

Corso di laurea in Economia e Management

Cattedra Marketing

L'Hyper-Personalization Strategy: Come le NextTech Hanno Modificato il Marketing e l'Interazione con i Clienti

| Prof. Matteo De Angelis | Livia Mihalca Matr. 277711 |
|-------------------------|----------------------------|
| RELATORE | CANDIDATO |

Indice

| Introduzione | 1 |
|--|----|
| Capitolo 1 - L'Hyper-Personalization Strategy | 2 |
| 1.1 L'hyper-personalization e le fondamenta strategiche | |
| 1.2 La raccolta dati e la gestione dei touchpoint | |
| 1.2.2 Real-time Data Analytics | 6 |
| 1.2.3 Behavioural Analytics | 7 |
| 1.3 Intelligenza Artificiale e Machine Learning: infrastrutture per l'elaborazion dei dati | |
| personalizzazione | 11 |
| 1.3.2 Raccolta ed elaborazione dei dati: Autonomous Data Warehouse, | |
| Customer Data Platform (CDP) e Data Management Platform (DMP) | 12 |
| 1.3.3 Real Time Data Streaming | 15 |
| 1.4 Adaptive User Experience | |
| 1.4.2 AI ed Adaptive UX: Dynamic Experience Customization | 17 |
| 1.5 Privacy e governance dei dati nell'iper-personalizzazione | |
| 1.5.2 La personalizzazione e le sfide normative: GDPR e CCPA | 21 |
| 1.5.3 Soluzioni per una personalizzazione etica | 22 |
| Capitolo 2 - L'Iper-Personalizzazione nel Marketing 5.0: Dalla Segmentazion alla Customer Retention e il Rapporto tra l'Uomo e l'A.I | |
| 2.1 L'evoluzione del Marketing e la centralità del cliente | |
| 2.1.2 I principi del Marketing 5.0 e l'avvento delle NextTech | 31 |
| 2.1.3 Consumatori in Trasformazione: il generation gap e l'approccio alla | |
| tecnologia | 34 |
| 2.2 Dalla segmentazione tradizionale al segment of one | 36 |
| 2.2.1 La segmentazione e il targeting tradizionale | |

| 2.2.2 Data-driven Marketing ed il Segment of One | 38 |
|---|----|
| 2.2.3 Predictive Analytics e Propensity Modelling come strumento di | |
| segmentazione | 41 |
| 2.3 L'Hyper-Personalization come strategia di Customer Retention | 42 |
| 2.3.1 Relationship marketing e la Customer retention | |
| 2.3.2 A quali clienti offrire un' Hyper-Personalized Experience: analisi della | a |
| Customer Base tramite la matrice del Customer Life-Time Value | 44 |
| 2.3.3. L'Hyper-personalization per la Customer Loyalty e Brand Advocacy | 48 |
| 2.4 L'equilibrio tra l'AI e l'interazione umana nell'iper-personalizzazione della | |
| customer experience | |
| 2.4.2 Il <i>Parametric Reductionism</i> e la riduzione della complessità umana | |
| • | |
| Proposta di ricerca | 32 |
| Capitolo 3 - Ricerca: Analisi dei Fattori Determinanti la Propensione all'Iper | |
| Personalizzazione | 53 |
| 3.1 Definizione degli obiettivi di ricerca | |
| 3.2 Metodologia | |
| 3.2.1 Metodi statistici utilizzati | 55 |
| 3.3 Ipotesi e risultati di ricerca | 56 |
| 3.3.1 La determinante generazionale e la consapevolezza di una migliore | |
| esperienza d'acquisto | 56 |
| 3.3.2 Analisi dei contesti per l'iper-personalizzazione | 62 |
| 3.3.3 Privacy e predisposizione all'iper-personalizzazione | 68 |
| 3.4 Hyper-personalization variables framework | 72 |
| 3.7 Limiti della ricerca | 74 |
| 3.8 Prospettive future della ricerca | 74 |
| Conclusioni | 75 |
| Bibliografia | 76 |

Introduzione

Nel contesto attuale del mercato, le aziende si trovano ad affrontare una concorrenza sempre più agguerrita, alimentata dalla digitalizzazione e dalla costante evoluzione tecnologica. Contestualmente, i consumatori sono sempre più alla ricerca di offerte ed esperienze personalizzate. La frammentazione dell'attenzione e la sovrabbondanza di informazioni a cui i consumatori sono esposti, ha reso più difficile per i *brand* emergere ed instaurare un rapporto stabile e di fiducia con i propri clienti. Seppur la forte digitalizzazione abbia trasformato le dinamiche relative all'interazione tra i consumatori e le imprese, la moltitudine di dati generati dalle piattaforme digitali rappresenta per i *brand* un'opportunità quanto una sfida.

Per questo motivo, l'obiettivo della ricerca consiste nell'individuare quali aspetti delle relazioni con i clienti sono ad oggi più rilevanti per le imprese, e in quale assetto organizzativo e strategico queste ultime devono adottare per sfruttare i vantaggi che l'avvento delle NextTech nell'ambito del marketing digitale. Allo stesso modo, bisogna anche considerare le limitazioni e le problematiche che tale rivoluzione tecnologica porta con sé, tanto dal punto di vista pratico e delle risorse, quanto etico.

La metodologia prevista consiste nella somministrazione di un questionario ad un campione di utenti digitali, con l'obiettivo di conoscere le loro percezioni e comportamenti nei confronti di una strategia iper-personalizzata, guardando sia agli aspetti favorevoli che limitanti.

La tesi si articola in tre capitoli: il primo analizza le implicazioni manageriali che le aziende devono considerare per la realizzazione di una strategia di iperpersonalizzazione, il secondo invece consiste in una rassegna della letteratura scientifica sul tema; infine, il terzo presenta la metodologia e i risultati della ricerca empirica, proponendo un modello teorico che riassuma i risultati ottenuti.

Capitolo 1 - L'Hyper-Personalization Strategy

1.1 L'hyper-personalization e le fondamenta strategiche

L'Hyper-personalization consiste in un nuovo e sofisticato approccio al marketing e alla *customer experience*, adottato dalle aziende al fine di risultare più competitive negli attuali mercati digitali (c.d. *Digital Marketplace*).

Si assiste ad un'evoluzione nella personalizzazione dell'esperienza utente, sfruttando l'intelligenza artificiale, i big data e l'analisi comportamentale (c.d. Behavioral Analytics) per offrire contenuti, prodotti o servizi estremamente specifici e rilevanti per il singolo consumatore. Questo metodo va oltre la tradizionale segmentazione, integrando dati in tempo reale derivanti dalle interazioni degli utenti su vari canali, e dai risultati della Sentiment Analysis. Questa strategia permette la realizzazione della c.d. "Adaptive User Experience", sviluppando percorsi utente non più statici ma che cambiano in tempo reale per ogni consumatore. Rispetto ai convenzionali metodi di personalizzazione, che tendono a concentrarsi su i dati più generici del consumatore, l'iper-personalizzazione considera dei dati qualitativamente superiori che vengono raccolti in tempo reale dalle interazioni dei consumatori.

1.1.1 Presupposti per l'implementazione della strategia

Affinché un'organizzazione possa operare in un'ottica di iper-personalizzazione è necessario che presenti determinati presupposti tecnologici, strategici ed operativi.

Dal punto di vista tecnologico, poiché i Big Data sono centrali all'interno del processo, l'azienda deve essere dotata di strutture quali il *Data Warehousing* per raccogliere e rendere accessibili in un sistema unificato grandi quantità e varietà di dati, e avere la capacità di implementare soluzioni tecnologiche avanzate quali l'*Artificial Intelligence* ed il *Machine Learning*. La prima ha l'obiettivo di rendere possibile la comprensione degli interessi di acquisto per i vari gruppi di consumatori impegnandosi a proporre un'esperienza utente in linea con le proprie singole aspettative, rendendola quindi altamente personalizzata. Ciò è possibile grazie alla capacità dell'AI di apprendere e rielaborare quanto raccolto dai dati delle esperienze ed interazioni passate; inoltre, permette di gestire al meglio anche dati la cui origine è più complessa, come nel caso degli aspetti emozionali e psicologici dei consumatori

che spesso non sono riconducibili a dei modelli comportamentali predeterminati. Tale tecnologia necessita di essere integrata all'interno di un sistema di Machine Learning. "Tramite l'utilizzo congiunto dei modelli di *Automative Machine Learning* (AutoML) e *Machine Learning Operations* (MLOps), è possibile automatizzare tali attività e di applicare pratiche di monitoraggio, riaddestramento e *deployment* continui per adattare i modelli all'evoluzione dei dati e garantire elevate prestazioni nel tempo"¹. Queste tecnologie garantiscono che la previsione del comportamento dei consumatori tramite i modelli di ML sia accurata, evitando cali di performance dovuti alla variazione dei dati. In questo modo, si riduce il rischio che decisioni basate su modelli di predizione errati influenzino negativamente i processi di *decision-making*.

Tale processo sarà possibile solo con una forte integrazione ed interazione tra la divisione Marketing e commerciale con esperti di *computer science* che permettono un utilizzo ottimale delle tecnologie da implementare, con un occhio di riguardo sul loro continuo aggiornamento.

Tra i presupposti operativi e strategici individuiamo sicuramente la capacità di raccogliere dati di qualità, accurati e rilevanti, insieme alla presenza di una già avviata strategia di distribuzione omnicanale. I dati si differenziano per tipologia e provenienza, in base rispettivamente a quale è la natura delle interazioni e su quali canali si sono realizzate. Viene superato il solo utilizzo di dati statici e demografici, introducendo anche la raccolta di dati contestuali e comportamentali rilevati in tempo reale. Mentre i dati statici devono essere aggiornati periodicamente, le informazioni ottenute tramite i dati in tempo reale vengono raccolte, elaborate e utilizzate istantaneamente o con un ritardo minimo. Questo permette alle aziende di adattare le esperienze utente e rispondere rapidamente ai cambiamenti del comportamento dei clienti².

Un altro elemento fondamentale è l'utilizzo di una strategia omnicanale tramite la quale non si avverte più una distinzione tra canali online e offline, essendo invece percepiti come un ecosistema unificato. La sincronizzazione dei dati dei clienti su

3

¹ T. H. Davenport (2023), "Hyper-Personalization for Customer Engagement with Artificial Intelligence", *Management and Business Review*, Vol. 3 (Issues 1&2), pp. 29-36.

² Frase generata con l'ausilio di ChatGPT.

ogni *touchpoint* permette a questi ultimi di muoversi tra i vari canali senza distinzione. Di conseguenza, l'omnicanalità permette di offrire un'esperienza unificata, fluida e coerente su tutti i punti di contatto con il *brand* per cui i benefici dell'iper-personalizzazione vengano percepiti e trasmessi ai consumatori nel modo migliore possibile. Tale esperienza di acquisto coesa e coerente getta le basi per la fedeltà del cliente, che presenta prospettive di crescita tramite l'iper-personalizzazione.

1.2 La raccolta dati e la gestione dei touchpoint

La strategia di iper-personalizzazione fa affidamento alla capacità dell'organizzazione di raccogliere e trasformare i dati dei consumatori in esperienze personalizzate, assolvendo quindi a due funzioni specifiche: aumentare il valore dell'esperienza vissuta e l'*engagement*. Affinché questo sia possibile, bisogna poter conoscere i consumatori con un certo grado di profondità utilizzando dei *consumer insights* che considerino la raccolta di tre tipologie di dati: l'identità del consumatore, la sua contattabilità e tracciabilità³.

In questo ambito l'elemento di differenziazione tra l'iper-personalizzazione e le altre strategie risiede proprio nella qualità dell'informazione sull'identità del cliente. Non sono più sufficienti i suoi dati anagrafici ma bisogna conoscere la sua psicologia e le sue abitudini di acquisto in modo ancora più dettagliato, e trasformare queste conoscenze nuove in un *output* esperienziale adatto alle esigenze del singolo consumatore. Bisognerà quindi servirsi di analisi che prevedano un monitoraggio nel lungo termine del *Sentiment* dei consumatori in merito alle loro opinioni ed emozioni espresse sull'utilizzo dei prodotti, servizi ed esperienze offerte. È quindi evidente l'importanza della risonanza emotiva di quest'ultime, in quanto permette di migliorare *l'engagement* e la fidelizzazione del consumatore. Per questo motivo, l'utilizzo di dati raccolti in tempo reale risulta determinante per comprendere gli utenti ad un alto livello di dettaglio.

⁻

³ J. M. Valdez Mendia & J. J. A. Flores-Cuautle (2022), "Toward Customer Hyper-Personalization Experience - A Data-driven Approach", *Cogent Business & Management*, Vol. 9 (issue 1), pp. 1-16.

1.2.1 Framework I-C-T

I tre pilastri fondamentali per la raccolta dei dati finalizzata alla realizzazione dell'iper-personalizzazione sono: Identità, Contattabilità e Tracciabilità dei consumatori (*ivi*, p. 3).

Figure 1. Relationship among the three pillars of the hyperpersonalization.

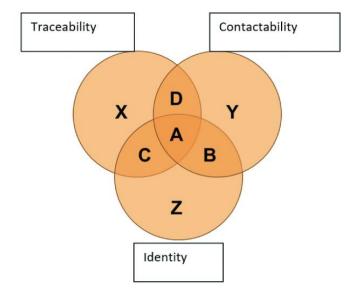


Figura 1 - Framework I-C-T (J. M. Valdez Mendia & J. J. A. Flores-Cuautle (2022))

L'identità consiste in informazioni personali quali: nome, cognome, data di nascita, genere, codice fiscale e tutti i dati necessari per autenticare l'identità di un soggetto. La Contattabilità comprende tutte le informazioni necessarie ad instaurare una comunicazione sia *online* che *offline* con il cliente, come per esempio l'indirizzo di residenza e il numero di telefono. Infine, la Tracciabilità registra le interazioni tra il consumatore e l'azienda, e si distingue in due tipologie: dato transazionale e visita del consumatore sulla piattaforma *online* o *in store*. Il primo evidenzia la presenza di un'interazione perfezionata da una transazione d'acquisto, mentre il secondo descrive la visita del consumatore sulle piattaforme senza però essersi realizzato alcun acquisto (*ibidem*).

La raccolta di tutte e tre le tipologie di dati permette alle organizzazioni di individuare e riassumere tali informazioni in sette stadi rappresentanti il grado di conoscenza del consumatore. Questi stadi, inoltre, variano in base all'industria considerata e al business model adottato dall'impresa. Le aziende che per natura necessitano di una maggiore vicinanza al consumatore finale tenderanno a concentrarsi nello stadio A che rappresenta il livello di massima raccolta e conoscenza dei dati dei consumatori.

In base alla situazione di partenza, le aziende possono realizzare delle strategie che permettono il passaggio verso gli altri stadi a prescindere dall'industria di appartenenza o dal business model adottato. L'obiettivo, al fine di poter implementare strategie di *hyper-personalization*, consiste nel raggiungimento dello stadio A per cui sono state raccolte tutte e tre le tipologie di dati necessari. Tale migrazione è possibile individuando la tipologia di dati mancanti e provvedere nella loro raccolta. Gli stadi A e D permettono la realizzazione di un *output* personalizzato, ma soltanto lo stadio A rappresenta l'opportunità di iper-personalizzazione ricercata dalle aziende (*ivi*, p. 3).

La raccolta di questi dati è stata facilitata dall'introduzione di tecnologie digitali all'interno dei *touchpoint online*. Infatti, i business model che fanno affidamento principalmente a *touchpoint* fisici dovrebbero considerare un maggior impegno verso quegli strumenti che permettono una maggiore e migliore raccolta dei dati.

1.2.2 Real-time Data Analytics

L'analisi in Tempo Reale consiste nell'utilizzo di strumenti e processi per raccogliere, analizzare e rispondere immediatamente alle informazioni derivanti dalle interazioni dei clienti nei vari *touchpoint*, sia fisici che digitali. Questo approccio è fondamentale per ottimizzare l'esperienza utente tramite l'iper-personalizzazione, la quale insieme all'analisi dei diversi dati, tra cui anche quelli storici, permette la realizzazione di *user experience* che si adattano al comportamento del cliente facendo riferimento alle interazioni attuali e passate insieme alla possibilità di prevedere anche quelle future. Anche l'esperienza omnicanale e le comunicazioni di marketing vengono migliorate, creando nel complesso un maggior valore per il consumatore.

Esistono due tipi di analisi in tempo reale: l'analisi *on-demand* e l'analisi *continua*. Nel primo caso, il sistema fornisce risultati analitici solo quando un utente o un'applicazione invia una *query*. Nel secondo caso, i dati vengono acquisiti, elaborati e analizzati in modo costante e senza interruzioni, man mano che vengono generati⁴. A differenza dell'analisi *on demand*, l'analisi *continua* opera in modo ininterrotto

_

⁴ Dario Partenope, Guida completa ai Real-Time Analytics, Selda Informatica, 19 luglio 2024, https://www.selda.net/blog-analytics-business-intelligence/guida-completa-ai-real-time-analytics/

permettendo un monitoraggio costante e aggiornamenti istantanei fornendo *insights* immediati (*ibidem*). Ai fini dell'iper-personalizzazione, questo secondo metodo risulta indispensabile in quanto caratterizzato da una bassa latenza che permette di analizzare le informazioni quasi istantaneamente, e da un'alta scalabilità per cui è possibile gestire grandi volumi di dati provenienti da più fonti contemporaneamente. Inoltre, tramite l'automazione e all'integrazione dell'Intelligenza Artificiale, è possibile rilevare *pattern* e anomalie in tempo reale.

La Real Data Analysis permette la realizzazione del c.d. Automated Decision Making (ADM). Quest'ultimo consiste in un processo in cui le decisioni vengono prese in modo autonomo da sistemi informatici senza intervento umano, basandosi su algoritmi, modelli di intelligenza artificiale e analisi dei dati. In questo ambito rientrano i c.d. Recommendation System5, ovvero un algoritmo AI associato al Machine Learning che utilizza i Big Data per suggerire e raccomandare l'acquisto di prodotti che altrimenti il consumatore avrebbe trovato con più difficoltà. Basandosi su dati raccolti dalle interazioni passate, sulle caratteristiche del consumatore e avendo la capacità di predire i comportamenti ed interessi futuri di quest'ultimo, tale sistema concorre a migliorare l'esperienza ed il livello di personalizzazione del experience. In questo ambito, tra le varie analisi che si possono realizzare utilizzando anche i dati in streaming, rientra la c.d. Context filtering. Quest'ultima prevede l'analisi delle sequenze di azioni messe in atto dal consumatore nel contesto attuale, per predire la probabilità dell'azione successiva. Così facendo, il percorso che il cliente seguirà all'interno del touchpoint risulterà personalizzato, sia in termini di prodotto offerto che di contenuto proposto, in funzione alle sue interazioni attuali e passate.

1.2.3 Behavioural Analytics

Data la forte concorrenza dei mercati attuali, l'iper-personalizzazione è sempre più adottata dalle aziende soprattutto nell'ambito del digital marketing e dell'ecommerce dove la concorrenza e la differenziazione tra gli attori del mercato dipende dalla capacità di trasmettere agli utenti esperienze significative e coinvolgenti.

⁵ Irene Di Deo, Big Data: I Real Time Analytics dalla teoria alla pratica, 13 maggio 2024, https://blog.osservatori.net/it it/real-time-analytics

Per questo motivo, i dati raccolti tramite la c.d. *Emotion Analysis* e la c.d. *Long Term Sentiment Tracking Analysis* rappresentano una fonte di vantaggio per le imprese.

Il cuore dell'*Hyper-Personalization* risiede nella capacità di comprendere i consumatori in modo approfondito, assicurando che le loro preferenze e stati emotivi influenzino la loro esperienza sulle interfacce digitali⁶. Per questo, un'analisi del comportamento dei clienti non può limitarsi a una categorizzazione rigida delle emozioni in positive, negative o neutre, né basarsi esclusivamente sulle reazioni immediate. Infatti, è essenziale considerare l'evoluzione delle emozioni, delle opinioni e dei comportamenti nel tempo.

Tramite la c.d. Behavioural Analytics è possibile monitorare le attività dell'utente considerando aspetti quali i click streams, le modalità di navigazione e la cronologia degli acquisti per scoprire le preferenze del singolo e verificare la presenza di trend nel comportamento. L'iper-personalizzazione richiede una capacità di adattamento e risposta immediata agli input forniti da quest'ultimo, e l'Emotion Analysis consente di far leva su questa necessità. Questa analisi consiste in un processo di identificazione e rilevazione da elementi testuali, immagini e suoni delle emozioni umane. Con l'introduzione dell'intelligenza artificiale si è sviluppata una branca dell'analisi denominata Emotion AI. Quest'ultima prevede l'utilizzo dell'AI per insegnare alle macchine come comprendere e rispondere alle emozioni umane. Attualmente, l'Emotion analysis si basa principalmente sull'analisi testuale, diretta espressione dell'opinione del consumatore, per analizzare gli stati emotivi e il comportamento del soggetto durante l'interazione. Nel 1980 James Russell sviluppò il c.d. Modello Circomplesso⁷ (Fig.2) rappresentando le emozioni umane lungo due dimensioni: la Valenza (Valence) ed il Livello di Attivazione (Arousal). La prima indica quanto un'emozione sia positiva o negativa, mentre la seconda misura il grado di stimolazione del sistema nervoso associato all'emozione suscitata. Le emozioni

.

⁶ R. K. Para (2024), "Hyper-Personalization Through Long-Term Sentiment Tracking in User Behavior: A Literature Review", *Journal of Al-Powered Medical Innovations*, Vol. 3, No. 1, pp. 53-66.

⁷ Fournier-Viger, P., Hassan, A., Bellatreche, L. (2022). Model And Data Engineering. Springer, Cairo.

non sono viste come categorie discrete, ma come punti di un *continuum* dimensionale; per cui non sono rigide ma ne esistono diverse sfumature.

Nel caso dell'*Hyper-personalization*, questo framework può essere utilizzato affinché i sistemi di personalizzazione possano adattare i propri contenuti in base alla posizione emozionale dell'utente e migliorare l'interazione uomo-macchina adattando le esperienze in modo più empatico e reattivo.

L'*Emotion analysis* con riferimento al modello di Russell (Fig. 2) permette di comprendere più a fondo quanto sia complesso cogliere le emozioni del consumatore e quanto è sempre più importante avere una visione su un orizzonte temporale più ampio per comprendere meglio tali dinamiche psicologiche.

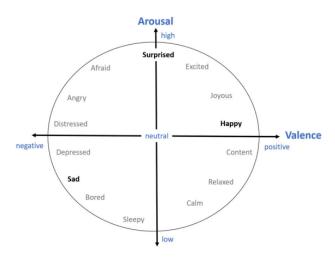
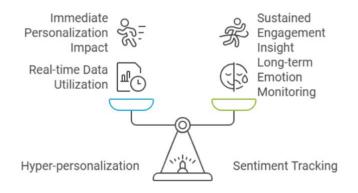


Figura 2 - Modello Circomplesso di Russell (1980)

Per aumentare il livello di personalizzazione, il *Long-Term Sentiment Tracking* permette di analizzare più approfonditamente gli stati emotivi dell'utente in intervalli di tempo di medio e lungo termine al fine di comprendere le evoluzioni del suo sentiment lungo l'intera *customer experience*. Questo approccio orientato ad una visione di medio-lungo termine permette di ottenere una più ricca e olistica comprensione del comportamento dell'utente, i cui risultati si concretizzano in una maggior engagement del consumatore tramite esperienze emotivamente più risonanti (*ivi*, p. 7).

Per monitorare il *sentiment* dei consumatori, esistono diversi modelli che si contraddistinguono in base al livello di complessità dell'analisi e alla flessibilità del modello al contesto di indagine. Tra questi si individuano i c.d. *Transformer-based*

Methods, ovvero dei modelli di apprendimento automatico che utilizzano l'attenzione per elaborare sequenze di *input*, come le sequenze di parole in un testo, e permette al modello di prestare maggiore attenzione alle informazioni più rilevanti (*ivi*, p. 7). Così i *transformer* sono in grado di catturare le sfumature del linguaggio naturale, come l'ironia e le ambiguità, che possono influenzare la comprensione del sentimento di un testo. Tale tecnologia è capace di operare anche in presenza di strutture linguistiche complesse, di comprendere il contesto in cui il *sentiment* è espresso e cogliere i cambiamenti di quest'ultimo nel corso del tempo. I *transformer* risultano inoltre anche più efficienti in termini di elaborazione in quanto utilizzano un'architettura senza *feedback*, ovvero non considerano l'*output* precedente come *input* (a differenza delle reti neurali ricorrenti, RNN).



Balancing Immediate Personalization with Long-term Emotional Insights

Figura 3 - Equilibrio tra hyper-personalization e l.t. sentiment tracking (R. K. Para (2024))

Seppur l'*Emotion analysis* si concentri su momenti specifici dell'interazione dell'utente con le piattaforme dell'impresa, mostrandosi quindi utile per la personalizzazione immediata rispondendo agli stati emotivi dell'utente nell'istante in cui vengono rilevati, questa tipologia d'analisi non necessariamente riflette il *sentiment* generale dell'utente. Di conseguenza, è necessario sviluppare anche un'analisi di *Sentiment Tracking* nel lungo periodo. Infatti, solo attraverso un equilibrio tra questi due elementi che un'azienda può offrire un'esperienza realmente distintiva, rafforzando così la fidelizzazione del cliente.

Una soluzione ideale consiste nell'integrare queste due analisi riuscendo a combinare una personalizzazione immediata con strategie di engagement basate su *trend* a lungo termine.

1.3 Intelligenza Artificiale e Machine Learning: infrastrutture per l'elaborazione dei dati

In un contesto di forte evoluzione tecnologica verso la nuova industria 5.0, l'Intelligenza Artificiale (AI) ed il *Machine Learning* (ML) rappresentano due tecnologie fondamentali per restare al passo con lo sviluppo tecnologico in atto e permette alle imprese di assolvere a due necessità: usufruire dei vantaggi strategici legati alla conoscenza approfondita dei propri consumatori grazie alla capacità di raccogliere ed analizzare una grande quantità di dati, e rendere più efficienti i propri processi interni. Entrambi gli obiettivi permettono alle aziende di conseguire un vantaggio competitivo sostenibile nel tempo.

1.3.1 Introduzione all'AI e al Machine Learning per le strategie di iperpersonalizzazione

È fondamentale distinguere in modo chiaro la differenza tra AI e Machine Learning, in quanto spesso i due termini vengono utilizzati in modo intercambiabile.

"L'Intelligenza Artificiale è un insieme di tecnologie implementate in un sistema permettendogli di ragionare, apprendere e agire per risolvere un problema complesso. Inoltre, è in grado di imitare le funzioni cognitive associate all'intelligenza umana come leggere, comprendere e rispondere al linguaggio scritto e analizzare dati"⁸.

"Il *Machine Learning* è un sottoinsieme dell'intelligenza artificiale che consente automaticamente ad una macchina o a un sistema di apprendere e migliorare dall'esperienza. Tale tecnologia utilizza algoritmi per analizzare grandi quantità di dati, apprendere dagli insight e prendere decisioni consapevoli. Gli algoritmi di cui fa uso il ML migliorano le proprie prestazioni nel tempo man mano che vengono addestrati ed esposti a quantità di dati sempre maggiori" (*ivi*, p. 10).

⁸ Google Cloud (s.d.) Artificial intelligence vs Machine Learning, disponible su: https://cloud.google.com/learn/artificial-intelligence-vs-machine-learning

Queste tecnologie utilizzate congiuntamente facilitano l'elaborazione di dataset complessi necessari alla realizzazione di strategie volte all'iper-personalizzazione, grazie alla loro capacità e velocità esecutiva, garantendo un elevato livello di accuratezza.

1.3.2 Raccolta ed elaborazione dei dati: Autonomous Data Warehouse, Customer Data Platform (CDP) e Data Management Platform (DMP)

Considerata l'elevata quantità di dati da raccogliere e la loro diversa natura, le aziende devono dotarsi di strumenti e strutture informatiche adatte a immagazzinare e analizzare le informazioni, sempre più complesse, dei propri clienti. Di seguito verranno analizzati i diversi sistemi di elaborazione e analisi dei dati, che negli ultimi anni si sono evoluti integrando anche algoritmi di AI ed il Machine Learning.

Autonomous Data Warehouse

Ad oggi, le imprese sono inevitabilmente dotate di un sistema di Data Warehouse che centralizza e consolida grandi quantità di dati storici; inoltre, tale struttura è dotata di capacità analitiche che permettono la realizzazione di importanti insight. Questo sistema nasce alla fine degli anni 80' del Novecento, diventando sempre più efficiente nel corso dei decenni, è diventato sempre più efficiente. Infatti, ad oggi, "l'espansione dei Big Data e l'applicazione di nuove tecnologie digitali stanno favorendo il cambiamento nell'ambito dei requisiti e delle capacità dei Data Warehouse" ⁹.

L'ultima evoluzione consiste nel c.d. Autonomous Data Warehouse (ADW) ovvero una soluzione di archiviazione e gestione dei dati basata sul cloud, progettata per essere auto-gestita, auto-scalabile e auto-sicura riducendo la necessità dell'intervento umano grazie all'integrazione dell'AI nel sistema¹⁰. Tale infrastruttura è in grado di sostenere la variabilità e il volume dei dati considerati all'interno del processo di analisi, e rendere quest'ultima fase ancora più veloce. Questi aspetti sono fondamentali per la divisione marketing che risulterà essere meno dipendente dagli specialisti IT, in quanto permette ai team in questione di accedere rapidamente agli insight e di interrogare tramite delle *query* il database in tempo reale senza intervento

⁹ Oracle Italia (s.d.), *What Is Data Warehouse?* disponible su: https://www.oracle.com/it/database/what-is-a-data-warehouse/

¹⁰ Frase generata con l'ausilio di ChatGPT

manuale (*ibidem*). Anche se l'ADW ottimizza la gestione dei dati, comunque sono necessarie delle competenze analitiche per poter interpretare al meglio le informazioni ottenute dal sistema al fine di sviluppare delle strategie coerenti. Infatti, l'integrazione del Machine Learning permette di ottenere degli insight sui clienti sempre più aggiornati, funzionali per la realizzazione di *content* personalizzati e per la progettazione di esperienze utente uniche. Inoltre, tale sistema fornisce numerose informazioni in termini di previsione del comportamento dei consumatori necessari per estrapolare dati quali, per esempio, il *Customer Lifetime Value* e il Tasso di abbandono.

Customer Data Platform e Data Management Platform

Tra gli strumenti di marketing e pubblicità troviamo rispettivamente il *Customer Data Platform* (CDP) e il *Data Management Platform* (DMP). Anche queste piattaforme si occupano di acquisire e organizzare i dati al fine di generare report che permettono di massimizzare i risultati di marketing grazie alle strategie realizzate sulla base delle informazioni ottenute.

Con riferimento al *Framework I-C-T* discusso in precedenza, i dati raccolti possono essere sia anonimi che identificativi. Al fine dell'iper-personalizzazione l'analisi deve focalizzarsi principalmente sui dati rappresentativi l'identità del cliente, non escludendo però le informazioni anonime che comunque elevano il livello di conoscenza dei consumatori da parte delle aziende. Per questo motivo, la CDP e la DMP devono operare congiuntamente.

"Una *Data Management Platform* raccogliere, segmenta e memorizza dati anonimi dei clienti provenienti da varie fonti" 11. Tale piattaforma viene utilizzata principalmente come strumento *adtech* e permette di personalizzare le interazioni anche se i dati utilizzati sono di terze parti, come i *cookie*, e vengono memorizzati dal sistema per un breve periodo di tempo.

"Una Customer Data Platform (CDP) è un software che raccoglie e unifica i dati proprietari dei clienti provenienti da più fonti per creare una visione unica, coerente

¹¹ Oracle Italia (s.d.), *Quali sono le differenze tra CDP e DMP?* disponibile su: https://www.oracle.com/it/cx/customer-data-platform/what-is-cdp/cdp-vs-dmp/

e completa di ogni cliente"¹². Tale piattaforma considera dati comportamentali, transazionali e demografici, ed è in grado di immagazzinare anche i *real-time data* rendendoli immediatamente disponibili.

A differenza della DMP, progettata per la vendita, la CDP è progettata per il marketing. Seppur entrambe considerino sia dati proprietari, che di seconde e terze parti, la DMP si focalizza principalmente su quest'ultimi mentre la CDP predilige dati proprietari che identifichino i singoli clienti. Inoltre, la CDP memorizza i dati per lunghi periodi di tempo permettendo ai professionisti di realizzare strategie mirate all'instaurazione e rafforzamento delle relazioni con i clienti.

La CDP permette di raccogliere e unificare i dati proprietari, di gestire i dati proteggendo la *privacy* dei consumatori, e strutturare dei profili cliente su cui poi realizzare campagne di marketing. La centralizzazione dell'infrastruttura dati è fondamentale ai fini dell'iper-personalizzazione, poiché un'esperienza altamente personalizzata in uno *touchpoint* genera l'aspettativa di su tutti gli altri canali. Infatti, come evidenziato in precedenza, la realizzazione di una strategia omnicanalità è indispensabile per l'Hyper-personalization. In termini pratici, il CDP tramite la creazione di profili individuali unificati permette alla divisione marketing di sviluppare e fornire comunicazioni efficaci e personalizzate su tutti i canali. Infine, gli algoritmi di ML permettono di riconoscere ed eliminare dati duplicati ed eventuali errori al fine di rendere l'intero sistema ancora più efficiente.

L'articolazione dei canali e la varietà dei dati raccolti fanno si che i sistemi di marketing automatation trovino sempre più difficoltà nell'utilizzare i dati provenienti sia da canali online ed offline in quanto non sono progettati per distribuire campagne di marketing cross-canale su larga scala. È in questo ambito che la CDP risulta essenziale, in quanto riesce a immagazzinare dati da origini online e offline permettendo una visione a tutto tondo sul comportamento del consumatore e le sue decisioni anche in termini di preferenza del canale (ivi, p. 13). Questo permette alle

¹² Oracle Italia (s.d.), Che cos'è una Customer Data Platform (CDP)? disponibile su: https://www.oracle.com/it/cx/customer-data-platform/what-is-cdp/

aziende di individuare dove e come progettare una *customer experience* altamente personalizzata per il singolo cliente.

Differenza tra CDP e ADW

La Customer Data Platform è un software che si avvicina particolarmente alle esigenze di un professionista di marketing, in quanto è orientato alla realizzazione di una pratica di marketing ben precisa: instaurare e mantenere la relazione con il cliente, tramite interazioni efficaci e risonanti quali espressione di un maggior valore da trasmettere.

L'Autonomous Data Warehouse invece, si occupa di reportistica avanzata ed è uno strumento che, come già precedentemente evidenziato, richiede grandi capacità analitiche. La sua integrazione con l'AI ed il ML permette una maggiore ottimizzazione del servizio come *query* avanzate e la realizzazione di analisi predittive sui *Big Data*, ma il CDP nella prospettiva dell'iper-personalizzazione permette di analizzare dati in tempo reale e la sua automazione tramite l'integrazione dell'AI permette la c.d. "Segmentazione Dinamica" propria del *real-time marketing*; ed è proprio quest'ultimo aspetto che rappresenta una delle sfide per le aziende che vogliano realizzare una *user experience* iper-personalizzata. Spesso le organizzazioni adottano entrambi i sistemi per poter analizzare i dati e attivarli sui clienti.

1.3.3 Real Time Data Streaming

Il *Real-time Data Streaming* è l'elemento fondamentale per rendere la strategia di iper-personalizzazione concreta per il cliente. Sul piano pratico, questo approccio alla personalizzazione si realizza in un'esperienza utente indirizzata al cliente in ogni sua fase. Affinché questo sia possibile è necessario poter raccogliere ed analizzare dati in tempo reale per prendere decisioni istantanee che modifichino dinamicamente l'interfaccia web.

L'AI ed il *Machine Learning* in questo ambito permettono di realizzare delle *query* avanzate che producano *insight* immediati, da utilizzare per la progettazione automatica delle interazioni con l'utente. Inoltre, data la numerosità dei dati considerati, l'implementazione di queste tecnologie avanzate permette di abilitare algoritmi predittivi ottimizzando i processi computazionali e di analisi delle

informazioni, evitando il sovraccarico dei sistemi e il rallentamento delle risposte¹³. A sostegno dell'analisi in tempo reale c'è sempre un'analisi dei dati storici che permette di individuare degli schemi di comportamento e di prevedere quando si realizzeranno, così da velocizzare il processo e la successiva risposta alle azioni dei clienti.

I dati generati dalle attività degli utenti sui dispositivi, siti web e applicazioni, vengono trasformati e analizzati in tempo reale, permettendo di riconoscere *pattern* di comportamento e gli interessi dei consumatori, e di affinare la personalizzazione a un livello granulare. Tra gli algoritmi predittivi utilizzati troviamo: *Recommendation Systems* che, arricchiti dai dati qualitativamente superiori che *l'Hyper-personalization* richiede, permettono di suggerire contenuti che rispondano agli esatti interessi dei consumatori; in aggiunta vengono utilizzati dei *Predictive Analytics* che permettono di anticipare le azioni future grazie all'analisi delle attività passate.

1.4 Adaptive User Experience

1.4.1 Definizione della User Experience

La User Experience (UX) si definisce come "l'insieme di tutti quegli aspetti emozionali, psicologici e fisici che si verificano prima, durante e dopo l'interazione" (Donald Norman 1990)¹⁴.

L'importanza della *user experience* deriva da un approccio esperienziale al marketing che, superando la semplice promozione di prodotti o servizi, si concentra sulla generazione di emozioni, ricordi e valore tramite l'esperienza stessa. Tramite la creazione di interazioni che coinvolgano il cliente e catturino la sua attenzione, le imprese aumentano le possibilità di *engagement* e di fidelizzazione. Un'ottima UX è essenziale sia sui canali *online* quanto *offline* soprattutto quando l'azienda adotta una strategia omnicanale; infatti, in assenza di un'esperienza integrata tra *touchpoint*, verrebbe meno il senso di continuità che la contraddistingue.

16

¹³ Gadde H. (2024), "Al-Augmented Database Management Systems for Real-Time Data Analytics", *Revista De Inteligencia Artificial En Medicina*, Vol. 15 (01), pp. 616-649.

¹⁴ Bernardo Lecci, Cos'è la User Experience, TSW, 30 luglio 2019, https://www.tsw.it/journal/ricerca/cosa-e-la-user-experience/

Secondo il modello di Peter Morville denominato *UX Honeycomb*, un'UX corretta deve essere: utile, usabile, accessibile, desiderabile, credibile, trovabile e preziosa. In questo modo, l'esperienza risulta fluida, semplice ed intuitiva, oltre ad essere funzionale e rispondere ad ogni bisogno del consumatore durante il suo percorso d'acquisto. Allo stesso tempo, data la crescente competizione per catturare l'attenzione dei consumatori, qualsiasi *touchpoint* come per esempio un'interfaccia *web*, deve generare un impatto emotivo positivo. Essere emotivamente risonanti è un aspetto determinante in quanto le emozioni influenzano i processi decisionali, stimolando la memoria e creando un legame più profondo con il consumatore. Infine, nel corso dell'esperienza bisogna stimolare l'interazione per trattenere il consumatore presso i touchpoint, e far si che nel tempo si sviluppi un senso di fiducia verso il brand.

L'iper-personalizzazione incontrando le aspettative e le necessità dei singoli, grazie ad una conoscenza approfondita degli stessi, rappresenta una possibilità di miglioramento della *user experience*. Tramite l'analisi di dati specifici e le tecnologie introdotte all'interno delle stesse strategie di marketing, è possibile ad oggi parlare di *Adaptive User Experience*.

1.4.2 AI ed Adaptive UX: Dynamic Experience Customization

Le numerose informazioni raccolte dai clienti consentono di creare contenuti specifici per ciascuno di loro, sperimentando una *user experience* che si adatta in tempo reale ai comportamenti e al contesto, personalizzando l'interazione in modo fluido e contestuale. L'AI ed il Real-Time Data Processing operano insieme permettendo rispettivamente l'apprendimento dei comportamenti dell'utente migliorando l'esperienza, e aggiornando l'interfaccia nell'immediato in risposta alle attività degli utenti e adattandosi alle loro esigenze. Il coinvolgimento sarà elevato ed il flusso esperienziale più fluido, favorendo nel breve termine l'acquisto del prodotto, e nel lungo termine una maggiore fidelizzazione.

Le piattaforme adattive fanno sì che gli utenti siano esposti a contenuti che rispondono ai loro bisogni, comportando una riduzione dello sforzo cognitivo necessario alla determinazione delle decisioni di acquisto. Questo facilita il processo di *decision making* dei consumatori velocizzando il processo e aumentando non solo

la possibilità del perfezionamento dell'acquisto ma legando il consumatore all'impresa anche su un piano emotivo data l'esperienza positiva.

Nell'ambito dell'iper-personalizzazione si parla spesso di *Next Best Action* (NBA) anziché di *Next Best Offer* (NBO)¹⁵, in quanto l'obiettivo non è soltanto quello di offrire il prodotto e servizio migliore ma di elevare l'esperienza utente ad un livello che permetta di rafforzare il legame con il cliente nel lungo termine.

La BNO ha come obiettivo la conversione immediata del consumatore, ma la BNA è cruciale per la fidelizzazione del cliente permettendo la crescita del *Customer Life-time Value*.

La *Next Best Action* fa riferimento alla possibilità di integrare all'interno della UX un sistema AI che suggerisce un acquisto, contenuti e azioni che migliorino l'esperienza del consumatore sia nella fase precedente alla vendita, sia in quella successiva. Questa maggiore assistenza e attenzione ai bisogni dei consumatori, permette di aumentare il valore percepito del prodotto o servizio. Aumentano le opportunità di cross-selling e up-selling, ed il consumatore è in grado di comprendere meglio le caratteristiche e le funzionalità del prodotto o servizio offerto (*ibidem*); inoltre, viene ridotto il rischio di esperienze sfavorevoli che generano un passaparola altrettanto negativo, che rischiano di limitare le opportunità di fidelizzazione e l'entità della *customer base*.

1.5 Privacy e governance dei dati nell'iper-personalizzazione

1.5.1 Il Paradosso della Personalizzazione

Il paradosso della personalizzazione, conosciuto come *Personalization-privacy* paradox, si riferisce ad una tensione persistente tra la necessità dell'impresa di

¹⁵ T. H. Davenport (2023), "Hyper-Personalization for Customer Engagement with Artificial Intelligence", *Management and Business Review*, Vol. 3 (Issues 1&2), pp. 29-36.

ottenere dati per realizzare contenuti personalizzati e la necessità dei consumatori di tutelare la propria privacy¹⁶.

Questa tensione accresce nel caso dell'iper-personalizzazione in quanto quest'ultima richiede una conoscenza del consumatore ad un livello ancora più approfondito rispetto alle tradizionali strategie. I consumatori accolgono favorevolmente le strategie di personalizzazione in quanto tramite i recommendation system, ad esempio, è possibile velocizzare il processo decisionale del cliente facilitando l'esperienza d'acquisto. Al tempo stesso, la preoccupazione per i propri dati personali derivante dalla possibilità di un loro uso improprio da parte delle aziende, e un'eccessiva personalizzazione che può risultare intrusiva, può e generare una maggiore avversione nel consumatore verso queste strategie.

Per comprendere meglio questo paradosso è essenziale condurre l'analisi sulla sensibilità dei consumatori in materia di *privacy* includendo aspetti derivanti dall'economia dell'attenzione (*ibidem*). Quest'ultima fa riferimento al modo in cui gli esseri umani sono in grado di gestire le innumerevoli informazioni a loro disposizione. In questo caso è stato dimostrato che una personalizzazione troppo incisiva che interferisce con i processi cognitivi, andando a disturbare il naturale processo decisionale del consumatore, devia l'attenzione di quest'ultimo dal contenuto iper-personalizzato alla modalità con cui l'impresa ha ottenuto i dati per la realizzazione dello stesso, comportando distrazione e resistenza, e aumentando la preoccupazione sulla salvaguardia della propria *privacy*. Per questo motivo, le modalità con cui le aziende richiedono i dati incidono sulla propensione dei consumatori a concederne il trattamento; infatti, quando i consumatori sono chiamati attivamente a fornire il proprio consenso (*opt-in*), percepiscono di avere un maggior controllo sul processo. Questo aspetto riduce le preoccupazioni sulla privacy redendo le persone più recettive ai *content* personalizzati.

_

¹⁶ J. Cloarec (2020), "The personalization–privacy paradox in the attention economy", *Elsevier*, Vol.161, pp. 1-5.

Paradosso della personalizzazione: il framework

Garantire un maggior controllo sulla divulgazione dei propri dati permette ai consumatori di avere minori incertezze e sentirsi meno vulnerabili.

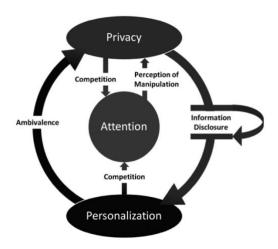


Figura 4 - Paradosso della Personalizzazione nell'Economia Comportamentale (J. Cloarec (2020))

Quando le strategie di personalizzazione sono efficaci, i consumatori tendono ad essere più propensi alla divulgazione dei propri dati in funzione di un maggior valore percepito e riconosciuto in una *customer experience* adeguata alle proprie esigenze. Tuttavia, all'aumentare del livello della personalizzazione come nel caso dell'hyperpersonalization, sono necessari una quantità sempre più elevata di dati e se i consumatori percepiscono che i loro dati vengono sfruttati eccessivamente o senza un loro consenso esplicito, la loro fiducia nei confronti dei *brand* diminuisce così come anche il loro consenso alle successive divulgazioni delle proprie informazioni. Poiché la personalizzazione diventerebbe meno efficace, le aziende iniziano a competere per l'attenzione dei consumatori realizzando strategie di marketing aggressive al fine di massimizzare *l'engagement*. In realtà questa reazione porta soltanto ad un aumento della resistenza dei consumatori alla condivisione dei propri dati in quanto si sviluppa un senso di vulnerabilità e manipolazione (*ivi*, p. 18).

Il ciclo presenta quindi un'ambivalenza: da una personalizzazione efficace apprezzata dai consumatori, si sviluppa in quest'ultimi anche una preoccupazione sulla sicurezza delle proprie informazioni scaturito da un'eccessiva realizzazione della strategia stessa.

1.5.2 La personalizzazione e le sfide normative: GDPR e CCPA

Nella realizzazione di strategie che richiedono l'utilizzo di diverse tipologie di dati, da quelli più generici a quelli più personali, è fondamentale considerare anche le normative volte a tutelare i consumatori. Sono due le principali regolamentazioni da dover considerare in materia di protezione dei dati personali: il *General Data Protection Regulation* (GDPR) promulgato nel 2018 e valido all'interno dell'Unione Europea, ed il *California Consumer Privacy Act* (CCPA) in vigore dal 2020 e applicato alle aziende che operano in California che soddisfano determinati criteri.

Il GDPR viene applicato a tutte le aziende che trattano dati dei cittadini dell'UE, imponendo regole in merito alla loro raccolta, archiviazione ed elaborazione. Inoltre, tale documento specifica: "I dati non possono essere raccolti per qualsiasi iniziativa ma solo per scopi specifici ed esplicitati nel consenso tramite un'informativa¹⁷".

La normativa prevede: la richiesta del consenso esplicito ed informato da parte dei consumatori per la raccolta e l'utilizzo dei dati, e riconosce all'interessato il diritto di accesso e all'oblio. Nel primo caso "il consumatore (l'interessato) ha il diritto di ottenere dal titolare del trattamento la conferma che sia o meno in corso un trattamento di dati personali che lo riguardi e ottenere l'accesso ai propri dati insieme a diverse informazioni tra le quali conoscere i destinatari o le categorie di destinatari a cui vengono comunicati i dati personali¹⁸".

Con il diritto all'oblio invece, "L'individuo ha il diritto di revocare in qualsiasi momento il consenso precedentemente accordato per il trattamento dei dati sensibili¹⁹", oltre a poterlo revocare quando viene meno la finalità del trattamento.

Il CCPA è una normativa meno restringente che si applica a quelle aziende che operano nello Stato della California che non solo raccolgono dati dai consumatori californiani ma il cui fatturato dipende anche dalla vendita degli stessi. A differenza del GDPR il CCPA non prevede l'obbligo di consenso esplicito, risultando più

¹⁸ Altalex (s.d.), Art. 15 GDPR – Diritto di accesso dell'interessato, disponibile su: https://www.altalex.com/documents/news/2018/04/12/articolo-15-gdpr-diritto-di-accesso-dell-interessato

¹⁷ Ipsoa (s.d.), GDPR, disponibile su: https://www.ipsoa.it/wkpedia/gdpr

¹⁹ Brunella Martino, Diritto all'oblio GDPR cos'è e come si esercita, Legal for Digital, 19 giugno 2024, https://legalfordigital.it/gdpr/diritto-alloblio-gdpr/

permissivo rispetto alla normativa europea, ma introduce il c.d. "Diritto di *Opt-out*" per cui gli utenti possono rifiutare la vendita dei propri dati personali.

Entrambe le normative presentano dei limiti all'applicazione di strategie quali l'hyper-personalization, in quanto risulta più difficile per le aziende raccogliere informazioni più dettagliate sui consumatori oltre alla possibilità che quest'ultimi non siano in generale propensi alla loro condivisione. Per questo motivo, è importante far si che gli utenti sviluppino un senso di fiducia verso le aziende e che queste ultime raggiungano un livello di trasparenza nella dichiarazione delle finalità pratiche tale da ridurre l'incertezza e la vulnerabilità percepita dai consumatori.

1.5.3 Soluzioni per una personalizzazione etica

Nel perseguire strategie di iper-personalizzazione, le imprese devono bilanciare due necessità: l'aumento del livello di engagement dei consumatori e la necessità di tutelare la loro privacy.

Di seguito sono riportate diverse soluzioni per trattare al meglio i dati sensibili dei consumatori, considerando anche il rispetto dei principi normativi del GDPR e del CCPA.

Zero-party Data e First-party Data

I dati che le aziende possono utilizzare si distinguono principalmente in: zero-party, first-party, second-party e third party data. La loro distinzione deriva dalla modalità con cui questi dati vengono raccolti, se per iniziativa del consumatore oppure se ottenuti da provider o seconde aziende.

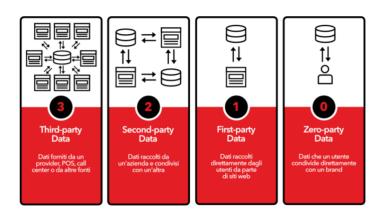


Figura 5: le quattro tipologie di dati, (Giulio Colnaghi dicembre 2023)

L'obbligo di trasparenza e di informazione in capo alle imprese verso i propri consumatori, porta le stesse a preferire dati quali gli zero-party ed i first-party per la realizzazione di contenuti iper-personalizzati senza mancare della tutela di privacy degli utenti.

"I Zero-party data sono i dati che i clienti condividono volontariamente e in modo proattivo con un'azienda, attraverso sondaggi, moduli di feedback, comunicazioni dirette e programmi di membership²⁰". Sono inclusi in questa categoria anche le informazioni raccolte durante il processo di registrazione ai programmi *loyalty*. Per cui il principio del consenso esplicito al trattamento dei dati previsto dal GDPR viene rispettato. È importante però che l'azienda ne garantisca la possibilità di revoca tramite operazioni semplici per il consumatore, e quest'ultimo deve poter decidere se impedire o meno la vendita dei propri dati.

"I First-party data sono le informazioni raccolte direttamente da un'azienda dalla propria audience. È la tipologia di dati più preziosa poiché è di proprietà e di controllo dall'azienda stessa" (*ibidem*). Questi vengono raccolti tramite l'analisi delle piattaforme web dell'impresa come: il numero di visite, i *click* ed il *Time on page* ovvero la durata media di permanenza di un utente sulla pagina web. Vengono quindi osservati dati come lo storico degli acquisti e il comportamento degli utenti sui canali digitali. In questo caso l'azienda deve richiedere il consenso esplicito ai propri utenti, impossibilitati a determinare se e quando i propri dati vengono raccolti, seguendo il principio di trasparenza in merito all'utilizzo di quest'ultimi.

Queste due tipologie di dati permettono di utilizzare informazioni personali affidando un controllo superiore agli utenti sul loro utilizzo e divulgazione. Questo favorisce lo sviluppo da parte dell'utente di una maggiore fiducia verso l'azienda, risultando quindi più favorevole ad acconsentire l'accesso ai propri dati personali e facilitando la realizzazione di strategie di iper-personalizzazione.

party-data-per-le-tue-strategie-di-digital-marketing/

²⁰ Giulio Colnaghi, Comprendere i Third, Second, First e Zero-party Data per le tue strategie di digital marketing, Marketing Automation Italia, 17 dicembre 2023, https://www.marketingautomationitalia.it/comprendere-i-third-second-first-e-zero-

Customer Data Platform per la tutela della privacy

In precedenza, è stata discussa l'importanza del CDP per la raccolta e l'analisi dei dati, ma tra i vari vantaggi che questo sistema presenta ci sono diversi aspetti legati alla privacy dei consumatori che rendono tale piattaforma adatta alle necessità attuali delle organizzazioni. Il Customer Data Platform permette di riprendere ed eliminare i dati dei clienti nel momento in cui questi ultimi decidano di non voler più che l'organizzazione li trattenga, permettendo alla stessa di non violare i principi imposti dalle normative europee ed americane relativamente al diritto di accesso e al diritto all'oblio. Inoltre, la piattaforma trattiene le notizie in merito agli aggiornamenti del consenso, garantendo quindi il solo utilizzo dei dati dichiarati dal cliente (*ivi*, p. 13).

Federated Transfer Learning (FTL)

Il Federated Learning è un metodo di machine learning distribuito che permette di addestrare modelli di intelligenza artificiale in modo collaborativo e decentralizzato, senza dover condividere i dati tra i diversi partecipanti. Di conseguenza l'addestramento del modello utilizza i dati dei consumatori mantenendoli in locale sui loro dispositivi, e i risultati cifrati vengono poi inviati ad un *server* centrale dove vengono combinati per migliorare il modello globale. Di seguito vengono raffigurati i livelli in cui si articola il sistema ²¹ (Fig.5).

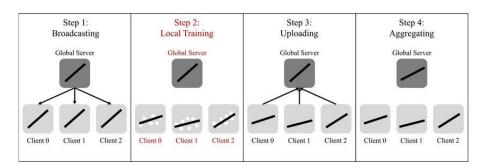


Figura 6 -Federated Learning Model (Son, H., Kim, M., and Chung, T.-M. (2022))

_

²¹ Son, H., Kim, M., and Chung, T.-M. (2022), "Comparisons Where It Matters: Using Layer-Wise Regularization to Improve Federated Learning on Heterogeneous Data", Applied Sciences, Vol. 12

Proprio perché i risultati vengono crittografati prima di essere inviati al *server*, questo permette di evitare che ci sia un trasferimento di dati sensibili senza rinunciare al loro utilizzo. Il ciclo poi si ripete per ottenere un modello ottimizzato. Una delle criticità del modello risiede nel fatto che quest'ultimo considera che tutti gli utenti abbiano dati simili, ad esempio la lingua o il riferimento ad un medesimo prodotto, di conseguenza dato che l'iper-personalizzare dell'esperienza utente presuppone che i clienti siano tutti differenti tra di loro, in questo caso è necessario far affidamento ad un'evoluzione del *Federated Learning*, ovvero il *Federated Transfer Learning* (FTL). Di seguito il modello su cui si articola il FTL²².

Il FTL permette di utilizzare dati particolarmente diversi tra loro, consentendo all'impresa di utilizzare tale tecnologia anche quando opera su mercati diversi. In

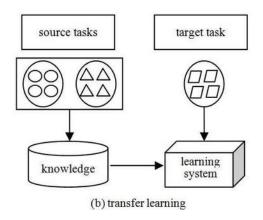


Figura 7 - Federated Transfer Learning Model (Xiao, J., Xie, L., Liu, D., Xiao, Y., and Hu, Y. (2016)).

questo caso però il processo inizia con un pre-addestramento su dati globali del modello centrale, successivamente i *learning system* dislocati sui dispositivi dei clienti imparano dai dati locali e soltanto gli aggiornamenti rilevanti vengono ritrasferiti al *server*. Di conseguenza si evita di utilizzare un modello troppo generico, operando su scala globale senza trasferire i dati degli utenti rispettando le normative di *privacy*.

Bisogna però sottolineare che affinché sia possibile utilizzare questi modelli di Machine Learning, i dispositivi degli utenti (*client*) devono avere un *software* che gestisca il processo di apprendimento locale. Nel caso delle piattaforme digitali è

٠

²² Xiao, J., Xie, L., Liu, D., Xiao, Y., and Hu, Y. (2016), "A Clustering and Selection-Based Transfer Ensemble Model for Customer Credit Scoring", Filomat, Vol. 30, pp. 4015-4026.

possibile implementare il FL direttamente nei browser senza il bisogno che il consumatore installi alcun tipo di *software*. In questo caso, il consenso esplicito e la trasparenza sono cruciali. Le aziende devono includere nella *Privacy Policy* la dichiarazione di utilizzo del *Federated Learning*, e gli utenti devono essere nelle condizioni di scegliere se acconsentire o meno al sistema e poterlo disattivare in qualsiasi momento.

Capitolo 2 - L'Iper-Personalizzazione nel Marketing 5.0: Dalla Segmentazione alla Customer Retention e il Rapporto tra l'Uomo e l'A.I.

2.1 L'evoluzione del Marketing e la centralità del cliente

2.1.1 Dal product-centric al customer-centric marketing

Dall'inizio del secolo scorso ad oggi, il Marketing ha subito numerosi cambiamenti nell'approccio utilizzato dalle imprese sia verso i prodotti che verso i consumatori. L'evoluzione di tale disciplina è anche strettamente legata alla situazione macroeconomica, lo sviluppo dei mercati ed all'evoluzione tecnologica che negli anni hanno inciso significativamente sulle pratiche di marketing e sui rapporti con i consumatori.

Durante la seconda rivoluzione industriale (1870-1914), la competitività sui mercati era bassa, e non era il cliente a stabilire le regole del mercato. In quegli anni, il contesto sociale era caratterizzato da gravi discrepanze, mentre a livello industriale si svilupparono le teorie fordiste e tayloriste che si concentravano sulla standardizzazione del prodotto, legato alla logica della catena di montaggio al fine di ridurre i costi di produzione sfruttando economie di scala, coerente con l'attenzione posta dal cliente sulla funzionalità prettamente utilitaristica del prodotto. La funzione del marketing era vendere un prodotto standardizzato, dal *design* semplice e finalizzato ad una vendita di tipo *mass market*. Grazie al vantaggio di costo derivante dalla standardizzazione, infatti, era possibile ridurre il prezzo di vendita al fine di rendere l'offerta accessibile a più clienti possibile.

Lo stesso Henry Ford disse "ogni cliente può avere un'automobile del colore che vuole, purchè il colore sia nero". Da questo pensiero si evince l'essenza della c.d. *product-centric era* ovvero il Marketing 1.0 così definito da Philip Kotler²³.

La produzione nel sistema fordista era orientata ad una ricerca della qualità nei sistemi e quindi nell'output finale, realizzandosi in un'offerta standardizzata e con

٠,

²³ Kotler, P. Kartajaya, H. Setiawan, I. (2021) *Marketing 5.0: Technology for Humanity*.

una ristretta gamma di modelli concepiti per una lunga durata²⁴. Anche la value proposition nelle diverse evoluzioni del marketing cambiano, in questo primo caso il valore offerto al cliente risiede nella *funzionalità* del prodotto.

Con riferimento alla piramide dei bisogni di Maslow, la produzione standardizzata e funzionale soddisfa i bisogni alla base della piramide, definiti come primari, quali: fisiologia e sicurezza. I prodotti industriali di massa, come automobili, elettrodomestici e vestiti, rispondevano ai bisogni primari di mobilità, alimentazione e comfort. La sicurezza era garantita dalla qualità della produzione che assicurava una vita utile del prodotto molto lunga, oltre alla sicurezza economica garantita dalla posizione lavorativa offerta dalle grandi industrie²⁵.

Successivamente, con il boom economico del secondo dopoguerra, l'approccio al marketing subisce una trasformazione significativa passando da una produzione product-centric con una logica mass-market, ad un modello più sofisticato. Si assiste ad un aumento della concorrenza nei mercati, le aziende iniziano a studiare più approfonditamente la domanda sviluppando tecniche di segmentazione del mercato e comprendendo l'importanza del *brand* e della pubblicità.

A livello macroeconomico si registra un aumento del reddito delle famiglie che comporta un aumento della capacità di spesa. Di conseguenza, emergono nuovi bisogni e preferenze differenti tra i vari consumatori, determinando il passaggio dai soli bisogni primari a quelli di appartenenza, *status* e autorealizzazione. La gamma dei prodotti offerti aumenta e si commercializzano più varianti per ogni tipologia di prodotto. Grazie allo sviluppo tecnologico e con l'avvento della televisione, le aziende iniziano ad investire sulla propria identità di marca al fine di differenziarsi all'interno del nuovo contesto di mercato, abbandonando l'obiettivo della sola vendita del prodotto. Il *brand positioning* diventa essenziale e di conseguenza anche lo studio della psicologia dei consumatori (*customer psychology*) e del loro comportamento (*customer behavior*). Le aziende non si concentrano più sulla sola offerta, ma analizzano la domanda mettendo sempre di più il consumatore al centro.

²⁴ Enciclopedia Treccani, https://www.treccani.it/enciclopedia/fordismo (Dizionario-di-Economia-e-Finanza)/

²⁵ Periodo Generato con ChatGPT

Infine, proprio per la forte concorrenza tra le imprese, non è sufficiente la sola conoscenza dei propri consumatori ma è decisivo, al fine di raggiungere un vantaggio competitivo, instaurare un rapporto con la propria *customer base* sul piano emotivo per fidelizzare i clienti. Si sviluppano quindi le prime forme di marketing relazionale che si evolveranno nel corso degli anni anche grazie alla rapida innovazione tecnologica. Ed è proprio alla fine del Novecento a cavallo tra gli anni 90 e primi anni 2000 che, tramite *l'Information Technology* e l'avvento di *Internet*, si consolida il passaggio verso un approccio di tipo *customer-oriented*, dove la *value proposition* non è solo funzionalità ma anche suscitare e proporre *emozioni* ai consumatori tramite la propria offerta.

Nel primo decennio del ventunesimo secolo, l'avvento della globalizzazione e l'ulteriore sviluppo tecnologico attraverso l'introduzione dei *social media* hanno permesso alle persone di essere sempre più interconnesse, modificando nuovamente quanto il consumatore ricerca nei brand in termini di valori e beneficio. Le incertezze internazionali, la globalizzazione e la facilità con cui i consumatori entrano in contatto tra loro, ha portato quest'ultimi a ricercare dei *valori* in cui credere e condividere con i brand da cui acquistano. Le aziende non sono solo entità economiche, ma agenti di cambiamento sociale e ambientale. Si sviluppa in questi anni un approccio al marketing di tipo *value-oriented* che determina una visione di tipo *human-centric* in quanto i consumatori sono considerati nella loro umanità con dei valori condivisi che l'offerta deve necessariamente rispecchiare.

È fondamentale sottolineare come le varie fasi evolutive della disciplina non si escludano a vicenda. Nel passaggio dal Marketing 1.0 al 2.0 non si perde l'importanza della qualità e funzionalità del prodotto, ma si aggiungono nuovi aspetti che migliorano l'operatività delle aziende, non solo sul piano manageriale, che accolgono e rispondono al cambiamento dell'ambiente di riferimento che diventa sempre più complesso ed internazionale. Lo stesso vale per il passaggio dal marketing 2.0 al 3.0, la conoscenza dei consumatori e la necessità di soddisfare dei bisogni simbolici ed espressivi fungono da base per l'ulteriore evoluzione verso la comunicazione e la condivisione di valori più profondi, tramite una comunicazione più diretta resa possibile dai social media.

Dal 2017 l'evoluzione tecnologica è stata ancora più rapida comportando in pochi anni cambiamenti significativi anche sul piano del Marketing. La competitività sui mercati passa da verticale ad orizzontale, e anche le aziende di medie dimensioni possono competere con le più grandi. In questi anni si verifica il passaggio da marketing tradizionale a digitale, insieme ad una comprensione più profonda del customer journey il quale non è più concepibile come lineare bensì ciclico, evidenziando l'importanza del concentrarsi sulle fasi post-acquisto per aumentare la customer loyalty. L'esperienza d'acquisto è essenziale nel processo decisionale. Diventa necessario progettare un'interazione sempre più forte fra i canali fisici e digitali, determinando l'affermarsi di strategie omnicanale. L'utilizzo dei big data inoltre, porta ad una conoscenza approfondita dei gruppi di consumatori, permettendo di attuare delle strategie di personalizzazione.

Infine, la crisi sanitaria mondiale causata dal COVID-19 ha richiesto alle imprese di sviluppare ulteriormente le proprie *expertise* tecnologiche determinando una maggiore flessibilità in risposta ad eventi esogeni *disruptive*. L'introduzione dell'Intelligenza Artificiale, inoltre, ha permesso alle imprese di implementarla a livello operativo migliorando la raccolta e la gestione dei dati e determinando migliori esperienze per i consumatori, soprattutto sui canali digitali, grazie alla possibilità di applicare strategie di iper-personalizzazione dell'esperienza utente. Un approccio emergente è il c.d. *life-centric approach* (Kotler, P. 2021), per cui i clienti sono considerati all'interno di un contesto mutevole, con un focus sull'intero ecosistema di vita dal lavoro alla famiglia alle interazioni sociali. Così i *brand* creano esperienze e prodotti che si integrano perfettamente nella vita delle persone.

In questi ultimi anni il rapporto che l'uomo ha con la tecnologia è più forte che mai. Ciò è anche determinato dalla presenza dell'*AI*, il cui ruolo operativo viene anche messo in discussione per via della possibilità di una eventuale sostituzione con l'operato umano. In realtà, seppur da un lato pratico questa rappresenta una tecnologia estremamente utile, l'elemento umano risulta comunque necessario e fonte di valore, ed è in questo ambito che si realizza il nuovo Marketing 5.0.

2.1.2 I principi del Marketing 5.0 e l'avvento delle NextTech

Il Marketing 5.0 consiste nell'applicazione di tecnologie che simulano le capacità umane per creare, comunicare, distribuire ed accrescere il valore lungo l'interno customer journey²⁶. Questo gruppo di tecnologie comprende: l'Intelligenza Artificiale, il Natural Language Processing, la Realtà Aumentata e la Realtà Virtuale, oltre all'Internet of Things (IoT) e la Blockchain. Tramite l'AI è possibile conoscere nuovi modelli di acquisto soprattutto in ambito digitale, oltre alla possibilità di promuovere i prodotti più adatti ai diversi consumatori. Infatti, tramite i Big Data Analytics è possibile per le aziende personalizzare le strategie di marketing per ogni consumatore, grazie ai processi di segmentazione one to one che permettono di avere un quadro più completo della propria customer base e conoscere delle dinamiche non evidenti tramite un'analisi superficiale, realizzando in opportunità di cross-selling e up-selling.

Seppur queste *Next Tech* abbiano un ruolo rilevante sia nelle fasi del customer journey che nelle aree operative delle aziende, l'approccio al marketing rimane di tipo *human-centric* con l'obiettivo di creare una nuova *customer experience*, mantenendo però un rapporto di equilibrio fra l'uomo e la *computer intelligence*.

Il Marketing 5.0 è quindi composto da 5 elementi fondamentali: Data-driven marketing, Predictive Marketing, Contextual Marketing, Augmented Marketing ed Agile Marketing (Kotler, P. 2021).

Il *Data-driven Marketing* è l'elemento essenziale in quanto consiste nell'utilizzo delle *Next Tech* per la raccolta e gestione di numerose quantità di dati tra loro eterogenei. Di conseguenza, è necessario che le aziende siano dotate di infrastrutture informatiche adatte ad accogliere ed

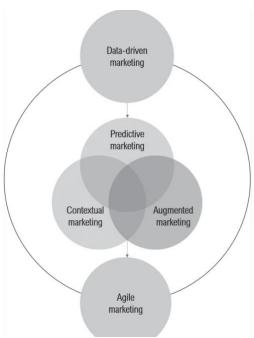


Figura 8: I 5 elementi del Marketing 5.0 (Kotler, P.2021)

_

²⁶ Kotler, P. Kartajaya, H. Setiawan, I. (2021) *Marketing 5.0: Technology for Humanity*.

elaborare i *big data*, in quanto le decisioni strategiche vengono prese alla luce dei dati raccolti che devono essere sufficienti per determinare un'evidenza empirica significativa.

Successivamente, tramite il *predictive*, *contextual* ed *augmented marketing*, l'intero processo diventa più agile nelle interazioni con i consumatori, e maggiormente adattabile all'eterogeneità degli stessi.

Il *Predictive Marketing* utilizza i dati raccolti dalle varie interazioni che il consumatore ha avuto con l'impresa, e li analizza con una visione prospettica. Lo studio dei dati non si limita alla sola conoscenza del passato, ma quest'ultima viene utilizzata per prevedere la possibilità che si realizzino comportamenti simili o connessi in futuro. Così facendo, la divisione marketing può determinare quale scenario di mercato è più probabile, progettare e definire le strategie migliori di engagement in anticipo influenzandone il risultato, ed individuare quali clienti vale la pena raggiungere.

Nell'ambito del *Customer Management* è possibile individuare nuove opportunità di *cross-selling* e di *up-selling*, quindi strutturare le NBA più adatte per ogni cliente. Nel caso del *Product Management* invece, è possibile individuare quali siano le migliori proposte di prodotto per il cliente, all'interno del portafoglio prodotti dell'azienda, tramite l'ausilio di *reccomendation systems*. Infine, il *predictive marketing* ha effetti anche sul *Brand Management*. Per cui è possibile conoscere in anticipo quali saranno le migliori campagne di comunicazione da adottare, quali contenuti e proposte sono più risonanti per il cliente, e gestire il suo *digital customer journey* nel modo più adatto alle necessità individuali.

Tali applicazioni dell'analisi predittiva permettono, dunque, di personalizzare nel dettaglio la *customer experience* dei singoli clienti e le loro interazioni con l'azienda.

L'Augmented Marketing, infatti, interviene nelle relazioni con i clienti concentrandosi sulla customer experience e sfruttando le Next Tech per informare e coinvolgere il pubblico attraverso modalità personalizzate ed immersive. Ad esempio, Sephora all'interno della sua applicazione permette agli utenti di provare virtualmente i prodotti di make-up grazie al riconoscimento facciale basato sulla

tecnologia AI. Sono diversi gli ambiti di applicazione dell'Augmented Marketing dal miglioramento delle interfacce digitali, velocizzando le fasi di acquisto, all'automatizzazione del *customer service* nella comunicazione con i consumatori. Inoltre, le *Next Tech* sono rilevanti anche nei canali fisici in quanto rappresentano uno strumento a sostegno dello *staff* di vendita per velocizzare le attività soprattutto rutinarie, evitando ripetizioni e migliorando l'efficienza (Kotler, P. 2021).

Il *Contextual Marketing* "riguarda la scelta e la presentazione di contenuti rilevanti, nel posto giusto al momento giusto, ad un determinato consumatore, sulla base delle interazioni avute con il brand"²⁷. La personalizzazione risiede nel rispondere ai bisogni dei consumatori adeguandosi al loro contesto, il più rapidamente possibile. Il contesto può essere determinato da vari fattori, come la posizione geografica, il comportamento precedente dell'utente e altre informazioni in tempo reale.

Risulta evidente quindi, la forte relazione che lega questi diversi approcci del marketing. Il data driven marketing è il motore senza il quale non è possibile raccogliere ed organizzare i dati per tradurli in strategie pratiche da indirizzare ai consumatori. L'Augmented potenzia il Contextual tramite l'utilizzo delle Next Tech e si combinano per creare un'esperienza utente altamente personalizzata e risonante in tempo reale. Mentre il Predictive guarda al futuro per anticipare i possibili comportamenti e rispondere in modo più efficace.

Dalla prospettiva delle imprese, queste strategie sono rese possibili nel momento in cui anche l'organizzazione interna presenti la capacità di adattarsi velocemente ai cambiamenti del mercato e del cliente. Per esempio, tramite dei *team* decentralizzati e cross-funzionali è possibile aumentare la flessibilità e velocità dell'azienda nella realizzazione di strategie *ad hoc* per i consumatori creando valore concreto per quest'ultimi, facendo leva su real-time data analytics (Kotler, P. 2021). In questo contesto si sviluppa il c.d. *Agile Marketing*.

²⁷ Glossario: definizione di Contextual Marketing, giornale di marketing comunicazione e cultura digitale, https://www.insidemarketing.it/glossario/definizione/contextual-marketing/

2.1.3 Consumatori in Trasformazione: il generation gap e l'approccio alla tecnologia

Nel corso dei decenni, i consumatori hanno dimostrato numerosi cambiamenti in termini di abitudini, preferenze e bisogni da soddisfare. Le innovazioni e il miglioramento della qualità della vita, i mutamenti delle condizioni macroeconomiche, le esperienze personali ed i momenti storici vissuti incidono sulla differenza nei comportamenti d'acquisto tra i singoli. Infatti, spesso nella segmentazione tradizionale si fa particolare riferimento all'appartenenza generazionale dei consumatori, in quanto è possibile ricondurre alle singole classi generazionali un insieme di eventi storici, abitudini e comportamenti simili e comuni. L'attuale contesto di mercato registra una forte eterogeneità della domanda, derivante proprio dalla compresenza di numerose generazioni di consumatori. Questo aspetto diventa rilevante dal momento in cui le interazioni tra clienti e imprese si caratterizzano per la presenza delle NextTech, verso cui i consumatori possono essere più o meno avversi.

Sono cinque le generazioni attuali che l'impresa deve tenere in considerazione nell'indirizzare la propria offerta: i *Baby Boomers*, Generazione X, Generazione Y, Generazione Z e Generazione Alpha. I consumatori appartenenti alle diverse generazioni si differenziano anche per il loro approccio a stimoli di marketing e nella loro relazione con i *brand*.

I *Baby Boomers* sono coloro nati tra il 1946 al 1964, che hanno vissuto il boom economico del secondo dopoguerra e le tensioni politiche degli anni Sessanta e Settanta. Questa generazione rappresenta ancora una forza economica rilevante e mostrano una preferenza verso *brand* consolidati, affidabili e ben noti (Kotler, P. 2021).

La Generazione X indica coloro che sono nati tra il 1965 e il 1980 e viene definita come *The Middle-Children Leaders (ibidem)*, in quanto hanno sperimentato maggiori cambiamenti tecnologici in pochi anni e vengono quindi considerati come ponte tra il tradizionale e il moderno. Questa generazione è ancora molto legata ai grandi *brand* consolidati ma presenta un approccio più aperto a nuove esperienze.

La Generazione Y, i c.d. *Millennials* sono tutti i nati tra il 1981 ed il 1996 che per primi hanno vissuto l'era di *Internet* ad un'età inferiore rispetto alla generazione precedente che vi ha approcciato per la prima volta nell'ambito lavorativo. La presenza della tecnologia è molto più evidente e sperimentano i primi mercati digitali, ponendo grande attenzione all'esperienza che vivono nell'utilizzo di un prodotto o servizio, preferendo i c.d. *Experiential brands* (Kotler, P. 2021). Inoltre, coloro nati alla fine degli anni Novanta, che hanno ancor di più utilizzato la tecnologia sin dalla giovane età, tendono a percepire il mondo digitale come naturale estensione di quello fisico.

La Generazione Z comprende coloro che sono nati tra il 1997 e il 2009, e che hanno vissuto la loro infanzia quando Internet era già considerata una tecnologia più che consolidata (*ibidem*). Non avendo mai sperimentato la vita senza di essa, questa generazione considera le tecnologie digitali come un elemento fondamentale della loro vita, non percependo la netta distinzione tra il mondo *online* ed *offline*. I *Social Media* hanno avuto una grande influenza su questa generazione, la quale tende a condividere molte informazioni della propria vita su internet, e proprio la necessità di registrare le proprie esperienze e condividerle, la generazione Z ancora preferisce gli *experiential brands*, seppur proprio la possibilità di avere un rapporto più diretto con quest'ultimi, possibile grazie al consolidamento dei canali digitali, comporta ad una crescente preferenza verso i c.d. *Engagement Brands* che comunicano in modo coinvolgente, dinamico, interattivo e autentico.

Queste distinzioni sono fondamentali per comprendere come i consumatori cambiano nel tempo e quali sono i *trend* futuri che le imprese devono considerare per mantenere un rapporto solido e coerente con la propria *customer base*. Ai fini dell'*hyper-personalization*, è fondamentale comprendere cosa distingue i consumatori e quale è il loro rapporto con la tecnologia data la sua forte presenza in tale strategia. La tendenza a condividere le proprie informazioni, la ricerca da parte dei consumatori stessi di esperienze ultra-personalizzate e la loro predisposizione all'interfacciarsi con tecnologie del tutto nuove in modo così integrato come l'*hyper-personalization* prevede, sono tutti aspetti necessari che bisogna considerare quando si analizza la propria domanda di riferimento e nel definire quali strategie è meglio adottare.

2.2 Dalla segmentazione tradizionale al segment of one

La realizzazione di una strategia di *hyper-personalization* non si basa unicamente sulla capacità tecnologica ed infrastrutturale di raccogliere e analizzare i numerosi dati raccolti. Un elemento fondamentale per il successo di tale strategia è rappresentato dalla profonda conoscenza del consumatore. L'elevata qualità delle informazioni raccolte consente, infatti, di conoscere a livello granulare i propri clienti offrendo l'opportunità di perfezionare le pratiche di segmentazione della domanda. Sebbene le metodologie tradizionali di segmentazione costituiscano ancora la base per ogni evoluzione successiva in questo ambito, l'avvento delle *NextTech* e l'utilizzo dei *big data* hanno reso possibile l'uso di approcci più sofisticati e precisi. Il presente paragrafo si propone di offrire un *excursus* sul concetto di segmentazione partendo da un'introduzione dell'argomento, per poi analizzare come le tecnologie emergenti abbiano trasformato le modalità di segmentazione, in particolare nel contesto del *data driven marketing*.

2.2.1 La segmentazione e il targeting tradizionale

Considerata l'eterogeneità che contraddistingue la domanda, la capacità di analizzare e suddividere i consumatori in base alle loro caratteristiche distintive consente alle aziende di adattare prodotti, servizi e strategie di marketing ai gruppi di clienti che presentano un maggior valore strategico, ovvero i target. Questa distinzione avviene tramite il processo di segmentazione del mercato.

Definiamo segmento di mercato "un gruppo di consumatori che condividono un determinato insieme di bisogni e di desideri ovvero ricercano uno stesso insieme di benefici"²⁸. Quando il concetto di segmentazione venne introdotto come strategia di marketing da Wendell Smith nel 1956, e la distinzione tra i consumatori era prettamente realizzata sulla base di variabili demografiche come l'età, il genere e il reddito. In seguito ai cambiamenti economici, di mercato e nei comportamenti dei

_

²⁸ Kotler, P. (2022), *Marketing Management*, sedicesima ediz. Pearson

consumatori, si è resa necessaria l'introduzione di nuove variabili di segmentazione quali le variabili psicografiche e comportamentali.

Alla base della segmentazione della domanda sono presenti due gruppi di variabili, che fanno rispettivamente riferimento a caratteristiche descrittive e comportamentali dei consumatori. Le prime considerano variabili geografiche, demografiche socio-psicografiche; successivamente, si conduce un'analisi più approfondita analizzando variabili comportamentali per individuare bisogni più specifici.

La segmentazione demografica considera variabili quali l'età e le generazioni, lo stadio del ciclo di vita, il genere, il livello di istruzione, di reddito e la cultura d'appartenenza (Kotler, P. 2022). Viene fatta quindi una prima distinzione di carattere generale, in base a caratteristiche comuni, assumendo che gli individui appartenenti alla stessa generazione, dello stesso genere o con lo stesso livello di reddito, manifestino poi bisogni analoghi e con comportamenti d'acquisto simili.

La segmentazione geografica invece, permette di avere una visione più chiara dei mercati domestici ed internazionali. È infatti possibile partire da un mercato più internazionale e distinguerlo in unità geografiche quali gli stati nazionali. Emblematica la strategia di segmentazione realizzata da McDonald's per cui partendo dal settore della ristorazione, tramite una segmentazione geografica del mercato per nazioni combinata con una forte attenzione alle culture delle singole, offre menù diversificati in base ai gusti e alle necessità dei consumatori del paese in cui opera. È possibile realizzare anche una segmentazione più precisa all'interno del proprio mercato geografico d'appartenenza in relazione alle regioni, province, città o quartieri. In un contesto fortemente globalizzato dove si aspira ad operare anche al di fuori dei propri confini geografici, questo tipo di segmentazione è fondamentale.

Un'analisi più dettagliata si realizza tramite la segmentazione comportamentale, con riferimento a comportamenti osservabili nei momenti di interazione del cliente con l'impresa. Si esaminano le occasioni in cui i consumatori acquistano e utilizzano il prodotto, per poi determinare anche lo *status* di utilizzatore che si declina in non-utilizzatore, ex-utilizzatore, utilizzatore potenziale, nuovo utilizzatore e utilizzatore abituale che si distingue a sua volta in leggero e pesante (Kotler, P. 2022). La

segmentazione si realizza anche relativamente ai comportamenti post acquisto, individuando il livello di fedeltà che i clienti hanno rispetto al prodotto e alla marca.

Infine, la segmentazione socio-psicografica distingue i consumatori in base ai tratti psicologici e della personalità, alle attitudini sociali e ai valori in cui credono e si identificano. Questi aspetti personali dei consumatori sono fondamentali per poter raggiungere un livello di conoscenza tale da permettere alle imprese di comprendere le motivazioni che spingono le persone ad attuare determinati comportamenti d'acquisto. Da qui il concetto di *value-based segmentation* per cui, a partire dalle ricerche di mercato, è possibile conoscere le motivazioni che hanno determinato il comportamento d'acquisto ed i valori ricercati dai consumatori sia nella fase antecedente all'acquisto, che durante l'interazione con il *brand* e nelle fasi successive all'acquisto.

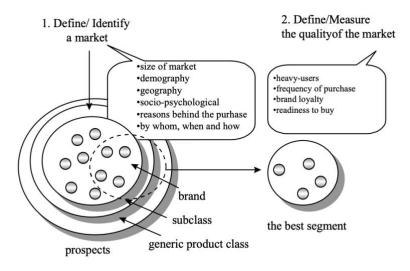


Figura 9: Il processo di Customer Segmentation, Fran M. Handelshogskolan S. From one segment to segment of one (2000)

Man mano che il mercato e i consumatori cambiano e che il progresso tecnologico si presta sempre di più come strumento per migliorare le tecniche in precedenza utilizzate, si evolvono anche le metodologie e le variabili con cui la segmentazione viene realizzata.

2.2.2 Data-driven Marketing ed il Segment of One

Il ruolo ricoperto dal digitale nei mercati di consumo negli ultimi anni è centrale. Specialmente durante la crisi sanitaria da Covid-19, le interazioni fisiche sono state forzosamente limitate e questo ha comportato un incremento dell'utilizzo delle

piattaforme digitali, rappresentando un momento per le imprese in cui è stato necessario aggiornare la propria presenza *online* e sfruttare i vantaggi di una maggiore digitalizzazione delle interazioni. Attualmente, la priorità di molte aziende è integrare i dati provenienti da più fonti, al fine di costruire una visione unificata e approfondita dei propri consumatori. Questo approccio consente di ottenere una visione più precisa di ciascun cliente, il quale interagisce con l'azienda in modi diversi e su piattaforme differenti, rendendo possibile la creazione di esperienze altamente personalizzate. È dunque evidente come la crescente presenza digitale offra numerosi vantaggi in termini di *customer insights* ed opportunità di segmentazione, sottolineando al contempo l'importanza di ripensare tali processi alla luce della continua evoluzione tecnologica.

L'avvento dei *big data* ha permesso di individuare dei *pattern* comportamentali che altrimenti non sarebbe stato possibile individuare. Oltre ai dati statici e osservabili quali quelli demografici, geografici e psico-grafici, la differenza fondamentale quando si parla di *data-driven marketing* ed *hyper-personalization strategy* è determinata dal ruolo di tutti quei dati che offrono una conoscenza dinamica del comportamento del consumatore conoscendone le motivazioni e l'evoluzione.

Ogni cliente diventa identificabile tramite numerosi attributi permettendo di considerare molte più variabili in fase di segmentazione, seppur potrebbe risultare difficile definire quelle che sono più significative²⁹. Di conseguenza, i metodi tradizionali di *clustering* risultano meno efficienti in termini di costi e tempi.

Infatti, l'utilizzo di dati eterogenei richiede la capacità di gestire dataset ad alta dimensionalità e con elevata sparsità, e quindi l'adozione di una metodologia di segmentazione in grado di effettuare un processo di selezione delle variabili robusto, che non richieda l'assunzione di ipotesi statistiche restrittive sui dati, e che consenta una caratterizzazione efficiente e significativa dei segmenti della clientela (Florez-Lopez, R. Ramon-Jeronimo, J.M. 2009).

I vari metodi di segmentazione "tradizionale" seppur varino in base alla disponibilità degli attributi considerati, come per esempio il caso della segmentazione per attributi

-

²⁹ Florez-Lopez, R. Ramon-Jeronimo, J.M. (2009), "Marketing Segmentation through Machine Learning Model", *Social Science Computer Review*, Vol. 27 (1), 96-117

chiave che si differenzia da quella basata sui modelli comportamentali, condividono la creazione di *cluster* che non sono unici anche utilizzando la stessa base di dati³⁰. Inoltre, questi approcci si basano sull'assunzione che i segmenti della clientela rimangano stabili nel tempo, ipotesi che non rispecchia la realtà in quanto i clienti possono migrare da un gruppo all'altro nel tempo.

Gli approcci basati sui big data, a differenza del tradizionale *data mining*, permettono di seguire il flusso delle informazioni considerando anche quelli in tempo reale. Questi consentono alle aziende di creare profili cliente dinamici, superando la segmentazione di massa e andando verso una segmentazione mirata a livello individuale, la c.d. *Hypersegmentation*.

Alla luce di queste nuove conoscenze è possibile analizzare i consumatori singolarmente individuando, a partire da un processo di micro-segmentazione, il c.d. segment of one.

Si tratta di una segmentazione che considera ogni consumatore come un segmento a sé stante, personalizzando le singole strategie di marketing per ciascuno individuo tramite l'ausilio delle *NextTech* ed il *Real-Time Analytics*, che rendono più flessibile l'intero processo. Infatti, il *Segment-of-One Marketing* mette in relazione due aspetti fondamentali: le tecnologie per il recupero dei dati nei *touchpoint*, insieme all'abilità di personalizzare la *customer experience*³¹. Di conseguenza, sarà possibile prevedere per ciascun cliente opportunità concrete di *cross-selling*, *up-selling* e fidelizzazione, che si traducono in un aumento dei tassi di conversione. La segmentazione rimane una strategia fondamentale all'interno delle organizzazioni, le quali sono al corrente dell'importanza di sviluppare interazioni individuali con il consumatore.

Un aspetto critico da dover considerare è la variabilità delle informazioni. I dati raccolti sono spesso difficili da confrontare, o categorizzare, soprattutto quando si considerano contemporaneamente sia dati impliciti che espliciti. In questo ambito

31 Boston Consulting Group, Perspectives: Segment of One, n 329

.

³⁰ Russo Spena, T. D'Auria A. Bifulco F. (2021) *Digital Transformation in the Cultural Heritage Sector, Customer Insights and Customer Profiling*, Università Federico II di Napoli

l'Artificial Intelligence ed il *Machine Learning* sono particolarmente utili per analizzare ed interpretare tali informazioni.

2.2.3 Predictive Analytics e Propensity Modelling come strumento di segmentazione

È necessario fare una premessa, quando si parla di segmentazione avanzata con l'utilizzo dei *big data*, a differenza della segmentazione tradizionale che prevede anche la segmentazione di mercati in cui l'azienda ancora non ha operato verso clienti potenziali, questa si basa su clienti con cui l'azienda ha avuto un'interazione e potenzialmente anche un acquisto. Questa conoscenza pregressa permette di definire quali meglio i clienti attuali e come renderli più profittevoli personalizzando l'interazione con essi singolarmente.

Grazie alla scalabilità e all'efficienza degli algoritmi di *machine learning*, i *marketers* possono adattare in tempo reale le proprie strategie di segmentazione, adattandosi alla dinamicità dei mercati.

La segmentazione oltre a considerare il momento attuale, può essere realizzata anche in chiave prospettica. Considerata una propria *customer base*, per incrementare la profittabilità dei clienti, è possibile segmentarli anche in funzione delle loro attività e interessi futuri basandosi su dati storici. In questo caso il *predictive analytics* e il *propensity modelling* rappresentano due strumenti complementari utilizzati in questo ambito.

L'analisi predittiva permette di prevedere metriche critiche come le preferenze di prodotto, la probabilità di acquisto e il valore del ciclo di vita del cliente (CLV). I maggiori strumenti di analisi predittiva sono i modelli di regressione, l'analisi di serie temporali con tecniche come *l'Autoregressive Integrated Moving Avarage* (ARIMA), e l'analisi con *smoothing* esponenziale³².

L'ARIMA consiste nell'analisi di dati storici per predire comportamenti futuri dei clienti, permettendo poi di analizzare i consumatori in base a frequenze d'acquisto,

_

³² Hemachandran, K. Debdutta, C. Villamarin Rodriguez, R. Wise, J.A. Revathi, T. (2024), *Predictive Analytics and Generative AI for Data-Driven Marketing Strategies*

anticipare il tasso d'abbandono o stimare il volume degli acquisti identificando *top* spender futuri.

L'analisi con *smoothing* esponenziale invece, è sempre una tecnica statistica che prevede dei valori futuri assegnando pesi decrescenti ai dati passati e dando maggiore rilevanza a quelli più recenti. Quest'analisi può essere realizzata sia su serie storiche che presentano *trend*, stagionalità oppure entrambe. Sarà possibile quindi segmentare i clienti in base alle previsioni in merito all'intensità delle interazioni future del cliente con il *brand*, oppure monitorare il CLV nel tempo e le variazioni stagionali della domanda.

Il propensity modelling "è una tecnica statistica utilizzata per stimare la probabilità che un individuo compia un'azione specifica come acquistare un prodotto o iscriversi ad un servizio" (Russo Spena, T. D'Auria A. Bifulco F. 2021). Questa probabilità è nota come *propensity score* ed è calcolata in base ai dati di propensione presenti nei sistemi di *Customer Relationship Management* (CRM), quindi dati storici, tramite algoritmi di *Machine Learning* quali regressione logistica e alberi decisionali. Tale analisi è complementare ad un più ampio sistema di analisi predittiva, e permette di includere nel processo di segmentazione dei clienti anche la maggiore o minore probabilità di compiere una determinata azione.

2.3 L'Hyper-Personalization come strategia di Customer Retention

Considerando i presupposti richiesti per l'implementazione di una *hyper- personalization strategy*, le aziende devono prima di tutto comprendere verso quali
clienti risulta profittevole la realizzazione di questa strategia. Inoltre, considerati i
suoi effetti sull'esperienza e la soddisfazione dei clienti, l'iper-personalizzazione può
rappresentare una strategia per incrementare la fidelizzazione dei clienti migliorando
il loro *retention rate*.

2.3.1 Relationship marketing e la Customer retention

"Il *Relationship marketing* è il processo di creazione, mantenimento e rafforzamento di relazioni solide con i clienti di un'azienda e con gli altri *stakeholders*"³³. Questo

³³ Rosario, A. Casaca, J.A. (2023) "Relationship Marketing and Customer Retention a Literature Review", *Studies in Business Economics*, Vol. 18 (3)

approccio ha come priorità quella di soddisfare i bisogni e i desideri dei consumatori attraverso delle attività che mirano al miglioramento della *customer retention* e *satisfaction*, così da instaurare delle relazioni nel lungo termine che si traducono in un incremento della frequenza d'acquisto. Per questo motivo, molte aziende hanno iniziato ad adottare delle strategie di personalizzazione che permettono di incrementare la *customer retention*, aspetto che in mercati sempre più competitivi permette di ottenere un vantaggio significativo sui *competitors*.

La customer retention viene definita come "la continuazione di un legame tra il cliente e l'azienda, intesa come l'opportunità per quest'ultima di ottenere un nuovo acquisto da parte del cliente attuale" (Rosario, A. Casaca, J.A. 2023). L'obiettivo è quindi incrementare la fedeltà e la soddisfazione dei consumatori, e questo diventa possibile soprattutto tramite un miglioramento della customer experience nella fase antecedente, contemporanea e successiva all'acquisto. L'introduzione dell'Information Technology e successivamente delle NextTech tra cui l'AI, ha comportato un miglioramento delle attività di personalizzazione dell'esperienza e l'avvicinamento dei consumatori ai brand, permettendo a quest'ultimi di connettersi emotivamente con i propri clienti riducendo il loro tasso di abbandono (churn rate). Sono diversi i fattori che incidono sulla customer retention (Rosario, A. Casaca, J.A. 2023):

- La fiducia del cliente verso il *brand* che si definisce come il livello di affidabilità percepita dal cliente verso l'azienda e si sviluppa all'interno di una relazione preesistente tra le due parti, attraverso le interazioni avvenute nel tempo nei diversi *touchpoint*, sia fisici che digitali.
- La soddisfazione del cliente, che si manifesta quando il brand risponde in modo mirato ai suoi bisogni, ovvero quando le aspettative non si discostano in modo significativo dalla performance del prodotto o servizio e dall'esperienza ricercata, ma anzi vengono superate.
- La comunicazione e la trasparenza del *brand* verso il cliente, che permette a sua volta di rafforzare il rapporto di fiducia e la possibilità di enfatizzare la propria *value proposition*.

L'Hyper-personalization strategy permette di migliorare la relazione tra brand e clienti, rappresentando una strategia che permette di aumentare la customer retention, in quanto risponde in modo esaustivo ai bisogni dei consumatori anticipandoli e aumentando il loro livello di soddisfazione e fedeltà derivante dall'alto livello dell'esperienza offerta. Come già discusso precedentemente, affinché sia possibile realizzare tale livello di personalizzazione è necessario un elevato grado di conoscenza del cliente da parte dell'azienda; inoltre, affinché sia una strategia sostenibile nel tempo, bisogna saper individuare quali sono i clienti che rispondono più positivamente all'elevata personalizzazione, ed il valore strategico che essi rappresentano. La realizzazione di strategie di retantion è indirizzata verso clienti già acquisiti, le cui interazioni permettono di creare anche maggiore valore aggiunto.

Infatti, le strategie di *customer acquisition* differiscono notevolmente da quelle di retantion sia sul piano strategico, sia sul piano delle risorse da dover impiegare in quanto non è possibile puntare su tutti i clienti allo stesso modo; inoltre, la realizzazione di queste strategie dipende anche dalla fase del ciclo di vita dell'azienda. Ad esempio, un nuovo operatore sul mercato si concentrerà maggiormente sull'acquisizione dei clienti, mentre un'azienda già consolidata darà maggiore attenzione al mantenimento della propria clientela considerando anche che il costo di acquisizione dei clienti è più elevato rispetto al mantenimento di quelli esistenti³⁴. Quando la priorità è mantenere la propria posizione di vantaggio competitivo sul mercato, diventa più rilevante adottare un'ottica di lungo termine assicurandosi una solida *customer base* fidelizzata.

2.3.2 A quali clienti offrire un'*Hyper-Personalized Experience*: analisi della Customer Base tramite la matrice del *Customer Life-Time Value*

Poiché il *relationship marketing* mira a raggiungere la soddisfazione, e la fidelizzazione del cliente, diventa prioritaria la selezione dei clienti verso cui indirizzare delle strategie di personalizzazione in funzione del valore che questi rappresentano per l'azienda.

_

³⁴ Saglam, M. El Montaser, S. (2021), "The effect of customer relationship marketing in customer retention and customer acquisition", *International journal of Commerce and Finance*, Vol. 7 (1), 1911-201

Il *Customer Portfolio Management* permette di segmentare i consumatori in funzione della loro rilevanza strategica. Dall'analisi delle interazioni è possibile individuare quali sono i consumatori più fedeli al *brand* e quali invece sono meno profittevoli per l'organizzazione e per cui non sarebbe vantaggioso investire maggiori risorse. Bisogna però evidenziare come questa analisi si basi su una creazione di valore sia da parte del cliente che dell'azienda. Quest'ultima genera valore tramite una maggiore qualità degli attributi del prodotto, dei servizi e dell'esperienza offerta, mentre il consumatore crea valore rispondendo alle strategie di marketing che nei migliori dei casi si concretizzano in una fidelizzazione verso il *brand* che si esplica anche al di fuori del rapporto cliente-azienda tramite la *brand advocacy*.

Per misurare questa creazione di valore, si utilizza il *Customer Life-time Value*. Tale indice considera il valore attuale di tutti i futuri flussi di profitti che un consumatore individuale genera nel corso della sua relazione con l'azienda³⁵.

Figura 10: Customer Life-time value formula

$$CLV = \sum_{t=1}^{T} rac{m_t \cdot r_t}{(1+i)^t}$$

Dove:

m_t = margine generato dal cliente nel periodo t

r_t = probabilità di retention durante l'anno t

i = tasso di sconto (costante)

t = orizzonte temporale di valutazione

-

³⁵ Gupta, S. (2014) "Customer Management", Harvard Business School Publishing

A differenza di altri indicatori, il CLV si basa nello specifico sul margine di contribuzione calcolato come differenza tra i ricavi di vendita e costi variabili, evidenziando quanto quel consumatore sia profittevole nel lungo periodo considerando anche la possibilità che nel tempo questo abbandoni. Infatti, il CLV non è una misura statica ma considera l'aspetto dinamico della relazione del cliente con il *business*, per cui è possibile incrementare tale indicatore conoscendo quali sono

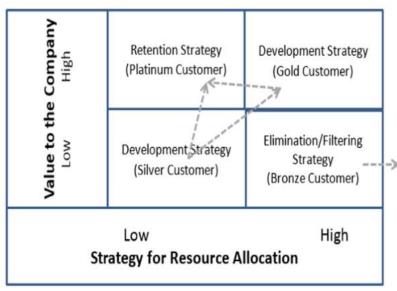


Figura 11: Customer Portfolio Management (CPM) Matrix, Thakur, R. Workman L. (2016)

i *driver* che lo influenzano. Utilizzando il *Customer Life-time Value* come criterio di segmentazione è possibile costruire la c.d. *Customer Portfolio Matrix*³⁶ che individua quattro tipologie di clienti, utilizzando come dimensioni il valore che il consumatore rappresenta per l'azienda, e il costo che quest'ultima deve sostener per servire tale cliente.

Tale segmentazione permette di avere una visione multidimensionale e dinamica del consumatore, aiutando le aziende a fornire un servizio migliore, favorendo un aumento della fidelizzazione, e a realizzare strategie di marketing mirate.

La CPM *matrix* distingue tra *Platinum*, *Gold*, *Silver* e *Bronze Customer* in base al valore strategico che rappresentano. In ordine decrescente, i *Platinum Customers* presentano il più alto valore strategico in quanto sono clienti fidelizzati che hanno

_

³⁶ Thakur, R. Workman L. (2016) "Customer portfolio management (CPM) for improved customer relationship management (CRM): Are your customers platinum, gold, silver, or bronze?", Journal of Business Reaserch, Vol. 69, 4095-4102

instaurato un rapporto stabile con il *brand*, per cui l'azienda sostiene un costo minore per servirli. Le strategie di *retention* vengono principalmente realizzate verso questa categoria di clienti proprio per il forte legame che lega questi clienti all'azienda.

I Golden Customers sono più esigenti ma comunque profittevoli e fedeli, seppur non allo stesso livello dei Platinum. I Silver Customers invece, non rappresentano un valore così elevato da giustificare un trattamento speciale, ma allo stesso tempo non sono così esigenti come i golden. Molto spesso la maggior parte dei clienti rientra in questa categoria, motivo per cui le aziende dovrebbero far evolvere questo gruppo verso il segmento golden o platinum. Tramite la realizzazione di development strategies è possibile elevare sia i clienti silver alle categorie successive, e anche i golden al livello platinum. I Bronze Customers sono dei clienti il cui costo sostenuto dall'azienda nel servirli supera il valore che essi rappresentano per la stessa. Per questo motivo, potrebbe risultare necessario realizzare delle strategie di filtering o di eliminazione della categoria.

In combinazione con l'analisi del CLV, è utile utilizzare il Churn rate prediction³⁷ soprattutto per quelle categorie di clienti non particolarmente fidelizzati per comprendere la loro predisposizione all'abbandono del prodotto o servizio. Questo metodo prevede l'analisi di dataset all'interno dei quali è possibile prevedere quali clienti potrebbero smettere di utilizzare il prodotto o servizio, e individuare gli elementi che influenzano l'aumento del tasso di abbandono da parte dei clienti tramite il Machine Learning. Attraverso tale analisi predittiva è possibile avere una visione sempre aggiornata della propria *customer base* e realizzare strategie per una maggiore fidelizzazione, operando in anticipo ed in maniera più dinamica su quelle variabili che determinano il *churn rate* di ogni cliente.

Per distinguere i consumatori e individuare quelle categorie verso cui *l'hyper*personalization risulterebbe essere una strategia efficace e che rappresenta una fonte di maggior valore sia per il cliente che per l'azienda, l'utilizzo di queste due analisi

_

³⁷ Jitendra, M. Harsh, M. (2023) "Customer Churn Prediction Model using Explainable Machine learning", Vol. 11 (1), 33-38.

permette di indirizzare questa strategia nel modo più efficiente nel corso del tempo ai clienti giusti.

2.3.3. L'Hyper-personalization per la Customer Loyalty e Brand Advocacy

L'Hyper-personalization può essere una leva strategica per trasformare la fedeltà passiva in *advocacy* attiva.

L'iper-personalizzazione si realizza principalmente sulle piattaforme online attraverso una customer experience adattiva e distinta per ogni cliente, in base agli input generati dall'interazione con il *brand*. Grazie ai *big data* e al *real-time marketing*, le aziende hanno la capacità di individuare e predire i bisogni dei consumatori offrendo esperienze che superano le aspettative del singolo, registrando un aumentando del livello di soddisfazione percepito dalla propria *customer base*. All'aumentare della frequenza delle interazioni e la qualità di queste ultime, e quindi il valore aggiunto rappresentato dalla maggiore personalizzazione, il cliente diventa sempre più fidelizzato nei confronti del *brand* in quanto lo percepisce come unico in grado di accogliere le sue richieste ed eventualmente superare le sue aspettative. Tale strategia andrebbe indirizzata a quei consumatori che rappresentano un valore per l'azienda e che hanno una prospettiva di crescita all'interno del *customer portfolio*, oltre a quelli già fidelizzati.

Un alto livello di *customer loyalty* porta a maggiori opportunità di *brand advocacy* da parte dei clienti. Nello specifico, nell'ambito digitale è stato introdotto il concetto di *Online Brand Advocacy* (OBA)³⁸. L'OBA consiste in una forte, influente, intenzionale e non incentivata rappresentazione su piattaforme *online* di un *brand* da parte di un cliente che ha avuto un'esperienza diretta (Wilk, V. Harrigan, P. Sautar G.N. 2021). Infatti, ad oggi sono i consumatori che guidano la narrazione del brand online, non più l'azienda stessa. Tramite una *customer base* altamente fidelizzata, la possibilità che i clienti parlino spontaneamente della propria esperienza positiva e si facciano portavoce dei valori del *brand* è molto elevata. Soprattutto se realizzata su piattaforme digitali, l'impronta di queste comunicazioni tra clienti attuali e potenziali

-

³⁸ Wilk, V. Harrigan, P. Sautar G.N. (2021) "Online brand advocacy and brand loyalty- a reciprocal relationship?", *Asian Pacific Journal of Marketing and Logistics*.

è più incisiva, oltre che permanente, grazie alla portata globale della comunicazione e alla sua velocità di diffusione.

In conclusione, *l'hyper-personalization strategy* se indirizzata ai consumatori giusti che rappresentano un potenziale di crescita per l'impresa, rappresenta un'opportunità per incrementare la loro fidelizzazione e possibilità di *brand advocacy*. Quest'ultima, inoltre, assume una rilevanza strategica proprio perché permette di acquisire nuovi clienti senza sostenere i costi eccessivi tipici delle strategie di *customer acquisition*.

2.4 L'equilibrio tra l'AI e l'interazione umana nell'iperpersonalizzazione della *customer experience*

Come analizzato nel capitolo precedente, l'iper-personalizzazione è resa possibile tramite l'utilizzo di tecnologie quali l'*Artificial Intelligence* ed il *Machine Learning*. Nella realizzazione di una *customer experience* adattiva, l'intelligenza artificiale assume un ruolo rilevante dal punto di vista pratico e tecnico. Seppur da un punto di vista aziendale la strategia risulti efficace nel momento in cui viene realizzata in funzione di consumatori specifici, bisogna in realtà considerare dal punto di vista dei clienti, la possibilità che l'utente digitale percepisca un'eccessiva presenza dell'AI ed intrusione dal punto di vista della *privacy*.

Un'eccessiva presenza dell'Intelligenza Artificiale nelle esperienze di consumo può determinare diverse limitazioni, quali *l'Agency Transference* e il *Parametric Reductionism*³⁹.

2.4.1 Agency Transference: quando l'AI limita l'autonomia personale

L'Agency Transference consiste nel trasferimento della capacità di scelta e determinazione delle proprie azioni e circostanze dall'essere umano all'intelligenza artificiale. Gli algoritmi di AI considerano sia i dati storici del cliente che le interazioni contestuali di quest'ultimo sulla piattaforma digitale di riferimento, offrendo al consumatore dei contenuti che siano in linea con quanto analizzato. Di conseguenza, un eccessivo utilizzo di sistemi di raccomandazione comportano sia una limitazione dei contenuti a cui l'utente è esposto, percependo una limitazione nel

_

³⁹ Valenzuela, A. Puntoni S. (2024) "How Artificial intelligence Constrains the Human Experience", *Journal of Association for Customer Research*, Vol. 9 (3), 241-256.

proprio processo decisionale all'interno della propria customer experience. Se le preferenze passate non sono più in linea con quelle attuali, tali algoritmi potrebbero limitare la possibilità dei consumatori di avere accesso ad un'offerta aggiornata alle dinamiche attuali comportando una perdita di serendipità (Valenzuela, A. Puntoni S. 2024).

La serendipità è considerata la capacità di fare scoperte inaspettate mentre si cerca qualcos'altro. Quindi dato che i sistemi predittivi e di raccomandazione si basano sulle esperienze passate, il loro eccessivo utilizzo comporta un'inerzia che riduce l'esplorazione e il cambiamento vincolando la propria autonomia personale. Inoltre, di fronte ad un elevato numero di consumatori simili per determinate caratteristiche, gli algoritmi di intelligenza artificiale potrebbero ricadere in bias di aggregazione formulando false ipotesi e generalizzando alcuni aspetti dei consumatori. Un altro bias è quello di popolarità, per cui i sistemi di raccomandazione tendono a proporre con molta più frequenza un prodotto, piuttosto che un altro, basandosi sulla popolarità registrata del primo tra i consumatori.

Un altro effetto dell'eccessiva presenza dell'AI nella customer experience risiede nella possibilità di *de-skilling*, considerata come la perdita di competenze cognitive, decisionali ed emotive. Fare eccessivo affidamento all'Intelligenza Artificiale può minare lo sviluppo del pensiero critico, e l'interazione eccessiva con tale tecnologia può compromettere lo sviluppo di intelligenza emotiva e sociale, risultando all'interno dell'ambito del marketing esperienziale come una perdita di valore per il cliente che rischia di non essere più stimolato emotivamente, indebolendo il rapporto tra l'azienda e la sua *customer base*.

2.4.2 Il *Parametric Reductionism* e la riduzione della complessità umana

Il secondo grande limite dell'AI risiede nel *Parametric Reductionism*, ovvero la situazione per cui gli algoritmi mossi dalla necessità di tradurre le caratteristiche di ciascun consumatore in dati misurabili e poi in variabili analizzabili, si rischia di oggettivare gli individui, non considerandoli più nella loro unicità e complessità (*ivi*, p. 49). Questa discrepanza tra l'individuo umano e la sua rappresentazione codificata dall'AI, porterebbe al risultato inverso rispetto a quello che l'iper-personalizzazione intende realizzare, ovvero la possibilità di considerare i consumatori nella loro

individualità, uscendo dai paradigmi di generalizzazione dei comportamenti e delle caratteristiche e utilizzando i big data per conoscere a fondo ciascun cliente, utilizzando l'Intelligenza Artificiale per mezzo del *Machine Learning*.

Infine, un ultimo effetto è rappresentato dal c.d. *misalignment* che include sia la problematica legata all'oggettivazione, sia il problema di eccessiva rigidità dell'algoritmo nel considerare le preferenze passate. Infatti, proprio per queste dinamiche intrinseche in tale tecnologia, è altamente probabile che si creino delle discrepanze tra la rappresentazione semplificata del cliente e la complessità delle preferenze di quest'ultimo; quindi, comportando ad un disallineamento tra gli output generati dall'AI e le effettive preferenze e decisioni autonome che i singoli clienti avrebbero altrimenti realizzato. Questa difficoltà è dovuta anche al fatto che le preferenze umane tendono ad essere troppo idiosincratiche, complesse e non osservabili per essere catturate da un algoritmo che seppur sia dotato di machine learning, si allena su database codificati.

In conclusione, la volontà di adottare una strategia di iper-personalizzazione deriva da una naturale evoluzione del marketing che nei decenni si è concentrato sempre di più su un approccio cliente centrico, in concerto con un'evoluzione tecnologica senza precedenti. L'avvento delle NextTech ha comportato numerosi cambiamenti nella disciplina, sia sul piano teorico che delle nuove *expertise* richieste dagli addetti ai lavori soprattutto in ambito strategico dal punto di vista manageriale.

Proposta di ricerca

Nel successivo capitolo, verrà presentato il progetto di ricerca che mira ad analizzare quali sono i fattori determinanti della propensione all'hyper-personalization strategy.

Per avere una visione più completa del fenomeno, verranno confrontate le variabili che hanno un'incidenza più positiva, con quelle che indicano una maggiore limitazione all'effettiva predisposizione dei clienti ad accogliere tale strategia.

I risultati ottenuti sono stati poi sintetizzati in un framework denominato "Hyperpersonalization variables Framework", all'interno del quale sono individuate le variabili principalmente di carattere psicologico e valoriale, che incidono sulla realizzazione di una strategia di iper-personalizzazione più sostenibile nel tempo comportando quindi un maggiore customer engagement.

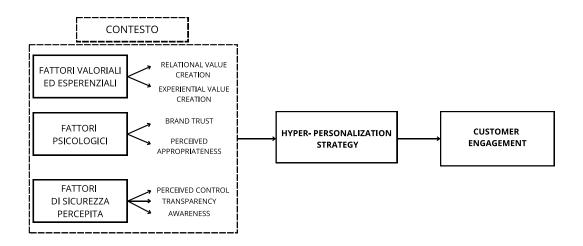


Figura 12: Hyper-personalization variables Framework

Capitolo 3 - Ricerca: Analisi dei Fattori Determinanti la Propensione all'Iper-Personalizzazione

Il seguente capitolo ha l'obiettivo di illustrare la ricerca condotta su un campione di 48 rispondenti, al fine di individuare quali sono le variabili più significative da dover considerare per analizzare la propensione dei clienti alle strategie di iperpersonalizzazione.

Nello specifico, il capitolo sarà strutturato come segue: introduzione delle motivazioni alla base di questa ricerca con l'illustrazione degli obiettivi perseguiti, descrizione della metodologia utilizzata nell'analisi statistica e infine la definizione di un modello realizzato sulla base dei risultati raggiunti.

3.1 Definizione degli obiettivi di ricerca

Come discusso nei capitoli precedenti, la propensione all'iper-personalizzazione è un aspetto significativo da dover analizzare, dal momento in cui questo nuovo approccio può essere considerato come una possibile evoluzione delle strategie di customer retention.

Nello specifico, la ricerca prevede di esplorare tre prospettive distinte al fine di individuare quali sono gli aspetti che le aziende, nell'analisi della propria *customer base*, devono considerare per indirizzare la strategia di iper-personalizzazione ai clienti più favorevoli.

Il primo obiettivo consiste nello studiare l'esistenza, o meno, di una correlazione - non necessariamente positiva - tra variabili generazionali e la disponibilità ad accogliere strategie ad alto coinvolgimento tecnologico (come l'iperpersonalizzazione), con l'obiettivo di superare generalizzazioni o preconcetti comunemente diffusi. Nello specifico vengono analizzati fattori sociodemografici, la propensione all'utilizzo dell'AI in vari contesti, e la consapevolezza da parte dei clienti di come queste tecnologie possano o meno migliorare la relazione con il *brand*.

Il secondo obiettivo mira ad analizzare come la natura del servizio o del prodotto offerto possa influenzare la percezione di un'eventuale eccessiva personalizzazione, distinguendo tra contesti in cui il consumatore è più o meno propenso ad accettare un

intervento personalizzato; verificando se ci sono o meno dei limiti all'utilizzo di tale strategia da parte delle aziende.

L'ultimo tema della ricerca prevede di esplorare il *trade-off* tra il livello di *privacy concern* e il desiderio di unicità espresso dai clienti, al fine di comprendere in quali condizioni l'attenzione alla propria *privacy* rappresenti una barriera significativa all'adozione di strategie di *hyper-personalization*. Nello specifico si analizza la conoscenza dei clienti in merito all'utilizzo dei dati da parte delle aziende, e la consapevolezza di essere dotati di specifiche azioni per poter limitare l'utilizzo delle proprie informazioni sensibili.

3.2 Metodologia

La ricerca si basa su una *survey* con un campione di 48 rispondenti che si distinguono per età, titolo di studio, abitudine nell'utilizzo o meno dell'AI, per come percepiscono l'iper-personalizzazione in base al servizio considerato e la loro predisposizione al cedere i propri dati per ottenere esperienze altamente personalizzate.

Il questionario è stato realizzato suddividendolo nelle seguenti sezioni: una prima sezione si concentra sulla raccolta di dati sociodemografici quali età, genere e titolo di studio, seguiti da alcune domande che esplorassero le abitudini dei rispondenti nell'utilizzo dell'AI, insieme ad alcune domande che verificano se le persone riconoscano il maggior valore che tale livello di personalizzazione può rappresentare. Successivamente, nella seconda sezione sono stati illustrati tre contesti specifici (servizi di intrattenimento, shopping online e servizi bancari) per verificare la possibile presenza di variabili di contesto che possano o meno influenzare la propensione all'iper-personalizzazione, data la sensibilità e la funzionalità del servizio in questione. Per ogni contesto sono state poste due domande in termini di utilità percepita e la sensazione di agio nel ricevere strategie altamente personalizzate.

Infine, l'ultima sezione riprende il concetto di *privacy-paradox* analizzando quanto i rispondenti conoscono i diritti a loro riconosciuti nell'ambito del marketing digitale e gli obblighi a cui le aziende devono sottostare nel realizzare una più profonda profilazione dei clienti. L'obiettivo è verificare se la predisposizione alla

personalizzazione deriva da una consapevolezza chiara dei clienti a non voler condividere i propri dati, e se una mancata conoscenza delle dinamiche relative al *data privacy* limita la loro disponibilità verso la strategia considerata.

Per scopi statistici le risposte sono state raccolte seguendo il metodo della Scala *Likert* 1-5. Quest'ultimo è un metodo di misurazione che permette di rilevare l'atteggiamento o il grado di accordo/disaccordo degli intervistati sulla base di determinate affermazioni. La scelta di una scala dispari permette di inserire anche delle risposte neutre, utili per le persone che non hanno una posizione definita in merito alla questione posta.

3.2.1 Metodi statistici utilizzati

Il software statistico utilizzato è RStudio e alcuni dei grafici sono stati realizzati tramite la funzione "analisi" di Google Moduli.

Per il primo obiettivo di ricerca è previsto l'utilizzo di modelli di regressione lineare multipli, uno per ogni classe di informazioni raccolte nella prima sezione della survey, in cui la variabile dipendente considerata è la "disponibilità ad utilizzare prodotti o servizi altamente personalizzati basati sull'analisi delle proprie preferenze passate e sul loro comportamento online". Per un'analisi specifica sulla generazione è stato poi utilizzato il metodo del *Welch t-test*. Infine, è stata realizzata un'analisi comparata tra i due istogrammi ottenuti dai risultati del questionario, in merito alla relazione tra percezione di utilità e di valore della strategia di iper-personalizzazione.

Per il secondo obiettivo di ricerca è stato utilizzato il metodo ANOVA a due vie per ogni contesto individuato. Le variabili utilizzate sono espresse in valori compresi tra 1 e 5 indicando, in ordine crescente, il livello di adesione alla domanda posta al rispondente. In quanto variabili continue, le risposte sono state distinte in tre categorie: "alto", "medio" e "basso"; di conseguenza, è stato possibile analizzare anche la relazione tra i diversi gradi di risposta.

Per il terzo obiettivo di ricerca, date le numerose variabili da considerare, è stato utilizzato il metodo AIC per la costruzione di un modello di regressione lineare multiplo semplificato, che consideri le variabili statisticamente più significative.

Successivamente, la discussione dei risultati è stata realizzata considerando anche i responsi ottenuti dal questionario.

3.3 Ipotesi e risultati di ricerca

3.3.1 La determinante generazionale e la consapevolezza di una migliore esperienza d'acquisto

Nella prima sezione della survey sono stati raccolti i seguenti dati:

- sociodemografici: età, genere, titolo di studio che per motivi statistici è stato aggregato in soggetti con "Diploma di scuola superiore" e soggetti con titoli di "Laurea o superiore";
- Atteggiamento nei confronti dell'AI: l'agio nell'utilizzo di tale tecnologia, considerazioni sull'impatto che l'AI ha al giorno d'oggi, e in quali contesti l'intervistato fa uso di tale tecnologia;
- Consapevolezza dei vantaggi che l'AI nell'ambito dell'iperpersonalizzazione può avere nella relazione con i *brand*, e se l'esperienza personalizzata rappresenta un maggior valore riconosciuto dal cliente.

Sono stati poi realizzati i seguenti modelli di regressione multipla al fine di individuare la significatività di queste variabili indipendenti rispetto alla variabile dipendente "disponibilità ad utilizzare prodotti o servizi altamente personalizzati basati sull'analisi delle proprie preferenze passate e sul loro comportamento online", che per funzionalità pratica rinominiamo come "predisposizione all'iperpersonalizzazione".

Modello base con variabili sociodemografiche

```
lm(formula = quanto\_saresti\_disposto\_ad\_utilizzare\_servizi\_o\_prodotti\_altamente\_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati\_basati_sullanalisi_delle\_tue\_preferenze\_passate\_etaltamente_personalizzati_basati_sullanalisi_delle\_tue\_preferenze\_passati_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanalisi_sullanal
 _comportamenti_online
                genere + età + titolo_studio_raggruppato, data = dataset)
Residuals:
                                                    10 Median
                                                                                                                       30
 -2.7957 -0.7099 0.4380 0.6809 1.7926
Coefficients:
                                                                                                                                                                                      (Intercept)
                                                                                                                                                                                                                                        0.35694 -0.180 0.857858
genere
                                                                                                                                                                                        -0.04674
                                                                                                                                                                                                                                        0.01179 -3.963 0.000268 ***
titolo_studio_raggruppatoLaurea o superiore 1.34049
                                                                                                                                                                                                                                        0.50579
                                                                                                                                                                                                                                                                             2.650 0.011132 *
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1
Residual standard error: 1.183 on 44 degrees of freedom
```

Figura 13: Modello di regressione lineare multipla sulle variabili sociodemografiche

Le variabili indipendenti considerate in questo caso sono: il genere, l'età e il titolo di studio suddiviso in Diploma e Laurea. Mentre la variabile dipendente è la "predisposizione all'iper-personalizzazione".

Dal modello è evidente un'alta significatività della variabile "età" che presenta un p-value < 0.001. L'età presenta un coefficiente di segno negativo (ß=-0.47), evidenziando la relazione inversa tra la predisposizione all'iper-personalizzazione e l'età del rispondente. Di conseguenza, è plausibile pensare che i clienti più adulti siano meno predisposti ad accettare una strategia di marketing estremamente improntata sull'utilizzo delle tecnologie più avanzate, come l'intelligenza artificiale. Tramite l'analisi del *t-test* è stato possibile approfondire questo aspetto generazionale.

Data la varietà non estremamente omogenea dei rispondenti, e la centralità del loro rapporto con la tecnologia, le varie classi d'età sono state distinte in due principali categorie generazionali per distinguere i *digital natives*, da coloro che hanno vissuto la maggior parte della loro infanzia senza essere immersi nell'ormai affermato ecosistema digitale.

Di conseguenza, sono state realizzate due classi: "Gen Z" per tutti coloro che presentano un'età inferiore ai 27 anni, e gli "Over 27". La numerosità delle due classi è rispettivamente di 33 e 15 rispondenti. Il *Welch t-test* per campioni indipendenti permette di confrontare le medie di due gruppi, così da analizzare se la differenza osservata nel loro relazionarsi all'iper-personalizzazione è statisticamente significativa. Questo test quanto permette di ottenere risultati più robusti quando i gruppi considerati hanno dimensioni o varianze diverse.

Il test ha confermato il risultato ottenuto dal modello di regressione, in quanto per un intervallo di confidenza al 95%, il p-value ottenuto (p = 0.0166) è inferiore a 0.05 che ci permette di rifiutare l'ipotesi secondo cui non ci sia una differenza statisticamente significativa tra le due medie. Infatti, i risultati dimostrano che la Generazione Z ha una media significativamente più alta (M = 3.67) rispetto alla classe Over 27 (M = 2.53), dimostrando una predisposizione più elevata nel ricevere strategie di marketing iper-personalizzate.

Per quanto riguarda il titolo di studio, quest'ultimo non risulta particolarmente significativo. Il suo beta è positivo ($\beta = 1.34049$) evidenziando comunque una direttamente proporzionale relazione con la predisposizione personalizzazione. Quindi, un maggior grado di istruzione e competenze professionali potrebbe determinare una maggiore apertura dei clienti verso le novità e opportunità che la tecnologia offre. Purtroppo, la significatività non è particolarmente elevata quindi questo fattore incide meno rispetto alle differenze generazionali sulla predisposizione all'iper-personalizzazione. Di conseguenza, una generalizzazione certa non può essere comunque realizzata, in quanto bisognerebbe individuare in quale data i rispondenti hanno conseguito il titolo, e quali erano le competenze tecnologiche acquisite all'epoca. In un'ottica futura questa variabile potrebbe anche non essere più significativa. È prevedibile che, tra dieci o vent'anni, le nuove generazioni instaureranno un rapporto con la tecnologia così radicato da rendere l'acquisizione delle conoscenze digitali un processo spontaneo, indipendente dal grado di istruzione formale.

Per questo motivo, è stato realizzato un secondo modello di regressione che prevede sempre come variabile dipendente la "predisposizione all'iper-personalizzazione", considerando però le abitudini dei rispondenti in relazione all'utilizzo dell'AI.

Modello di regressione lineare multipla con riferimento all'utilizzo abituale dell'AI

Le variabili considerate in questa seconda analisi sono numerose, in quanto è stato richiesto agli intervistati non solo quanto si sentono a loro agio nell'utilizzare una tecnologia che simula l'intelligenza umana e l'impatto che secondo loro tale tecnologia può avere nella vita di tutti i giorni, ma anche in quali contesti (studio, lavoro, shopping online, tempo libero, e non utilizzo dell'AI) la utilizzano maggiormente.

Di conseguenza, per rendere più efficiente l'analisi statistica è stato utilizzato il criterio AIC (che meglio bilancia complessità e bontà di adattamento), che permette di individuare i predittori che migliorano la costruzione del modello rendendolo più affidabile, e con coefficienti più robusti.

Da tale analisi sono stati individuati tre fattori: la sensazione di agio nell'utilizzare l'AI, come viene considerato l'impatto dell'AI nella vita quotidiana e l'utilizzo di tale tecnologia nel contesto dello studio.

Utilizzando queste tre variabili indipendenti, il modello spiega al 41% (R^2 aggiustato) della variabilità delle risposte. L'unica variabile significativa al 5% è la considerazione sull'impatto dell'AI nella nostra vita quotidiana, evidenziando una relazione positiva ($\beta = 0.47$). Una maggiore consapevolezza dell'utilità dell'AI nelle attività quotidiane, comporta una maggiore predisposizione alle strategie di iperpersonalizzazione. Inoltre, questo modello evidenzia come il contesto di utilizzo personale di tale tecnologia non risulta particolarmente significativo nel campione. La sensazione o meno di agio nell'utilizzo dell'AI non risulta significativa, di conseguenza è plausibile pensare che l'approccio dei rispondenti nell'utilizzare tale tecnologia è prettamente a fine utilitaristico, non considerando il livello di coinvolgimento e non utilizzando l'intelligenza artificiale in modo attivo durante la propria giornata ma solo in casi specifici.

Relazione tra valore percepito ed utilità percepita verso la strategia di iperpersonalizzazione

Ai rispondenti è stato chiesto se un'esperienza personalizzata aumentasse il loro valore percepito, e se questa strategia rappresentasse per loro un'opportunità di miglioramento nel rapporto con i *brand*.

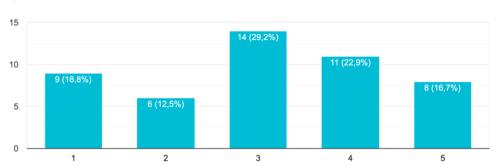


Figura 14: percezione di valorizzazione come clienti a fronte di un'esperienza personalizzata

In questo caso è stato chiesto ai rispondenti di indicare il livello di accordo o disaccordo con le affermazioni presentate. La scala *Likert* considera il valore 1 "per nulla d'accordo" fino al valore 5 "molto d'accordo". La percentuale maggiore (29,2%) degli intervistati ha risposto di essere neutrale, mentre il 22,9% è "abbastanza d'accordo" con questa affermazione; infine, la terza percentuale più alta pari al 18,8% ha risposto "per niente d'accordo". Quest'ultimo è un risultato peculiare, in quanto tendenzialmente ci si aspetta che una maggiore personalizzazione faccia sentire il cliente molto più valorizzato rispetto ad un'esperienza standardizzata.

Data la variabilità delle risposte, si è considerato opportuno indagare in modo più dettagliato l'effetto di entrambi i fattori.

Infatti, questo risultato potrebbe derivare da altri criteri che influenzano la percezione di valore. Per questo motivo, successivamente è stata svolta un'analisi per verificare se la differenza generazionale perdesse di significatività sulla predisposizione all'iper-personalizzazione quando considerata insieme a fattori valoriali ed esperienziali.

Quanto pensi che l'iper-personalizzazione (ad esempio, offerte, suggerimenti, e comunicazioni personalizzate) con l'ausilio dell'Intelligenza Artificiale, possa migliorare la tua esperienza con i brand? 48 risposte

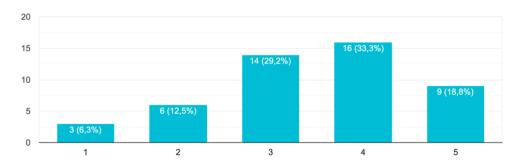


Figura 15: istogramma rappresentativo delle risposte in merito al miglioramento della relazione con i brand

Le risposte ottenute sono state per il 33% "utile" seguita da un 29,2% di risposte "abbastanza utile", e un 18,8% come "molto utile". Di conseguenza, viene riconosciuta dai rispondenti una funzionalità intrinseca nella strategia di iperpersonalizzazione che permette di rafforzare il rapporto con il *brand*.

I due risultati ottenuti dimostrano che i rispondenti riconoscono l'utilità di un'offerta personalizzata, che si traduce nel miglioramento della relazione con il *brand*, ma non

necessariamente si sentono sempre valorizzati come clienti. Potremmo parlare quindi di differenza tra personalizzazione utile e fedeltà emotiva⁴⁰. La relazione con il cliente basata sui vantaggi funzionali determina un alto livello di Satisfiction del cliente derivante da un giudizio cognitivo, razionale e consapevole, con riferimento al confronto tra aspettative iniziali e l'esperienza effettiva (ibidem). Quindi, una personalizzazione principalmente algoritmica, che conduce a scelte più rapide ed efficienti, non comporta automaticamente lo sviluppo di una relazione emotiva tra cliente e brand, aspetto invece determinante per una maggiore brand loyalty. L'engagement si riferisce ad un concetto relazionale multidimensionale che comprende dimensioni cognitive, emotive e comportamentali (Fernandes, T. Moreira, M.,2019). Di conseguenza, è possibile che l'aspetto funzionale sia in certi casi quello più percepito rispetto al legame emozionale. Aziende come Netflix, la cui strategia di profilazione dei clienti è esemplare quando si tratta di iperpersonalizzazione, ha una valenza estremamente funzionale permettendo di ridurre i tempi di ricerca dei contenuti adatti per il singolo spettatore. Per raggiungere una maggiore brand loyalty, che determina invece un vantaggio competitivo di lungo termine, è fondamentale un maggior coinvolgimento emotivo da parte dei consumatori. Per questo motivo, la successiva sezione di ricerca consiste nell'analisi del rapporto tra utilità e agio riscontrato dai rispondenti in tre contesti distinti, proprio per comprendere quando la funzione utilitaristica supera quella emotiva e viceversa.

Modello di regressione lineare multipla considerando la generazione e il valore percepito dai clienti

L'ultima analisi realizzata considera sia la classe generazionale, sia l'utilità riscontrata dell'iper-personalizzazione insieme al valore che viene percepito dai clienti. È stato riscontrato che quando il modello di regressione considera tutte e tre le variabili indipendenti, la classe generazionale perde totalmente di significatività a dimostrazione del fatto che di fronte ad una maggiore utilità o valore creato, la familiarità con le nuove tecnologie non necessariamente rappresenta un ostacolo.

-

⁴⁰ Fernandes, T. Moreira, M. (2019), "Consumer brand engagement, satisfaction and brand loyalty: a comparative study between functional and emotional brand relationships", Journal of Product & Brand Management, Vol.28 No.2, pp. 274-286.

Questa affermazione è dimostrabile statisticamente tramite il seguente modello di regressione lineare multipla:

```
lm(formula = quanto\_saresti\_disposto\_ad\_utilizzare\_servizi\_o\_prodotti\_altamente\_personalizzati\_basati\_sullanalisi\_delle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_preferenze\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passate\_elle\_tue\_passat
 _comportamenti_online ~
              gruppo_generazionale_accorpato + percezione_di_valorizzazione +
                            miglioramento_esperienza_brand, data = dataset)
Residuals:
                                         1Q Median
                                                                                                    3Q
 -1.6767 -0.7395 0.1481 0.6014 1.6081
Coefficients:
                                                                                                                                      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                                                                                                                                            (Intercept)
gruppo_generazionale_accorpatoOver 27 -0.2619
                                                                                                                                             0.3610
                                                                                                                                                                                    0.1250 2.888 0.005991 **
percezione di valorizzazione
                                                                                                                                             0.5629
                                                                                                                                                                                    0.1593 3.533 0.000978 ***
miglioramento_esperienza_brand
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.8408 on 44 degrees of freedom
                                                    Figura 16: Modello di regressione lineare multipla confronto tra variabile generazionale e valore percepito
```

Il modello spiega il 61,5% della varianza (R^2 aggiustato), ed è evidente la significatività della variabile rappresentante la percezione di utilità della strategia di iper-personalizzazione, seguita dalla percezione di valorizzazione individuata dai clienti. La variabile generazionale perde totalmente di significatività (p-value = 0.37), evidenziando che i fattori psicologici rappresentano predittori più rilevanti rispetto a

3.3.2 Analisi dei contesti per l'iper-personalizzazione

una categorizzazione convenzionale dei clienti.

Successivamente, nella seconda sezione del questionario, ai rispondenti sono stati presentati tre contesti distinti rispettivamente servizi di intrattenimento, servizi di shopping online e servizi bancari, per esplorare la possibilità che il contesto in cui l'iper-personalizzazione viene offerta abbia un'incidenza rilevante sulla predisposizione delle persone a tale strategia.

Nello specifico, è stato misurato, secondo la scala *Likert*, quanto le persone riconoscono **l'utilità** pratica di un servizio personalizzato, e quanto si sentono a proprio **agio** nel ricevere un'esperienza "su misura" tramite la maggiore profilazione dei propri dati.

Tramite l'analisi *ANOVA a due vie* è stato possibile analizzare, per ogni contesto, l'incidenza di tali fattori sulla predisposizione all'iper-personalizzazione. Di seguito sono riportati i risultati ottenuti.

Servizi di intrattenimento

Con il termine "servizi di intrattenimento" si considerano tutte quelle aziende che si occupano di servizi di streaming, quali film e musica, e che offrono contenuti digitali di svago. Ai rispondenti sono stati riportati come esempi i casi di Netflix e Spotify, i quali utilizzano principalmente metodi di raccomandazione collaborativa, il cui obiettivo è quello di velocizzare e migliorare, da un punto di vista funzionale, l'esperienza utente del cliente nello scegliere la forma di intrattenimento più adatta alle sue preferenze personali.

In questo contesto, le strategie di iper-personalizzazione hanno come oggetto dei contenuti di svago che non suscitano nei clienti preoccupazioni rilevanti. Infatti, proprio l'analisi statistica svolta sul campione in esame evidenzia quanto l'aspetto dell'agio nel ricevere tale strategia ha un'incidenza più che significativa sulla predisposizione all'iper-personalizzazione, rispetto al riconoscimento del livello di funzionalità della stessa.

```
Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
agio_intrattenimento_cat 2 28.12 14.060 10.436 0.000202 ***
utilita_intrattenimento_cat 2 0.26 0.131 0.097 0.907862
Residuals 43 57.93 1.347
```

Figura 17: analisi ANOVA a due vie nel contesto dell'intrattenimento

Di conseguenza, i clienti non percepiscono una preoccupazione esplicita nel sapere che le aziende di intrattenimento offrono loro raccomandazioni *ad hoc*, sulla base delle loro informazioni raccolte. Infatti, il campione considerato presenta un 37,5% di rispondenti che dichiarano di essere a loro agio, e un 31,3% che dichiara di essere molto a proprio agio nel ricevere una strategia di iper-personalizzazione basata sulla raccolta dei propri dati.

Seppur il 35,4% dei rispondenti ha espresso di ritenere molto utile la personalizzazione in questi servizi. La minore significatività statistica della funzionalità di tale strategia potrebbe evidenziare il fatto che i clienti, in questo

contesto, si aspettano implicitamente che il servizio si adatti alle loro esperienze passate e ai contenuti con cui hanno maggiormente interagito.

Servizi di shopping online

Il contesto analizzato considera tutte quelle attività di *shopping* realizzate su piattaforme e-commerce, che spesso fanno uso di strategie di personalizzazione per migliorare le esperienze dei propri clienti.

```
Df Sum Sq Mean Sq F value
                                                Pr(>F)
                     2 49.17
                                       29.628 8.15e-09 ***
agio_shopping_cat
                               24.587
utilita_shopping_cat 2
                         1.46
                                0.728
                                        0.877
                                                 0.423
Residuals
                        35.68
                                0.830
                    43
Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Figura 18: analisi ANOVA a due vie nel contesto degli acquisti online

Anche in questo caso l'analisi ANOVA a due vie ha evidenziato la forte significatività statistica del livello d'agio nel ricevere una strategia di marketing altamente specializzata sulla base delle proprie informazioni condivise, rispetto all'evidenza statistica dell'utilità.

Il campione analizzato ha evidenziato un 39,6% di rispondenti che dichiarano di essere a loro agio nel ricevere tali strategie senza percepire un'ingerenza da parte del brand che realizza tale personalizzazione. Allo stesso modo però, la seconda percentuale più rilevante pari al 20,8% dei rispondenti, dichiara di non sentirsi per nulla a proprio agio nel ricevere tali strategie. Questa maggiore preoccupazione può derivare da diversi fattori. Per questo motivo, sono stati chiesti, al termine della seconda sezione del questionario, quali sono le determinanti che più limitano la propria predisposizione all'iper-personalizzazione. Come si vedrà meglio in seguito, alla fine del paragrafo si tronerà su questo aspetto per una trattazione più approfondita.

Servizi bancari

In questo contesto, si considera la possibilità che la banca utilizzi i dati dei propri clienti per offrire i propri servizi finanziari; quindi, personalizzando il modo in cui i servizi vengono proposti in funzione di quanto emerso dalle abitudini comportamentali in ambito finanziario del cliente. È stato deciso di includere anche questo contesto, al fine di analizzare il comportamento dei rispondenti anche nel caso in cui la personalizzazione venisse svolta per un settore che tratta aspetti più sensibili (come, ad esempio, la gestione del proprio risparmio e del suo impiego, oltre ai propri legami con il settore bancario) della vita quotidiana. L'obiettivo è analizzare il tradeoff tra utilità della strategia riconosciuta dai clienti, e la loro effettiva reazione nell'interfacciarsi con un'esperienza altamente personalizzata.

```
Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
agio_servizi_bancari_cat 2 23.98 11.992 8.645 0.000699 ***
utilita_servizi_bancari_cat 2 2.68 1.338 0.965 0.389151
Residuals 43 59.65 1.387
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Figura 19: Analisi ANOVA a due vie nel contesto dei servizi bancari

Anche in questo caso l'analisi ANOVA a due vie ha individuato un'alta significatività statistica dell'agio percepito nel vivere un'esperienza personalizzata, rispetto alla funzionalità riconosciuta della strategia. Sulla predisposizione all'iperpersonalizzazione, dunque, ad avere una maggiore valenza è come a livello emotivo le persone percepiscono questa maggiore "intrusione" nelle attività svolte, soprattutto quando il servizio è erogato su piattaforme digitali.

Dall'analisi svolta sulle risposte del campione considerato, il 33,3% dei rispondenti ha dichiarato di essere neutrale di fronte a maggiori servizi personalizzati erogati dalla propria banca; mentre, il 29,2% ritiene di sentirsi per nulla a proprio agio nei confronti di tale strategia. Le risposte fornite tramite la *survey* si concentrano principalmente sui primi livelli della scala *Likert*, per cui la sensazione di agio evidenzia uno stato emotivo tendenzialmente negativo.

Per quanto riguarda la funzionalità della strategia, seppur statisticamente non abbia un effetto significativo sulla propensione all'iper-personalizzazione, il 31% dei rispondenti la considera una strategia utile per i propri vantaggi. Questa differenza di andamenti tra l'utilità e l'agio nei confronti di un'elevata personalizzazione potrebbe risultare interessante da un punto di vista strategico analizzando quali sono le determinanti di una reazione emotivamente avversa di fronte alla personalizzazione nell'ambito bancario.

Analisi dei fattori determinanti una maggiore o minore avversità all'iperpersonalizzazione

Quali fattori aumentano la tua disponibilità ad accettare una forte personalizzazione in un servizio/prodotto? (Seleziona massimo 3 opzioni)
48 risposte

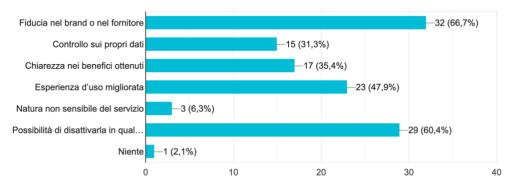


Figura 20: fattori incentivanti dichiarati dai rispondenti della survey

Al campione di rispondenti a cui è stato sottoposto il questionario, è stato chiesto di indicare quali siano i fattori che aumentano e limitano la loro disponibilità ad accettare una forte personalizzazione dell'esperienza di acquisto di un prodotto o servizio.

La fiducia che i clienti ripongono in un brand determina la loro maggiore disponibilità ad accettare una strategia di iper-personalizzazione. Questo risultato evidenzia, da un lato, l'importanza strategica che la qualità delle relazioni con i clienti riveste per le aziende e, dall'altro, come la strategia di iper-personalizzazione possa essere efficacemente applicata solo in determinati stadi della *customer relation*, ovvero quando il rapporto con il *brand* è già solido, vi sono ulteriori prospettive di crescita e il cliente ha maturato un senso di fiducia.

Anche un'esperienza qualitativamente superiore rappresenta un fattore determinante, insieme ad una maggiore chiarezza dei benefici ottenuti. Di conseguenza, è fondamentale per le aziende comunicare con chiarezza i vantaggi, promuovendo un

coinvolgimento emotivo del cliente, che nel lungo termine garantisce una maggiore sostenibilità della strategia di iper-personalizzazione.

Infine, altri due fattori determinanti la maggiore disponibilità ad accogliere la strategia di iper-personalizzazione, che anticipano quanto verrà poi analizzato nella terza ed ultima sezione del questionario, sono rispettivamente la possibilità di poter controllare l'utilizzo dei propri dati e la possibilità di disattivare qualsiasi forma di personalizzazione avanzata. "Concedere ai consumatori il controllo sull'uso o sul flusso delle proprie informazioni personali, rappresenta una forma di *empowerment*



Figura 21: fattori limitanti dichiarati dai rispondenti alla survey

che promette di ridurre la loro vulnerabilità, l'incertezza e la percezione di intrusività" delle strategie iper-personalizzate.

Infine, sono stati individuati i fattori che determinano una minore propensione all'iper-personalizzazione. Il 54,2% dei rispondenti dichiara di essere preoccupato della gestione dei propri dati da parte delle aziende, confermando quanto analizzato precedentemente, per cui tale mancanza di controllo rappresenta uno degli ostacoli per questa strategia.

Gli altri fattori più rilevanti fanno riferimento ad una percezione da parte dei clienti tale per cui una maggiore personalizzazione può comportare un monitoraggio delle proprie azioni da parte delle aziende anche quando non dichiarato, e possa ridurre la libertà di scelta limitando la varietà dei prodotti e dei servizi che vengono proposti.

-

⁴¹ J. Cloarec (2020), "The personalization—privacy paradox in the attention economy", *Elsevier*, Vol.161, pp. 1-5.

Tra gli aspetti evidenziati dai rispondenti, rientra la preferenza dei clienti nel scegliere singolarmente i contenuti/prodotti/servizi in modo spontaneo e autonomo.

Infatti, "è stato dimostrato che la percezione di restrizioni nella scelta compromette la motivazione delle persone e può suscitare una reazione psicologica di resistenza". Un altro limite, quindi, può essere un'eccessiva presenza di algoritmi o automatismi informatici che limitano le attività dei clienti. D'altronde, gli algoritmi che si basano principalmente su esperienze d'acquisto passate dei consumatori, potrebbero costringere questi ultimi in schemi di consumo più prevedibili, privandoli della possibilità di evolvere nel tempo, o riducendo la probabilità di cambiamenti radicali nei loro gusti.

Questi aspetti potrebbero ridurre il coinvolgimento emotivo e cognitivo, fondamentali per una maggiore fidelizzazione dei clienti.

3.3.3 Privacy e predisposizione all'iper-personalizzazione

L'ultima prospettiva prevede di esplorare il *trade-off* tra il livello di *privacy concern* e il desiderio di unicità espresso dai clienti, al fine di comprendere in quali condizioni l'attenzione alla propria *privacy* rappresenti una barriera significativa all'adozione di strategie di *hyper-personalization*.

Per fare ciò, è stato chiesto ai rispondenti di autovalutare le proprie conoscenze e livello d'attenzione quando le piattaforme *online* richiedono la condivisione dei propri dati per proseguire all'utilizzo del servizio.

I fattori considerati includono il livello di informazione che le persone hanno in merito al tema della gestione e raccolta dati da parte delle aziende, di consapevolezza dei diritti riconosciuti a livello normativo per intervenire e cancellare la condivisione dei propri dati e l'attenzione con cui ciascun rispondente accetta le informative sui cookies. Successivamente, sono state raccolte delle riflessioni in merito a come i rispondenti considerassero le attività delle aziende in merito alla gestione dei dati, e quali fossero le loro preoccupazioni principali.

⁴² André Q., Carmon Z., Wertenbroch, K., Crum A., Frank D., Goldstein W., Huber J., Van Boven L., Weber B., Yang. (2018). "Consumer Choice and Autonomy in the Age of Artificial Intelligence and Big Data". *Customer Needs and Solutions*. 5. 10.1007/s40547-017-0085-8.

È stato utilizzato un modello di regressione lineare multipla per verificare la significatività statistica dei fattori considerati. Data la numerosità delle variabili, è stato utilizzato il metodo AIC per semplificare il modello senza ridurre eccessivamente l'indice di bontà d'adattamento.

Le variabili statisticamente più significative sono:

- il livello di informazione dei rispondenti in merito a come le aziende raccolgono, utilizzano e condividono i dati personali dei propri clienti (p < 0.001).
- la percezione di eccessivo monitoraggio delle proprie attività online a causa di un'eccessiva condivisione dei propri dati, minando la propria privacy (p ~ 0.027).

La prima variabile presenta un β = 0.493, indicando che la predisposizione ad accogliere una strategia di iper-personalizzazione aumenta quando il cliente è consapevole ed informato sulle modalità di raccolta e gestione dei propri dati personali.

Tuttavia, il campione analizzato ha riportato la seguente situazione: il 39,6% dei rispondenti ha dichiarato di non sentirsi sufficientemente informato sui processi attuati dalle aziende nella gestione e condivisione dei propri dati personali, mentre il 31,3% ritiene di essere mediamente informato sulla questione; seguito da un 20,8% che si ritiene essere "per nulla informato". Di conseguenza, questa minor consapevolezza da parte dei clienti può rappresentare un limite alla disponibilità di ricevere una maggiore personalizzazione.

Quanto ti senti informato su come le aziende raccolgono, utilizzano e condividono i tuoi dati personali?

48 risposte

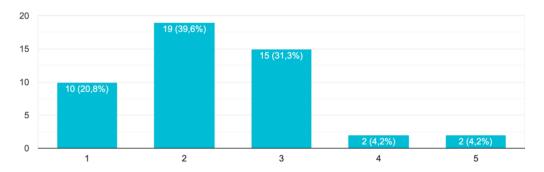


Figura 22: livello di informazione sui processi di gestione dati dei rispondenti alla survey

Considerando le normative vigenti a livello europeo che impongono regole in merito alla raccolta, archiviazione ed elaborazione dei dati di tutti i cittadini dell'UE (GDPR), è stato chiesto ai rispondenti se fossero consapevoli dei diritti che tali leggi riconoscono in capo ai consumatori. La situazione riscontrata presenta una distribuzione focalizzata delle risposte ai livelli più bassi della scala. Il maggior numero di rispondenti (33,3%) ha dichiarato di essere "mediamente consapevole" dei diritti e delle azioni che possono esercitare per interrompere la condivisione dei propri dati. Questo risultato evidenzia un livello medio di consapevolezza da parte dei consumatori riguardo al controllo esercitabile sulla condivisione dei propri dati.

Eventuali limitazioni derivano dalla minore trasparenza del processo di gestione dei dati, interno alle aziende, che spesso non viene espresso con chiarezza.

Inoltre, anche la complessità con cui le informazioni vengono presentate agli utenti delle piattaforme online rappresenta un ostacolo al grado di trasparenza richiesto. Per questo motivo è stato richiesto di indicare quanto frequentemente ciascun rispondente leggesse con attenzione le informative relative ai *cookies*, che vengono presentati al momento dell'accesso sulle piattaforme online. Il 64,4% ha risposto che non legge *mai* con attenzione quanto riportato in queste informative.

Seppur la causa di questo atteggiamento non sia stato analizzato all'interno del questionario, è plausibile pensare che tra le cause ci sia un'eccessiva complessità

nelle modalità con cui gli utenti vengono informati, richiedendo un eccessivo sforzo cognitivo, e una bassa sensibilizzazione sul tema.

Questo risultato è coerente con quanto riportato da Joseph Walther nella *Computer-mediated Communication Theory*⁴³, secondo cui negli ambienti virtuali la fiducia degli utenti si costruisce attraverso una comunicazione chiara e coerente. Inoltre, il suo modello di Elaborazione delle Informazioni Sociali (Walther, 1992), evidenzia proprio come questi due aspetti siano dei segnali indiretti fondamentali affinché gli utenti si sentano più sicuri nella condivisione dei propri dati.

La percezione di un eccessivo monitoraggio delle proprie attività online è un'altra tematica che può limitare la propensione ad accettare una strategia di iperpersonalizzazione dei contenuti e dell'esperienza online.

Temo che l'utilizzo dei miei dati possa invadere la mia privacy e portare a un monitoraggio eccessivo delle mie attività online
48 risposte

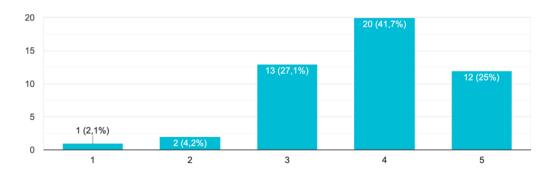


Figura 23: Percezione di eccessivo monitoraggio da parte dei rispondenti della survey

La distribuzione delle risposte ottenute si concentra notevolmente sui livelli della scala *Likert* più elevati, evidenziando una propensione dei rispondenti ad essere d'accordo con l'affermazione riportata. Molto spesso capita che gli utenti percepiscano che le aziende "sappiano troppo" delle loro preferenze personali, aumentando il senso di disagio.

-

⁴³ Rahayu T., Wahyu P. V., Rizky M., Rahyadi I., Mani L., (2025). "Feeling Watched: A Phenomenological Exploration of Consumer Discomfort and Data Privacy Concerns in E-Commerce Personalized Email Marketing". *PaperASIA*. 41. 81-92.

Infatti, una percezione di eccessiva intrusione nella propria sfera personale, può generare intenzioni di evitamento, ovvero la decisione consapevole di ridurre l'interazione o l'abbandono della piattaforma online⁴⁴.

3.4 Hyper-personalization variables framework

L'Hyper-personalization è una strategia che per essere applicata richiede una conoscenza approfondita del cliente, una maggiore presenza esplicita delle tecnologie quali l'AI e una maggiore accuratezza nella personalizzazione, tale da riuscire a individuare gli aspetti più latenti del comportamento umano e a adattarsi. Per questo motivo, spesso si discute della effettiva predisposizione degli utenti ad accettare questa strategia.

Alla luce di quanto riportato, la ricerca svolta si pone come obiettivo quello di individuare quali variabili possono incidere sulla propensione all'accogliere una strategia di iper-personalizzazione dell'esperienza.

Analizzando sia fattori sociodemografici, contestuali e relativi alla maggiore necessità di sicurezza in un'epoca di forte digitalizzazione, è stato possibile individuare quali variabili sono da considerare determinanti affinché la strategia di iper-personalizzazione venga realizzata con successo, determinando alti livelli di customer engagement.

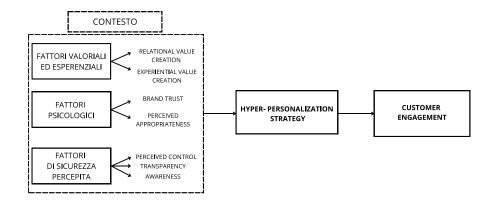


Figura 24: Hyper-personalization variables Framework

_

⁴⁴ Periodo generato tramite l'ausilio di ChatGPT

La Fig. 24 prevede uno *framework* in cui vengono riportate quelle che sono le variabili più rilevanti, individuate tramite l'analisi del campione intervistato.

Le variabili si distinguono in tre categorie, ciascuna delle quali corrisponde a una specifica sezione del questionario, racchiuse all'interno del contesto in cui vengono rilevate. Nella prima sezione è stato riscontrato come la variabile generazionale perde di significatività statistica sulla predisposizione all'iper-personalizzazione quando viene confrontata con l'offerta di un maggior valore esperienziale del servizio e relazionale con il cliente. Di conseguenza, più il cliente è in grado di riconoscere il valore creato dai brand tramite le proprie strategie, e maggiore è la sua predisposizione ad una strategia di iper-personalizzazione. Tale risultato è in linea anche con quanto discusso in merito alle strategie di *Customer Portfolio Management* nel capitolo precedente, per cui non tutti i clienti si trovano in uno stadio del rapporto con il brand sufficiente da valorizzare una strategia iper-personalizzata.

Dall'analisi dei contesti in cui l'iper-personalizzazione viene offerta, è stato riscontrato che tra l'aspetto funzionale e quello psicologico/emozionale ciò che determina una maggiore predisposizione alla strategia è la situazione psicologica del consumatore nel contesto individuato. I fattori psicologici più rilevanti, che favoriscono la strategia di iper-personalizzazione, sono la fiducia che i clienti ripongono nei confronti del brand (*brand trust*) e la valutazione dell'appropriatezza delle azioni di iper-personalizzazione svolte quest'ultimo (*perceived appropriateness*) nel contesto considerato, misurata tramite la sensazione di agio che i clienti percepiscono nelle tre fattispecie considerate.

Infine, i fattori di sicurezza percepiti fanno riferimento a quanto rilevato nell'ultima sezione del questionario in merito ai rischi della *privacy*, e sono stati individuati tre fattori. Per *perceived control* si intende la percezione del cliente nel detenere il controllo della gestione dei propri dati, avendo la possibilità di definire quali dati condividere e quali meno, insieme alla possibilità di interrompere la condivisione dei più sensibili. La *transparency* fa riferimento alla chiarezza e trasparenza delle comunicazioni e delle informative in merito ai processi di raccolta, gestione e vendita dei dati che determina un maggior senso di sicurezza per i clienti, i quali risulteranno possibilmente più propensi a condividere le proprie informazioni ai fini dell'iper-

personalizzazione. Infine, *l'awareness* considera il livello di informazione e conoscenza dei clienti sul tema della raccolta dei dati presso i consumatori e i diritti che poteri che sono riconosciuti ai singoli a scopo di tutela.

In conclusione, le dinamiche psicologiche, la sicurezza percepita e i benefici valoriali proposti dai brand sono quelli che determinano una maggiore accettazione dell'*hyper-personalization* da parte dei clienti, non tanto la funzionalità della strategia o la familiarità delle persone con le nuove tecnologie.

3.7 Limiti della ricerca

Il campione è composto da 48 rispondenti. Tuttavia, la loro distribuzione non è totalmente eterogenea, con un alto numero di rispondenti si concentrano in una fascia d'età compresa tra i venti e trent'anni, con osservazioni ridotte per fasce d'età superiori.

Per motivi pratici, quale l'utilizzo di un questionario, è stato possibile analizzare i comportamenti e gli atteggiamenti dei rispondenti limitatamente a quanto è stato richiesto nella *survey*. Di conseguenza, non è stato possibile includere dinamiche comportamentali meno esplicite, eventualmente registrabili tramite degli esperimenti guidati.

3.8 Prospettive future della ricerca

La ricerca svolta potrebbe essere approfondita tramite metodi di ricerca avanzati. Per esempio, tramite degli esperimenti sottoponendo gli intervistati a determinate strategie di iper-personalizzazione, analizzando i comportamenti più latenti. Per esplorare meglio le motivazioni che inducono a determinate azioni da parte degli intervistati, potrebbe essere adatto anche l'organizzazione di *focus group* per analizzare l'interazione tra i singoli sui temi trattati, soprattutto nel caso della discussione sulla *privacy concern*.

A livello di contenuto, queste analisi più specifiche permettono l'individuazione di nuove variabili da considerare e una migliore analisi delle interazioni tra queste variabili, definendo anche dei profili che descrivano i diversi livelli di propensione all'iper-personalizzazione.

Conclusioni

La ricerca condotta sul tema dell'*Hyper-personalization strategy* aveva l'obiettivo di analizzare il ruolo che le nuove tecnologie hanno avuto nell'ambito del marketing, e le sue evoluzioni dal punto di vista strategico. Mantenendo, nel corso dell'analisi, sia un'ottica manageriale considerando le implicazioni a livello aziendale, sia un'ottica orientata alla customer relation verificando come l'approccio dei consumatori stessi è cambiato di fronte alle nuove strategie adottate.

I risultati mostrano come l'avvento delle *NextTech* abbia portato un maggior impegno per le aziende a dotarsi delle infrastrutture, strumenti e capitale umano dotato di nuove competenze, per migliorare le proprie strategie di marketing al fine di mantenere una competitività sul mercato, che ad oggi è sempre più dinamico. Inoltre, il rapporto con la propria *customer base* non è rilevante ai soli fini di raccogliere più dati possibili, ma deve essere considerato nel complesso delle sue potenzialità analizzandolo sempre più a fondo per conoscere la natura di determinate dinamiche comportamentali.

Questo studio contribuisce ad offrire una prima visione su quelli che possono essere dei fattori comportamentali da considerare quando bisogna organizzare una strategia di iper-personalizzazione. Il valore di questa nuova strategia non viene riconosciuto da tutti allo stesso modo. Per evitare strategie fallimentari, ed un dispendio di risorse non profittevole, bisogna individuare quali variabili determinano questa maggiore apertura e disponibilità del cliente al riconoscere favorevolmente un'esperienza iper-personalizzata.

L'iper-personalizzazione solleva diversi dubbi sotto numerosi punti di vista, sia di tipo manageriale che etico, per questo motivo bisogna comprendere se esiste un livello che permetta di conciliare i benefici di questa strategia con i suoi limiti pratici.

Bibliografia

Altalex (s.d.), Art. 15 GDPR – Diritto di accesso dell'interessato, disponibile su: https://www.altalex.com/documents/news/2018/04/12/articolo-15-gdpr-diritto-di-accesso-dell-interessato

André Q., Carmon Z., Wertenbroch, K., Crum A., Frank D., Goldstein W., Huber J., Van Boven L., Weber B., Yang. (2018). "Consumer Choice and Autonomy in the Age of Artificial Intelligence and Big Data". *Customer Needs and Solutions*. 5. 10.1007/s40547-017-0085-8.

Bernardo Lecci, Cos'è la User Experience, TSW, 30 luglio 2019, https://www.tsw.it/journal/ricerca/cosa-e-la-user-experience/

Boston Consulting Group, Perspectives: Segment of One, n 329

Brunella Martino, "Diritto all'oblio GDPR cos'è e come si esercita", *Legal for Digital*, 19 giugno 2024, https://legalfordigital.it/gdpr/diritto-alloblio-gdpr/

Cloarec J. (2020), "The personalization–privacy paradox in the attention economy", *Elsevier*, Vol.161, pp. 1-5.

Colnaghi G., "Comprendere i Third, Second, First e Zero-party Data per le tue strategie di digital marketing", *Marketing Automation Italia*, 17 dicembre 2023, https://www.marketingautomationitalia.it/comprendere-i-third-second-first-e-zero-party-data-per-le-tue-strategie-di-digital-marketing/

Davenport T. H. (2023), "Hyper-Personalization for Customer Engagement with Artificial Intelligence", *Management and Business Review*, Vol. 3 (Issues 1&2), pp. 29-36.

Dario Partenope, *Guida completa ai Real-Time Analytics*, Selda Informatica, 19 luglio 2024, https://www.selda.net/blog-analytics-business-intelligence/guida-completa-ai-real-time-analytics/

Di Deo I., *Big Data: I Real Time Analytics dalla teoria alla pratica*, 13 maggio 2024, https://blog.osservatori.net/it_it/real-time-analytics

Enciclopedia Treccani, https://www.treccani.it/enciclopedia/fordismo_(Dizionario-di-Economia-e-Finanza)/

Fernandes, T. Moreira, M. (2019), "Consumer brand engagement, satisfaction and brand loyalty: a comparative study between functional and emotional brand relationships", *Journal of Product & Brand Management*, Vol.28 No.2, pp. 274-286.

Florez-Lopez, R. Ramon-Jeronimo, J.M. (2009), "Marketing Segmentation through Machine Learning Model", *Social Science Computer Review*, Vol. 27 (1), 96-117

Fournier-Viger, P., Hassan, A., Bellatreche, L. (2022). Model And Data Engineering. *Springer*, Cairo.

Gadde H. (2024), "AI-Augmented Database Management Systems for Real-Time Data Analytics", *Revista De Inteligencia Artificial En Medicina*, Vol. 15 (01), pp. 616-649.

Google Cloud (s.d.) Artificial intelligence vs Machine Learning, disponible su: https://cloud.google.com/learn/artificial-intelligence-vs-machine-learning

Glossario:definizione di Contextual Marketing, giornale di marketing comunicazione e cultura digitale, https://www.insidemarketing.it/glossario/definizione/contextual-marketing/

Google Cloud (s.d.) Artificial intelligence vs Machine Learning, disponible su: https://cloud.google.com/learn/artificial-intelligence-vs-machine-learning

Gupta, S (2014) "Customer Management", Harvard Business School Publishing

Hemachandran, K. Debdutta, C. Villamarin Rodriguez, R. Wise, J.A. Revathi, T. (2024), *Predictive Analytics and Generative Alfor Data-Driven Marketing Strategies*

Ipsoa (s.d.), GDPR, disponibile su: https://www.ipsoa.it/wkpedia/gdpr

Jitendra, M. Harsh, M. (2023) "Customer Churn Prediction Model using Explainable Machine learning", Vol. 11 (1), 33-38.

Kotler, P. Kartajaya, H. Setiawan, I. (2021) Marketing 5.0: Technology for Humanity.

Kotler, P. (2022), Marketing Management, sedicesima ediz. Pearson

Oracle Italia (s.d. -a), *What Is Data Warehouse?* disponible su: https://www.oracle.com/it/database/what-is-a-data-warehouse/

Oracle Italia (s.d. -b), *Quali sono le differenze tra CDP e DMP?* disponibile su: https://www.oracle.com/it/cx/customer-data-platform/what-is-cdp/cdp-vs-dmp/

Oracle Italia (s.d. -c), *Che cos'è una Customer Data Platform (CDP)?* disponibile su: https://www.oracle.com/it/cx/customer-data-platform/what-is-cdp/

R. K. Para (2024), "Hyper-Personalization Through Long-Term Sentiment Tracking in User Behavior: A Literature Review", *Journal of AI-Powered Medical Innovations*, Vol. 3, No. 1, pp. 53-66.

Rahayu T., Wahyu P. V., Rizky M., Rahyadi I., Mani L., (2025). "Feeling Watched: A Phenomenological Exploration of Consumer Discomfort and Data Privacy Concerns in E-Commerce Personalized Email Marketing". *PaperASIA*. Vol.41, pp. 81-92.

Rosario, A. Casaca, J.A. (2023) "Relationship Marketing and Customer Retention a Literature Review", *Studies in Business Economics*, Vol. 18 (3)

Russo Spena, T. D'Auria A. Bifulco F. (2021) Digital Transformation in the Cultural Heritage Sector, Customer Insights and Customer Profiling, Università Federico II di Napoli

Saglam, M. El Montaser, S. (2021), "The effect of customer relationship marketing in customer retention and customer acquisition", *International journal of Commerce and Finance*, Vol. 7 (1), 1911-201

Son, H., Kim, M., and Chung, T.-M. (2022), "Comparisons Where It Matters: Using Layer-Wise Regularization to Improve Federated Learning on Heterogeneous Data", *Applied Sciences*, Vol. 12

Thakur, R. Workman L. (2016) "Customer portfolio management (CPM) for improved customer relationship management (CRM): Are your customers platinum, gold, silver, or bronze?", *Journal of Business Reaserch*, Vol. 69, 4095-4102

J. M. Valdez Mendia & J. J. A. Flores-Cuautle (2022), "Toward Customer Hyper-Personalization Experience - A Data-driven Approach", *Cogent Business & Management*, Vol. 9 (issue 1), pp. 1-16.

Valenzuela, A. Puntoni S. (2024) "How Artificial intelligence Constrains the Human Experience", *Journal of Association for Customer Research*, Vol. 9 (3), 241-256.

Wilk, V. Harrigan, P. Sautar G.N. (2021) "Online brand advocacy and brand loyalty-a reciprocal relationship?", *Asian Pacific Journal of Marketing and Logistics*.

Xiao, J., Xie, L., Liu, D., Xiao, Y., and Hu, Y. (2016), "A Clustering and Selection-Based Transfer Ensemble Model for Customer Credit Scoring", *Filomat*, Vol. 30, pp. 4015-4026.