatbot-development/>

2.5.4 Categorie di Chatbot

Partendo dal presupposto che la principale funzione dei chatbot sia soddisfare le richieste degli utenti, è possibile categorizzare questi strumenti in base al contesto in cui operano e alle funzioni a cui sono destinati. Le tre categorie principali di bot, basate sulla loro funzione sono le seguenti:

1. *Commerce Bots*: questi chatbot consentono agli utenti di visualizzare e acquistare prodotti direttamente attraverso la conversazione, mantenendo l'interazione all'interno della stessa piattaforma di messaggistica. Questo approccio è noto come "commercio conversazionale".
Un esempio pionieristico in questo settore è stato “*Shopspring*”, che è stata la prima azienda nel campo della moda a integrare un chatbot nel proprio e-commerce, consentendo agli utenti di fare acquisti in modo interattivo attraverso la chat;
2. *Customer Service Bots*: questi bot sono programmati per rispondere rapidamente alle richieste degli utenti, in particolare per quanto riguarda il supporto e l'assistenza clienti. Uno dei primi esempi di utilizzo di questo tipo di chatbot è stato da parte di “*KLM*”, una compagnia aerea, che ha integrato il proprio chatbot sulla piattaforma Facebook Messenger. L'obiettivo era ottimizzare il processo di check-in per i biglietti aerei, consentendo agli utenti di gestire questa operazione attraverso la conversazione con il bot;
3. *Content Bots*: questa categoria di chatbot è progettata per fornire informazioni e contenuti in tempo reale su argomenti specifici, prodotti o servizi, anche senza una richiesta esplicita da parte dell'utente. I *content bot* sono in grado di selezionare e proporre contenuti rilevanti in base agli interessi dell'utente, agendo come promotori di informazioni. Questi chatbot sono utili per fornire informazioni pertinenti e rilevanti agli utenti, migliorando l'esperienza di interazione.

2.5.5 Vantaggi all'adozione per le aziende

L'utilizzo dei chatbot rappresenta un'evoluzione significativa nell'approccio delle aziende verso la generazione di lead, la gestione delle vendite e la comprensione dei propri clienti. Questi assistenti virtuali hanno dimostrato di offrire una serie di vantaggi che si estendono ben oltre la semplice automazione delle interazioni.

Nell'ambito di una strategia commerciale sempre più orientata alla personalizzazione e all'efficienza, i chatbot giocano un ruolo cruciale nell'ottimizzazione dei processi aziendali e nell'esperienza del cliente. In questo contesto, analizziamo in dettaglio i molteplici vantaggi offerti dai chatbot alle aziende:

- Generazione e qualificazione dei lead

Molte aziende adottano una pluralità di canali per acquisire lead dal proprio sito web mediante l'uso di social media e annunci a pagamento. Tuttavia, il tempo che impiegano per rispondere o coinvolgere questi potenziali clienti spesso rappresenta un ostacolo che comporta la perdita di opportunità.

In questo contesto, i chatbot emergono come una soluzione eccezionale, non solo per catturare l'attenzione dei potenziali clienti, ma anche per interagire con loro in modo immediato ed efficace. In altre parole, i chatbot svolgono i seguenti ruoli:

1. *Potenziamento della generazione di Lead*: i chatbot offrono la possibilità di attirare l'interesse dei potenziali clienti su diversi canali, come il web (attraverso annunci, pagine di destinazione e il sito web stesso), app di messaggistica e piattaforme social. Questa interazione avviene in maniera interattiva e memorabile, contribuendo a catturare l'attenzione dell'utente in modo più coinvolgente;
 2. *Miglioramento della qualificazione dei Lead*: i bot consentono di porre domande e raccogliere dati in maniera naturale e discreta durante le conversazioni. Questo approccio conversazionale permette di raccogliere informazioni mentre si carica e si elabora il profilo del potenziale cliente nei sistemi CRM. Ciò facilita l'identificazione in tempo reale dei lead più promettenti, migliorando la qualificazione complessiva dei potenziali clienti;
 3. *Supporto al lead Nurturing*: i chatbot integrano i potenziali clienti in conversazioni continuative, consentendo di presentare offerte, promemoria e raccomandazioni in modo coerente. Questo approccio mantiene vivo il contesto delle interazioni precedenti, inclusi i dettagli sulle scelte e le preferenze passate, arricchendo le nuove interazioni e migliorando l'efficacia del processo di cura dei lead.
- Aumento delle vendite grazie a un percorso del cliente più agevole

Naturalmente, grazie al migliore approccio di lead nurturing, i chatbot possono in modo intelligente ed efficiente:

1. *Introdurre nuovi prodotti e servizi*: aumentando la consapevolezza e l'interesse verso le novità offerte dall'azienda;
2. *Fornire informazioni aggiuntive sui prodotti*: contribuendo a garantire un'esperienza di acquisto più informata e agevole;
3. *Fornire consigli personalizzati*: migliorando la rilevanza delle offerte e delle raccomandazioni;
4. *Erogare codici sconto*: stimolando l'acquisto e incentivando la conversione dei potenziali clienti in acquirenti effettivi;

5. *Up-selling e cross-selling durante il processo di acquisto*: aumentando le opportunità di vendita incrociate e incremental.

- Comprensione più approfondita della base clienti

I dati o la loro mancanza possono creare o distruggere un business. Comprendere a fondo il proprio pubblico di destinazione è una delle chiavi fondamentali per raggiungere risultati positivi. Tuttavia, la maggior parte dei consumatori non ama spendere il proprio tempo rispondendo a domande che possano sembrare invasive. I chatbot, grazie alla loro abilità di raccolta dati attraverso conversazioni amichevoli, consentono di ottenere informazioni dettagliate e pertinenti sui punti deboli dei clienti e sulle loro preferenze riguardo ai prodotti e servizi. Ciò avviene in modo non invasivo e graduale, migliorando l'esperienza complessiva dell'utente. Inoltre, gli approfondimenti acquisiti tramite le interazioni non solo consentono di migliorare i servizi offerti, ma anche di preparare campagne di marketing più mirate e personalizzate.

- Scalabilità

Oltre al loro aspetto amichevole e accattivante per i clienti, i chatbot si rivelano strumenti di automazione potenti. Pertanto, un altro vantaggio significativo per le aziende riguarda la loro capacità di scalabilità. Quando si pensa ai bot in relazione alla scalabilità, spesso ci si focalizza sull'assistenza clienti, un'associazione che è del tutto appropriata. I chatbot offrono l'opportunità di gestire il supporto durante i picchi di richieste o in situazioni complesse, senza sostenere costi aggiuntivi. Tuttavia, questo concetto può essere applicato con successo ad altre aree aziendali, inclusa la generazione di lead, la loro qualificazione e la conversione. Mentre la generazione di lead può essere una sfida, la vera sfida spesso risiede nell'elaborazione tempestiva di tali lead. I chatbot consentono di ampliare l'acquisizione di potenziali clienti mantenendo la stessa qualità del servizio, grazie alle loro capacità di qualificazione.

Ad esempio, ogni volta che un nuovo lead si presenta, il chatbot avvia automaticamente il processo di qualificazione. Questo può comportare: l'invio di materiali introduttivi ai nuovi acquirenti; offerte di prove gratuite o incentivi a coloro che si trovano nel mezzo del processo decisionale; e il trasferimento immediato dei lead "pronti per l'acquisto" alla sezione delle vendite. Questa automazione permette di risparmiare tempo e migliora i tassi di conversione, poiché i lead più promettenti vengono indirizzati alle vendite senza ritardi.

È intuibile affermare che alla luce dei vantaggi evidenti, sempre più aziende stanno introducendo nel loro customer service questa tecnologia.

Sono molte le casistiche che hanno determinato la rilevanza di questa tecnologia, tra queste troviamo una storia di successo: il *chatbot di Domino's Pizza* (figura 1).

In un contesto in cui i servizi di consegna a domicilio hanno conquistato una straordinaria popolarità in India, particolarmente accentuata durante il periodo della pandemia, Domino's ha compreso la necessità di ottimizzare l'intera esperienza del cliente per rimanere competitivo sul mercato, investendo nell'implementazione di un assistente virtuale omnicanale, creato per operare su molteplici piattaforme.

Questo assistente virtuale è stato progettato per affrontare diverse sfide, consentendo ai clienti di gestire agevolmente gli ordini, monitorare lo stato degli stessi e soddisfare richieste personalizzate, come la modifica agli ingredienti delle pizze.

La scalabilità e l'efficacia dell'assistente virtuale sono state chiaramente dimostrate dai risultati ottenuti. Infatti, l'assistente è riuscito a gestire più di 1,5 milioni di conversazioni, riducendo allo stesso tempo i costi associati agli agenti di supporto umani di ben 500.000 dollari. Questi risultati non sono stati ottenuti a discapito della qualità: la precisione dell'assistente virtuale nel comprendere e rispondere alle richieste è stata del 90%.

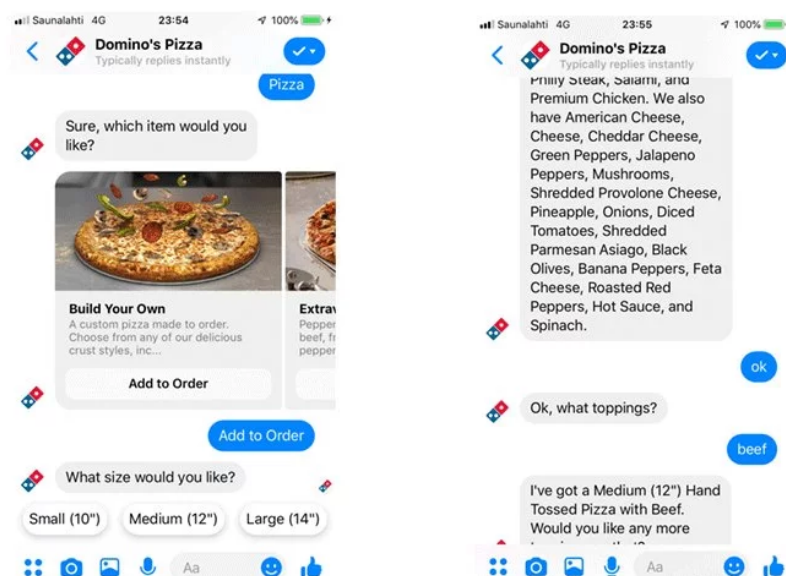


Figura:1

Fonte: <https://kevit.io/restaurant-chatbot-case-study-dominos-pizza/>

Il caso dimostra come l'introduzione di chatbot nella propria strategia di business possa non solo migliorare l'efficienza operativa e l'esperienza del cliente, ma anche generare significativi risparmi economici. L'adozione di tali tecnologie rappresenta un passo avanti nell'ottimizzazione dei processi aziendali e nell'adattamento alle mutevoli esigenze dei consumatori moderni.

Capitolo III

Ricerca sperimentale

Nelle sezioni precedenti, è stato ampiamente esaminato il concetto di Intelligenza Artificiale, il suo funzionamento e l'importanza che i chatbot rivestono nell'economia moderna. In questa prospettiva, mi propongo di presentare un *progetto di Tesi* incentrato sull'integrazione di un servizio di chatbot all'interno di un ristorante. Il focus principale di questa proposta di ricerca sarà valutare l'impatto che l'adozione di un chatbot, per la visualizzazione del menù, avrà sull'intenzione di acquisto e sulla diffusione del passaparola tra i consumatori. Nell'ambito di questa indagine, verrà prestata particolare attenzione a due variabili fondamentali che compongono il modello di analisi.

In primo luogo, verrà esaminata la variabile della "novità percepita" e il suo ruolo di mediatore tra il tipo di menù visualizzato e le variabili dipendenti, ovvero l'intenzione di acquisto e la diffusione del passaparola.

Questo concetto di novità, in quanto elemento centrale nell'accogliere nuove tecnologie e soluzioni, riveste un ruolo cruciale nel comprendere come i consumatori reagiranno all'innovazione rappresentata dall'integrazione del chatbot nel processo di visualizzazione del menù.

Successivamente, il focus si sposterà sullo "stile linguistico". Questa variabile agirà come moderatore tra la tipologia di menù offerto e la novità percepita dai consumatori.

Sarà di grande rilevanza capire come il modo in cui il chatbot comunica e interagisce con i clienti possa influenzare la percezione di novità e, di conseguenza, il suo impatto sull'intenzione d'acquisto e la WOM tra i consumatori.

3.1 Analisi del mercato della ristorazione in Italia

Il “*Rapporto Censis-Italgrob*” descrive in maniera chiara la centralità del settore della distribuzione nel canale Horeca, sottolineando come questo settore conti circa 330.000 Pubblici esercizi coprendo un tasso di occupazione di circa il 6% per la popolazione italiana. Questa tipologia di distribuzione è fulcro fondamentale per il settore turistico, il quale, di seguito, incide per il 5,6% sul PIL del Paese. Tuttavia, è di fondamentale importanza notare che nel *Rapporto Ristorazione (Confcommercio)* del 2023 si sottolinea un cambiamento significativo nel panorama del settore, poiché l'anno precedente, ovvero nel 2022, si è verificata un'inversione di tendenza dopo la crisi post-pandemica.

Si è passati dalla crisi della domanda alla crisi dei costi in pochi mesi. Nonostante il recupero dei livelli di consumo pre-Covid, l'impatto dell'incremento delle bollette (anche oltre il 200%) e delle materie prime, seppur meno accentuato, ha messo a dura prova la situazione finanziaria delle aziende. A causa di questo aumento dei costi, molti ritengono che bar e ristoranti abbiano contribuito all'inflazione aumentando i prezzi. Ad ogni modo, il rapporto evidenzia che l'incremento dei prezzi nel settore è stato notevolmente inferiore rispetto all'incremento generale dei prezzi, di oltre tre punti percentuali.

La metà degli imprenditori nel settore della ristorazione ha dichiarato di non aver aumentato i prezzi. Questa decisione potrebbe derivare da diverse ragioni valide, come: l'impatto del contesto, l'importanza della clientela tradizionale, l'ottimizzazione delle operazioni e nuove strategie per attrarre la domanda basate sui costi.

Eppure, sorge il sospetto che, sia nell'aggiustamento dei prezzi che nella loro stabilità, la scelta fatta non sia sempre frutto di una decisione consapevole da parte degli operatori, ma piuttosto una tattica conservativa, spesso motivata dalla paura di perdere clientela anziché da una giusta valutazione.

Il settore dei *Pubblici Esercizi* rimane comunque ad alto rischio, con un alto turnover tra aperture e chiusure e un tasso di mortalità delle imprese superiore alla media generale dell'economia.

Questo mercato altamente competitivo richiederebbe una pianificazione accurata anziché improvvisazione, sviluppando modelli organizzativi più equilibrati e adatti all'attuale contesto.

Questo periodo di discontinuità, aumento dei costi e richiesta di nuove competenze potrebbe rappresentare l'opportunità per il settore dei *Pubblici Esercizi* di fare un salto di qualità in termini di innovazione, marketing e gestione, abbracciando tendenze come il lavoro da remoto, la digitalizzazione e la sostenibilità ambientale che hanno influenzato le abitudini dei consumatori italiani.

Sebbene l'occupazione nel settore sia tornata quasi ai livelli pre-Covid nel 2022, rimane un problema il fatto che molti contratti di lavoro sono ancora a tempo determinato e manchino opportunità per giovani e donne, che nel tempo hanno contribuito a rendere il settore inclusivo ed energetico.

Rivolgere l'attenzione verso il lavoro di qualità e ridefinire i modelli di business in termini di digitalizzazione e sostenibilità rappresentano le fondamenta di una strategia imprenditoriale per gli anni a venire.

Il *Rapporto di Confcommercio* sottolinea l'importanza di questi punti attraverso dati oggettivi, con l'obiettivo di rappresentare in modo esaustivo e accurato un settore complesso e vitale per l'economia italiana.

Dall'analisi emerge chiaramente che l'aumento dei costi e l'ansia legata alla possibile perdita di clientela stanno generando un circolo vizioso che mette gli imprenditori in una posizione delicata.

In questo momento, più che mai, emerge la necessità impellente di trovare soluzioni tempestive ed economicamente vantaggiose per conferire un carattere esclusivo alla propria proposta di valore.

3.2 Cura del menù del ristorante

Il termine "*curation*", precedentemente utilizzato esclusivamente per descrivere la pratica di pianificare ed esporre mostre, ha assunto un significato più ampio in diverse altre aree, dove ora indica la selezione e la presentazione di prodotti (Park e Sung, 2018).

Nel contesto dell'e-commerce, il concetto di "cura del prodotto" si riferisce all'azione di scegliere e offrire ai consumatori tipologie di prodotti che potrebbero suscitare il loro interesse (Choi et Al; 2018). Molte persone sperimentano tensione nel prendere anche piccole decisioni d'acquisto, come la scelta di cosa mangiare a pranzo o quale film guardare (Park e Sung; 2018).

In questo scenario, i servizi di "product curation" attraggono coloro che si trovano in difficoltà nel prendere decisioni a causa dell'eccesso di informazioni e opzioni disponibili (Choi et al., 2018).

Effettivamente, ricerche precedenti riguardo ai servizi di cura dei prodotti hanno dimostrato che la crescente diffusione dei social media ha portato alla creazione di servizi di curation, che aiutano a ridurre i disagi legati alla selezione delle informazioni (Choi et Al; 2018).

Ciononostante, nel settore della ristorazione, sono state condotte poche ricerche riguardo ai servizi di "menù curation" che mettano al centro le esigenze dei consumatori.

La presente ricerca si propone di colmare questa lacuna attraverso la creazione di un prototipo di chatbot pensato per la "menù curation" nell'ambito della ristorazione.

Lo studio si propone di esaminare come l'impiego di un chatbot per la cura del menù di un ristorante possa effettivamente incidere sulla volontà dei clienti di procedere con l'acquisto e sulla loro predisposizione a condividere positivamente l'esperienza con altre persone.

3.3 Il ruolo dei Chatbot sulla Purchase Intention

Nel panorama odierno, l' "intenzione di acquisto" emerge come uno dei pilastri fondamentali che guida le decisioni dei consumatori e influenza direttamente le strategie delle aziende.

Questo concetto sottolinea l'importanza di comprendere le dinamiche che portano i consumatori a considerare e, successivamente, ad acquistare un prodotto o servizio specifico. Le interazioni digitali hanno rivoluzionato la comunicazione aziendale e i comportamenti dei consumatori.

In questo contesto, l'utilizzo sempre più diffuso delle piattaforme di chat dal vivo e dei chatbot ha dato luogo a nuove prospettive di analisi e ottimizzazione delle intenzioni d'acquisto.

McLean e Osei-Frimpong (2019) hanno investigato le variabili che influenzano l'utilizzo della chat dal vivo, mettendo in evidenza la stretta connessione tra l'inizio delle conversazioni e il contesto circostante.

Dalla ricerca supportata da Bacik et Al. (2017), emerge che l'integrazione dell'intelligenza artificiale può essere sfruttata per avviare conversazioni con chatbot, allo scopo di assicurare l'utente e rafforzare le sue intenzioni d'acquisto.

L'ambito dei servizi digitali, in particolare nel settore della vendita al dettaglio di lusso, è stato oggetto di indagine da parte di Chung et Al. (2020). Questi autori hanno dimostrato che gli strumenti di assistenza digitale, come i chatbot, possono contribuire a costruire relazioni positive con i clienti, persino quando le interazioni con gli agenti di e-service non sono completamente comunicative.

L'interazione digitale, se personalizzata e arricchita da spunti narrativi intrattenitrici, può ottimizzare l'esperienza emotiva dei clienti e influenzare positivamente l'intenzione di acquisto (Sands et Al; 2020). La sfida di offrire esperienze straordinarie ai clienti è più pressante che mai.

Accenture ha documentato che l'87% delle aziende ritiene che le esperienze tradizionali non soddisfino più le aspettative dei clienti, evidenziando l'importanza dell'evoluzione delle pratiche aziendali.

La ricerca di Temkin Group ha ulteriormente rivelato come anche un modesto miglioramento nell'esperienza del cliente possa avere un impatto significativo sui guadagni aziendali.

Alla luce di queste tendenze, il ruolo dei chatbot, degli assistenti vocali e della realtà aumentata nell'ambito dell'intelligenza artificiale, emerge come fondamentale nella modellazione delle decisioni d'acquisto.

Queste tecnologie, basate sull'interazione e sull'accelerazione delle informazioni, non solo semplificano l'esperienza dell'utente, ma generano emozioni positive che influenzano direttamente le intenzioni d'acquisto.

A fronte di questa cornice teorica, la presente ricerca si focalizza sull'indagine dei chatbot come strumenti di intelligenza artificiale e sulla loro influenza sulla "*Purchase Intention*" dei consumatori, confrontando i risultati tra un menù con e senza l'accompagnamento di un servizio di chatbot.

Basandoci sulle prospettive teoriche discusse, formuliamo la seguente ipotesi:

H_{1a}: il menù accompagnato da un servizio di chatbot influenza in maniera maggiormente positiva la Purchase Intention dei consumatori rispetto al menù non accompagnato da un servizio di chatbot.

3.4 Il ruolo dei Chatbot sulla Word of Mouth

Ad oggi, il passaparola (Word of Mouth; "WOM") rappresenta una delle forze più potenti nel modellare le decisioni d'acquisto e le percezioni dei prodotti.

Il fenomeno del passaparola si basa sulla condivisione spontanea e autentica delle esperienze tra consumatori, influenzando profondamente il modo in cui le persone valutano e scelgono i brand.

A tal proposito, numerose ricerche hanno dimostrato che il passaparola può conferire vantaggi significativamente competitivi alle aziende (Bowman e Narayandas, 2001).

Le parole condivise tra amici, familiari e colleghi possono trasformarsi in una potente forma di pubblicità che supera il marketing tradizionale.

Dagger et al. (2007) hanno sottolineato come il passaparola abbia l'abilità di influenzare le opinioni dei consumatori in modo più profondo e duraturo rispetto alla pubblicità generica.

Questo fenomeno è stato ulteriormente supportato da studi condotti da Nguyen e Romaniuk (2014), che hanno evidenziato un maggiore impatto del passaparola rispetto alla pubblicità in termini di influenza sulla psicologia individuale.

Tra i fattori chiave che influenzano la diffusione del passaparola, la soddisfazione del cliente emerge come elemento cruciale (Akinci e Aksoy, 2019). Quando i consumatori sono soddisfatti dell'esperienza con un prodotto o servizio, sono più inclini a condividere positivamente le loro opinioni.

Verkijika e De Wet (2019) hanno ulteriormente sottolineato che la prima esperienza di utilizzo gioca un ruolo determinante nell'innescare di un passaparola positivo.

Tuttavia, mentre il passaparola positivo può rafforzare l'immagine di un brand e aumentare la fiducia dei consumatori, il passaparola negativo può avere l'effetto opposto, influenzando negativamente la percezione del brand e scoraggiando potenziali acquirenti.

Ecco dove il ruolo delle interazioni tra chatbot e utenti entra in gioco.

Uno studio recente di Yim M.C. (2023) ha esaminato l'importanza dell'interattività e dell'empatia dei chatbot nell'attenuare il passaparola negativo. Questo studio sottolinea come le caratteristiche dei chatbot, come l'interattività sociale e la capacità di comunicare messaggi empatici, possano influenzare l'esperienza dei clienti, specialmente in situazioni stressanti o di guasti del prodotto.

Alla luce di queste considerazioni, questa ricerca si propone di esplorare come le interazioni dei chatbot con gli utenti possano contribuire a gestire le reazioni negative dei clienti e promuovere un passaparola più favorevole.

I risultati di uno studio di Capgemini dimostrano come un'interazione positiva con un chatbot possa influenzare in modo significativo la fiducia del consumatore nel brand, nonché la volontà di condividere esperienze positive con altri, attraverso il passaparola.

Si ipotizza che:

H_{1b}: il menù accompagnato da un servizio di chatbot influenza in maniera maggiormente positiva la WOM (Word of Mouth) dei consumatori rispetto al menù non accompagnato da un servizio di chatbot.

3.5 Chatbot e Novelty effect

Nell'ambito sempre evolutivo delle tecnologie, l'“effetto novità” riveste un ruolo cruciale nell'influenzare il coinvolgimento degli utenti e la persistenza nell'utilizzo di strumenti tecnologici. Questo fenomeno è particolarmente evidente quando nuove tecnologie emergono nel panorama digitale, catturando l'attenzione e suscitando curiosità.

Tuttavia, la gestione di questo effetto nel tempo rappresenta una sfida critica per le aziende che cercano di mantenere l'interesse degli utenti a lungo termine.

L'importanza della curiosità come gratificazione chiave nell'utilizzo dei media è stata ampiamente riconosciuta (McQuail, 1987), sebbene gran parte delle ricerche si siano concentrate sui mezzi di comunicazione tradizionali.

In quest'era di nuove tecnologie interattive, come i chatbot, la curiosità e la sensazione di novità giocano un ruolo significativo, specialmente tra coloro che adottano inizialmente queste innovazioni.

L'introduzione dei chatbot ha suscitato grande interesse e curiosità iniziale, in quanto rappresentavano una nuova forma di interazione digitale che simulava conversazioni umane.

Tuttavia, l'entusiasmo iniziale potrebbe affievolirsi nel tempo, poiché gli utenti acquisiscono una migliore comprensione delle capacità e dei limiti di questa tecnologia.

La sfida per le aziende è mantenere vivo l'interesse degli utenti attraverso il miglioramento costante delle capacità dei chatbot e una gestione attenta delle aspettative. Va notato che l'effetto di novità può variare tra diversi segmenti di pubblico e contesti. Mentre alcuni utenti possono continuare a essere affascinati dai chatbot nel tempo, altri potrebbero perdere interesse più rapidamente. Pertanto, è fondamentale adattare le strategie per mantenere un coinvolgimento costante.

Focalizzandoci sulla comprensione dell'effetto di novità e del ruolo della curiosità nelle nuove tecnologie interattive come i chatbot, si formula la seguente ipotesi:

H₂: la Perceived Novelty media la relazione tra tipologia di menù e Purchase Intention. In particolare, il menù accompagnato da un servizio di chatbot ha un effetto maggiormente positivo nei confronti della Perceived Novelty rispetto al menù non accompagnato da un servizio di chatbot.

L'effetto novità si è dimostrato avere un impatto significativo sulla soddisfazione del cliente e sull'intenzione di acquisto, come dimostrato dagli studi di Horn e Salvendy (2009). Questi autori hanno evidenziato come alcune caratteristiche, quali: design piacevoli, elementi di design insoliti e rari; siano in grado di predire la creatività generale e la propensione all'acquisto.

Ulteriori prove dell'effetto di novità sono emerse dagli studi di Edwards et Al. (2001), che si sono concentrati sul contesto delle presentazioni di prodotti 3D online. Questo studio ha dimostrato come l'effetto di novità giochi un ruolo chiave nella decisione d'acquisto. Le intenzioni di acquisto risultavano più elevate quando le presentazioni dei prodotti 3D erano percepite come nuove, suggerendo l'influenza positiva dell'effetto di novità sull'intenzione di acquisto.

Inoltre, i partecipanti hanno manifestato un interesse continuo per l'acquisto di prodotti nuovi in futuro, segnalando un'esperienza positiva e apprezzata.

Sulla base delle evidenze precedentemente discusse e considerando le ricerche di Horn e Salvendy (2009) e Edwards et Al. (2001), si formula la seguente ipotesi:

H_{3a}: la Perceived Novelty media la relazione tra tipologia di menù e Purchase Intention. In particolare, un alto livello di Perceived Novelty conduce ad un effetto positivo nei confronti della Purchase Intention dei consumatori.

Gran parte della ricerca sull'innovazione si è concentrata sull'importante ruolo svolto dal passaparola (WOM) nel diffondere idee e nell'adozione di nuove tecnologie (Mahajan et al., 1984).

Questo trasferimento di informazioni attraverso reti sociali informali spesso coinvolge opinion leader, i quali condividono il WOM con gli altri all'interno delle loro reti (Czepiel, 1974). L'influenza del passaparola all'interno della rete di consumatori è modellata dalla forza dei legami e dall'intensità delle relazioni sociali tra i consumatori (Bansal e Voyer, 2000), oltre alla somiglianza o differenza tra i consumatori in termini di background, opinioni, preferenze e antipatie (Gilly et al., 1998).

L'alto grado di novità può generare interesse, curiosità e coinvolgimento, stimolando le persone a condividere le proprie esperienze con altri (Peters et Al, 2009). Questo effetto è potenziato quando un prodotto è considerato innovativo o un'esperienza unica, spingendo le persone a condividere le loro esperienze con amici, familiari e colleghi (Feick & Price, 1987).

L'originalità del prodotto, sia dal punto di vista tecnologico che dalla percezione del consumatore, è correlata all'aumento del passaparola su quel prodotto (Goldenberg et Al, 1999; Gatignon e Xuereb, 1997).

In conclusione, l'effetto di novità è un driver potente per il passaparola positivo, in quanto accresce l'entusiasmo e l'attenzione attorno all'innovazione o al prodotto. Pertanto, si propone quanto segue:

H_{3b}: la Perceived Novelty media la relazione tra tipologia di menù e WOM. In particolare, un alto livello di Perceived Novelty conduce ad un effetto positivo nei confronti della WOM dei consumatori.

3.6 Lo stile linguistico e i Chatbot

Diverse ricerche hanno evidenziato che molteplici fattori influenzano la percezione delle abilità comunicative dei chatbot (Chaves Ana Paula et Al; 2020). A mano a mano che le aspettative degli utenti nei confronti dei chatbot aumentano, un approccio significativo per migliorare le interazioni con loro è quello di pianificare attentamente l'uso del linguaggio in modo da emulare il modo in cui gli esseri umani utilizzerebbero il linguaggio in situazioni specifiche (Go Eun e Sundar S. Shyam. 2019).

In precedenti studi, è emerso che la variazione all'interno di una lingua può essere spiegata da diversi fattori, come lo stile individuale dell'autore o del parlante, il genere e il registro linguistico.

Lo stile linguistico ha catturato particolarmente l'interesse dei ricercatori che studiano gli agenti conversazionali (Feine Jasper et Al; 2019). Questi studi hanno esplorato vari aspetti: dall'imitazione coerente dello stile di un particolare personaggio (Lin Grace I. e Walker Marilyn A. 2017) all'adattamento dinamico dello stile in base al partner di conversazione (Hoegen Rens et Al. 2019).

Ad esempio, Svikhnushina e Pu (2021) hanno evidenziato che l'allineamento del chatbot con lo stile e il linguaggio dell'utente è cruciale per modellare l'esperienza dell'utente, garantendo un maggiore coinvolgimento e personalizzazione. Sebbene alcuni studiosi definiscano lo stile come "l'uso significativo della variazione linguistica in un messaggio" (Feine Jasper et Al; 2019), la sociolinguistica lo descrive come un insieme di varianti linguistiche che riflettono preferenze estetiche, spesso associate a specifici parlanti o periodi storici (Biber Douglas e Conrad Susan; 2019), ad esempio, lo stile shakespeariano rispetto all'inglese moderno.

Diversi studi hanno cercato di valutare empiricamente come lo stile di conversazione influisca sull'esperienza dell'utente con i chatbot (Araujo Theo; 2018). Ad esempio, Elsholz et al. (2019) hanno confrontato interazioni con chatbot che utilizzavano l'inglese moderno rispetto a uno stile linguistico shakespeariano. Gli utenti hanno considerato il chatbot con l'inglese moderno facile da usare, mentre il chatbot con lo stile shakespeariano è stato ritenuto più divertente e sorprendente.

In uno studio focalizzato sulle aspettative dei migranti riguardo ai chatbot, per la ricerca di informazioni (Chen Zhifa et Al; 2020), i partecipanti hanno indicato che un tono troppo "casual" e "sciolto" non si adattava bene al dominio e agli argomenti.

Un'analisi esplorativa condotta da Tariverdiyeva (2019) ha concluso che il "grado appropriato di formalità" (successivamente rinominato "stile linguistico appropriato" da Balaji Divyaa; 2019) è direttamente correlato alla soddisfazione dell'utente.

È importante notare che questi studi definiscono il "linguaggio appropriato" come la capacità del chatbot di utilizzare uno stile linguistico adeguato al contesto. Questo collegamento tra l'adeguatezza percepita del linguaggio e il contesto è rilevante e suggerisce che l'adeguatezza del linguaggio non è assoluta, ma influenzata dalle aspettative specifiche dell'utente e dagli stereotipi sociali.

Ad esempio, Jakic et al. (2017), in uno studio sull'effetto dello stile linguistico sulla fiducia del marchio nelle interazioni online con i clienti, hanno concluso che un adattamento linguistico percepito tra il marchio e la categoria di prodotto/servizio migliora la qualità dell'interazione.

Nel contesto di questo progetto di ricerca, verrà testato come l'effetto di un linguaggio elaborato (linguaggio da chef) rispetto ad un linguaggio moderno, moderi la relazione tra la tipologia di menù e la percezione di novità.

Il "linguaggio da chef" è un modo creativo e poetico di comunicare che richiede l'uso di metafore e termini culinari per descrivere vari concetti, mentre il "linguaggio moderno" è uno stile diretto e pratico che mira alla chiarezza senza l'uso di metafore. Le principali differenze includono l'uso di metafore, l'espressione creativa, l'umorismo, l'obiettivo comunicativo e il contesto d'uso.

Si ipotizza che:

H₄: Lo stile linguistico modera la relazione tra la tipologia di menù e la percezione di novità. In particolare, il menù che utilizza un linguaggio elaborato influenza positivamente e in misura maggiore la percezione di novità.

3.7 Conceptual Framework

L'obiettivo primario di questa ricerca sperimentale è esaminare l'impatto delle diverse modalità di presentazione di un menù (con chatbot vs senza chatbot) sulla "*purchase intention*" (propensione all'acquisto) e sul "*word of mouth*" (passaparola) da parte dei consumatori nel settore della ristorazione.

Al fine di esaminare questa relazione, è stato esteso il quadro concettuale attraverso l'identificazione di un effetto indiretto mediato dalla "*perceived novelty*" (novità percepita) derivante dal tipo di menù, nonché attraverso un effetto di interazione moderato dal fattore di tipologia linguistica (elaborato vs tradizionale). Seguendo questa assunzione, è stato progettato un modello di ricerca (figura 1) che incorpora l'"effetto di novità percepita" come variabile mediatrice, lo "stile linguistico" come variabile moderatrice, la "modalità di presentazione del menù" come variabile indipendente e due variabili dipendenti: la "propensione all'acquisto" e il "passaparola".

Pertanto, per lo sviluppo del quadro concettuale sono stati adottati due modelli 7 di Andrew F. Hayes, i quali risultano caratterizzati dalla presenza di una variabile indipendente (X), una dipendente (Y₁ e Y₂), un mediatore (M) e un moderatore (W).

Questo approccio metodologico consente di esaminare in modo approfondito le dinamiche complesse tra le diverse variabili coinvolte nello studio.

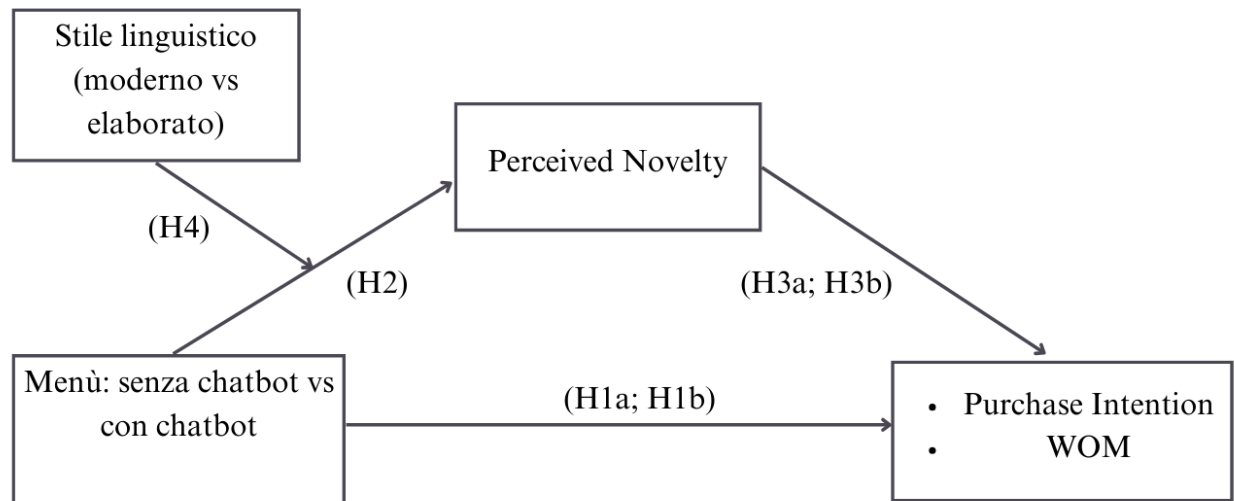


Figura: 1

Capitolo IV

Risultati dell'esperimento

4.1 Metodologia e Studio

I risultati della ricerca sono generati dalle risposte ad un questionario ottenuto attraverso un sondaggio amministrato in maniera autonoma e condotto in Italia durante il mese di “Agosto 2023” mediante l'utilizzo della piattaforma online *Qualtrics XM* (*link al sondaggio: https://impresaluiss.qualtrics.com/jfe/form/SV_56y68fO0N6nPPpk*).

Inoltre, lo studio sperimentale in questione tratta di un disegno di ricerca conclusivo casuale “*between-subjects*” 2x2.

I membri sottoposti allo studio sono stati selezionati adottando una metodologia di campionamento non probabilistica, in particolare è stato deciso di utilizzare un “metodo di convenienza”.

Questa metodologia è stata scelta per la sua velocità e facilità di accesso, offrendo un vantaggio in termini di tempi di raccolta dati rapidi e un alto tasso di risposta.

L'approccio di campionamento di convenienza non comporta costi economici e risulta efficace per ottenere un campione rappresentativo della popolazione.

Nella scelta del campione, sono stati inclusi partecipanti di tutte le fasce d'età e di entrambi i sessi, poiché si riteneva che le variabili demografiche non avrebbero avuto un impatto statisticamente significativo sui risultati dell'esperimento.

4.2 Partecipanti e procedura di campionamento

Il sondaggio è stato somministrato a un totale di 213 individui, dei quali 190 partecipanti hanno completato pienamente lo studio sperimentale, fornendo risposte complete e dettagliate a tutte le domande del questionario.

Le restanti 23 risposte incomplete sono state inizialmente selezionate ma successivamente escluse dal dataset durante il processo di pulizia dei dati.

I partecipanti sono stati invitati a partecipare tramite un link anonimo e un codice QR generati dalla piattaforma online di *Qualtrics XM*.

Questi sono stati distribuiti successivamente attraverso applicazioni di messaggistica istantanea e reti sociali, come WhatsApp e Instagram, che sono stati i principali canali di distribuzione.

Il campione ottenuto dal sondaggio ha principalmente coinvolto studenti universitari e neoassunti, localizzati in diverse città italiane.

In base a questa composizione, l'età media del campione è risultata essere di 25,84 anni, con un intervallo di età che varia da un minimo di 16 a un massimo di 56 anni.

Per quanto riguarda il genere dei partecipanti, il genere maschile è risultato essere prevalente, rappresentando il 54,7% (104/190) del campione, mentre il genere femminile costituisce il 40,5% (77/190). Il restante 4,8% (9/190) dei partecipanti ha scelto di non unirsi ad un genere specifico (1,1%; 2/190) oppure ha scelto l'alternativa del terzo genere, identificato come non binario (3,7%; 7/190).

4.3 Raccolta dati e composizione del questionario

Per condurre lo studio sperimentale, è stato essenziale creare un questionario costituito da 11 domande, di cui nove distribuite in tre sezioni riguardante ciascuna delle variabili analizzate del modello e due relative al profilo demografico.

Per manipolare la variabile indipendente (tipo di visualizzazione del menù: con chatbot vs senza chatbot) e la variabile moderatrice (tipo di linguaggio: elaborato vs moderno), sono stati sviluppati quattro diversi stimoli visivi, ciascuno distinto dagli altri.

Il primo scenario consiste in un'immagine statica di un menù con linguaggio moderno (Figura 1).



Figura 1

Il secondo scenario presenta un video dinamico che rappresenta l'interazione di un individuo con un servizio di chatbot per la visualizzazione del menù, utilizzando un linguaggio moderno (Figura 2).



Figura 2

Link al video: <https://www.youtube.com/watch?v=xbtAZYy9pdU>

Il terzo scenario comprende un'immagine statica di un menù con linguaggio elaborato (Figura 3).



Figura 3

Il quarto scenario mostra un video dinamico che ritrae l'interazione di un soggetto con un servizio di chatbot per la visualizzazione del menù, utilizzando un linguaggio elaborato (Figura 4).



Figura 4

Link al video: <https://www.youtube.com/watch?v=sGpx6CEFF0U>

Come menzionato in precedenza, i dati sono stati raccolti attraverso un questionario suddiviso in quattro parti principali.

L'introduzione del questionario contiene una breve spiegazione dello scopo accademico della ricerca sperimentale. Vengono anche fornite le credenziali dell'Ateneo e viene garantito il rispetto completo delle norme sulla privacy per quanto riguarda la raccolta e la gestione dei dati.

La seconda parte del sondaggio consiste in un blocco di scenari randomizzati, ognuno rappresentando uno dei quattro stimoli visivi. La randomizzazione è stata cruciale per ottenere un numero uniforme di esposizioni a tutti gli stimoli visivi.

Al fine di evitare possibili distorsioni cognitive e influenze legate al sentiment verso un brand, tutti e quattro gli scenari sono basati su mock-up di menù o su interazioni immaginarie con un brand fittizio. In particolare, sono state create simulazioni di immagini statiche del menù utilizzando l'applicazione "Canva". Mentre, il video che illustra l'interazione con il chatbot "Chef Alfredo" è stato realizzato mediante l'uso della piattaforma "Landbotio" per la creazione del bot (figura 5) e successivamente pubblicato su "YouTube" per condividere l'interazione con i partecipanti.

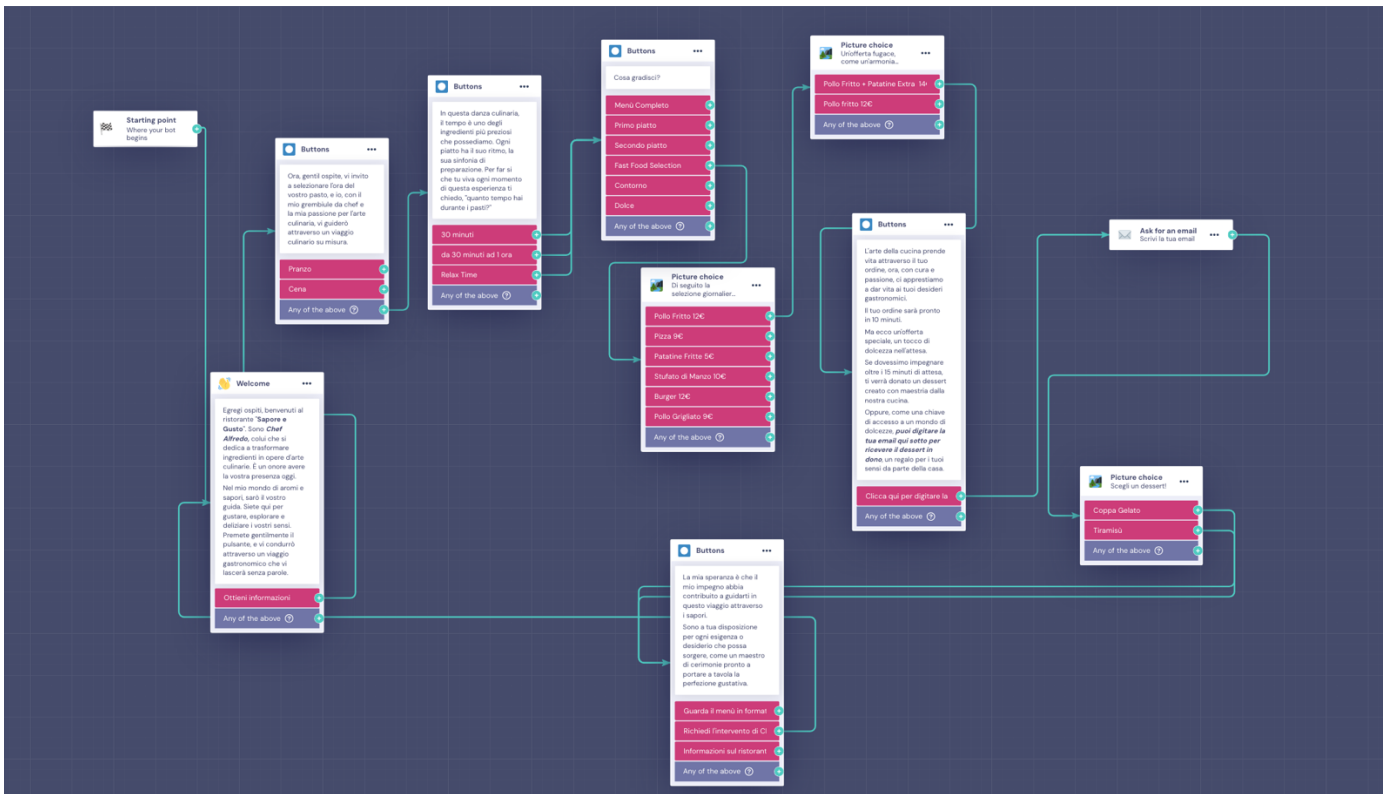


Figura 5

La terza parte del sondaggio è stata presentata ai partecipanti dopo che avevano esaminato uno dei quattro scenari. Questo blocco di domande comprende nove quesiti: i primi tre riguardano il mediatore (perceived novelty), i successivi tre si riferiscono alla prima variabile dipendente (purchase intention) e gli ultimi tre riguardano la seconda variabile dipendente (word of mouth).

Tutte le domande sono state valutate attraverso una scala *Likert* a sette punti di valutazione.

Le scale utilizzate sono state adattate dalle scale pre-validate di riferimento. In particolare, la scala utilizzata per il mediatore (M) è basata sulla scala validata da Guiry, Michael, Anne W. Mägi e Richard J. Lutz (2006) nel loro articolo "*Defining and Measuring Recreational Shopper Identity*" pubblicato su *Journal of the Academy of Marketing Science*.

La scala per la prima variabile dipendente (Y_1) è basata sulla scala prevalidata di Dodds, W. B., Monroe, K. B., & Grewal, D (1991); mentre la scala per la seconda variabile dipendente (Y_2) è basata sulla scala prevalidata di Arnold, Mark J. e Kristy E. Reynolds (2009).

Infine, la quarta e ultima parte del questionario è dedicata alle domande demografiche, che includono il genere e l'età dei partecipanti.

4.4 Analisi dei dati

I dati che sono stati raccolti attraverso il questionario fornito dal sondaggio generato sulla piattaforma di Qualtrics XM sono stati poi esportati sul software SPSS (*Statistical Package for Social Sciences*) per essere analizzati.

Inizialmente è stato deciso di eseguire un'analisi fattoriale di tipo esplorativo per poter esaminare e convalidare gli item delle scale utilizzate nel modello concettuale di ricerca.

Specificatamente, è stata eseguita l'*analisi dei componenti principali*, come metodo di estrazione ed applicando la *Varimax*, come tecnica di rotazione.

Per decidere quanti fattori prendere in considerazione è stata studiata la tabella della *Varianza totale spiegata* verificando che per la regola di *Kaiser*, gli *Eigenvalue* fossero maggiori di 1 e che la varianza cumulativa in percentuale fosse superiore al 60%. Di seguito, sono state osservate la tabella delle *comunalità* e la *matrice dei componenti*.

In particolar modo, tutti gli item hanno mostrato un valore di estrazione superiore allo 0.5 e uno score di caricamento maggiore di 0.3, quindi per lo studio sono stati mantenuti tutti gli item che compongono le scale, convalidando quest'ultime.

Dopo la convalida delle scale, è stato eseguito un *test di affidabilità* per valutare il livello di coerenza interna delle scale stesse. È stato utilizzato il valore di *Cronbach alpha* per ogni costrutto, accertandosi che fosse superiore al 60% ($\alpha > 0.6$).

Per quanto riguarda la scala che rappresenta il mediatore è emerso un valore pari a 0.958, per quanto riguarda invece la scala della prima variabile dipendente è stato registrato uno score di 0.970, mentre relativamente alla seconda variabile dipendente è stato raggiunto un valore di 0.967.

Pertanto, tutte le scale hanno dimostrato un'adeguata affidabilità.

È stato anche eseguito il test di *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) per valutare l'adeguatezza del campione. I valori KMO sono stati 0.779 per la scala del mediatore, 0.786 per la scala della prima variabile dipendente e 0.782 per la seconda variabile dipendente, indicando tutti un livello più che adeguato di adeguatezza per l'analisi.

Successivamente, è stato condotto il *test della sfericità di Bartlett*, risultando statisticamente significativo e riscontrando in tutti i casi un *p-value* pari a 0.001 ($p\text{-value} < \alpha = 0.05$).

In generale si può affermare che l'analisi ha confermato la validità e l'affidabilità delle scale utilizzate e ha fornito una base solida per le analisi statistiche successive.

4.5 Risultati delle ipotesi

Una volta eseguite sia le analisi fattoriali che i test di affidabilità, sono state esaminate le ipotesi principali di entrambi i modelli concettuali di ricerca. Ciò è stato fatto al fine di confermare o respingere la significatività statistica e, di conseguenza, il relativo successo delle ipotesi.

H_{1a}:

Per valutare la significatività dell'ipotesi diretta (H_{1a}), è stato effettuato un confronto tra le medie utilizzando un'analisi *One-Way ANOVA*. Questo test aveva l'obiettivo di esaminare l'impatto della variabile indipendente (tipo di visualizzazione del menu: con chatbot vs. senza chatbot) sulla variabile dipendente (intenzione di acquisto).

La variabile indipendente (X) è di natura categorica “nominale” e si suddivide in due condizioni distinte codificate come 0 (menù senza chatbot) e 1 (menù con chatbot). D'altra parte, la variabile dipendente (Y₁) ha una natura metrica.

Dopo aver effettuato l'ANOVA e analizzato le statistiche descrittive, è emerso che nel gruppo sottoposto allo scenario codificato con 0 (96 individui) la media è stata pari a 3.0903, mentre nel gruppo esposto alla condizione 1 (94 individui) la media è stata di 5.6099.

Inoltre, considerando la *tabella di ANOVA*, è emerso un *p-value* relativo all' *F-test* pari a 0.001, il quale è risultato statisticamente significativo ($p\text{-value} < \alpha = 0.05$).

Di conseguenza, è stato possibile constatare una differenza statisticamente significativa tra le medie dei gruppi, confermando l'effetto della variabile indipendente (X) sulla variabile dipendente (Y₁).

Quindi l'ipotesi diretta H_{1a} (*main effect*) è risultata dimostrata.

H_{1b}:

Per valutare la rilevanza dell'ipotesi diretta H_{1b}, abbiamo condotto un'analisi delle medie utilizzando una *One-Way ANOVA*. L'obiettivo era quello di verificare l'effetto della variabile indipendente (tipo di visualizzazione del menù: con chatbot vs senza chatbot) sulla variabile dipendente (Word of Mouth o “WOM”).

Nel dettaglio, la variabile indipendente (X) è di natura categorica “nominale”, suddivisa in due diverse condizioni codificate come 0 (menù senza chatbot) e 1 (menù con chatbot), mentre la variabile dipendente (Y₂) ha natura metrica.

Dopo aver eseguito l'ANOVA e analizzato le statistiche descrittive, è emerso che il gruppo esposto allo scenario codificato con 0 (96 individui) ha presentato una media pari a 3.0104, mentre i soggetti sottoposti alla condizione 1 (94 individui) hanno mostrato una media di 5.6773.

In aggiunta, prendendo in considerazione la tabella dell'analisi ANOVA, è emerso un valore p relativo all' *F-test* pari a 0,001, il quale è risultato essere statisticamente significativo (valore $p < \alpha = 0,05$).

Quindi, è stato possibile dimostrare una differenza statisticamente significativa tra le medie dei gruppi, affermando l'effetto della X nei confronti della Y₂.

Di conseguenza, l'ipotesi diretta H_{1b} (*main effect*) è risultata dimostrata.

H₂ – H_{3a}:

Per esaminare la significatività dell'ipotesi indiretta (H₂-H_{3a}), è stata avviata un'analisi di regressione utilizzando il modello 4 del "*Process Macro versione 4.0*". Questo modello è stato impiegato per esaminare l'effetto di mediazione causato dalla *perceived novelty* nel rapporto tra la variabile indipendente (tipo di visualizzazione del menù: con chatbot vs. senza chatbot) e la variabile dipendente (intenzione di acquisto).

Per verificare il successo dell'effetto di mediazione è stato necessario distinguerlo in due relazioni differenti: un primo effetto tra la variabile indipendente e il mediatore (H₂) e un secondo effetto tra il mediatore e la variabile dipendente (H_{3a}). Nello specifico per dimostrare la significatività statistica di entrambe le ipotesi è stato adottato un intervallo di confidenza (CI) pari al 95%, con un valore di riferimento alpha (α) pari al 5%. Inoltre, è stato necessario accertarsi che gli estremi del range di confidenza (LLCI=*lower level of confidence interval*; ULCI=*upper level of confidence interval*), per ogni ipotesi rispettasse la concordanza di segno (entrambi positivi o entrambi negativi), affinché non vi fosse lo 0 all'interno. Infine, per valutare segno e magnitudine sono stati esaminati i coefficienti Beta (β) dell'analisi di regressione di entrambe le relazioni tra le variabili.

H₂:

Per quanto riguarda la prima parte dell'effetto indiretto tra la X e la M, attraverso l'osservazione dell'output di SPSS è stato possibile notare un *p-value* pari a 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 2.6206; ULCI = 3.1784) e un *coefficiente di regressione* β positivo pari a 2.8995. Pertanto, questa sezione dell'effetto indiretto è risultata statisticamente significativa, confermando l'ipotesi H₂.

H_{3a}:

In relazione alla seconda componente dell'effetto indiretto tra M e Y₁, analizzando l'output di SPSS, è emerso un *p-value* pari a 0,0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 0,8048; ULCI = 0,9868) e un coefficiente di regressione β pari a 0,8958. Di conseguenza, questa parte dell'effetto indiretto è statisticamente significativa, confermando l'ipotesi H_{3a}.

Alla luce dei risultati ottenuti e considerando che entrambe le componenti dell'effetto indiretto sono risultate significative, è possibile confermare il successo globale dell'effetto di mediazione (indirect

effect). In particolare, dall' output (appendice) del modello 4 è stato possibile osservare la presenza di una *full-mediation*. In questa circostanza, la variabile M del modello spiega totalmente l'effetto della variabile indipendente (X) sulla variabile dipendente (Y₁).

H₂- H_{3b}:

Per esaminare la significatività statistica dell'ipotesi indiretta (H₂-H_{3b}), abbiamo eseguito un'analisi di regressione utilizzando il Modello 4 di Process Macro, sviluppato da Andrew F. Hayes.

Questa analisi aveva lo scopo di valutare l'effetto di mediazione causato dalla "perceived novelty" (novità percepita) nel contesto della relazione tra la variabile indipendente (tipo di visualizzazione del menù: con chatbot vs senza chatbot) e la variabile dipendente (Word of Mouth).

Per determinare il successo dell'effetto di mediazione, abbiamo suddiviso questo processo in due relazioni distinte: la prima riguardava la relazione tra la variabile indipendente e il mediatore (H₂), mentre la seconda si concentrava sulla relazione tra il mediatore e la variabile dipendente (H_{3b}).

Per dimostrare la significatività statistica di entrambe le ipotesi, abbiamo adottato un intervallo di confidenza (CI) del 95%, con un valore alpha (α) di riferimento pari al 5%. Inoltre, abbiamo verificato che gli estremi dell'intervallo di confidenza (LLCI=*lower level of confidence interval*; ULCI=*upper level of confidence interval*) rispettassero la stessa direzione (entrambi positivi o entrambi negativi) per evitare che ci fosse lo zero all'interno dello stesso.

Infine, per valutare sia la direzione che l'entità degli effetti, abbiamo esaminato i coefficienti Beta (β) ottenuti nell'analisi di regressione per entrambe le relazioni tra le variabili.

Questa procedura ci ha permesso di valutare con precisione l'effetto di mediazione tra le variabili coinvolte e stabilire la loro significatività statistica all'interno del modello.

H₂:

Per quanto riguarda la prima parte dell'effetto indiretto tra la X e la M, attraverso l'osservazione dell'output di SPSS è stato possibile notare un *p-value* pari a 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI =2.6206; ULCI=3.1784) e un *coefficiente di regressione* β positivo pari a 2.8995. Pertanto, questa sezione dell'effetto indiretto è risultata statisticamente significativa, confermando l'ipotesi H₂.

H_{3b}:

In riferimento alla seconda parte dell'effetto indiretto tra M e Y₂, dall'analisi dell'output di SPSS è emerso un *p-value* pari a 0,0000, un intervallo di confidenza (LLCI = 0,7505; ULCI = 0,9415) e un

coefficiente di regressione β pari a 0,8460. Di conseguenza, questa componente dell'effetto indiretto è risultata statisticamente significativa, confermando l'ipotesi in questione.

Anche in questo contesto, poiché entrambe le componenti dell'effetto indiretto hanno dimostrato di essere significative, è stato possibile convalidare il successo globale dell'effetto di mediazione.

Nello specifico, dall'output del Modello 4 (che può essere consultato in appendice), è emersa una situazione di mediazione completa (full-mediation).

Questo significa che, come nel caso precedente, la variabile mediatrice spiega integralmente l'effetto della variabile indipendente (X) sulla variabile dipendente (Y_2).

H₄:

Per valutare la significatività dell'ipotesi di interazione (H_4), abbiamo condotto un'analisi delle medie utilizzando una *Two-Way ANOVA*. L'obiettivo era testare l'effetto congiunto della variabile indipendente (tipo di visualizzazione del menù: con chatbot vs senza chatbot) e della variabile moderatrice (stile linguistico) sulla variabile mediatrice (perceived novelty).

In particolare, sia la variabile indipendente (X) che il moderatore (W) hanno natura “categorica nominale” ed erano suddivise in due condizioni distinte, codificate come 0 (menù senza chatbot; linguaggio moderno) e 1 (menù con chatbot; linguaggio elaborato) mentre la variabile mediatrice (M) ha natura metrica.

Dopo aver eseguito l'ANOVA, analizzando le statistiche descrittive, è emerso che:

- Il gruppo sottoposto allo scenario codificato come 0,0 (47 individui) ha riportato una media di 3.5461.
- I soggetti esposti alla condizione 0,1 (49 individui) hanno riportato una media di 2.0408.
- Gli individui che hanno visualizzato lo scenario codificato come 1,0 (46 individui) hanno riportato una media di 5.2246.
- I partecipanti sottoposti alla condizione codificata come 1,1 (48 individui) hanno riportato una media di 6.1111.

Inoltre, considerando il "*test di effetti fra soggetti*," è emerso un *p-value* relativo al modello corretto pari a 0.001, confermando così l'adeguatezza del modello (*model fit*).

Successivamente, abbiamo esaminato tutti gli effetti delle variabili indipendenti (X, W e X*W) sulla variabile mediatrice (M). In particolare:

- Riferendoci al primo effetto diretto tra X e M, è stato registrato un *p-value* pari a 0.001;
- Per il secondo effetto diretto tra W e M, è stato riscontrato un *p-value* pari a 0.005;
- Per l'effetto congiunto di interazione tra X e W su M, è emerso un *p-value* pari a 0.001.

Osservando tutti questi effetti, è stato possibile constatare che erano statisticamente significativi, incluso l'effetto di moderazione (interaction effect), confermando quindi l'ipotesi H₄.

Modello 7 A

Dopo aver confermato singolarmente ciascuna delle ipotesi (H_{1a}, H₂, H_{3a}, H₄), abbiamo effettuato una verifica aggiuntiva per garantire la loro significatività statistica. In particolare, è stata condotta un'analisi di regressione utilizzando il modello 7 di Process Macro, versione 4.0, sviluppato da Andrew F. Hayes.

Per confermare il successo di ciascuna ipotesi, abbiamo suddiviso il processo in quattro diverse relazioni:

1. Effetto diretto tra la variabile indipendente (X) e la variabile dipendente (Y₁) [H_{1a}];
2. Prima parte dell'effetto diretto tra la variabile indipendente (X) e la variabile mediatrice (M) [H₂];
3. Seconda parte dell'effetto diretto tra la variabile mediatrice (M) e la variabile dipendente (Y₁) [H_{3a}];
4. Effetto di interazione tra la variabile indipendente (X) e la variabile moderatrice (W) sulla variabile mediatrice (M) (H₄).

Per ogni ipotesi, abbiamo utilizzato un intervallo di confidenza (CI) del 95% e un valore alpha (α) di riferimento del 5%. Inoltre, abbiamo verificato che gli estremi dell'intervallo di confidenza (LLCI=*lower level of confidence interval*; ULCI=*upper level of confidence interval*) fossero concordi in termini di segno (entrambi positivi o entrambi negativi) per evitare la presenza di zero all'interno dell'intervallo. Infine, abbiamo valutato sia la direzione che l'entità degli effetti esaminando i coefficienti Beta (β) derivati dall'analisi di regressione.

Ecco i risultati per ciascuna ipotesi:

H_{1a}: L'effetto diretto tra X e Y₁ non è risultato statisticamente significativo, con un *p-value* di 0.6297, un intervallo di confidenza che attraversa lo zero (LLCI = -0.3951; ULCI = 0.2397), e un coefficiente di regressione β negativo (-0.0777). Quindi, H_{1a} non è stata confermata.

H₂: La prima parte dell'effetto diretto tra X e M è risultata statisticamente significativa, con un *p-value* di 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 1.3702; ULCI = 1.9869) e un coefficiente di regressione β positivo (1.6785). Pertanto, H₂ è stata confermata.

H_{3a}: La seconda parte dell'effetto diretto tra M e Y₁ è risultata statisticamente significativa, con un *p-value* di 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 0.8048; ULCI = 0.9868) e un coefficiente di regressione β positivo (0.8958). Di conseguenza, H_{3a} è stata confermata.

H₄: L'effetto di interazione tra X e W sulla variabile M è risultato statisticamente significativo, con un *p-value* di 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 1.9602; ULCI = 2.8233), e un coefficiente di regressione β positivo (2.3918). Quindi, H₄ è stata confermata.

In base a questi risultati, poiché l'effetto diretto non è risultato significativo mentre gli effetti indiretti lo sono, abbiamo potuto confermare il successo della mediazione completa (full-mediation).

Modello 7 B

Dopo aver confermato individualmente ciascuna delle ipotesi (H_{1b}, H₂, H_{3b}, H₄), abbiamo optato per un ulteriore passo di verifica, un "double check", anche per il modello 7 B.

In questo processo, abbiamo condotto un'analisi di regressione utilizzando il modello 7 di Process Macro, versione 4.0, sviluppato da Andrew F. Hayes, al fine di confermare ulteriormente la significatività statistica di ciascuna delle ipotesi.

Per valutare il successo di ciascuna ipotesi, abbiamo suddiviso il processo in quattro diverse relazioni:

1. Effetto diretto tra la variabile indipendente (X) e la variabile dipendente (Y₂) [H_{1b}];
2. Prima parte dell'effetto diretto tra la variabile indipendente (X) e la variabile mediatrice (M) [H₂];
3. Seconda parte dell'effetto diretto tra la variabile mediatrice (M) e la variabile dipendente (Y₂) [H_{3b}];
4. Effetto di interazione tra la variabile indipendente (X) e la variabile moderatrice (W) sulla variabile mediatrice (M) [H₄].

Per ciascuna di queste ipotesi, abbiamo utilizzato un intervallo di confidenza (CI) del 95% e un valore alpha (α) di riferimento del 5%. Inoltre, abbiamo verificato che gli estremi dell'intervallo di confidenza (LLCI=*lower level of confidence interval*; ULCI=*upper level of confidence interval*) fossero coerenti in termini di segno (entrambi positivi o entrambi negativi), al fine di evitare l'inclusione dello zero nell'intervallo. Infine, abbiamo esaminato i coefficienti Beta (β) derivati dall'analisi di regressione per valutare sia la direzione che l'entità degli effetti.

Ecco i risultati per ciascuna ipotesi:

H_{1b}: L'effetto diretto tra X e Y₂ non è risultato statisticamente significativo, con un *p-value* di 0.2070, un intervallo di confidenza che attraversa zero (LLCI = -0.1193; ULCI = 0.5470) e un coefficiente di regressione β positivo (0.2138). Pertanto, H_{1b} non è stata confermata.

H₂: La prima parte dell'effetto diretto tra X e M è risultata statisticamente significativa, con un *p-value* di 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 1.3702; ULCI = 1.9869) e un coefficiente di regressione β positivo (1.6785). Quindi, H₂ è stata confermata.

H_{3b}: La seconda parte dell'effetto diretto tra M e Y₂ è risultata statisticamente significativa, con un *p-value* di 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 0.7505; ULCI = 0.9415) e un coefficiente di regressione β positivo (0.8460). Confermando l'ipotesi H_{3b}.

H₄: L'effetto di interazione tra X e W sulla variabile M è risultato statisticamente significativo, con un *p-value* di 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = 1.9602; ULCI = 2.8233) e un coefficiente di regressione β positivo (2.3918). Quindi, H₄ è stata confermata.

Basandoci su questi risultati, in cui l'effetto diretto non è risultato significativo mentre gli effetti indiretti lo sono, abbiamo potuto confermare che anche nel secondo modello siamo in presenza di una full mediation (mediazione completa).

Capitolo V

Discussione generale e conclusioni

5.1 Contributi teorici

Questo studio ha esaminato l'impatto di diverse modalità di presentazione di un menù (con chatbot vs senza chatbot) sul comportamento dei consumatori nel settore della ristorazione, concentrandosi sulla propensione all'acquisto e sul passaparola.

La ricerca ha anche esaminato l'effetto della "novità percepita" derivante dal tipo di menù e il ruolo del linguaggio come moderatore in questa relazione.

I risultati hanno rivelato una serie di importanti conclusioni:

1. *Effetto positivo del chatbot sulla Purchase Intention*: La presenza di un chatbot per la visualizzazione del menù ha avuto un effetto positivo e significativo sulla propensione all'acquisto dei consumatori. Questo suggerisce che l'uso di tecnologie interattive, come i chatbot, può influenzare positivamente la decisione di acquisto dei clienti nei ristoranti;
2. *Effetto positivo del chatbot sulla Word of Mouth*: Inoltre, l'uso di chatbot ha anche avuto un impatto positivo e significativo sul passaparola dei consumatori. Questo indica che i clienti che hanno interagito con un chatbot per visualizzare il menù sono più propensi a condividere la loro esperienza in maniera positiva, con gli altri;
3. *Ruolo della Perceived Novelty*: La "novità percepita" derivante dalla modalità di presentazione del menù è emersa come un mediatore significativo in questa relazione. Questa variabile ha contribuito a spiegare il motivo per cui l'uso del chatbot ha avuto un impatto positivo sulla propensione all'acquisto e sul passaparola. Questo suggerisce che la percezione di qualcosa di nuovo e innovativo influisce sul comportamento dei consumatori.
4. *Ruolo del linguaggio come Moderatore*: Il tipo di linguaggio utilizzato nel menù, sia esso elaborato o moderno, ha avuto un effetto di moderazione significativo in questa relazione. Ciò indica che il linguaggio utilizzato in combinazione con il chatbot può amplificare o attenuare l'impatto della novità percepita sul comportamento dei consumatori. Ad esempio, un linguaggio elaborato potrebbe aumentare ulteriormente la percezione di novità.

5. *Mediazione completa*: I risultati confermano la presenza di una mediazione completa, il che significa che la novità percepita spiega completamente l'effetto del chatbot sulla propensione all'acquisto e sul passaparola.

Questi risultati forniscono importanti indicazioni per gli operatori di settore che desiderano migliorare la loro strategia di presentazione dei menù e sfruttare le potenzialità delle tecnologie interattive per migliorare l'esperienza complessiva dei clienti.

5.2 Implicazioni manageriali

Questa ricerca ha messo in luce l'importanza dell'implementazione di un servizio di chatbot nei ristoranti al fine di migliorare l'esperienza dei clienti e aumentare le vendite.

L'introduzione di un servizio di chatbot per la visualizzazione del menù ha dimostrato di avere un impatto notevolmente positivo sulla propensione all'acquisto dei clienti e sulla loro tendenza a condividere l'esperienza con gli altri.

Questi risultati suggeriscono che i ristoratori dovrebbero seriamente considerare l'adozione di questa tecnologia nel proprio business. Inoltre, fattori come “novità” e “stile linguistico” hanno dettato delle linee guida da seguire nell'implementazione del servizio. Infatti, la percezione di novità è stata identificata come un mediatore significativo tra il tipo di visualizzazione del menù e la propensione all'acquisto, sottolineando la necessità di personalizzare i chatbot in modo da offrire esperienze uniche e coinvolgenti ai clienti.

Un altro aspetto di rilevante importanza è il linguaggio adottato nella comunicazione con il cliente. I ristoranti, infatti, devono tener conto del loro pubblico di riferimento e adattare il linguaggio di conseguenza.

Oltre a migliorare l'esperienza del cliente, l'introduzione di un servizio di chatbot può anche offrire vantaggi strategici come la raccolta dei contatti dei clienti. Questi contatti possono essere utilizzati per condurre efficaci campagne di e-mail marketing, inviando promozioni, newsletter e informazioni sui nuovi prodotti; contribuendo a mantenere i clienti coinvolti e generando ulteriori guadagni.

Infine, è cruciale monitorare costantemente l'efficacia del chatbot e raccogliere feed-back da parte dei clienti. Questo permette agli operatori di apportare miglioramenti continui e di adattare il sistema alle mutevoli esigenze dei consumatori.

In definitiva, l'introduzione di un chatbot nel settore della ristorazione offre un'opportunità significativa per migliorare l'esperienza dei clienti, aumentare le vendite e promuovere il passaparola. Allo stesso tempo, offre un vantaggio competitivo attraverso la personalizzazione, l'adattamento al pubblico, la registrazione dei contatti e l'adattabilità scalabile.

Ad ogni modo, esistono anche una serie di svantaggi da considerare. L'utilizzo dei bot potrebbe portare alla perdita dell'esperienza di esplorazione del menù, poiché la modalità di interazione potrebbe limitare l'approfondimento dell'offerta. Inoltre, l'interazione con il chatbot potrebbe portare a ordini diversi da quelli originariamente desiderati, poiché l'assenza di interazione diretta con il menù potrebbe causare confusioni o errori. Alcuni clienti potrebbero non essere pronti a rinunciare all'approccio tradizionale di esplorazione e ordinazione, richiedendo un adattamento graduale alla nuova esperienza virtuale.

Alla luce di ciò, una strategia consigliabile sarebbe quella di introdurre il servizio di chatbot come complementare al servizio tradizionale. Questo approccio permetterebbe di soddisfare al meglio le esigenze dei diversi segmenti di clientela e allo stesso tempo di ridurre al minimo gli svantaggi che potrebbero derivare dall'adozione esclusiva di chatbot.

5.3 Limitazioni della Ricerca

Questa ricerca rappresenta un contributo significativo nell'analisi delle dinamiche di utilizzo dei chatbot all'interno del settore della ristorazione, focalizzandosi sull'indagine delle forze trainanti che spingono i consumatori a incrementare la loro propensione all'acquisto e a diffondere un passaparola positivo. Ad ogni modo, è cruciale riconoscere che nonostante i risultati illuminanti, lo studio presenta alcune limitazioni che possono influenzare l'estensione e l'applicabilità delle sue conclusioni.

In questa prospettiva, esamineremo attentamente tali limitazioni per garantire una visione completa e ponderata delle implicazioni della ricerca.

1. Limitazioni Demografiche e Socio-Demografiche

Uno dei principali limiti di questa ricerca riguarda la composizione dei partecipanti. Sebbene abbiamo coinvolto un campione diversificato di individui, non abbiamo suddiviso i partecipanti in base all'età e al genere. Questo ostacola la nostra capacità di stabilire se le scoperte possano essere applicate in modo uniforme a gruppi di età e generi diversi.

Un altro limite significativo è la mancanza di considerazione di importanti variabili sociodemografiche, come: il reddito, l'occupazione, il livello di istruzione e la lingua madre dei partecipanti.

In futuro, sarebbe opportuno condurre studi più approfonditi che esplorino questi aspetti al fine di comprendere meglio come la propensione all'acquisto e il passaparola favorevole dei consumatori possano variare tra gruppi diversi.

Questo consentirebbe una migliore allocazione del servizio, oggetto di studio in questa ricerca.

2. Contesto sperimentale

L'esperimento non è stato condotto in un ambiente controllato, il che potrebbe limitare la generalizzabilità dei risultati rispetto alle situazioni reali.

Molto spesso, le decisioni di acquisto nei negozi sono influenzate da molteplici variabili esterne, come l'atmosfera del negozio e l'interazione con il personale. In futuro, sarebbe di grande interesse condurre ricerche direttamente in-store al fine di esaminare in modo più approfondito l'impatto di queste variabili esterne sull'intenzione d'acquisto e sul passaparola.

3. Metodologia di raccolta dati

Nel processo di raccolta dati è stato utilizzato un approccio tradizionale, principalmente basato su questionari. Nonostante questo abbia fornito informazioni preziose, è essenziale riconoscere che tale metodo può comportare alcune limitazioni, inclusa la possibilità di bias nelle risposte dei partecipanti. Inoltre, la nostra analisi si è concentrata principalmente sulla quantificazione di "quanto" i partecipanti abbiano risposto ai diversi stimoli, trascurando l'esplorazione approfondita di "quali" aspetti specifici abbiano influenzato le variabili analizzate.

Per le future ricerche, potrebbe essere vantaggioso adottare un approccio più completo che combini metodi qualitativi e quantitativi al fine di ottenere una comprensione più ricca e dettagliata del comportamento dei consumatori. In particolare, l'uso di interviste in profondità e focus group potrebbe consentire di esplorare in dettaglio le motivazioni e le emozioni dei consumatori.

Metodologia tradizionale vs innovativa

La scelta di utilizzare una metodologia tradizionale per la raccolta dei dati potrebbe essere vista come una limitazione, considerando le nuove opportunità offerte dal neuro-marketing.

L'adozione di tecniche di neuro-marketing, come la risonanza magnetica funzionale (fMRI) o l'elettroencefalografia (EEG), potrebbe rivelare risposte neurologiche ed emotive da parte dei consumatori. Queste tecniche potrebbero aiutare a comprendere meglio come il cervello reagisce dinanzi agli stimoli durante il customer journey.

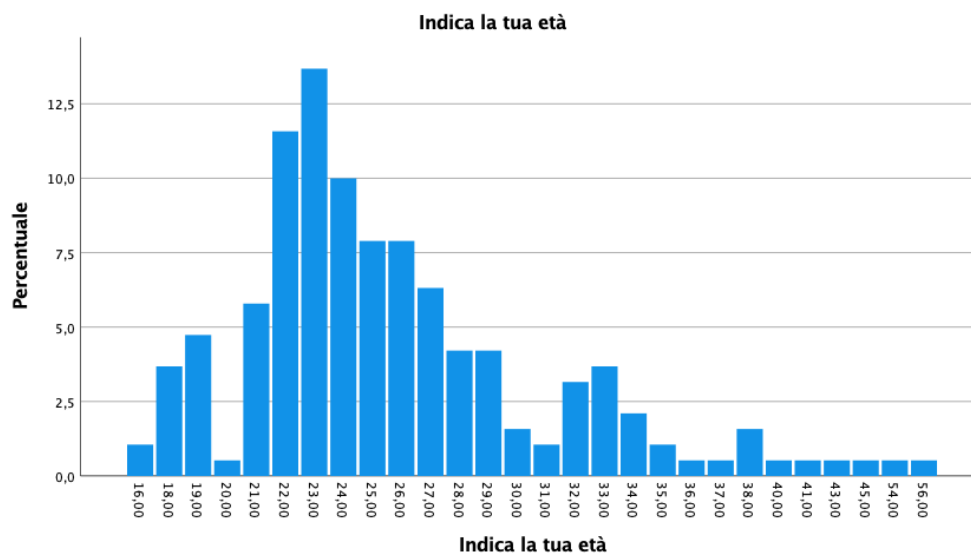
Appendice

Statistiche Descrittive: età

Statistiche

Indica la tua età

N	Valido	190
	Mancante	0
Media		25,8421
Mediana		24,0000
Modalità		23,00
Deviazione std.		5,94119
Varianza		35,298
Intervallo		40,00
Minimo		16,00
Massimo		56,00

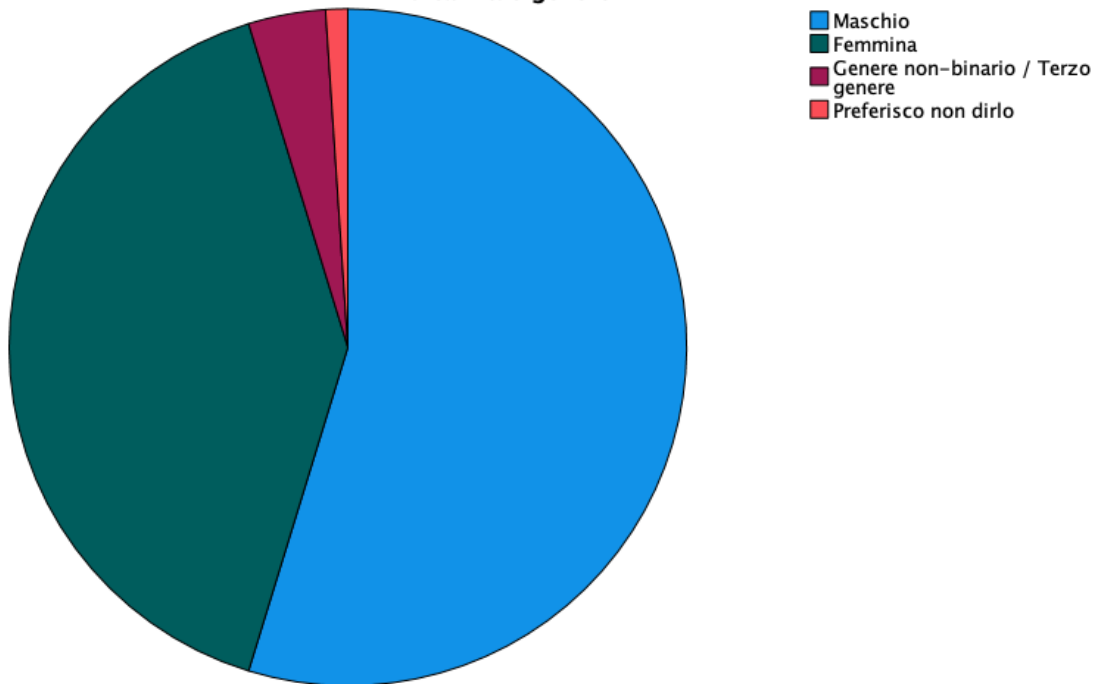


Statistiche Descrittive: genere

Indica il tuo genere

		Frequenza	Percentuale	Percentuale valida	Percentuale cumulativa
Valido	Maschio	104	54,7	54,7	54,7
	Femmina	77	40,5	40,5	95,3
	Genere non-binario / Terzo genere	7	3,7	3,7	98,9
	Preferisco non dirlo	2	1,1	1,1	100,0
Totale		190	100,0	100,0	

Indica il tuo genere



Analisi Fattoriale: mediatore

Varianza totale spiegata

Componente	Totale	Autovalori iniziali		Caricamenti somme dei quadrati di estrazione		
		% di varianza	% cumulativa	Totale	% di varianza	% cumulativa
1	2,770	92,320	92,320	2,770	92,320	92,320
2	,124	4,143	96,463			
3	,106	3,537	100,000			

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Comunalità

	Iniziale	Estrazione
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Ho percepito una novità nel menù appena visualizzato	1,000	,927
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Il menù appena visualizzato soddisfa il mio senso di curiosità	1,000	,925
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Il menù appena visualizzato offre esperienze nuove	1,000	,917

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Matrice dei componenti^a

	Componente 1
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Ho percepito una novità nel menù appena visualizzato	,963
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Il menù appena visualizzato soddisfa il mio senso di curiosità	,962
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Il menù appena visualizzato offre esperienze nuove	,958

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

a. 1 componenti estratti.

Test di KMO e Bartlett

Misura di Kaiser-Meyer-Olkin di adeguatezza del campionamento.		,779
Test della sfericità di Bartlett	Appross. Chi-quadrato	619,470
	gl	3
	Sign.	<,001

Test di Affidabilità: mediatore

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,958	,958	3

Analisi Fattoriale: vd1

Varianza totale spiegata

Componente	Totale	Autovalori iniziali		Caricamenti somme dei quadrati di estrazione		
		% di varianza	% cumulativa	Totale	% di varianza	% cumulativa
1	2,828	94,281	94,281	2,828	94,281	94,281
2	,087	2,915	97,196			
3	,084	2,804	100,000			

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Comunalità

	Estrazione	
	Iniziale	
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. La probabilità di acquistare un prodotto dal menù appena visualizzato è molto alta	1,000	,942
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. La probabilità che prenda in considerazione l'acquisto di un prodotto dal menù appena visualizzato è molto alta	1,000	,944
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. La mia disponibilità ad acquistare un prodotto dal menù appena visualizzato è molto alta	1,000	,943

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Matrice dei componenti^a

	Componente	
	1	
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. La probabilità di acquistare un prodotto dal menù appena visualizzato è molto alta		,970
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. La probabilità che prenda in considerazione l'acquisto di un prodotto dal menù appena visualizzato è molto alta		,971
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. La mia disponibilità ad acquistare un prodotto dal menù appena visualizzato è molto alta		,971

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

a. 1 componenti estratti.

Test di KMO e Bartlett

Misura di Kaiser-Meyer-Olkin di adeguatezza del campionamento.		,786
Test della sfericità di Bartlett	Appross. Chi-quadrato	724,791
	gl	3
	Sign.	<,001

Test di Affidabilità: vd1

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,970	,970	3

Analisi Fattoriale: vd2

Varianza totale spiegata

Componente	Totale	Autovalori iniziali		Caricamenti somme dei quadrati di estrazione		
		% di varianza	% cumulativa	Totale	% di varianza	% cumulativa
1	2,817	93,884	93,884	2,817	93,884	93,884
2	,103	3,441	97,325			
3	,080	2,675	100,000			

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Comunalità

	Estrazione	
	Iniziale	
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d' accordo) in quale misura sei d' accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Sono propenso a diffondere un passaparola positivo sull' esperienza di ristorazione che ho appena visualizzato	1,000	,940
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d' accordo) in quale misura sei d' accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Consiglierei l' esperienza di ristorazione che ho appena visualizzato ai miei amici	1,000	,945
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d' accordo) in quale misura sei d' accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Se i miei amici volessero andare al ristorante, direi loro di provare l'esperienza di ristorazione che ho appena visualizzato	1,000	,931

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Matrice dei componenti^a

	Componente
	1
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d' accordo) in quale misura sei d' accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Sono propenso a diffondere un passaparola positivo sull' esperienza di ristorazione che ho appena visualizzato	,970
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d' accordo) in quale misura sei d' accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Consiglierei l' esperienza di ristorazione che ho appena visualizzato ai miei amici	,972
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d' accordo) in quale misura sei d' accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Se i miei amici volessero andare al ristorante, direi loro di provare l'esperienza di ristorazione che ho appena visualizzato	,965

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

a. 1 componenti estratti.

Test di KMO e Bartlett

Misura di Kaiser-Meyer-Olkin di adeguatezza del campionamento.		,782
Test della sfericità di Bartlett	Appross. Chi-quadrato	703,362
	gl	3
	Sign.	<,001

Test di Affidabilità: vd2

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,967	,967	3

One-Way ANOVA: Modello A

Descrittive

DV1

	N	Medio	Deviazione std.	Errore std.	95% di intervallo di confidenza per la media		Minimo	Massimo
					Limite inferiore	Limite superiore		
,00	96	3,0903	1,24015	,12657	2,8390	3,3416	1,00	6,67
1,00	94	5,6099	,85598	,08829	5,4346	5,7853	1,67	7,00
Totale	190	4,3368	1,65196	,11985	4,1004	4,5732	1,00	7,00

ANOVA

DV1

	Somma dei quadrati	df	Media quadratica	F	Sig.
Tra gruppi	301,527	1	301,527	264,586	<,001
Entro i gruppi	214,248	188	1,140		
Totale	515,775	189			

One-Way ANOVA: Modello B

Descrittive

DV2

	N	Medio	Deviazione std.	Errore std.	95% di intervallo di confidenza per la media		Minimo	Massimo
					Limite inferiore	Limite superiore		
,00	96	3,0104	1,20957	,12345	2,7653	3,2555	1,00	7,00
1,00	94	5,6773	,84871	,08754	5,5035	5,8511	2,00	7,00
Totale	190	4,3298	1,69621	,12306	4,0871	4,5726	1,00	7,00

ANOVA

DV2

	Somma dei quadrati	df	Media quadratica	F	Sig.
Tra gruppi	337,796	1	337,796	308,312	<,001
Entro i gruppi	205,979	188	1,096		
Totale	543,775	189			

Two-way ANOVA

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: MED

IV	MOD	Medio	Deviazione std.	N
,00	,00	3,5461	,68955	47
	1,00	2,0408	,89140	49
	Totale	2,7778	1,09722	96
1,00	,00	5,2246	,51186	46
	1,00	6,1111	,84868	48
	Totale	5,6773	,83021	94
Totale	,00	4,3763	1,03819	93
	1,00	4,0550	2,22136	97
	Totale	4,2123	1,74843	190

Test di Levene di eguaglianza delle varianze dell'errore^{a,b}

		Statistica di Levene	gl1	gl2	Sig.
MED	Basato sulla media	1,752	3	186	,158
	Basato sulla mediana	1,488	3	186	,219
	Basato sulla mediana e con il grado di libertà adattato	1,488	3	168,294	,220
	Basato sulla media ritagliata	1,536	3	186	,207

Verifica l'ipotesi nulla che la varianza dell'errore della variabile dipendente sia uguale tra i gruppi.

a. Variabile dipendente: MED

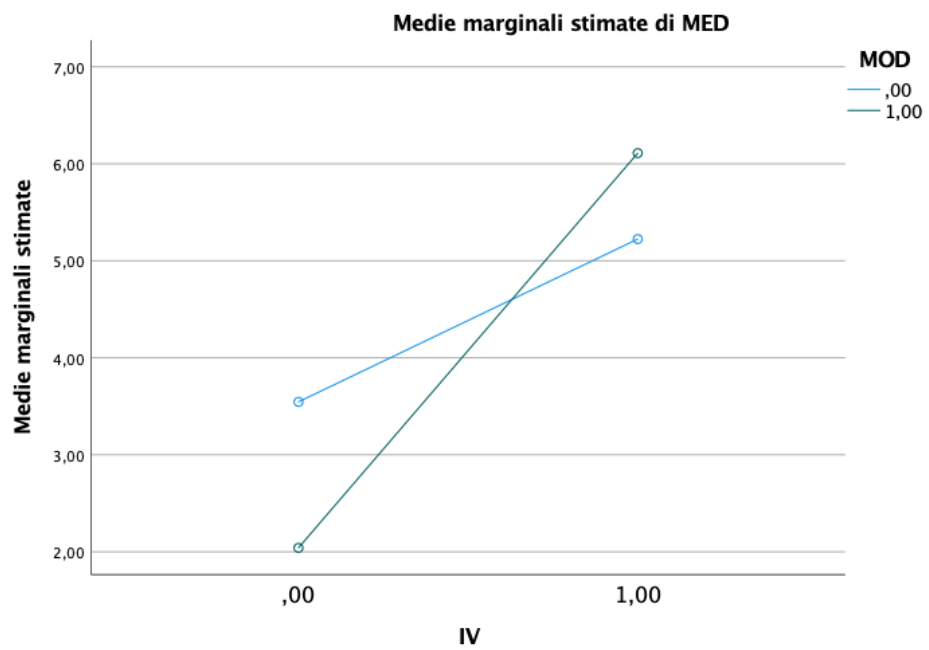
b. Disegno: Intercetta + IV + MOD + IV * MOD

Test di effetti tra soggetti

Variabile dipendente: MED

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.
Modello corretto	472,117 ^a	3	157,372	277,046	<,001
Intercetta	3398,837	1	3398,837	5983,492	<,001
IV	392,240	1	392,240	690,521	<,001
MOD	4,545	1	4,545	8,001	,005
IV * MOD	67,893	1	67,893	119,523	<,001
Errore	105,655	186	,568		
Totale	3949,000	190			
Totale corretto	577,771	189			

a. R-quadro = ,817 (R-quadro adattato = ,814)



Analisi di Regressione: Modello 4 A

```

Model : 4
Y : DV1
X : IV
M : MED

Sample
Size: 190

*****
OUTCOME VARIABLE:
MED

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
,8313    ,6911    ,9493    420,6205    1,0000    188,0000    ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  2,7778    ,0994    27,9337    ,0000    2,5816    2,9739
IV        2,8995    ,1414    20,5090    ,0000    2,6206    3,1784

*****
OUTCOME VARIABLE:
DV1

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
,9286    ,8623    ,3799    585,3645    2,0000    187,0000    ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  ,6020    ,1428    4,2167    ,0000    ,3204    ,8836
IV       -,0777    ,1609    -,4829    ,6297    -,3951    ,2397
MED      ,8958    ,0461    19,4162    ,0000    ,8048    ,9868

```

Analisi di Regressione: Modello 4 B

```

Model : 4
Y : DV2
X : IV
M : MED

Sample
Size: 190

*****
OUTCOME VARIABLE:
MED

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
,8313    ,6911    ,9493    420,6205    1,0000    188,0000    ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  2,7778    ,0994    27,9337    ,0000    2,5816    2,9739
IV        2,8995    ,1414    20,5090    ,0000    2,6206    3,1784

*****
OUTCOME VARIABLE:
DV2

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
,9253    ,8561    ,4184    556,3390    2,0000    187,0000    ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  ,6604    ,1498    4,4076    ,0000    ,3648    ,9559
IV       ,2138    ,1689    1,2663    ,2070    -,1193    ,5470
MED      ,8460    ,0484    17,4731    ,0000    ,7505    ,9415

```

Analisi di Regressione: Modello 7 A

```

.....
Model   : 7
Y       : DV1
X       : IV
M       : MED
W       : MOD

Sample
Size: 190

*****
OUTCOME VARIABLE:
MED

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
,9040    ,8171    ,5680  277,0464    3,0000   186,0000    ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  3,5461    ,1099  32,2561    ,0000    3,3292    3,7630
IV         1,6785    ,1563  10,7382    ,0000    1,3702    1,9869
MOD        -1,5053    ,1539  -9,7823    ,0000   -1,8089   -1,2017
Int_1      2,3918    ,2188  10,9327    ,0000    1,9602    2,8233

Product terms key:
Int_1      :      IV      x      MOD

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):
      R2-chng      F      df1      df2      p
X*W      ,1175   119,5229    1,0000   186,0000    ,0000
-----
      Focal predict: IV      (X)
      Mod var: MOD      (W)

Conditional effects of the focal predictor at values of the moderator(s):

      MOD      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
,0000    1,6785    ,1563  10,7382    ,0000    1,3702    1,9869
1,0000    4,0703    ,1531  26,5932    ,0000    3,7683    4,3722

*****
OUTCOME VARIABLE:
DV1

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
,9286    ,8623    ,3799  585,3645    2,0000   187,0000    ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  ,6020    ,1428   4,2167    ,0000    ,3204    ,8836
IV        -,0777    ,1609  -,4829    ,6297   -,3951    ,2397
MED       ,8958    ,0461  19,4162    ,0000    ,8048    ,9868

```

Analisi di Regressione: Modello 7 B

```

-----
Model   : 7
Y       : DV2
X       : IV
M       : MED
W       : MOD

Sample
Size:   190

*****
OUTCOME VARIABLE:
MED

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      ,9040      ,8171      ,5680    277,0464    3,0000    186,0000      ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant    3,5461    ,1099    32,2561    ,0000     3,3292     3,7630
IV          1,6785    ,1563    10,7382    ,0000     1,3702     1,9869
MOD        -1,5053    ,1539    -9,7823    ,0000    -1,8089    -1,2017
Int_1      2,3918    ,2188    10,9327    ,0000     1,9602     2,8233

Product terms key:
Int_1      :      IV      x      MOD

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):
      R2-chng      F      df1      df2      p
X*W      ,1175    119,5229    1,0000    186,0000    ,0000
-----
      Focal predict: IV      (X)
      Mod var: MOD      (W)

Conditional effects of the focal predictor at values of the moderator(s):

      MOD      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
      ,0000    1,6785    ,1563    10,7382    ,0000     1,3702     1,9869
      1,0000    4,0703    ,1531    26,5932    ,0000     3,7683     4,3722

*****
OUTCOME VARIABLE:
DV2

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      ,9253      ,8561      ,4184    556,3390    2,0000    187,0000      ,0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant    ,6604    ,1498     4,4076    ,0000     ,3648     ,9559
IV          ,2138    ,1689     1,2663    ,2070    -,1193     ,5470
MED        ,8460    ,0484    17,4731    ,0000     ,7505     ,9415

```

Bibliografia

1. Akinci, S., and Aksoy, S. (2019). The impact of service recovery evaluation on word-of-mouth intention: a moderated mediation model of overall satisfaction, household income and gender. *Tour. Manage. Perspect.* 31, 184–194. doi: 10.1016/j.tmp.2019.05.002
2. Araujo Theo. 2018. Living up to the chatbot hype: The influence of anthropomorphic design cues and communicative agency framing on conversational agent and company perceptions. *Computers in Human Behavior* 85 (2018), 183–189.
3. Arnold Arnold, M. J., & Reynolds, K. E. (2009). Affect and retail shopping behavior: Understanding the role of mood regulation and regulatory focus. *Journal of retailing*, 85(3), 308-320
4. Bacik, R., Kakalejckik, L., & Gavurova, B. (2017). Innovazione dell'esperienza di acquisto basata sul comportamento dello smartphone nel processo di acquisto. Documento di risorsa. Estratto il 1° novembre 2020 da <https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream/123456789/66193/1/Bacik.pdf>
5. Baier, D., Rese, A., & Röglinger, M. (December 2018). Conversational User Interfaces for Online Shops? A Categorization of Use Cases. Paper presented at the 39th International Conference on Information Systems (ICIS), San Francisco, USA
6. Balaji Divyaa. 2019. *Assessing User Satisfaction with Information Chatbots: A Preliminary Investigation*. Master's thesis. University of Twente. Retrieved from https://essay.utwente.nl/79785/1/Balaji_MA_BMS.pdf
7. Bansal, H.S. and Voyer, P.A. (2000), “Word-of-mouth processes within a service purchase decision context”, *Journal of Service Research*, Vol. 3 No. 2, pp. 166-77.
8. Biber Douglas and Conrad Susan. 2019. *Register, Genre, and Style (2nd ed.)*. Cambridge University Press, New York, NY.
9. Bowman, D., and Narayandas, D. (2001). Managing customer-initiated contacts with manufacturers: the impact on share of category requirements and word-of-mouth behavior. *J. Mark. Res.* 38, 281–297. doi: 10.1509/jmkr.38.3.281.18863

10. Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2017). Why people use chatbots. *Internet Science*, 377–392. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70284-1_30
11. Brill, T. M., Munoz, L., & Miller, R. J. (2019). Siri, Alexa, and other Digital assistants: A study of customer satisfaction with Artificial Intelligence Applications. *Journal of Marketing Management*, 35(15–16), 1401–1436. <https://doi.org/10.1080/0267257x.2019.1687571>
12. Business Wire. (2017, November 16). *Helpshift study: Americans love chatbots-if they get them to humans faster*. Helpshift Study: Americans Love Chatbots-If They Get Them to Humans Faster; <https://www.businesswire.com/news/home/20171116005472/en>
13. *Chatbot marketing: Per dialogare coi clienti serve dare RISPOSTE immediate*. Digital4. (2022, February 7). <https://www.digital4.biz/marketing/chatbot-per-dialogare-con-i-clienti/>
14. Chaves Ana Paula and Gerosa Marco Aurelio. 2020. How should my chatbot interact? A survey on social characteristics in human–chatbot interaction design. *International Journal of Human–Computer Interaction* 0, 0 (2020), 1–30. DOI: <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1841438>
15. Chen Zhifa, Lu Yichen, Nieminen Mika P., and Lucero Andrés. 2020. Creating a chatbot for and with migrants: Chatbot personality drives co-design activities. In *Proceedings of the 2020 ACM Designing Interactive Systems Conference*. ACM, New York, NY, 219–230.
16. Choi , W. , Cha , S. e Choi , SM (2018), “*Gli effetti della personalizzazione percepita e il bisogno di chiusura cognitiva sull'intenzione d'uso del servizio di shopping curation dei consumatori*”, *Ricerca pubblicitaria*, vol. 119, pp.89-122.
17. Chung, M., Ko, E., Joung, H., & Kim, S. J. (2020). Chatbot e-service and customer satisfaction regarding luxury brands. *Journal of Business Research*, 117, 587–595. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.10.004>
18. *Confcommercio; Rapporto Commerciale 2023; Luciano Sbraga, Giulia Romana Erba - Ufficio Studi Fipe Aaron Gennara Zatelli, Daniele Cozzi e Rodrigo Ferrari - Bain & Company ;Bruna Boroni, Rita Clivio - Tradelab*

19. *Conversational commerce market summary 2021-2025*:
<https://www.juniperresearch.com/infographics/conversational-commerce-market-summary>
20. Czepiel, J.A. (1974), “*Word of mouth processes in the diffusion of a major technological innovation*”, *Journal of Marketing Research*, Vol. 11 No. 2, pp. 172-80.
21. Dagger, T. S., Sweeney, J. C., and Johnson, L. W. (2007). A hierarchical model of health service quality: scale development and investigation of an integrated model. *J. Serv. Res.* 10, 123–142. doi: 10.1177/1094670507309594
22. Dodds, W. B., Monroe, K. B., & Grewal, D. (1991). Effects of price, brand, and store information on buyers’ product evaluations. *Journal of marketing research*, 28(3), 307-319
23. Dutta, B. (2021). *Top 10 applications for Natural Language Processing (NLP)*. Analytics Steps. <https://www.analyticssteps.com/blogs/top-10-applications-natural-language-processing-nlp>
24. Edwards, S. M., & Gangadharbatla, H. (2001). The novelty of 3D product presentations online. *Journal of Interactive Advertising*, 2(1), 10-18.
25. Elsholz Ela, Chamberlain Jon, and Kruschwitz Udo. 2019. Exploring language style in chatbots to increase perceived product value and user engagement. In *Proceedings of the 2019 Conference on Human Information Interaction and Retrieval*. ACM, New York, NY, 301–305.
26. Experts, E. D. (2023, July 25). *What is chat GPT? - everything you need to know*. Master Data Skills + AI. [https://blog.enterprisedna.co/what-is-chat-gpt-everything-you-need-to know/](https://blog.enterprisedna.co/what-is-chat-gpt-everything-you-need-to-know/)
27. F. Rosenblatt, The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, in *Psychological Review*, 1958, pp.386-408.
28. Feick, L. F., & Price, L. L. (1987). The market maven: A diffuser of marketplace information. *Journal of marketing*, 51(1), 83-97.
29. Feine Jasper, Gnewuch Ulrich, Morana Stefan, and Maedche Alexander. 2019. A taxonomy of social cues for conversational agents. *International Journal of Human-Computer Studies* 132 (2019), 138–161.

30. Foote, K. D. (2023, July 6). *A brief history of natural language processing*. DATAVERSITY. <https://www.dataversity.net/a-brief-history-of-natural-language-processing-nlp/>
31. G. PASCERI, *Intelligenza Artificiale, Algoritmo e Machine Learning*, Giuffrè Editore, 2021, p.37.
32. *Gartner predicts, conversational AI will reduce contact center agent labor costs by \$80 billion in 2026*.(2022) <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2022-08-31-gartner-predicts-conversational-ai-will-reduce-contac>
33. Gatignon, H., & Xuereb, J. M. (1997). Strategic orientation of the firm and new product performance. *Journal of marketing research*, 34(1), 77-90.
34. Gilly, M.C., Graham, J.L., Wolfinbarger, M.F. and Yale, L.J. (1998), “*A dyadic study of interpersonal information search*”, *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 26 No. 2, pp. 83-100.
35. Go Eun and Sundar S. Shyam. 2019. Humanizing Chatbots: The effects of visual, identity and conversational cues on humanness perceptions. *Computers in Human Behavior* 97 (Aug. 2019), 304–316.
36. Grudin, Jonathan, and Richard Jacques. "Chatbots, humbots, and the quest for artificial general intelligence." *Proceedings of the 2019 CHI conference on human factors in computing systems*. 2019.
37. V Guiry, Michael, Anne W. Mägi, and Richard J. Lutz (2006), “Defining and Measuring Recreational Shopper Identity,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, 34 (1), 74-83.
38. Hockett C (1966) *Lingua, matematica e linguistica, tendenze attuali in linguistica*. In *Fondamenti teorici* (capitolo 3). Mouton, L'Aia, pp 155-304
39. Hoegen Rens, Aneja Deepali, McDuff Daniel, and Czerwinski Mary. 2019. An end-to-end conversational style matching agent. In *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Intelligent Virtual Agents* . ACM, New York, NY, 111–118. DOI:

40. Horn, D., & Salvendy, G. (2009). Measuring consumer perception of product creativity: Impact on satisfaction and purchasability. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, 19(3), 223-240.
41. Innovation, R. O. D. (2023, April 28). *Natural language processing (NLP) come Funziona: Esempi e applicazioni*. https://blog.osservatori.net/it_it/natural-language-processing-nlp-come-funziona-lelaborazione-del-linguaggio
42. Jacob Goldenberg, David Mazursky, Sorin Solomon, (1999) The Fundamental Templates of Quality Ads. *Marketing Science* 18(3):333-351.
43. Jakic Ana, Wagner Maximilian Oskar, and Meyer Anton. 2017. The impact of language style accommodation during social media interactions on brand trust. *Journal of Service Management* 28, 3 (2017), 418–441.
44. Johri, P., Khatri, S. K., Al-Taani, A. T., Sabharwal, M., Suvanov, S., & Kumar, A. (2021). Natural language processing: History, evolution, application, and future work. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 365–375. https://doi.org/10.1007/978-981-15-9712-1_31
45. Khandelwal, R. (2022, July 20). *Supervised, unsupervised, and reinforcement learning*. Medium. <https://arshren.medium.com/supervised-unsupervised-and-reinforcement-learning-245b59709f68>
46. Khurana, D., Koli, A., Khatter, K. *et al.* Natural language processing: state of the art, current trends and challenges. *Multimed Tools Appl* **82**, 3713–3744 (2023). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13428-4>
47. Lavecchia, V. (2021, December 7). Caratteristiche, Funzionamento e vantaggi dei chatbot in Informatica. *Informatica e Ingegneria Online*. <https://vitolavecchia.altervista.org/caratteristiche-funzionamento-e-vantaggi-dei-chatbot-in-informatica/>
48. Lecointre-Erickson, D., Daucé, B. and Legohérel, P. (2018), “*The influence of interactive window displays on expected shopping experience*”, *International Journal of Retail and Distribution Management*, Vol. 46 No. 9, pp. 802-819.

49. Lin Grace I. and Walker Marilyn A.. 2017. Stylistic variation in television dialogue for natural language generation. In *Proceedings of the Workshop on Stylistic Variation*. Association for Computational Linguistics, 85–93
50. M. Paolanti (2023). Slides course of Customer Intelligence and Big Data
51. Mahajan, V., Muller, E. and Kerin, R.A. (1984), “*Introduction strategy for new products with positive and negative word-of-mouth*”, *Management Science*, Vol. 30 No. 12, pp. 1389-404.
52. Marr, B. (2023, May 22). *A short history of chatgpt: How we got to where we are Today*. Forbes. <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2023/05/19/a-short-history-of-chatgpt-how-we-got-to-where-we-are-today/?sh=49aeb0dc674f>
53. McKinsey & Company. (2023, April 24). *What is ai?*. McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/what-is-ai>
54. McLean, G., & Osei-Frimpong, K. (2019). Chatta adesso... esaminando le variabili che influenzano l'uso della live chat online. *Previsioni tecnologiche e cambiamento sociale*, 146 , 55-67.
55. McQuail, D .: Teoria della comunicazione di massa: un'introduzione, 2a edn. Salvia, Londra (1987)
56. Medhat, Walaa, Ahmed Hassan, and Hoda Korashy. "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey." *Ain Shams engineering journal* 5.4 (2014): 1093-1113.
57. Mitchell, T. M. (1997). Does Machine Learning Really Work?. *AI Magazine*, 18(3), 11. <https://doi.org/10.1609/aimag.v18i3.1303>
58. N. Costantini, *New Scientist*, Macchine che pensano, Dedalo Edizioni, 2008.
59. Nguyen, C., and Romaniuk, J. (2014). Pass it on: a framework for classifying the content of word of mouth. *Austral. Mark. J.* 22, 117–124. doi: 10.1016/j.ausmj.2013.12.014
60. Park , J. e Sung , Y. (2018), "Recommenders personal influence in the context of curation service: Focusing on the interaction effect between Regulatory Focus and recommenders

Homophily Cue", *The Korean Journal of Consumer and Advertising Psychology*, vol. 19n.1, pp.187-208.

61. Patil, Sanket Sanjay. "Natural Language Processing (NLP)." *Signature* 1: 2. (2022)
62. Peng, Ling, et al. "What do seller manipulations of online product reviews mean to consumers?" (2014).
63. Peters, K., Kashima, Y., & Clark, A. (2009). Talking about others: Emotionality and the dissemination of social information. *European Journal of Social Psychology*, 39(2), 207-222.
64. Pugh, G. E. (1977). *The biological origin of human values*. Routledge and Kegan Paul.
65. Rapporto Italgrob-Censis 2023
66. Rossi, Francesca. *Il confine del futuro: Possiamo fidarci dell'intelligenza artificiale?* Feltrinelli Editore, 2019.
67. Ruocco, A. (2023, March 9). Perché le leggi della robotica di Asimov Sono Attualissime. SecureNews. <https://www.securenews.it/perche-leggi-robotica-sono-attualissime/>
68. S. Quintarelli, *Intelligenza Artificiale, cos'è davvero, come funziona, che effetti avrà*. Bollati Boringhieri, 2020, p. 14.
69. Samuel, A. L. (1950). Computer checkers (draughts) development. *intelligence (AI)*, 1, 1.
70. Sands, S., Ferraro, C., Campbell, C., & Tsao, HY (2020). Gestire il divario uomo-chatbot: come gli script di servizio influenzano l'esperienza di servizio. *Giornale di gestione dei servizi* . <https://doi.org/10.1108/JOSM-06-2019-0203>
71. Shum, Hy., He, Xd. & Li, D. From Eliza to XiaoIce: challenges and opportunities with social chatbots. *Frontiers Inf Technol Electronic Eng* **19**, 10–26 (2018). <https://doi.org/10.1631/FITEE.1700826>

72. Svikhnushina Ekaterina and Pu Pearl. 2021. Key qualities of conversational chatbots—the PEACE model. In *Proceedings of the 26th International Conference on Intelligent User Interfaces*. ACM, New York, NY, 520–530.
73. Tariverdiyeva Gunay. 2019. *Chatbots' Perceived Usability in Information Retrieval Tasks: An Exploratory Analysis*. Master's thesis. University of Twente
74. Turban, E., Outland, J., King, D., Lee, J.K., Liang, T.P. and Turban, D.C. (2017), *Electronic Commerce 2018: A Managerial and Social Networks Perspective*, Springer, Cham.
75. *Un linguaggio di programmazione logica: Il Prolog*. Prolog. (n.d).
<https://www.ce.unipr.it/research/HYPERPROLOG/prolog.html>
76. Verkijika, S. F., and De Wet, L. (2019). Understanding word-of-mouth (WOM) intentions of mobile app users: the role of simplicity and emotions during the first interaction. *Telemat. Inform.* 41, 218–228. doi: 10.1016/j.tele.2019.05.003
77. W.S. McCulloch, W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, in the bulletin of mathematical biophysics, 1943, pp. 115-133.
78. Winograd, Terry. "What does it mean to understand language?." *Cognitive science* 4.3 (1980): 209-241.
79. Wise, J., VanBoskirk, S., & Liu, S. (2016, September 12). The rise of intelligent agents. Forrester.com. Retrieved from <https://www.forrester.com/report/The+Rise+Of+Intelligent+Agents/-/ERES128047#figure1>.
80. Yim, M. C. (2023). Effect of AI chatbot's interactivity on consumers' negative word-of-mouth intention: Mediating role of perceived empathy and anger. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 1–16. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2234114>

Riassunto

Introduzione

In passato, le decisioni d'acquisto erano principalmente orientate da due fattori fondamentali: il costo del prodotto/servizio e la sua qualità. Tuttavia, l'evoluzione dei tempi ha portato i consumatori a sviluppare esigenze più sofisticate, che vanno ben oltre la semplice valutazione dei costi. Il consumatore moderno ricerca in modo determinante un'esperienza d'acquisto positiva e, in molti casi, è disposto ad investire di più per vivere un'esperienza superiore. Ciò che il consumatore contemporaneo cerca va ben oltre l'atto stesso dell'acquisto; desidera rispetto, una comunicazione efficace e la creazione di relazioni significative con i brand. In sostanza, i consumatori cercano un equilibrio tra efficienza e attenzione personale, due aspetti tradizionalmente considerati opposti nel mondo degli affari. Ad ogni modo, grazie all'introduzione di servizi tecnologici innovativi come i chatbot, questo equilibrio può essere raggiunto.

I chatbot si configurano come una risorsa straordinaria in grado di fornire una duplice funzionalità: da un lato, offrono una risposta immediata alle esigenze dei clienti e, dall'altro, garantiscono un elevato grado di personalizzazione. Queste capacità hanno reso i chatbot uno degli strumenti commerciali più rilevanti e innovativi del decennio.

Per la ricerca in questione, è stato progettato un chatbot chiamato "*Chef Alfredo*" che segue un approccio *basato su regole*. Questo chatbot offre una visione alternativa del menù di un ristorante e assiste i clienti nella selezione dei prodotti. Inoltre, *Chef Alfredo* è in grado di registrare i contatti degli utenti per lanciare campagne di e-mail marketing.

Lo studio in oggetto dimostra chiaramente che l'impiego dei chatbot per la visualizzazione dei menù nei ristoranti non solo può influenzare positivamente le decisioni d'acquisto dei clienti, ma riesce anche a stimolare un passaparola favorevole. La percezione di novità svolge un ruolo chiave in questa dinamica, e il tipo di linguaggio utilizzato può influenzare ulteriormente questo processo.

Tali risultati forniscono importanti indicazioni per i ristoratori che desiderano migliorare la loro strategia di presentazione dei menù e sfruttare appieno le potenzialità delle tecnologie interattive al fine di migliorare l'esperienza complessiva dei clienti.

Analisi del Mercato della Ristorazione in Italia

Il settore della ristorazione in Italia è di fondamentale importanza sia dal punto di vista economico che sociale. Ad ogni modo, il "Rapporto Ristorazione" del 2023 evidenzia un cambiamento significativo nel settore.

Dopo la crisi post-pandemica del 2022, si è passati dalla crisi della domanda a quella dei costi. L'incremento delle bollette e delle materie prime ha messo a dura prova la situazione finanziaria delle aziende, portando alcune di esse ad aumentare i prezzi.

Nonostante ciò, l'incremento dei prezzi nel settore è stato inferiore rispetto all'incremento generale dei prezzi.

La metà degli imprenditori, infatti, non ha aumentato i prezzi, per motivazioni legate: al contesto, ad una clientela tradizionale e alla difficoltà di individuare nuove strategie di marketing innovative.

Questo periodo di discontinuità e aumento dei costi potrebbe rappresentare un'opportunità per il settore dei Pubblici Esercizi, al fine di cercare strategie di marketing differenzianti ed effettuare una transizione verso la digitalizzazione e la sostenibilità ambientale.

Cura del menù del ristorante

Il concetto di "cura del prodotto" si riferisce alla selezione e presentazione di prodotti che potrebbero interessare i consumatori. Nei servizi di "product curation," la selezione dei prodotti aiuta le persone a prendere decisioni d'acquisto in un mare di opzioni. Questo concetto si applica anche alla ristorazione, ma ci sono poche ricerche sui servizi di "menù curation."

Questa ricerca mira a colmare questa lacuna creando un prototipo di chatbot per la "curation" del menù nella ristorazione. Lo studio esamina come l'uso di un servizio di chatbot per la cura del menù possa influenzare la propensione all'acquisto dei consumatori e la condivisione positiva dell'esperienza.

Il ruolo dei chatbot sulla Purchase Intention

L'"intenzione di acquisto" è cruciale nelle decisioni dei consumatori e nelle strategie aziendali.

Le interazioni digitali, tra cui i chatbot, hanno aperto nuove prospettive per analizzare e ottimizzare l'intenzione d'acquisto.

Gli studi hanno dimostrato che le interazioni con i chatbot possono influenzare positivamente le decisioni di acquisto, soprattutto quando quest' ultimi sono in grado di comunicare messaggi empatici e personalizzati. Si ipotizza che:

H_{1a}: il menù accompagnato da un servizio di chatbot influenza in maniera maggiormente positiva la Purchase Intention dei consumatori rispetto al menù non accompagnato da un servizio di chatbot.

Il ruolo dei chatbot sulla Word of Mouth

Il WOM è determinante nelle decisioni d'acquisto e nelle percezioni dei prodotti/servizi. Il passaparola positivo può migliorare l'immagine di un brand e aumentare la fiducia dei consumatori, mentre il passaparola negativo può danneggiarla.

Le interazioni dei chatbot possono influenzare il passaparola gestendo le reazioni negative dei clienti e promuovendo un WOM positivo.

Si ipotizza quanto segue:

H_{1b}: il menù accompagnato da un servizio di chatbot influenza in maniera maggiormente positiva la WOM (Word of Mouth) dei consumatori rispetto al menù non accompagnato da un servizio di chatbot.

Chatbot e Novelty effect

In un contesto tecnologico in continua evoluzione, l' "effetto novità" svolge un ruolo cruciale nell'influenzare il coinvolgimento degli utenti e la loro persistenza nell'utilizzo di strumenti tecnologici. Tale fenomeno è evidente quando nuove tecnologie emergono, catturando l'attenzione e suscitando curiosità, questo è particolarmente vero nell'ambito delle nuove tecnologie interattive, come i chatbot, dove la curiosità e la sensazione di novità sono particolarmente significative.

L'introduzione dei chatbot ha generato un notevole interesse iniziale, poiché rappresentavano una nuova forma di interazione digitale che simulava conversazioni umane.

È importante notare che l'effetto novità può variare tra diversi gruppi di utenti e contesti, infatti, mentre alcuni utenti possono rimanere affascinati da questi strumenti nel tempo, altri potrebbero perdere interesse più rapidamente. Pertanto, è fondamentale aggiornare le funzionalità dei bot per mantenere un coinvolgimento costante è fondamentale.

Si ipotizza che:

H₂: la Perceived Novelty media la relazione tra tipologia di menù e Purchase Intention. In particolare, il menù accompagnato da un servizio di chatbot ha un effetto maggiormente positivo nei confronti della Perceived Novelty rispetto al menù non accompagnato da un servizio di chatbot.

Gli studi condotti da Horn e Salvendy (2009) hanno dimostrato che l'effetto novità ha un impatto significativo sulla soddisfazione del cliente e sull'intenzione di acquisto.

Ulteriori evidenze sull'effetto di novità sono state fornite da uno studio condotto da Edwards et al. (2001), il quale ha focalizzato la sua indagine sul contesto delle presentazioni di prodotti 3D online.

Questa ricerca ha chiaramente dimostrato che le intenzioni di acquisto sono maggiori quando le presentazioni dei prodotti 3D sono percepite come nuove.

Inoltre, i partecipanti allo studio hanno manifestato un interesse continuo nell'acquisto di prodotti nuovi in futuro, indicando di aver vissuto un'esperienza positiva e apprezzata.

Sulla base di queste evidenze e prendendo in considerazione gli studi di Horn e Salvendy (2009) e Edwards et al. (2001), possiamo formulare la seguente ipotesi:

H_{3a}: la Perceived Novelty media la relazione tra tipologia di menù e Purchase Intention. In particolare, un alto livello di Perceived Novelty conduce ad un effetto positivo nei confronti della Purchase Intention dei consumatori.

L'alto grado di novità può suscitare interesse, curiosità e coinvolgimento, incoraggiando le persone a condividere le proprie esperienze con gli altri (Peters et al., 2009). Questo effetto è amplificato quando un prodotto è considerato innovativo o offre un'esperienza unica, spingendo le persone a condividere le loro esperienze con amici, familiari e colleghi (Feick & Price, 1987). L'originalità del prodotto, sia dal punto di vista tecnologico che nella percezione del consumatore, è correlata a un aumento del passaparola su quel prodotto (Goldenberg et al., 1999; Gatignon e Xuereb, 1997). Si ipotizza che:

H_{3b}: la Perceived Novelty media la relazione tra tipologia di menù e WOM. In particolare, un alto livello di Perceived Novelty conduce ad un effetto positivo nei confronti della WOM dei consumatori.

Lo stile linguistico e i Chatbot

La percezione delle capacità comunicative dei chatbot è influenzata da diversi fattori, tra cui lo stile linguistico. Alcuni studi hanno esaminato come l'adeguatezza del linguaggio, adattato al contesto, possa migliorare l'esperienza dell'utente. Ad esempio, l'uso di uno stile shakespeariano in un chatbot può renderlo più divertente ma potrebbe non essere appropriato per tutti i contesti. Questo collegamento tra stile linguistico e contesto suggerisce che l'adeguatezza del linguaggio è un fattore determinante per una progettazione efficace di un chatbot.

Nel contesto di questo progetto di ricerca, verrà testato come l'effetto di un linguaggio elaborato (linguaggio da chef) rispetto a un linguaggio moderno modifichi la relazione tra la tipologia di menù e la percezione di novità. Il "linguaggio da chef" è un modo creativo e poetico di comunicare che utilizza metafore e termini culinari per descrivere vari concetti, mentre il "linguaggio moderno" è uno stile diretto e pratico mirato alla chiarezza senza l'uso di metafore. Le principali differenze, quindi,

includono l'uso di metafore, l'espressione creativa, l'umorismo, l'obiettivo comunicativo e il contesto d'uso.

Si ipotizza che:

H4: Lo stile linguistico modera la relazione tra la tipologia di menù e la percezione di novità. In particolare, il menù che utilizza un linguaggio elaborato influenza positivamente e in misura maggiore la percezione di novità.

Conceptual Framework

L'obiettivo primario di questa ricerca sperimentale è quello di esaminare l'impatto delle diverse modalità di presentazione di un menù (con chatbot vs senza chatbot) sulla "purchase intention" (propensione all'acquisto) e sul "word of mouth" (passaparola) da parte dei consumatori nel settore della ristorazione. Al fine di esaminare questa relazione, è stato esteso il quadro concettuale attraverso l'identificazione di un effetto indiretto mediato dalla "perceived novelty" (novità percepita) derivante dal tipo di menù, nonché attraverso un effetto di interazione moderato dal fattore di tipologia linguistica (elaborato vs moderno). Seguendo questa assunzione, è stato progettato un modello di ricerca (figura 1) che incorpora l' "effetto di novità percepita" come variabile mediatrice, lo "stile linguistico" come variabile moderatrice, la "modalità di presentazione del menù" come variabile indipendente e due variabili dipendenti: la "propensione all'acquisto" e il "passaparola".

Pertanto, per lo sviluppo del quadro concettuale sono stati adottati due modelli 7 di Andrew F. Hayes, i quali risultano caratterizzati dalla presenza di una variabile indipendente (X), una dipendente (Y₁ e Y₂), un mediatore (M) e un moderatore (W).

Questo approccio metodologico consente di esaminare in modo approfondito le dinamiche complesse tra le diverse variabili coinvolte nello studio.

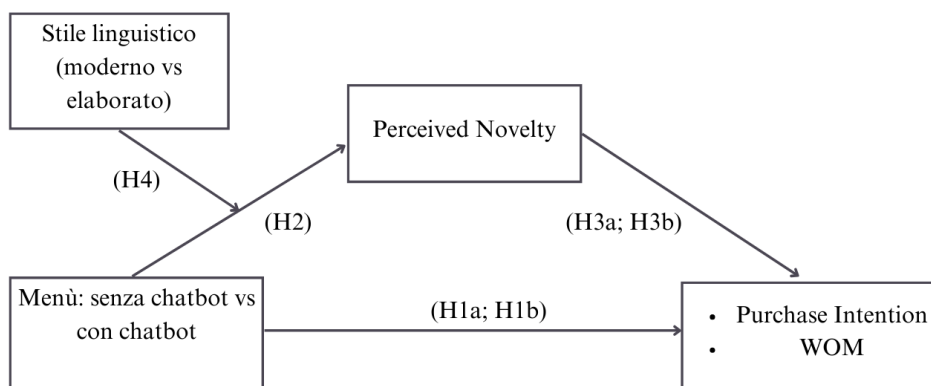


Figura 1

Risultati dello studio

Questo studio sperimentale si è concentrato sull'analisi dell'impatto della visualizzazione del menù (con chatbot vs senza chatbot) e dello stile linguistico (elaborato vs moderno) sul comportamento dei consumatori, in particolare sull'intenzione di acquisto e sul passaparola.

La ricerca è stata condotta utilizzando un approccio "between-subjects" 2x2, che ha coinvolto variabili indipendenti in quattro condizioni sperimentali diverse.

La raccolta dei dati è avvenuta attraverso un sondaggio online condotto in Italia nell' Agosto 2023, con una partecipazione di 190 individui che hanno completato il questionario.

La maggioranza dei partecipanti era di genere maschile (54,7%), e l'età media è stata di 25,84 anni. Il sondaggio conteneva un totale di 11 domande suddivise in tre sezioni, di cui due domande demografiche.

Nel corso dello studio, sono stati utilizzati quattro stimoli visivi diversi per rappresentare le condizioni sperimentali, ciascuno corrispondente a una combinazione delle variabili indipendenti (chatbot/no chatbot e stile linguistico elaborato/moderno). Al fine di evitare possibili distorsioni cognitive e influenze legate al sentiment verso un brand, tutti e quattro gli scenari sono basati su mock-up di menù o su interazioni immaginarie con un brand fittizio.

In particolare, sono state create simulazioni di immagini statiche del menù utilizzando l'applicazione "Canva". Mentre, il video che illustra l'interazione con il chatbot "Chef Alfredo" è stato realizzato mediante l'uso della piattaforma "Landbotio" per la creazione del bot e successivamente pubblicato su "YouTube" per condividere l'interazione con i partecipanti.

I dati raccolti sono stati successivamente sottoposti a un'analisi dettagliata.

Inizialmente, è stata condotta un'analisi fattoriale per esaminare le relazioni tra le variabili del modello. Successivamente, sono stati effettuati test di affidabilità per verificare la coerenza dei dati.

Le analisi statistiche hanno confermato alcune importanti scoperte.

In particolare, è emerso che la visualizzazione del menù con un chatbot ha un effetto positivo sull'intenzione di acquisto e sul passaparola dei consumatori.

Inoltre, uno degli aspetti interessanti dello studio è stato l'effetto mediato della "novità percepita". In altre parole, la presenza del chatbot ha aumentato la percezione di novità nei consumatori, e questo fattore ha poi influenzato l'intenzione di acquisto in modo positivo.

Ciò suggerisce che l'elemento di innovazione rappresentato dal chatbot ha un impatto significativo sul comportamento dei consumatori.

Un altro aspetto importante è emerso dalla moderazione dello stile linguistico, quest' ultimo ha influenzato l'effetto della visualizzazione del menù sulla novità percepita.

Questo significa che il modo in cui le informazioni vengono presentate linguisticamente può amplificare o attenuare l'impatto del chatbot sulla percezione di novità.

Questi risultati forniscono una prospettiva importante per le strategie di marketing e le pratiche di presentazione dei prodotti o servizi.

Conclusioni finali

I risultati hanno rivelato una serie di importanti conclusioni:

- *Effetto positivo del chatbot sulla Purchase Intention:* La presenza di un chatbot per la visualizzazione del menù ha avuto un effetto positivo e significativo sulla propensione all'acquisto dei consumatori. Questo suggerisce che l'uso di tecnologie interattive, come i chatbot, può influenzare positivamente la decisione di acquisto dei clienti nei ristoranti;
- *Effetto positivo del chatbot sulla Word of Mouth:* Inoltre, l'uso di chatbot ha anche avuto un impatto positivo e significativo sul passaparola dei consumatori. Questo indica che i clienti che hanno interagito con un chatbot per visualizzare il menù sono più propensi a condividere la loro esperienza in maniera positiva, con gli altri;
- *Ruolo della Perceived Novelty:* La "novità percepita" derivante dalla modalità di presentazione del menù è emersa come un mediatore significativo in questa relazione. Questa variabile ha contribuito a spiegare il motivo per cui l'uso del chatbot ha avuto un impatto positivo sulla propensione all'acquisto e sul passaparola.
- *Ruolo del linguaggio come Moderatore:* Il tipo di linguaggio utilizzato nel menù, sia esso elaborato o moderno, ha avuto un effetto di moderazione significativo in questa relazione. Ciò indica che il linguaggio utilizzato in combinazione con il chatbot può amplificare o attenuare l'impatto della novità percepita sul comportamento dei consumatori. Ad esempio, un linguaggio elaborato (linguaggio da chef) potrebbe aumentare ulteriormente la percezione di novità.
- *Mediazione completa:* I risultati confermano la presenza di una mediazione completa, il che significa che la novità percepita spiega completamente l'effetto del chatbot sulla propensione all'acquisto e sul passaparola.

Questi risultati forniscono importanti indicazioni per gli operatori di settore che desiderano migliorare la loro strategia di presentazione dei menù e sfruttare le potenzialità delle tecnologie interattive per migliorare l'esperienza complessiva dei clienti.

Implicazioni Manageriali

L'introduzione di un chatbot nel settore della ristorazione offre un'opportunità significativa per migliorare l'esperienza dei clienti, aumentare le vendite e promuovere il passaparola.

Allo stesso tempo, offre un vantaggio competitivo attraverso la personalizzazione, l'adattamento al pubblico, la registrazione dei contatti e l'adattabilità scalabile. Inoltre, il costo per la realizzazione di un servizio di chatbot è relativamente basso, grazie all'ausilio di piattaforme sul web.

Tuttavia, esistono anche una serie di svantaggi da considerare. L'utilizzo di questa tecnologia potrebbe portare alla perdita dell'esperienza di esplorazione del menù, poiché la modalità di interazione potrebbe limitare l'approfondimento dell'offerta.

Alcuni clienti potrebbero non essere pronti a rinunciare all'approccio tradizionale di esplorazione e ordinazione, richiedendo un adattamento graduale alla nuova esperienza virtuale.

Alla luce di ciò, una strategia consigliabile sarebbe quella di introdurre il servizio di chatbot come complementare al servizio tradizionale. Questo approccio permetterebbe di soddisfare al meglio le esigenze dei diversi segmenti di clientela e allo stesso tempo di ridurre al minimo gli svantaggi che potrebbero derivare dall'adozione esclusiva del servizio di chatbot.