



**UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PAVIA**

**Dipartimento di scienze economiche e aziendali**

**Corso di Laurea Magistrale in Economia e gestione  
delle imprese**

LM-77 Scienze economico-aziendali

---

**L'integrazione dell'Intelligenza  
Artificiale nei processi organizzativi di  
marketing: analisi documentale del  
caso Netflix attraverso un framework  
concettuale multilivello e processuale**

Relatore:

**Chiar.ma prof.ssa Valentina Sommovigo**

Tesi di laurea di  
Riccardo Bergantin  
Matricola n.567445

Anno Accademico 2026-2027

## **ABSTRACT**

La crescente diffusione dell'Intelligenza Artificiale sta trasformando i processi di marketing, ampliando le possibilità di analizzare i mercati, formulare previsioni, personalizzare l'esperienza del cliente, generare contenuti e gestire le interazioni. La presente tesi analizza in quali fasi del processo di marketing trova applicazione l'AI, quali condizioni ne favoriscano o ostacolino l'adozione e come le decisioni e le responsabilità vengano distribuite tra professionisti e sistemi tecnologici. Il lavoro si basa su una revisione narrativa strutturata della letteratura proveniente dagli studi di marketing, di organizzazione aziendale e di gestione dell'innovazione. La sintesi conduce alla proposta di un framework concettuale multilivello e processuale. La componente multilivello integra fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali; quella processuale distingue tra valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione ed eventuale revisione, ridimensionamento o abbandono. Il framework viene applicato come griglia interpretativa all'analisi documentale del caso Netflix, condotta su fonti secondarie. L'analisi riguarda i sistemi di raccomandazione e di ordinamento dei contenuti, la personalizzazione delle immagini e gli strumenti di ricerca e di scoperta, distinguendo la ricerca tradizionale dalle funzionalità conversazionali più recenti basate sull'AI generativa. I risultati evidenziano che l'integrazione dell'AI è un processo in costante sperimentazione e revisione. Nel caso di Netflix coesistono funzioni routinizzate, componenti in progressiva integrazione e funzionalità ancora sperimentali. Dati, competenze specialistiche, collaborazione interfunzionale e cultura della sperimentazione emergono come condizioni rilevanti. I sistemi producono ranking e suggerimenti, ma gli obiettivi, la valutazione e le responsabilità restano riconducibili all'organizzazione. Il caso illustra l'utilità interpretativa del framework e sottolinea la necessità di collegare l'adozione a problemi organizzativi definiti, a una sperimentazione progressiva, a responsabilità chiare e a un monitoraggio continuativo.

Parole chiave: Intelligenza Artificiale; processi di marketing; adozione tecnologica; integrazione organizzativa; governance dell'AI; Netflix.

## **ABSTRACT**

The growing diffusion of Artificial Intelligence is transforming marketing processes by expanding organisations' capacity to analyse markets, generate forecasts, personalise customer experiences, produce content, and manage interactions. This thesis examines the stages of the marketing process to which AI is applied, the conditions that facilitate or hinder its adoption, and how decisions and responsibilities are distributed between professionals and technological systems. The study is based on a narrative review of the literature in marketing, organisation studies, and innovation management. The resulting synthesis informs the development of a multilevel and processual conceptual framework. Its multilevel component integrates technological, organisational, individual, and environmental factors, while its processual component distinguishes among evaluation, experimentation, implementation, integration, routinisation, and possible revision, scaling down, or abandonment. The framework is applied as an interpretive lens to a document-based analysis of the Netflix case, drawing on secondary sources. The analysis focuses on content recommendation and ranking systems, artwork personalisation, and content search and discovery tools, distinguishing traditional search from more recent generative AI-based conversational features. The findings indicate that AI integration is a process characterised by continuous experimentation and revision. In the Netflix case, routinised functions coexist with components undergoing progressive integration and with features that remain experimental. Data, specialist expertise, cross-functional collaboration, and a culture of experimentation emerge as key conditions. AI systems generate selections and suggestions, while objective setting, system configuration, evaluation, and accountability remain organisational responsibilities. The case illustrates the framework's interpretive usefulness and highlights the need to link AI adoption to clearly defined organisational problems, progressive experimentation, explicit accountability, and continuous monitoring. Keywords: Artificial Intelligence; marketing processes; technology adoption; organisational integration; AI governance; Netflix.

# INDICE

INTRODUZIONE 6

|                                                                                                    |           |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| CAPITOLO 1.....                                                                                    | 14        |
| <b>1.1 Il marketing come funzione strategica nelle organizzazioni.....</b>                         | <b>14</b> |
| <b>1.1.1 Definizione di marketing e finalità principali.....</b>                                   | <b>14</b> |
| <b>1.1.2 Il marketing come leva di creazione di valore e vantaggio competitivo.....</b>            | <b>15</b> |
| <b>1.1.3 Evoluzione del marketing: da funzione tradizionale a funzione data-driven.....</b>        | <b>17</b> |
| <b>1.1.4 Trasformazione digitale e centralità dei processi di marketing.....</b>                   | <b>18</b> |
| <b>1.2 Il processo organizzativo di marketing.....</b>                                             | <b>19</b> |
| <b>1.2.1 Criterio di ricostruzione e visione complessiva del processo.....</b>                     | <b>19</b> |
| <b>1.2.2 Analisi del mercato e raccolta delle informazioni.....</b>                                | <b>20</b> |
| <b>1.2.3 Segmentazione, targeting e posizionamento.....</b>                                        | <b>21</b> |
| <b>1.2.4 Pianificazione strategica e operativa di marketing.....</b>                               | <b>23</b> |
| <b>1.2.5 Gestione integrata dei canali di comunicazione.....</b>                                   | <b>24</b> |
| <b>1.2.6 Creazione e gestione dei contenuti digitali.....</b>                                      | <b>25</b> |
| <b>1.2.7 CRM, lead management e customer journey.....</b>                                          | <b>27</b> |
| <b>1.2.8 Misurazione delle performance e controllo delle attività di marketing.....</b>            | <b>29</b> |
| <b>1.2.9 Criticità dei processi di marketing manuali, frammentati e scarsamente integrati.....</b> | <b>32</b> |
| <b>1.3 Sintesi del processo organizzativo di marketing.....</b>                                    | <b>35</b> |
| CAPITOLO 2.....                                                                                    | 40        |
| <b>2.1 Definizione e tecnologie dell'Intelligenza Artificiale.....</b>                             | <b>40</b> |
| <b>2.1.1 Definizione operativa e caratteristiche dell'Ai.....</b>                                  | <b>40</b> |

|       |                                                                                                   |    |
|-------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1.2 | Principali tecnologie rilevanti per il marketing.....                                             | 43 |
| 2.1.3 | Dal digital marketing all'AI-enabled marketing.....                                               | 46 |
| 2.2   | Applicazione dell'AI nelle fasi del processo di marketing.....                                    | 49 |
| 2.2.1 | AI per marketing intelligence, analisi predittiva e forecasting.....                              | 50 |
| 2.2.2 | AI per segmentazione, profiling, targeting e lead scoring.....                                    | 52 |
| 2.2.3 | AI per la personalizzazione, recommendation e customer journey orchestration.....                 | 55 |
| 2.2.4 | AI generativa per la creazione, l'adattamento e la revisione dei contenuti.....                   | 57 |
| 2.2.5 | Chatbot e conversational AI nella gestione delle interazioni con il cliente.....                  | 59 |
| 2.2.6 | AI per la misurazione delle performance, attribuzione e allocazione del budget.....               | 61 |
| 2.3   | Adozione e integrazione organizzativa dell'AI.....                                                | 63 |
| 2.3.1 | Dall'adozione alla routinizzazione.....                                                           | 64 |
| 2.3.2 | Accettazione individuale e readiness organizzativa.....                                           | 65 |
| 2.3.3 | AI e riconfigurazione delle routine e dei processi marketing.....                                 | 67 |
| 2.3.4 | Collaborazione umano-AI, ruoli e responsabilità.....                                              | 68 |
| 2.4   | Fattori che condizionano l'adozione e l'integrazione.....                                         | 70 |
| 2.4.1 | Readiness tecnologica: dati, interoperabilità, infrastrutture e sicurezza.....                    | 71 |
| 2.4.2 | Fattori organizzativi: cultura, leadership, risorse, competenze e governance.....                 | 73 |
| 2.4.3 | Fattori individuali: utilità e facilità d'uso percepite, fiducia, self-efficacy e resistenza..... | 74 |
| 2.4.4 | Fattori ambientali: competizione, regolazione ed ecosistema                                       |    |

|                                                                                  |            |
|----------------------------------------------------------------------------------|------------|
| tecnologico.....                                                                 | 76         |
| <b>2.5 Sintesi critica dello stato dell'arte.....</b>                            | <b>77</b>  |
| 2.5.1 Principali evidenze emerse dalla letteratura.....                          | 78         |
| 2.5.2 Tensioni e contraddizioni.....                                             | 81         |
| 2.5.3 Gap teorici ed empirici.....                                               | 83         |
| 2.5.4 Esigenze analitiche per la costruzione del framework.....                  | 85         |
| <b>2.6 Proposta di un framework concettuale multilivello e processuale.....</b>  | <b>87</b>  |
| 2.6.1 Architettura multilivello del framework.....                               | 89         |
| 2.6.2 Dimensione processuale.....                                                | 91         |
| 2.6.3 Interazione tra i livelli.....                                             | 95         |
| 2.6.4 Esiti e meccanismi di feedback.....                                        | 98         |
| 2.6.5 Proposizioni concettuali orientative e domande per l'analisi del caso..... | 100        |
| <b>2.7 Conclusioni del Capitolo 2 e raccordo con il caso.....</b>                | <b>103</b> |
| <b>CAPITOLO 3.....</b>                                                           | <b>104</b> |
| <b>3.1 Obiettivo, disegno e metodo dell'analisi documentale.....</b>             | <b>104</b> |
| 3.1.1 Obiettivo e domande guida del caso.....                                    | 105        |
| 3.1.2 Motivazioni della scelta dell'impresa e unità di analisi.....              | 106        |
| 3.1.3 Fonti e criteri di selezione.....                                          | 109        |
| 3.1.4 Procedura di analisi e limiti.....                                         | 116        |
| <b>3.2 Profilo dell'impresa e contesto competitivo.....</b>                      | <b>119</b> |
| <b>3.3 Mappatura delle applicazioni di AI nei processi di marketing.....</b>     | <b>122</b> |
| 3.3.1 Quadro complessivo delle iniziative.....                                   | 122        |
| 3.3.2 Sistemi di raccomandazione e ordinamento personalizzato.....               | 125        |
| 3.3.3 Personalizzazione delle immagini associate ai contenuti.....               | 128        |

|                                                                                |     |
|--------------------------------------------------------------------------------|-----|
| 3.3.4 Ricerca e scoperta personalizzata dei contenuti.....                     | 132 |
| 3.4 Processo di adozione e integrazione organizzativa.....                     | 135 |
| CAPITOLO 4.....                                                                | 139 |
| 4.1 Livello tecnologico.....                                                   | 141 |
| 4.2 Livello organizzativo.....                                                 | 145 |
| 4.3 Livello individuale.....                                                   | 148 |
| 4.4 Livello ambientale.....                                                    | 150 |
| 4.5 Collaborazione umano-AI, decision rights, responsabilità e governance..... | 155 |
| 4.6 Divisione del lavoro e decision rights.....                                | 156 |
| 4.7 Controllo, escalation e responsabilità.....                                | 160 |
| 4.8 Governance dei dati, degli output e dei fornitori.....                     | 161 |
| 4.9 Benefici dichiarati, risultati documentati e criticità.....                | 165 |
| 4.9.1 Benefici dichiarati dall'impresa.....                                    | 165 |
| 4.9.2 Risultati sostenuti da evidenze metodologicamente identificabili         | 167 |
| 4.9.3 Benefici attesi o non ancora verificati.....                             | 168 |
| 4.9.4 Rischi, tensioni e conseguenze non intenzionali.....                     | 170 |
| CAPITOLO 5.....                                                                | 175 |
| 5.1 Utilità analitica del framework.....                                       | 175 |
| 5.2 Interazioni tra livelli emerse nel caso.....                               | 178 |
| 5.3 Elementi che integrano o precisano il framework.....                       | 180 |
| 5.4 Lezioni manageriali e trasferibilità.....                                  | 182 |
| 5.5 Limiti e prospettive di ricerca futura.....                                | 184 |
| 5.6 Conclusioni del caso.....                                                  | 186 |
| CONCLUSIONI GENERALI.....                                                      | 188 |

|                          |            |
|--------------------------|------------|
| <b>Bibliografia.....</b> | <b>197</b> |
|--------------------------|------------|

## INTRODUZIONE

La crescente disponibilità di dati, la diffusione delle piattaforme digitali e lo sviluppo di tecnologie analitiche avanzate hanno profondamente modificato il ruolo del marketing all'interno delle organizzazioni. Da funzione tradizionalmente associata soprattutto alla comunicazione e alla vendita, il marketing si è progressivamente trasformato in un processo strategico e trasversale, attraverso il quale l'impresa raccoglie e interpreta le informazioni provenienti dal mercato, individua i clienti a cui rivolgersi, definisce la propria proposta di valore, coordina contenuti e canali, gestisce le relazioni e valuta i risultati delle attività svolte.

Questa evoluzione ha attribuito una crescente centralità ai dati nei processi decisionali. Le imprese possono oggi raccogliere informazioni provenienti da transazioni, sistemi di Customer Relationship Management, siti web, piattaforme pubblicitarie, social media, applicazioni mobili e interazioni con il servizio clienti. La maggiore disponibilità di dati amplia le possibilità di comprendere i comportamenti e le preferenze dei clienti, ma accresce al contempo la complessità della loro raccolta, integrazione, interpretazione e gestione. Una quantità elevata di informazioni non garantisce, infatti, una migliore conoscenza del mercato, soprattutto quando i dati risultano incompleti, frammentati, poco aggiornati o raccolti per finalità diverse.

In tale contesto si inserisce la crescente applicazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing. I sistemi di AI possono elaborare dati strutturati e non strutturati e produrre output quali classificazioni, previsioni, raccomandazioni, contenuti o, quando appositamente configurati, azioni automatizzate. Le applicazioni possono riguardare l'analisi del mercato e la previsione della domanda, la segmentazione e il targeting, la personalizzazione dell'esperienza, la produzione e l'adattamento dei contenuti, la gestione delle interazioni con il cliente e la misurazione delle performance (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2021). Ai fini della presente tesi, l'espressione "Intelligenza Artificiale" viene utilizzata per indicare sistemi basati, tra l'altro, su tecniche di machine learning, modelli di

raccomandazione e di ordinamento e applicazioni generative, capaci di apprendere dai dati e di produrre output utilizzabili nei processi di marketing. La presenza di una procedura automatizzata o di una regola algoritmica non è, di per sé, sufficiente a qualificare un'applicazione come AI.

La rilevanza dell'Intelligenza Artificiale non dipende, tuttavia, soltanto dalla varietà degli strumenti disponibili. L'introduzione di tali tecnologie può modificare le attività svolte, i flussi informativi, le modalità di presa di decisione e la distribuzione dei compiti tra persone e sistemi. Alcune attività ripetitive e strutturate possono essere automatizzate, mentre altre vengono supportate da previsioni, raccomandazioni o alternative, successivamente valutate dai professionisti. L'AI può quindi incidere non soltanto sugli strumenti utilizzati, ma anche sui workflow, sulle competenze richieste, sulle responsabilità e sui meccanismi di controllo.

Il problema affrontato dalla presente tesi nasce dalla necessità di distinguere la semplice introduzione di uno strumento tecnologico dalla sua effettiva integrazione nei processi organizzativi di marketing. L'acquisto di una soluzione, l'attivazione di una funzionalità o la realizzazione di un progetto pilota non dimostrano che l'applicazione venga utilizzata in modo stabile, che i suoi output siano collegati alle decisioni aziendali o che produca risultati coerenti con gli obiettivi dell'impresa. Tra la valutazione iniziale di una tecnologia e la sua incorporazione nelle pratiche organizzative si sviluppa un percorso che può comprendere sperimentazione, implementazione, integrazione e routinizzazione, ma anche revisione, ridimensionamento o abbandono.

L'effettivo contributo dell'AI dipende inoltre da condizioni non esclusivamente tecnologiche. La disponibilità di dati adeguati, l'interoperabilità dei sistemi, l'affidabilità delle infrastrutture e la sicurezza rappresentano elementi rilevanti, ma devono essere accompagnati da risorse, competenze, supporto della leadership, collaborazione interfunzionale e meccanismi di governance. Anche le percezioni degli utilizzatori, la fiducia negli output, la facilità d'uso, la self-efficacy e le possibili forme di resistenza possono influenzare l'utilizzo effettivo. A questi

elementi si aggiungono fattori ambientali quali la pressione competitiva, la regolamentazione, le aspettative dei clienti, gli standard professionali e la disponibilità di provider e di piattaforme.

La letteratura esistente affronta tali aspetti da prospettive diverse. Gli studi di marketing si concentrano prevalentemente sulle applicazioni dell'AI e sui relativi effetti sui clienti e sulle performance; la letteratura sui sistemi informativi approfondisce soprattutto l'accettazione e l'utilizzo delle tecnologie; gli studi organizzativi analizzano invece competenze, routine, governance e trasformazione dei processi. Questa frammentazione rende necessario un quadro interpretativo capace di collegare le caratteristiche delle applicazioni, il percorso di adozione, le condizioni tecnologiche e organizzative, il comportamento degli utilizzatori, le pressioni ambientali e gli esiti conseguiti.

La tesi affronta questa frammentazione attraverso tre passaggi complementari. In primo luogo, ricostruisce il marketing come un processo organizzativo composto da attività, dati, decisioni, attori e responsabilità, così da collocare le applicazioni di AI rispetto ai problemi che supportano. In secondo luogo, integra condizioni tecnologiche, organizzative, individuali e ambientali in una prospettiva processuale che distingue tra valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione e possibile revisione. In terzo luogo, applica il framework a un caso documentale, distinguendo sistematicamente tra affermazioni aziendali, risultati supportati da una metodologia identificabile, benefici attesi, rischi e le interpretazioni sviluppate nella tesi.

Un'ulteriore criticità riguarda il modo in cui gli esiti dell'Intelligenza Artificiale vengono rappresentati e valutati. Efficienza, rapidità, accuratezza, personalizzazione e miglioramento della customer experience sono spesso indicati come conseguenze dell'adozione, anche quando rappresentano soltanto vantaggi attesi o dichiarati. Una riduzione dei tempi non implica necessariamente una maggiore qualità; un aumento dei clic o delle conversioni non dimostra automaticamente un miglioramento della relazione con il cliente; un modello più accurato sul piano statistico può risultare poco interpretabile o difficilmente

utilizzabile nelle decisioni manageriali. Occorre pertanto distinguere tra benefici dichiarati, risultati supportati dai dati e metodi identificabili e vantaggi soltanto ipotizzati. Questi esiti devono inoltre essere valutati insieme ai costi, ai rischi e alle conseguenze indesiderate. Tra le principali criticità figurano gli errori e i bias, l'uso improprio dei dati, la scarsa trasparenza, i problemi di privacy e di sicurezza, l'affidamento eccessivo agli output algoritmici, la riduzione dell'autonomia professionale e la dipendenza dai fornitori tecnologici. L'aumento del livello di automazione non elimina, inoltre, la responsabilità dell'organizzazione, che continua a definire gli obiettivi, selezionare i dati, configurare i sistemi, stabilire i controlli e rispondere delle conseguenze delle attività svolte.

Alla luce di tali considerazioni, la presente tesi si propone di analizzare in che modo l'Intelligenza Artificiale venga applicata nelle diverse fasi del processo organizzativo di marketing e di individuare i fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali che ne condizionano l'adozione e l'integrazione. Sulla base della letteratura esaminata, il lavoro propone inoltre un framework concettuale multilivello e processuale, successivamente impiegato come griglia interpretativa per l'analisi documentale di un caso aziendale.

L'obiettivo non è quindi descrivere in modo generale tutte le tecnologie disponibili né sostenere che l'AI rappresenti necessariamente una soluzione superiore rispetto agli strumenti tradizionali. Il lavoro intende comprendere quali attività tali sistemi possano svolgere, quali condizioni siano necessarie per integrarli nei processi e come debbano essere distribuiti compiti, decisioni, controlli e responsabilità tra professionisti e sistemi tecnologici.

L'analisi è orientata dalle seguenti domande di ricerca:

**RQ1. In quali fasi del processo organizzativo di marketing e attraverso quali attività trova applicazione l'Intelligenza Artificiale, e come vengono distribuiti compiti, decisioni, controlli e responsabilità tra professionisti e sistemi?**

**RQ2. Quali fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali favoriscono o ostacolano l'adozione, l'integrazione e la routinizzazione dell'AI nei processi di marketing?**

**RQ3. Come interagiscono tali fattori lungo un percorso che comprende la valutazione, la sperimentazione, l'implementazione, l'integrazione, la routinizzazione e la possibile revisione o l'abbandono?**

**RQ4. Quali benefici dichiarati, risultati documentati, rischi, conseguenze indesiderate e implicazioni manageriali emergono dall'integrazione dell'AI nei processi organizzativi di marketing?**

**RQ5. In che modo il framework concettuale multilivello e processuale contribuisce a organizzare e interpretare le evidenze relative al caso Netflix, e quali limiti emergono dalla sua applicazione?**

Per rispondere a tali domande è stata condotta una revisione narrativa strutturata della letteratura, finalizzata a integrare contributi provenienti dagli studi di marketing, dai sistemi informativi, dall'organizzazione aziendale e dalla gestione dell'innovazione. La ricerca bibliografica, condotta principalmente tramite la banca dati Scopus e aggiornata fino ad agosto 2026, non è finalizzata a garantire la copertura esaustiva dell'intera letteratura, ma a costruire una sintesi interdisciplinare coerente con le domande della tesi.

Sono stati privilegiati i contributi pertinenti alle applicazioni dell'AI nei processi di marketing, alle condizioni di adozione e di integrazione, alla collaborazione tra persone e sistemi, alla governance e agli esiti organizzativi e di marketing. Sono stati esclusi i contributi duplicati, i documenti non chiaramente identificabili e i materiali privi di un collegamento diretto con le domande della tesi. Le conclusioni teoriche devono pertanto essere riferite alla letteratura esaminata e non interpretate come risultati di una revisione sistematica completa

La sintesi della letteratura conduce alla proposta di un framework concettuale multilivello e processuale, volto a integrare le principali condizioni associate all'adozione e all'integrazione dell'Intelligenza Artificiale e a rappresentarne il percorso come dinamico e non necessariamente lineare. Il framework non

costituisce un modello empiricamente validato, bensì una griglia interpretativa sviluppata nella presente tesi e successivamente applicata al caso di Netflix. Le sue componenti e le relazioni tra esse sono approfondite nel Capitolo 2.

La parte teorica è pertanto integrata da un'analisi documentale del caso Netflix.

Netflix viene quindi considerata un caso informativo e illustrativo, selezionato intenzionalmente per la centralità della personalizzazione, la maturità di alcune applicazioni e la disponibilità di documentazione pubblica. Il caso non è considerato rappresentativo dell'insieme delle imprese che adottano l'AI. La scala globale, la natura digitale dei touchpoint e l'elevata disponibilità di dati e di competenze specialistiche ne limitano la trasferibilità diretta verso organizzazioni con risorse e infrastrutture diverse.

L'analisi si concentra su tre aree di applicazione tra loro collegate: i sistemi di raccomandazione e di ordinamento personalizzati dei contenuti; la personalizzazione delle immagini utilizzate per rappresentare i titoli; gli strumenti di ricerca e di scoperta dei contenuti, comprese le più recenti modalità conversazionali basate sull'espressione delle preferenze in linguaggio naturale. All'interno di ciascuna area vengono distinte, quando necessario, componenti caratterizzate da tecnologie e livelli di maturità diversi.

Il caso viene esaminato attraverso fonti documentali secondarie relative prevalentemente al periodo 2017–2026, tra cui documenti ufficiali dell'impresa, report societari, contributi tecnici, articoli scientifici e fonti istituzionali. Le informazioni diffuse da Netflix vengono confrontate, quando possibile, con contributi esterni, distinguendo tra affermazioni aziendali, dati quantitativi comunicati, risultati documentati, benefici attesi e interpretazioni sviluppate nella tesi.

Non sono state condotte interviste, osservazioni dirette né rilevazioni tramite questionario. Il caso non ha quindi la funzione di validare o confermare empiricamente il framework, ma consente di applicarlo a un contesto concreto, valutarne l'utilità analitica e individuare interazioni o dimensioni che richiedono ulteriori approfondimenti. Le conclusioni relative a Netflix devono pertanto essere

interpretate come evidenze illustrative e contestuali.

La tesi è articolata in cinque capitoli. Il primo capitolo ricostruisce il marketing come un processo organizzativo strategico e data-driven. Il secondo analizza le applicazioni dell'Intelligenza Artificiale, i fattori di adozione e il percorso di integrazione, e conduce alla proposta di un framework concettuale multilivello e processuale. Il terzo presenta il disegno e la prima applicazione documentale del framework al caso di Netflix, ricostruendo le aree analizzate e i relativi livelli di maturità. Il quarto sviluppa l'analisi multilivello, la divisione del lavoro tra l'umano e l'AI, la governance e la qualità delle evidenze. Il quinto discute il caso alla luce del framework, ne precisa l'utilità interpretativa e ne formula le implicazioni manageriali, i limiti e le prospettive di ricerca future. Le conclusioni generali rispondono infine alle domande di ricerca e sintetizzano il contributo complessivo del lavoro.

# **CAPITOLO 1**

## **IL MARKETING COME PROCESSO ORGANIZZATIVO STRATEGICO E DATA-DRIVEN**

### **1.1 Il marketing come funzione strategica nelle organizzazioni**

#### **1.1.1 Definizione di marketing e finalità principali**

Il marketing può essere inteso come un insieme di processi attraverso cui l'impresa acquisisce, elabora e utilizza le conoscenze provenienti dal mercato per creare valore per il cliente e raggiungere i propri obiettivi. In questa prospettiva, la funzione marketing trasforma le informazioni relative ai clienti, ai concorrenti e al contesto esterno in decisioni e attività coordinate, finalizzate a sviluppare offerte coerenti con le esigenze dei destinatari e con le condizioni competitive (Weerawardena, 2003).

Questa impostazione supera una concezione del marketing limitata alla sola comunicazione e alla sola vendita. Le attività di marketing coinvolgono infatti diverse aree dell'organizzazione e contribuiscono alla progettazione e all'implementazione delle strategie aziendali. La capacità di comprendere il mercato, coordinare le risorse e sostenere la creazione di valore attribuisce quindi al marketing una funzione sia operativa sia strategica.

Tale ruolo assume particolare importanza nei contesti caratterizzati da una crescente disponibilità di dati e dall'impiego di tecnologie digitali, che modificano le modalità con cui le imprese analizzano il mercato, interagiscono con i clienti e prendono decisioni.

#### **1.1.2. Il marketing come leva di creazione di valore e vantaggio competitivo**

Il marketing contribuisce alla creazione di valore e al conseguimento del vantaggio competitivo attraverso la capacità dell'impresa di acquisire, interpretare e utilizzare le conoscenze provenienti dal mercato. I processi di market-based

learning consentono di comprendere le esigenze dei clienti, osservare i concorrenti e adattare le attività aziendali alle trasformazioni dell'ambiente competitivo (Weerawardena, 2003; Vorhies & Morgan, 2005).

In questo contesto assume rilievo il concetto di marketing capability, inteso come l'insieme dei processi attraverso cui l'impresa applica conoscenze, competenze e risorse alle proprie attività di mercato. Tali capacità comprendono, tra gli altri ambiti, lo sviluppo del prodotto, la gestione dei prezzi e dei canali distributivi, la comunicazione, le vendite, la pianificazione e la gestione delle informazioni di mercato. Il loro carattere interdipendente rende necessario un coordinamento tra le diverse attività, poiché la qualità di una singola capacità può non essere sufficiente quando le altre risultano inadeguate (Weerawardena, 2003; Vorhies & Morgan, 2005).

Il vantaggio competitivo dipende anche dalla possibilità di sviluppare capacità distintive difficilmente imitabili e di aggiornarle nel tempo. Le competenze di marketing non devono quindi essere considerate risorse statiche, ma devono essere continuamente adattate ai cambiamenti della domanda, delle tecnologie e della concorrenza (Weerawardena, 2003).

Uno strumento utile per confrontare e migliorare tali capacità è il benchmarking. Attraverso questo processo, l'impresa individua organizzazioni o pratiche di riferimento, valuta la distanza dalle proprie performance e definisce possibili azioni di miglioramento. Il benchmarking non consiste soltanto nell'imitazione delle soluzioni adottate da altri soggetti, ma può anche sostenere l'apprendimento organizzativo e l'individuazione di nuove modalità operative (Vorhies & Morgan, 2005).

La creazione del valore non dipende tuttavia esclusivamente dalle risorse e dalle decisioni dell'impresa. La maggiore disponibilità di informazioni e lo sviluppo delle reti digitali hanno rafforzato il ruolo attivo dei consumatori, che possono confrontare le offerte, condividere le esperienze e contribuire alla creazione di valore. La prospettiva della co-creazione considera quindi il valore come il risultato dell'interazione tra impresa e cliente, anziché come un elemento prodotto

unilateralmente dall'organizzazione (Prahalad & Ramaswamy, 2004).

Il modello DART individua quattro condizioni rilevanti per la co-creazione: dialogo, accesso, trasparenza e valutazione del rischio. Il dialogo consente uno scambio più diretto tra impresa e consumatore; l'accesso amplia la possibilità di utilizzare informazioni ed esperienze; la trasparenza riduce le asimmetrie informative; la valutazione del rischio permette al cliente di comprendere meglio le conseguenze delle proprie scelte (Prahalad & Ramaswamy, 2004).

Nel complesso, il marketing contribuisce alla competitività attraverso lo sviluppo di capacità organizzative, l'apprendimento basato sul mercato e il coordinamento della relazione con il cliente. La crescente importanza dei dati rende inoltre essenziale la capacità di trasformare le informazioni in decisioni operative e strategiche, anticipando il ruolo che assumono gli strumenti analitici e l'Intelligenza Artificiale (Shah & Murthi, 2021).

### **1.1.3. Evoluzione del marketing: da funzione tradizionale a funzione data-driven**

Il marketing si è progressivamente evoluto da funzione prevalentemente operativa e centrata sull'impresa a funzione strategica maggiormente orientata al cliente. Nelle impostazioni tradizionali, il marketing era rappresentato soprattutto dal marketing mix e dalle quattro leve relative a prodotto, prezzo, distribuzione e promozione. Successivamente, il modello è stato esteso e adattato alla crescente complessità dei servizi, dei canali e delle relazioni con il mercato (Jackson & Ahuja, 2016).

L'evoluzione della disciplina ha favorito il passaggio da una logica company-centric a una customer-centric. L'attenzione si è spostata dalla singola transazione alla comprensione dei bisogni, alla gestione della relazione e alla creazione di valore nel lungo periodo. In questo contesto si sono sviluppati approcci come il Relationship Marketing e il Customer Relationship Management, che considerano il cliente non soltanto come destinatario dell'offerta, ma anche come soggetto coinvolto nei processi di interazione e di creazione di valore (Shah & Murthi,

2021).

La diffusione di Internet, dei dispositivi mobili e delle piattaforme digitali ha successivamente aumentato il volume e la varietà delle informazioni disponibili. Le imprese possono raccogliere dati relativi alle transazioni, alle interazioni, ai comportamenti online e ai diversi punti di contatto, ampliando le possibilità di osservazione del mercato e dei clienti (Shah & Murthi, 2021).

Questa evoluzione ha favorito lo sviluppo del data-driven marketing, in cui le decisioni sono supportate dall'analisi sistematica di dati strutturati e non strutturati. L'utilizzo delle informazioni non elimina il ruolo dell'esperienza e dell'interpretazione professionale, ma consente di integrare la dimensione creativa e relazionale del marketing con strumenti di data analytics, modelli predittivi e sistemi di supporto alle decisioni (Shah & Murthi, 2021).

Il marketing data-driven costituisce quindi una premessa all'introduzione dell'Intelligenza Artificiale. I sistemi di AI possono supportare attività quali la segmentazione, il targeting, la personalizzazione, la previsione della domanda, l'analisi del comportamento e l'ottimizzazione delle campagne. La loro utilità dipende però dalla qualità dei dati e dalle modalità con cui gli output vengono interpretati e integrati nelle decisioni dell'organizzazione.

#### **1.1.4. Trasformazione digitale e centralità dei processi di marketing**

La trasformazione digitale del marketing non consiste esclusivamente nell'introduzione di nuovi canali o strumenti. Essa riguarda anche il modo in cui le organizzazioni raccolgono le informazioni, coordinano le attività e prendono le decisioni. Internet, piattaforme digitali, social media e dispositivi mobili hanno infatti ampliato le possibilità di comunicazione e di interazione, ma hanno anche aumentato la complessità dei dati e dei punti di contatto da gestire (Jackson & Ahuja, 2016; Shah & Murthi, 2021).

Gli strumenti di data analytics consentono di analizzare volumi crescenti di dati e di generare insight sui clienti e sulle performance. L'utilità di tali strumenti dipende tuttavia dalla disponibilità di dati attendibili, dalla capacità di integrarli e

dalla presenza di competenze in grado di interpretarli in relazione agli obiettivi dell'impresa (Shah & Murthi, 2021).

La trasformazione digitale presenta quindi una rilevante dimensione organizzativa. Le funzioni di marketing devono collaborare più strettamente con IT, i data analyst, i responsabili dei sistemi informativi e con altre aree aziendali. Tale collaborazione richiede linguaggi condivisi, una chiara ripartizione delle responsabilità e dei processi attraverso cui i dati possano essere trasformati in informazioni utilizzabili.

In questa prospettiva, anche l'adozione dell'Intelligenza Artificiale va intesa come un processo organizzativo. L'AI può modificare attività, workflow, competenze e flussi decisionali, ma il suo contributo dipende dal modo in cui è integrata nei sistemi esistenti e dalle responsabilità dei soggetti coinvolti. La trasformazione digitale non coincide, quindi, con la semplice disponibilità della tecnologia, ma richiede una riconfigurazione dei processi e delle modalità di coordinamento (Shah & Murthi, 2021).

Nel complesso, il marketing contemporaneo si configura come una funzione strategica, relazionale e data-driven. La capacità di acquisire, elaborare e trasformare le informazioni in conoscenza utile rappresenta la base per comprendere il processo organizzativo di marketing e, successivamente, il ruolo dell'AI nelle sue diverse fasi.

## **1.2 Il processo organizzativo di marketing**

### **1.2.1 Criterio di ricostruzione e visione complessiva del processo**

Ai fini della presente tesi, il processo organizzativo di marketing viene ricostruito considerando le fasi più direttamente interessate dalla crescente disponibilità di dati e dall'introduzione di sistemi di intelligenza artificiale. L'analisi comprende la raccolta delle informazioni di mercato, la segmentazione, il targeting e il posizionamento, la pianificazione, la gestione dei canali e dei contenuti, il Customer Relationship Management, il lead management, il customer journey e la

misurazione delle performance.

La ricostruzione non intende comprendere in modo esaustivo tutte le attività riconducibili al marketing. Le decisioni relative al prodotto, al prezzo e alla distribuzione vengono considerate soprattutto nei punti in cui risultano collegate alle fasi analizzate. La delimitazione adottata è quindi coerente con l'obiettivo della tesi, che riguarda i processi caratterizzati da un uso significativo dei dati e da possibili forme di automazione e di supporto alle decisioni.

Le fasi non vanno interpretate come una sequenza rigida. Le informazioni ottenute dalla misurazione e dal confronto con il mercato possono infatti determinare la revisione delle decisioni precedenti. Il processo di marketing assume quindi una natura dinamica, in cui analisi, pianificazione, implementazione e controllo sono collegati tra loro da continui meccanismi di feedback.

### **1.2.2. Analisi del mercato e raccolta delle informazioni**

L'analisi del mercato e la raccolta delle informazioni rappresentano attività continuative, necessarie per comprendere i clienti, i concorrenti e le trasformazioni dell'ambiente esterno. Le informazioni raccolte contribuiscono a ridurre l'incertezza e a supportare la definizione e l'aggiornamento delle strategie di marketing (Lackman et al., 2000).

In questo ambito è possibile distinguere tra marketing intelligence e marketing research. La marketing intelligence comprende le attività continuative di raccolta, elaborazione e utilizzo delle informazioni di mercato. La marketing research riguarda invece indagini strutturate e circoscritte, progettate per rispondere a un problema informativo o decisionale specifico (Lackman et al., 2000).

Le fonti possono includere dati interni relativi a vendite, clienti e performance, report e documenti esterni, ricerche primarie, informazioni sui concorrenti e dati generati tramite piattaforme e touchpoint digitali. L'utilizzo congiunto di fonti diverse può ampliare la conoscenza disponibile, ma richiede criteri di selezione e di integrazione (Lackman et al., 2000; Markovitch et al., 2005).

Una quantità elevata di informazioni non implica automaticamente una maggiore

utilità decisionale. I dati devono essere pertinenti, accurati, aggiornati e interpretabili. Informazioni frammentate, duplicate o non coerenti possono ostacolare la costruzione di una visione integrata, mentre un volume eccessivo di dati può generare un sovraccarico informativo (Even et al., 2010; Sleep et al., 2023; Shahrzadi et al., 2024).

I sistemi di marketing intelligence possono supportare l'individuazione dei mercati target, la valutazione del potenziale di domanda, il monitoraggio dei concorrenti e la previsione degli andamenti. Il loro contributo dipende però dalla capacità dell'organizzazione di trasformare le informazioni raccolte in conoscenze rilevanti e in azioni coerenti con le risorse disponibili (Lackman et al., 2000; Markovitch et al., 2005).

### **1.2.3. Segmentazione, targeting e posizionamento**

Il modello STP comprende le attività di segmentazione, targeting e posizionamento. Attraverso queste fasi, l'impresa suddivide il mercato, seleziona i gruppi a cui rivolgersi e definisce una proposta di valore coerente con le caratteristiche dei destinatari (Aroean & Michaelidou, 2014).

La segmentazione consiste nell'individuazione di gruppi relativamente omogenei per bisogni, preferenze o comportamenti. Ai tradizionali criteri demografici e geografici si sono progressivamente affiancate variabili psicografiche, attitudinali e comportamentali, che consentono una rappresentazione più articolata dei consumatori (Aroean & Michaelidou, 2014).

Tecniche come la cluster analysis possono supportare l'individuazione di regolarità nei dati. I risultati dipendono tuttavia dalla qualità e dalla rappresentatività delle informazioni, dalle variabili selezionate, dalla metodologia e dal numero di cluster scelto. Un gruppo statisticamente distinto non costituisce automaticamente un segmento utile dal punto di vista manageriale, poiché deve essere interpretabile, raggiungibile e coerente con le finalità dell'impresa (Müller & Hamm, 2014; Dolnicar et al., 2016).

Il targeting consiste nella valutazione e nella selezione dei segmenti su cui

concentrare le risorse e le attività. L'attrattività può essere esaminata in base alla dimensione, alla crescita, alla redditività, all'accessibilità, all'intensità competitiva e alla coerenza con le capacità dell'impresa. La scelta deve quindi tenere conto sia delle opportunità sia dei costi e dei rischi associati a ciascun segmento (Abratt, 1993).

Nei mercati internazionali può assumere rilievo anche la distanza culturale, economica, amministrativa e geografica. Il potenziale di un mercato deve pertanto essere valutato in relazione alle risorse richieste e alla capacità dell'impresa di operare nel contesto considerato (Malhotra et al., 2009).

Il posizionamento riguarda il modo in cui l'offerta viene collocata rispetto alle alternative concorrenti. È necessario distinguere tra il posizionamento desiderato dall'impresa e quello effettivamente percepito dai clienti. Una proposta può essere progettata per comunicare determinati attributi, ma il risultato dipende dalla percezione comparativa che il mercato sviluppa (Lee et al., 2018).

Le imprese possono adottare posizionamenti più specializzati o rivolgersi a gruppi più eterogenei. La convenienza delle diverse configurazioni dipende dalle caratteristiche della domanda, dalle tecnologie disponibili e dalle condizioni competitive. Un posizionamento distintivo può contribuire al vantaggio competitivo, ma non ne garantisce la durata se l'offerta è facilmente imitabile o non è coerente con l'esperienza effettiva del cliente (Adner et al., 2016).

Nel complesso, il modello STP collega l'analisi del mercato alla definizione delle attività successive. La qualità delle decisioni dipende sia dagli strumenti analitici sia dalla capacità dell'organizzazione di interpretare i dati e di tradurre il posizionamento in una proposta riconoscibile.

#### **1.2.4. Pianificazione strategica e operativa di marketing**

La pianificazione di marketing traduce le informazioni di mercato e gli orientamenti strategici in obiettivi, attività, risorse e responsabilità. Non si limita alla predisposizione di un documento, ma comprende anche l'implementazione, il monitoraggio e la possibile revisione delle decisioni (McDonald, 1996;

Theoharakis et al., 2024).

La pianificazione strategica definisce i mercati in cui operare, i clienti a cui rivolgersi, la proposta di valore e le priorità nell'impiego delle risorse. La pianificazione operativa traduce tali orientamenti in programmi concreti, specificando attività, tempi, budget, strumenti, responsabilità e indicatori. Le due dimensioni devono essere coordinate tra loro, poiché le attività operative devono essere coerenti con gli obiettivi generali (Leeflang & Pahud de Mortanges, 1996). Gli obiettivi possono riguardare la notorietà, la percezione del brand, la qualità della relazione, l'acquisizione dei clienti, la conversione e i risultati economici. Tali dimensioni non sono equivalenti: un aumento della visibilità o dell'engagement non comporta necessariamente un incremento delle vendite o della redditività. Gli indicatori devono quindi essere scelti in funzione degli obiettivi effettivamente perseguiti (Katsikeas et al., 2016).

A livello operativo, la pianificazione comprende la definizione delle attività, l'allocazione del budget, la predisposizione del calendario, la selezione dei canali e l'attribuzione delle responsabilità. Nel caso delle campagne, le decisioni possono riguardare anche il pubblico, il messaggio, la strategia creativa e la combinazione dei mezzi (Leeflang & Pahud de Mortanges, 1996).

Il monitoraggio consente di confrontare i risultati attesi e osservati e di intervenire in caso di scostamenti. La pianificazione deve quindi essere considerata un processo dinamico, capace di adattarsi ai cambiamenti del contesto mantenendo coerenza con gli orientamenti strategici (Theoharakis et al., 2024).

Gli strumenti di marketing analytics possono supportare la valutazione degli scenari, l'allocazione delle risorse, l'ottimizzazione delle attività e la formulazione di previsioni. Il loro utilizzo, però, non elimina l'incertezza. I modelli possono risultare meno affidabili quando i dati sono incompleti, il mercato cambia o si verificano fenomeni non osservati in precedenza. Gli output devono pertanto essere integrati con l'interpretazione manageriale (Wedel & Kannan, 2016; Shmueli & Koppius, 2011).

La qualità della pianificazione dipende, infine, dalla capacità di tradurre gli

obiettivi in attività realizzabili. Ciò richiede il coordinamento tra contenuti, canali, risorse e funzioni aziendali e introduce le fasi successive dell'implementazione.

#### **1.2.5. Gestione integrata dei canali di comunicazione**

La gestione dei canali traduce gli orientamenti della pianificazione in messaggi e interazioni rivolti ai diversi pubblici. Essa non si limita alla scelta dei mezzi, ma comprende anche il coordinamento tra obiettivi, contenuti, dati, risorse e soggetti coinvolti (Kliatchko, 2008; Mulhern, 2009).

La diffusione dei media digitali, dei social network, delle applicazioni e delle piattaforme online ha ampliato il numero dei canali e ha reso la comunicazione più continua e interattiva. I consumatori possono ricevere, condividere e rielaborare i messaggi, oltre a produrre contenuti relativi a imprese e prodotti (Mulhern, 2009). Tale evoluzione ha rafforzato l'importanza dell'Integrated Marketing Communication, intesa come la gestione coordinata degli stakeholder, dei contenuti, dei canali e dei risultati. L'integrazione non richiede che ogni messaggio sia identico, ma che le attività siano coerenti con gli obiettivi, il posizionamento e l'identità del brand (Kliatchko, 2008).

È inoltre possibile distinguere tra una prospettiva multicanale e una prospettiva omnicanale. La prima riguarda l'impiego di più canali, mentre la seconda considera il coordinamento dell'esperienza del cliente nel passaggio tra punti di contatto fisici e digitali (Verhoef et al., 2015).

Non tutti i touchpoint sono direttamente controllati dall'impresa. Recensioni, passaparola, piattaforme esterne e contenuti prodotti dagli utenti possono influenzare l'esperienza e la percezione del brand. L'organizzazione deve quindi distinguere i punti di contatto di proprietà da quelli gestiti da partner, clienti o soggetti esterni (Lemon & Verhoef, 2016).

La gestione dei canali coinvolge spesso il marketing, le vendite, il servizio clienti, i sistemi informativi, le agenzie e le piattaforme. La coerenza dipende dalla condivisione degli obiettivi, dalla distribuzione delle responsabilità e dall'integrazione delle informazioni. Le tecnologie possono facilitare il

coordinamento, ma non eliminano automaticamente i silos e le incompatibilità tra sistemi.

I canali digitali generano dati utili per osservare le interazioni e adattare le attività. Tuttavia, la presenza di numerosi touchpoint rende più difficile ricostruire il percorso del cliente e attribuire un risultato a una singola comunicazione.

Nel complesso, la gestione integrata dei canali richiede il coordinamento tra messaggi, dati, soggetti e punti di contatto. L'aumento delle possibilità di comunicazione amplia le opportunità di relazione, ma accresce anche la complessità organizzativa e le difficoltà di misurazione.

#### **1.2.6. Creazione e gestione dei contenuti digitali**

I contenuti digitali consentono all'impresa di trasmettere informazioni, esprimere la proposta di valore e sostenere la relazione con i propri interlocutori. Il digital content marketing comprende la creazione e la diffusione di contenuti rilevanti e utili per clienti attuali o potenziali, con l'obiettivo di favorire il coinvolgimento e lo sviluppo della relazione con il brand (Hollebeek & Macky, 2019).

La gestione dei contenuti non si limita alla produzione. Essa comprende l'analisi dei bisogni informativi, la definizione degli obiettivi, l'ideazione, l'approvazione, la distribuzione, l'aggiornamento, il riutilizzo e la valutazione. L'organizzazione deve inoltre stabilire le responsabilità, le risorse, i criteri editoriali e le tempistiche (Rowley, 2008; Terho et al., 2022).

I contenuti possono svolgere funzioni informative, educative, funzionali, relazionali o di intrattenimento. Pur essendo orientati alla creazione di valore per il destinatario, possono contribuire anche alla generazione di contatti, alla conversione e alle vendite, purché inseriti in una strategia coerente (Hollebeek & Macky, 2019; Terho et al., 2022).

Formati come articoli, immagini, video, podcast, newsletter e strumenti interattivi devono essere selezionati in base al pubblico, al canale e alla complessità delle informazioni. La frequenza di pubblicazione e l'aggiornamento possono favorire l'interazione, ma vanno valutati insieme alla qualità e alla pertinenza (Ashley &

Tuten, 2015).

Contenuti rilevanti possono favorire la formazione di un pubblico che sceglie volontariamente di cercare, seguire o condividere le comunicazioni dell'impresa. Tale pubblico deve essere distinto dagli earned media, che includono la visibilità e le conversazioni generate da soggetti esterni tramite recensioni, citazioni e passaparola.

L'interazione con i contenuti può generare forme di engagement cognitivo, emotivo e comportamentale. Tali risposte possono contribuire alla fiducia e agli atteggiamenti nei confronti del brand, ma la relazione non è automatica. Gli effetti dipendono dalla qualità, dalla rilevanza, dalla credibilità, dall'autenticità, dal contesto e dalle caratteristiche del destinatario (Ashley & Tuten, 2015; Hollebeek & Macky, 2019).

Occorre inoltre distinguere tra engagement, fiducia, brand equity, fedeltà, conversioni e risultati economici. Un contenuto può aumentare l'attenzione senza generare un acquisto immediato, mentre una conversione a breve termine non implica necessariamente una relazione stabile. La valutazione richiede quindi indicatori coerenti con gli obiettivi e con l'orizzonte temporale.

La produzione dei contenuti coinvolge spesso il marketing, gli esperti tecnici, la funzione commerciale, il servizio clienti, agenzie e partner esterni. Il coordinamento può migliorare l'attendibilità e la coerenza, ma può generare difficoltà legate ai tempi di approvazione e all'attribuzione delle responsabilità (Terho et al., 2022).

La moltiplicazione dei canali e dei formati rende infine più complesse le attività di adattamento, di personalizzazione e di misurazione. Gli strumenti digitali e l'AI possono supportare tali processi, senza eliminare la necessità di verificare la qualità, la pertinenza e le possibili conseguenze dei messaggi.

### **1.2.7. CRM, lead management e customer journey**

Il Customer Relationship Management comprende processi, strumenti e tecnologie utilizzati per raccogliere, analizzare e impiegare le informazioni sui clienti. Il CRM non va considerato esclusivamente come un software, bensì come un approccio organizzativo che richiede l'integrazione tra strategia, processi, persone e infrastrutture (Ernst et al., 2011; Malthouse et al., 2013).

I sistemi CRM possono contribuire a costruire una rappresentazione integrata del cliente, collegando informazioni provenienti da fonti e punti di contatto diversi. Il risultato dipende tuttavia dalla completezza e dall'interoperabilità dei dati, nonché dalla capacità delle funzioni aziendali di condividere le informazioni.

Quando è sostenuto da processi coerenti e da un adeguato livello di adozione, il CRM può supportare la comprensione dei bisogni, la personalizzazione e il coordinamento delle interazioni. Gli effetti non sono automatici, poiché dipendono dalle competenze degli utilizzatori e dall'effettivo impiego dei dati nelle decisioni (Ernst et al., 2011).

Nel medesimo ambito si colloca il lead management, che comprende l'identificazione, l'acquisizione, la qualificazione e la gestione dei potenziali clienti. Le informazioni relative a caratteristiche e comportamenti possono essere utilizzate per definire le priorità e indirizzare i contatti verso attività di comunicazione o di vendita.

Il lead management si colloca spesso al confine tra il marketing e la funzione commerciale. Il trasferimento dei contatti richiede criteri condivisi per stabilire quando un lead possa essere considerato qualificato. In assenza di definizioni e di responsabilità comuni, possono emergere disallineamenti sulla qualità dei contatti e sulle priorità di intervento.

I sistemi di lead scoring attribuiscono ai potenziali clienti un punteggio in base a caratteristiche, comportamenti e probabilità di conversione stimate. Tali sistemi possono supportare la definizione delle priorità, ma dipendono dalla qualità dei dati e dalla coerenza tra il punteggio e le esigenze della funzione commerciale (Wu et al., 2024).

La relazione con il cliente si sviluppa lungo il customer journey, composto dalle interazioni e dalle esperienze precedenti, contemporanee e successive all'acquisto. Il percorso non è necessariamente lineare: il cliente può utilizzare canali diversi, tornare a fasi precedenti o interrompere il processo (Furquim et al., 2023; Gahler et al., 2023).

Ai fini dell'analisi, il journey può essere suddiviso nelle fasi di pre-acquisto, di acquisto e di post-acquisto. La prima fase comprende il riconoscimento del bisogno, la ricerca di informazioni e la valutazione delle alternative. La seconda riguarda la selezione dell'offerta e la relativa transazione. La terza comprende l'utilizzo, l'assistenza, la valutazione dell'esperienza, il riacquisto e il passaparola. Queste categorie costituiscono una semplificazione. Le fasi possono sovrapporsi e le esperienze precedenti possono influenzare le decisioni successive. Il percorso deve quindi essere inteso come un processo dinamico (Furquim et al., 2023).

Il journey comprende touchpoint controllati dall'impresa e interazioni generate da piattaforme, partner, recensioni e altri utenti. Tali elementi possono influenzare la percezione del brand, pur non essendo completamente governabili dall'organizzazione (Gahler et al., 2023).

CRM e sistemi informativi possono aiutare a collegare i dati generati nei diversi touchpoint. Interazioni anonime, informazioni mancanti o piattaforme non interoperabili possono però impedire una ricostruzione completa.

La qualità e la governance dei dati sono quindi condizioni essenziali. Devono essere definite le responsabilità, le modalità di accesso, i criteri di aggiornamento e le regole d'uso, tenendo conto anche della privacy e della trasparenza (Even et al., 2010; Sleep et al., 2023).

Nel complesso, l'integrazione tra CRM, lead management e customer journey può favorire una gestione coordinata delle relazioni. I benefici dipendono dall'allineamento tra marketing e vendite, dall'integrazione dei sistemi e dalla capacità di utilizzare le informazioni nei processi decisionali.

### **1.2.8. Misurazione delle performance e controllo delle attività di marketing**

La misurazione delle performance accompagna l'intero processo di marketing. Essa comprende la definizione degli obiettivi, la selezione degli indicatori, il monitoraggio dell'avanzamento e la revisione delle decisioni (Lamberti & Noci, 2010; Morgan et al., 2022).

È possibile distinguere tra metriche, KPI e sistema di misurazione. Le metriche rilevano specifiche dimensioni delle attività; i KPI sono gli indicatori selezionati perché rilevanti per gli obiettivi prioritari; il sistema di misurazione integra indicatori, fonti di dati, responsabilità, frequenze di rilevazione e modalità di interpretazione.

Accanto agli indicatori finanziari, come vendite, margini e redditività, il marketing considera anche dimensioni non finanziarie, tra cui notorietà, soddisfazione, fiducia, fedeltà e brand equity. La performance non può quindi essere ricondotta a una singola misura, poiché attività diverse producono risultati differenti e in tempi diversi (Katsikeas et al., 2016; Lamberti & Noci, 2010).

È inoltre necessario distinguere tra output e outcome. Gli output comprendono risultati immediati, come visualizzazioni, clic e contatti raccolti. Gli outcome riguardano effetti più profondi, come cambiamenti negli atteggiamenti, nella fedeltà e nei risultati economici. Un aumento delle interazioni non implica automaticamente la creazione di valore nel lungo periodo.

I sistemi di misurazione delle prestazioni di marketing possono collegare obiettivi strategici e attività operative, favorendo il monitoraggio, la comunicazione interna e l'apprendimento. La loro configurazione deve essere coerente con la strategia e con le caratteristiche dell'organizzazione, poiché non esiste un insieme di indicatori valido in ogni contesto (Frösén et al., 2013; Lamberti & Noci, 2010).

Una criticità riguarda la selezione delle metriche. La disponibilità di dati e dashboard può indurre l'organizzazione a concentrarsi sugli aspetti più facilmente misurabili, trascurando le dimensioni qualitative e strategiche. La metric fixation si verifica quando il miglioramento dell'indicatore sostituisce l'obiettivo che la misura dovrebbe rappresentare (Frösén et al., 2016).

Un numero elevato di indicatori può inoltre generare sovraccarico e rendere meno chiara l'interpretazione. La qualità del sistema dipende dalla selezione di un insieme gestibile di misure, coerenti con gli obiettivi e interpretate tenendo conto del contesto e della qualità dei dati.

Nei contesti multicanali, l'attribuzione risulta particolarmente complessa. Il cliente può essere esposto a più contenuti e touchpoint prima di effettuare un acquisto, il che rende difficile determinare il contributo di ciascuna interazione (Li & Kannan, 2014).

I modelli analitici e i sistemi di AI possono supportare l'elaborazione dei dati e la stima del contributo dei touchpoint, ma non eliminano i problemi di causalità. Una relazione tra interazione e risultato non dimostra necessariamente che la prima abbia causato la seconda. Gli output devono essere confrontati, quando possibile, con evidenze sperimentali e con conoscenze manageriali (Li & Kannan, 2014; Morgan et al., 2022).

Il controllo può assumere una dimensione formale, basata su indicatori e procedure, e una dimensione informale, legata alla cultura e alla condivisione delle conoscenze. Le due dimensioni devono essere coordinate per bilanciare la tracciabilità e la capacità di interpretare gli aspetti qualitativi (Frösén et al., 2016; Lamberti & Noci, 2010).

I risultati della misurazione devono infine alimentare un feedback verso le fasi precedenti. Possono determinare una nuova analisi del mercato, la revisione dei segmenti, la modifica degli obiettivi, dei contenuti e dei canali. La misurazione svolge quindi una funzione valutativa, informativa e correttiva.

#### **1.2.9. Criticità dei processi di marketing manuali, frammentati e scarsamente integrati**

Le criticità dei processi manuali e frammentati non riguardano tutti i processi privi di AI. Anche con strumenti tradizionali è possibile sviluppare attività strutturate e basate su informazioni attendibili. I problemi emergono soprattutto quando sono presenti applicazioni non interoperabili, raccolte discontinue, passaggi manuali,

responsabilità poco definite e decisioni scarsamente formalizzate (Shaw et al., 2001; Wedel & Kannan, 2016).

Una prima criticità riguarda i tempi necessari per raccogliere e rendere utilizzabili le informazioni. Quando i dati devono essere trasferiti e verificati manualmente tra piattaforme diverse, il processo può subire ritardi. La tempestività deve tuttavia essere valutata insieme alla qualità, poiché decisioni rapide basate su dati incompleti o poco pertinenti possono rivelarsi inadeguate (Even et al., 2010).

I processi manuali possono inoltre generare costi legati alla raccolta, alla pulizia, al trasferimento e al confronto dei dati, oltre al coordinamento e alla correzione degli errori. L'assenza di procedure condivise può generare duplicazioni e rilavorazioni. L'automazione e l'AI non eliminano tali costi. Possono ridurre alcune attività ripetitive, ma richiedono investimenti in licenze, infrastrutture, integrazione, qualità dei dati, sicurezza, formazione, supervisione e gestione dei fornitori. La valutazione deve quindi considerare il costo complessivo delle diverse configurazioni (Canhoto & Clear, 2020; Lee et al., 2023).

Un ulteriore problema riguarda la frammentazione dei dati tra CRM, piattaforme pubblicitarie, social media, sistemi di vendita e di assistenza clienti. In assenza di identificativi condivisi e di sistemi interoperabili, può risultare difficile costruire una rappresentazione coerente del cliente.

La frammentazione può persistere anche nelle organizzazioni digitalizzate, quando le piattaforme vengono adottate separatamente o le funzioni adottano definizioni diverse. Le tecnologie possono facilitare l'integrazione, ma non eliminano silos, incompatibilità e conflitti relativi alla proprietà dei dati (Sleep et al., 2023).

Le responsabilità possono essere altrettanto frammentate. Quando non è chiaro chi debba raccogliere, validare, interpretare e aggiornare le informazioni, possono emergere sovrapposizioni e ritardi. La disponibilità formale del dato non implica, infatti, che esso sia comprensibile e utilizzabile dai responsabili delle decisioni.

Nei processi poco strutturati, il giudizio può essere influenzato da bias cognitivi. Il confirmation bias favorisce la ricerca di informazioni coerenti con convinzioni già formate; l'availability bias attribuisce maggiore importanza agli eventi facilmente

richiamabili; l'anchoring produce una dipendenza dalla prima informazione disponibile; l'overconfidence aumenta la fiducia nelle proprie valutazioni; il recency bias assegna un peso eccessivo alle informazioni più recenti (Nickerson, 1998; Tversky & Kahneman, 1974; Moore & Healy, 2008; Hogarth & Einhorn, 1992).

Tali distorsioni possono influenzare la segmentazione, la previsione della domanda, la scelta dei canali e la valutazione delle campagne. L'impiego di criteri espliciti e di fonti diverse può aumentare la tracciabilità, senza eliminare il ruolo dell'esperienza professionale.

Anche i dati non sono automaticamente neutrali. La loro produzione dipende dalle decisioni relative ai fenomeni da osservare, alle variabili da misurare, ai soggetti da includere e alle modalità di classificazione. I dataset incompleti possono quindi incorporare distorsioni già presenti nei processi organizzativi.

Attività manuali, dati frammentati e criteri poco formalizzati possono infine rendere difficile ricostruire perché sia stata assunta una decisione e quali informazioni siano state utilizzate. Ciò limita la responsabilizzazione e l'apprendimento organizzativo.

Nel complesso, tali criticità risultano particolarmente rilevanti nei contesti caratterizzati da elevati volumi di dati e da numerosi touchpoint. Ciò non significa che ogni processo tradizionale sia inefficace o che l'automazione sia sempre appropriata.

Queste condizioni hanno favorito l'adozione di strumenti digitali e sistemi di AI, capaci di supportare l'elaborazione, l'automazione e la previsione. Il loro contributo dipende tuttavia dalla qualità delle informazioni, dall'integrazione organizzativa e dalla supervisione umana e può essere accompagnato da rischi relativi alla trasparenza, alla privacy, alla sicurezza, ai bias e alla dipendenza tecnologica.

### **1.3. Sintesi del processo organizzativo di marketing**

L'analisi condotta mostra che il marketing può essere inteso come un processo organizzativo articolato in fasi tra loro collegate. L'analisi del mercato fornisce le informazioni necessarie per comprendere la domanda e il contesto competitivo; la segmentazione, il targeting e il posizionamento individuano i clienti e definiscono la proposta di valore; la pianificazione traduce tali scelte in obiettivi, risorse e responsabilità.

La gestione dei contenuti, dei canali e delle relazioni con i clienti consente di implementare le strategie, mentre la misurazione fornisce informazioni utili per valutare i risultati e rivedere le decisioni. Le fasi non costituiscono quindi una sequenza rigida, ma un processo dinamico in cui i risultati alimentano nuove attività di analisi e revisione.

Tabella 1 sintetizza le attività, i dati, le decisioni, gli attori e le criticità delle fasi considerate.

La sintesi evidenzia che ogni fase presenta esigenze informative, decisionali e organizzative specifiche. Le criticità non dipendono soltanto dalla disponibilità delle tecnologie, ma anche dalla qualità dei dati, dall'integrazione tra sistemi e funzioni, dalla chiarezza delle responsabilità e dalla capacità dei professionisti di interpretare le informazioni.

Questa ricostruzione costituisce il collegamento con il Capitolo 2, in cui le applicazioni dell'Intelligenza Artificiale vengono analizzate in relazione alle diverse fasi del processo di marketing, considerando le attività supportate, i dati utilizzati, gli output, le decisioni, le competenze e le responsabilità.

**Tabella 1.** Sintesi del processo organizzativo di marketing

| <b>Fase del processo</b>                         | <b>Attività principali</b>                                                                                                               | <b>Dati utilizzati</b>                                                                      | <b>Decisioni supportate</b>                                                                                             | <b>Attori coinvolti</b>                                                           | <b>Principali criticità</b>                                                                                          |
|--------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Analisi del mercato</b>                       | Raccolta, integrazione e interpretazione di informazioni su clienti, concorrenti e contesto; marketing intelligence e marketing research | Vendite, CRM, ricerche, dati digitali, informazioni competitive e ambientali                | Individuazione di opportunità e minacce; comprensione dei bisogni; valutazione della domanda                            | Marketing manager, analisti, vendite, IT, direzione e fornitori di dati           | Sovraccarico informativo; dati incompleti o non aggiornati; difficoltà di integrazione e interpretazione             |
| <b>Segmentazione, targeting e posizionamento</b> | Individuazione dei segmenti; valutazione dell'attrattività; selezione dei target; definizione della proposta di valore                   | Dati demografici, geografici, psicografici, comportamentali, transazionali e competitivi    | Scelta dei segmenti; allocazione delle risorse; definizione del pubblico e del posizionamento                           | Marketing manager, analisti, product e brand manager, vendite e direzione         | Dati non rappresentativi; segmenti instabili; criteri inadeguati; distanza tra posizionamento desiderato e percepito |
| <b>Pianificazione strategica e operativa</b>     | Definizione di obiettivi, attività, budget, tempi, responsabilità, canali e indicatori                                                   | Informazioni di mercato, dati economici, risorse, previsioni, risultati storici e benchmark | Definizione degli obiettivi; allocazione del budget; scelta delle attività; attribuzione delle responsabilità e dei KPI | Marketing manager, direzione, finanza, product e brand manager, vendite e partner | Incertezza; previsioni inaffidabili; disallineamento tra strategia e attività; vincoli di risorse                    |
| <b>Contenuti e</b>                               | Selezione dei canali;                                                                                                                    | Dati sulle audience,                                                                        | Scelta di canali, formati                                                                                               | Marketing e                                                                       | Moltiplicazione dei                                                                                                  |

|                                      |                                                                                                                            |                                                                                          |                                                                                                                  |                                                                                       |                                                                                                     |
|--------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>canali</b>                        | creazione, approvazione, distribuzione, adattamento e valutazione dei contenuti                                            | interazioni digitali, caratteristiche dei canali, performance e feedback                 | e messaggi; adattamento ai pubblici; distribuzione delle risorse comunicative                                    | communication manager, content creator, brand manager, agenzie, IT e customer service | touchpoint; difficoltà di coordinamento; incoerenza dei messaggi; problemi di attribuzione          |
| <b>CRM e customer journey</b>        | Gestione dei dati dei clienti; qualificazione dei lead; ricostruzione delle interazioni; personalizzazione della relazione | Dati anagrafici, transazionali, comportamentali, CRM, commerciali e di assistenza        | Qualificazione dei lead; personalizzazione; gestione dei touchpoint; acquisizione e fidelizzazione               | Marketing, vendite, customer service, CRM manager, IT, analisti e partner             | Dati frammentati; sistemi non interoperabili; disallineamento tra funzioni; privacy e governance    |
| <b>Misurazione delle performance</b> | Definizione di metriche e KPI; monitoraggio; confronto tra risultati attesi e osservati; revisione delle attività          | Dati finanziari, campagne, canali, vendite, costi, soddisfazione, fedeltà e brand equity | Valutazione delle performance; riallocazione delle risorse; revisione di obiettivi, contenuti, canali e segmenti | Marketing manager, controller, direzione, analisti, finanza, vendite e IT             | Metric fixation; sovraccarico di indicatori; difficoltà di attribuzione; confusione di correlazione |

**Fonte:** *elaborazione propria*

## **CAPITOLO 2**

# **L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NEI PROCESSI ORGANIZZATIVI DI MARKETING: APPLICAZIONI, ADOZIONE E FRAMEWORK CONCETTUALE**

### **2.1. Definizione e tecnologie dell'Intelligenza Artificiale**

Prima di analizzare le applicazioni dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing, è necessario chiarire il significato del concetto e distinguere le principali tecnologie con cui può essere impiegata. La presente sezione definisce le caratteristiche operative dei sistemi di AI, ne considera i diversi livelli di autonomia e di adattabilità e presenta le tecnologie più rilevanti per le attività di marketing.

L'attenzione viene successivamente rivolta al passaggio dal digital marketing all'AI-enabled marketing. Tale passaggio non rappresenta una sostituzione improvvisa delle tecnologie digitali, ma un processo progressivo in cui sistemi capaci di produrre previsioni, classificazioni, raccomandazioni o contenuti vengono integrati nelle attività e nei processi decisionali della funzione marketing.

#### **2.1.1. Definizione operativa e caratteristiche dell'Ai**

L'Intelligenza Artificiale comprende un insieme eterogeneo di sistemi, modelli e metodologie utilizzati per elaborare informazioni e produrre output in relazione a determinati obiettivi. La diffusione di questi sistemi è stata favorita dall'aumento della disponibilità di dati, dallo sviluppo della capacità computazionale e dal progresso dei metodi algoritmici. Il livello di adozione varia tuttavia tra imprese, settori e processi: alcune organizzazioni impiegano soluzioni stabilmente integrate nelle attività, mentre altre si limitano a sperimentazioni o applicazioni circoscritte (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2021).

In termini operativi, un sistema di AI può essere definito come un sistema basato su macchine che, in base a obiettivi espliciti o impliciti, elabora gli input ricevuti e

inferisce come produrre output quali previsioni, raccomandazioni, decisioni o contenuti, in grado di influenzare ambienti fisici o virtuali. I sistemi possono inoltre presentare diversi livelli di autonomia e di adattabilità (OECD, 2024).

Questa definizione evita di rappresentare l'AI come una tecnologia che riproduce necessariamente l'intelligenza umana. Dal punto di vista organizzativo, risultano maggiormente rilevanti gli input utilizzati, gli obiettivi assegnati, il tipo di output prodotto e gli effetti generati sulle attività e sulle decisioni dell'impresa.

Gli input possono includere dati strutturati, come vendite, transazioni e indicatori numerici, oppure dati non strutturati, come testi, immagini, audio e contenuti generati dagli utenti. Il sistema elabora tali informazioni in base al modello e ai criteri definiti durante la progettazione. L'output può consistere, ad esempio, in una previsione della domanda, nella classificazione di un cliente, in una raccomandazione di prodotto o in una proposta di contenuto.

La produzione di un output non implica che sia necessariamente corretto o utile. L'accuratezza deve essere verificata tramite indicatori coerenti con il problema in esame. Dati incompleti, non aggiornati o scarsamente rappresentativi possono generare errori anche quando il sistema impiega modelli tecnicamente avanzati. Un risultato statisticamente accurato può inoltre rivelarsi poco rilevante quando non è interpretabile o non è collegato a una decisione concreta.

Una caratteristica importante è il grado di autonomia. Alcune applicazioni svolgono una funzione di supporto, producendo previsioni o raccomandazioni che vengono poi valutate da un professionista. Altre possono eseguire direttamente una specifica attività, come selezionare un contenuto o attivare una comunicazione entro condizioni prestabilite. Le due configurazioni comportano livelli di rischio diversi e richiedono una distribuzione delle responsabilità diversa.

Anche nei sistemi più automatizzati, obiettivi, dati, vincoli e criteri di valutazione derivano da decisioni umane e organizzative. I professionisti stabiliscono quale problema affrontare, quali informazioni utilizzare e quale risultato ottimizzare. L'autonomia operativa del sistema non coincide, quindi, con una completa indipendenza dall'organizzazione.

L'adattabilità è una caratteristica possibile, ma non uniforme. Alcuni modelli mantengono la configurazione definita durante l'implementazione, mentre altri possono essere aggiornati o riaddestrati. L'impiego di nuovi dati non garantisce però un miglioramento: informazioni distorte o riferite a condizioni diverse possono ridurre le prestazioni. Gli aggiornamenti devono quindi essere accompagnati da una validazione e da un confronto con i risultati precedenti.

La valutazione deve riguardare l'intero ciclo di vita del sistema: definizione del problema, raccolta e preparazione dei dati, selezione del modello, verifica, implementazione, utilizzo e monitoraggio. Cambiamenti nei comportamenti dei clienti, nel mercato o nelle modalità di raccolta dei dati possono, nel tempo, ridurre l'affidabilità degli output (Tabassi, 2023).

Nel marketing, l'AI può intervenire nella raccolta e nell'analisi delle informazioni, nella previsione, nella personalizzazione, nella produzione di contenuti e nella gestione delle interazioni. Davenport et al. distinguono le applicazioni in base ai compiti che supportano e al loro rapporto con il lavoro umano. Huang e Rust propongono invece la distinzione tra *mechanical AI*, orientata alle attività ripetitive, *thinking AI*, dedicata all'elaborazione dei dati, e *feeling AI*, rivolta alle interazioni e alle componenti emotive. Tale classificazione rappresenta uno schema interpretativo e non una tassonomia universalmente condivisa (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2021).

Nel complesso, l'AI deve essere interpretata come parte di un sistema sociotecnico in cui tecnologia, dati, persone, processi e decisioni organizzative sono interdipendenti. Gli output possono modificare l'esercizio del giudizio professionale, ma non eliminano la necessità di definire obiettivi, monitorare i risultati e assumere la responsabilità delle decisioni.

### **2.1.2. Principali tecnologie rilevanti per il marketing**

L'Intelligenza Artificiale non è una singola tecnologia. Termini come *machine learning*, *deep learning*, *Natural Language Processing*, *Large Language Models*, *AI generativa* e *Robotic Process Automation* indicano concetti differenti, collegati

tra loro da rapporti gerarchici o funzionali.

Ai fini della tesi, le tecnologie vengono ricondotte a quattro ambiti: tecniche di apprendimento automatico, tecnologie per l'elaborazione del linguaggio, sistemi di AI generativa e strumenti di automazione. Gli ambiti non sono completamente indipendenti, poiché le tecnologie linguistiche e generative possono utilizzare modelli di machine learning, mentre l'automazione può essere integrata con componenti di AI.

Il machine learning comprende tecniche con cui un modello viene addestrato su dati relativi a uno specifico problema per produrre classificazioni, stime, previsioni o raccomandazioni. Rispetto ai sistemi fondati esclusivamente su regole definite in anticipo, consente di individuare alcune relazioni a partire dai dati utilizzati durante l'addestramento (Jordan & Mitchell, 2015; Janiesch et al., 2021).

L'apprendimento automatico non elimina le decisioni umane. È necessario definire il problema, selezionare le fonti, preparare i dati, scegliere le variabili, configurare il modello e stabilire gli indicatori con cui valutarne le prestazioni.

Nell'apprendimento supervisionato, il modello viene addestrato su esempi in cui il risultato da prevedere è noto. Nel marketing può essere utilizzato per stimare la probabilità che un cliente risponda a una campagna o interrompa la relazione con l'impresa. L'output costituisce una stima, non una previsione certa, del comportamento individuale.

Nell'apprendimento non supervisionato, i dati non sono associati in anticipo a un risultato noto. Il modello individua strutture, somiglianze o gruppi presenti nelle informazioni. Le tecniche di clustering possono quindi supportare la segmentazione, ma i gruppi individuati devono essere interpretati e valutati in base alla loro utilità manageriale.

Le reti neurali artificiali rappresentano una famiglia di modelli composti da unità di elaborazione interconnesse. Il deep learning costituisce un sottoinsieme del machine learning basato su reti neurali a più livelli di elaborazione ed è particolarmente utilizzato per il trattamento di testi, immagini, audio e sequenze temporali (LeCun et al., 2015; Janiesch et al., 2021).

Machine learning, reti neurali e deep learning non devono quindi essere presentati sullo stesso piano. Inoltre, un modello più complesso non è necessariamente più appropriato. La scelta dipende dal problema, dai dati disponibili, dalle risorse richieste, dalle prestazioni e dalla necessità di comprendere gli output.

Un secondo ambito riguarda il Natural Language Processing, dedicato all'elaborazione del linguaggio naturale. I relativi metodi possono classificare testi, individuare argomenti ed entità, stimare il sentiment, estrarre informazioni, produrre sintesi o generare risposte.

Non è corretto affermare che tali sistemi comprendano il linguaggio come le persone. Essi elaborano testi e contenuti vocali sulla base delle regolarità apprese e degli obiettivi definiti. Ironia, ambiguità, differenze culturali e varietà linguistiche possono ridurre l'affidabilità delle analisi.

Nel marketing, l'NLP può supportare l'analisi di recensioni, commenti, conversazioni con il servizio clienti, risposte aperte e contenuti sui social. Gli utenti che producono tali informazioni potrebbero però non rappresentare l'intera popolazione dei clienti.

Le architetture Transformer hanno ampliato le possibilità di elaborazione e di generazione del linguaggio attraverso meccanismi di attenzione che rappresentano le relazioni tra gli elementi di una sequenza. Dal punto di vista manageriale risultano centrali gli output prodotti, le attività supportate e le condizioni necessarie per verificarne l'affidabilità (Vaswani et al., 2017).

Un terzo ambito è costituito dall'AI generativa, che comprende modelli progettati per produrre nuovi testi, immagini, audio o video sulla base delle regolarità apprese e delle istruzioni ricevute. Gli output non sono necessariamente originali, accurati o adeguati al contesto aziendale specifico (Feuerriegel et al., 2024).

I Large Language Models sono modelli linguistici di grandi dimensioni, generalmente basati su reti neurali profonde e su architetture Transformer. Possono essere utilizzati per la generazione e la revisione di testi, la sintesi, la traduzione, la classificazione, l'estrazione di informazioni e l'assistenza conversazionale.

Gli LLM non coincidono con l'intera AI generativa, che comprende anche sistemi

dedicati a immagini, audio e video. Allo stesso modo, non tutte le applicazioni di NLP sono generative, poiché molte vengono utilizzate soltanto per analizzare o classificare contenuti esistenti.

Nel marketing, l'AI generativa può supportare l'ideazione, la redazione di bozze, la sintesi, l'adattamento linguistico e la revisione. I professionisti devono però selezionare e controllare gli output, che possono contenere informazioni inesatte, stereotipi o formulazioni non coerenti con il posizionamento del brand.

Un quarto ambito riguarda l'automazione dei processi. L'automazione consente di svolgere attività riducendo l'intervento manuale, ma non coincide necessariamente con l'AI. Un processo può essere automatizzato tramite regole, workflow e integrazioni, senza ricorrere a modelli addestrati sui dati.

La Robotic Process Automation utilizza software configurati per riprodurre le azioni svolte dagli operatori tramite le interfacce dei sistemi. Può trasferire dati, compilare campi, predisporre report ed eseguire sequenze ripetitive (van der Aalst et al., 2018).

La RPA tradizionale non va considerata automaticamente una tecnologia di AI. Può tuttavia essere integrata con modelli capaci di classificare richieste, elaborare testi o produrre stime; tale combinazione è spesso definita come intelligent automation.

L'automazione non elimina la necessità di controllo. L'impresa deve stabilire quali attività automatizzare, quali richiedano eccezioni e un intervento umano e chi debba verificare gli output. Automatizzare un processo inefficiente può velocizzarne l'esecuzione senza risolverne le criticità.

La scelta della tecnologia deve dipendere dal problema organizzativo, dai dati, dall'output richiesto, dal livello di autonomia ritenuto appropriato e dalla possibilità di verificare le prestazioni. Rapidità e accuratezza sono dimensioni distinte: una tecnologia può ridurre i tempi senza produrre risultati più accurati. Il contributo strategico deriva quindi dall'integrazione tra obiettivi, processi, competenze e responsabilità (Davenport et al., 2020).

### **2.1.3. Dal digital marketing all'AI-enabled marketing**

Il passaggio dal digital marketing all'AI-enabled marketing va inteso come un'evoluzione graduale. Il marketing digitale costituisce la base informativa e tecnologica di molte applicazioni di AI, ma la presenza di canali digitali e di grandi quantità di dati non implica automaticamente l'uso di sistemi intelligenti.

È utile distinguere tra digitization, digitalization e digital transformation. La digitalizzazione consiste nella conversione delle informazioni analogiche in formato digitale. La digitalizzazione consiste nell'impiego delle tecnologie digitali per modificare le attività e i processi esistenti. La digital transformation implica invece cambiamenti più ampi che possono interessare il modello di business, la struttura, le competenze, i processi decisionali e le modalità di creazione del valore (Verhoef et al., 2021).

Il digital marketing utilizza dati, tecnologie e canali digitali per creare, comunicare e distribuire valore, nonché per gestire le interazioni con i clienti. La sua evoluzione ha ampliato le informazioni disponibili sulla navigazione, sugli acquisti, sulle risposte alle campagne, sui social media e sul customer service (Kannan & Li, 2017).

Siti web, e-commerce, CRM, strumenti di web analytics e piattaforme per le campagne possono operare secondo regole deterministiche. Una piattaforma che invia una comunicazione a una data prestabilita esegue un'attività automatizzata, ma non utilizza necessariamente l'AI.

L'AI-enabled marketing emerge quando componenti di intelligenza artificiale vengono integrati nei processi digitali per supportare o svolgere specifiche attività. Il termine enabled sottolinea che l'AI non costituisce un processo autonomo, ma una tecnologia capace di rafforzare o riconfigurare le capacità organizzative attraverso la combinazione con i dati, le infrastrutture e le competenze (Manis & Madhavaram, 2023).

L'integrazione non equivale all'acquisto di un software. Una previsione genera valore soltanto quando viene utilizzata nella pianificazione; una classificazione dei clienti deve essere collegata alla segmentazione, al targeting o alla gestione

commerciale.

Un progetto dovrebbe quindi partire dalla definizione del problema, degli obiettivi e delle informazioni disponibili, non dalla scelta dell'algoritmo. La tecnologia deve essere adottata perché contribuisce ad affrontare un problema identificato e non soltanto perché è considerata innovativa (Overgoor et al., 2019).

I sistemi di AI possono utilizzare i dati per individuare regolarità, stimare probabilità, classificare informazioni, formulare raccomandazioni o generare contenuti. Ciò può ampliare la capacità di elaborare dati provenienti da CRM, transazioni, siti web, piattaforme pubblicitarie, social media e dal customer service (Davenport et al., 2020).

La quantità dei dati non garantisce però una migliore conoscenza. Le informazioni possono essere incomplete, duplicate, non aggiornate o raccolte per finalità diverse. Il passaggio all'AI-enabled marketing richiede pertanto procedure di integrazione, di governance e di verifica.

L'AI può svolgere una funzione di supporto oppure essere integrata in workflow automatizzati. Nel primo caso, il professionista fornisce una previsione o una raccomandazione. Nel secondo, l'output seleziona un contenuto, assegna una priorità o modifica una comunicazione entro limiti prestabiliti. Le due configurazioni richiedono controlli diversi.

L'integrazione modifica la distribuzione delle attività tra persone e sistemi, ma non consente di affermare, in generale, che l'AI sostituisca il lavoro umano. Alcuni compiti routinari possono essere automatizzati; attività ambigue, creative, relazionali o caratterizzate da conseguenze rilevanti richiedono invece un intervento professionale più ampio (Volkmar et al., 2022).

Le prestazioni devono essere valutate in relazione agli obiettivi. Clic, engagement, conversioni, ricavi e probabilità di risposta non sono risultati equivalenti. L'ottimizzazione di una metrica a breve termine può entrare in conflitto con la fiducia, la reputazione e la qualità della relazione.

L'AI può contribuire alle strategie omnicanali quando l'organizzazione dispone di dati adeguati, di sistemi interoperabili e di procedure in grado di collegare gli

output ai diversi touchpoint. La tecnologia, però, non risolve automaticamente la frammentazione: le applicazioni introdotte separatamente possono creare nuovi silos.

L'adozione comporta inoltre costi per licenze, infrastrutture, integrazione, preparazione dei dati, formazione, sicurezza e monitoraggio. L'automazione può ridurre i tempi di alcune attività, ma genera nuove esigenze di supervisione e di governance (Vlačić et al., 2021; Volkmar et al., 2022).

Il passaggio all'AI-enabled marketing non avviene, quindi, in modo uniforme. Le imprese differiscono per dimensioni, settore, risorse, maturità digitale e competenze. Anche all'interno della stessa organizzazione, le diverse applicazioni possono presentare livelli di maturità differenti.

Nel complesso, la differenza tra digital marketing e AI-enabled marketing non risiede soltanto nello strumento utilizzato, ma nel modo in cui classificazioni, previsioni, raccomandazioni e contenuti vengono integrati nelle attività e nelle responsabilità organizzative.

## **2.2. Applicazione dell'AI nelle fasi del processo di marketing**

Le applicazioni dell'AI vengono analizzate in relazione alle principali fasi del processo organizzativo di marketing, ricostruite nel Capitolo 1. Per ogni ambito vengono considerati le attività supportate, i dati utilizzati, gli output prodotti e le implicazioni per le decisioni, le competenze e le responsabilità.

La distinzione ha una finalità analitica. Lo stesso sistema può interessare più fasi, utilizzare dati provenienti da funzioni diverse e produrre output destinati a soggetti diversi. I benefici devono quindi essere considerati insieme alle condizioni e alle criticità che ne influenzano l'effettivo contributo.

### **2.2.1. AI per marketing intelligence, analisi predittiva e forecasting**

L'AI può sostenere l'analisi del mercato elaborando informazioni provenienti da fonti eterogenee. La capacità di trattare più dati in tempi ridotti non determina però automaticamente una maggiore efficacia decisionale, che dipende dalla qualità

delle informazioni, dal modello e dalla capacità di interpretare gli output (Davenport et al., 2020; Wedel & Kannan, 2016).

Market intelligence, analisi predittiva e forecasting sono concetti collegati ma distinti. La market intelligence riguarda la raccolta e l'interpretazione delle informazioni relative ai clienti, ai concorrenti e al mercato. L'analisi predittiva utilizza dati storici e attuali per stimare la probabilità di risultati futuri. Il forecasting si concentra sulla previsione dell'andamento di una variabile specifica nel corso di un determinato periodo.

Le fonti possono includere CRM, transazioni, ricerche di mercato, siti web, social media, applicazioni mobili, customer service e dati esterni. L'AI non rappresenta necessariamente la tecnologia con cui tali informazioni vengono raccolte, ma può intervenire nella loro preparazione, classificazione e analisi.

L'individuazione di una correlazione non implica automaticamente un insight manageriale. Un risultato diventa rilevante quando viene interpretato in relazione a un problema e collegato a una possibile azione. L'AI può individuare regolarità, ma non attribuisce autonomamente loro un significato strategico.

Anche l'elaborazione in tempo reale non è una caratteristica di ogni applicazione. Alcuni sistemi analizzano le informazioni mentre vengono generate, altri ricorrono a aggiornamenti periodici. La tempestività dipende dall'infrastruttura e dal processo adottato.

L'analisi predittiva può stimare la probabilità di acquisto, di risposta a una campagna, di rinnovo o di abbandono. Può inoltre contribuire alla previsione della domanda, delle vendite e del customer lifetime value. La previsione deve specificare il risultato, la popolazione e l'orizzonte temporale considerati (Shmueli & Koppius, 2011).

Gli output possono supportare la pianificazione e la distribuzione delle risorse, ma non determinano automaticamente quale decisione prendere. Il manager deve considerare i costi, i vincoli, le conseguenze per il cliente e la coerenza con gli obiettivi.

È inoltre necessario distinguere tra correlazione e causalità. Un modello può

rilevare che un comportamento è associato a una maggiore probabilità di acquisto senza dimostrare che lo abbia causato. Le affermazioni causali richiedono disegni e metodologie specifici.

La qualità deve essere valutata tramite indicatori coerenti con il compito e confrontata con benchmark adeguati. Non è sufficiente affermare che un modello sia più accurato senza specificare l'alternativa, il contesto e la misura utilizzata.

Il forecasting può riguardare la domanda, le vendite, la risposta alle campagne o il churn. Modelli come le Long Short-Term Memory possono elaborare sequenze comportamentali e considerare le relazioni tra osservazioni effettuate in momenti diversi. Il dettaglio tecnico delle architetture non è tuttavia centrale: dal punto di vista manageriale conta la possibilità di rappresentare la dimensione temporale delle interazioni.

Sarkar e De Bruyn analizzano l'uso di modelli LSTM per prevedere la risposta dei clienti in contesti di direct marketing multicanale. I risultati devono essere interpretati in relazione allo studio e non generalizzati automaticamente ad altri processi (Sarkar & De Bruyn, 2021).

Anche i modelli di deep learning richiedono pulizia, codifica, configurazione e validazione. Possono ridurre la costruzione manuale di alcune variabili, ma non eliminano le scelte dell'analista.

I principali limiti riguardano informazioni incomplete, correlazioni spurie, scarsa rappresentatività e una riduzione delle prestazioni nel tempo. Il model drift e il concept drift possono verificarsi quando i dati o le relazioni su cui il sistema è stato addestrato cambiano (Sculley et al., 2015).

La complessità può inoltre ridurre l'interpretabilità. Una maggiore accuratezza può entrare in tensione con la possibilità di comprendere il risultato, individuare gli errori e attribuire le responsabilità.

Nel complesso, il valore dell'AI non deriva dalla produzione di un numero maggiore di previsioni, ma dalla capacità di collegarle a problemi chiaramente definiti, integrarle nei processi, monitorarne le prestazioni e combinarle con la conoscenza manageriale.

### **2.2.2. AI per segmentazione, profiling, targeting e lead scoring**

L'AI può supportare l'analisi dell'eterogeneità della domanda, la costruzione dei profili, la selezione dei destinatari e la definizione delle priorità commerciali. Occorre tuttavia distinguere la segmentazione, il profiling, il targeting e il lead scoring.

La segmentazione identifica gruppi di clienti accomunati da caratteristiche rilevanti. Il profiling costruisce una rappresentazione dei segmenti o degli individui. Il targeting identifica i destinatari delle iniziative. Il lead scoring assegna una priorità ai contatti in base a un risultato specifico.

Le tecniche non supervisionate possono raggruppare i clienti in base alle somiglianze rilevate nei dati. Il risultato dipende dalle variabili, dalla loro qualità e dalla tecnica utilizzata. I segmenti non rappresentano quindi categorie naturali indipendenti dalle scelte analitiche.

Un gruppo statisticamente distinto deve essere anche interpretabile, raggiungibile e collegabile a decisioni concrete. Una segmentazione molto granulare può generare gruppi instabili o troppo piccoli per l'uso operativo.

Joung e Kim propongono un'applicazione dell'interpretabile machine learning basata sulle recensioni online. Il metodo identifica gruppi che attribuiscono importanza diversa agli attributi del prodotto. I risultati riguardano uno specifico contesto e gli utenti che pubblicano recensioni potrebbero non rappresentare l'intera clientela (Joung & Kim, 2023).

Il profiling utilizza dati demografici, transazionali, comportamentali e relazionali. È necessario distinguere le informazioni osservate dalle caratteristiche inferite. Un acquisto registrato costituisce un comportamento osservato; l'attribuzione di una preferenza, invece, rappresenta una stima.

L'aggiornamento frequente dei profili non garantisce maggiore accuratezza. Il sistema può incorporare comportamenti temporanei o informazioni incomplete. Le finalità di raccolta e di utilizzo devono essere chiarite nel rispetto dei principi di limitazione, minimizzazione ed esattezza (Regolamento UE 2016/679, art. 5).

Profili molto dettagliati possono inoltre generare una percezione di sorveglianza. Zhang et al. rilevano che una maggiore accuratezza percepita del profilo algoritmico può accompagnarsi a una più forte sensazione di essere sorvegliati e a maggiori intenzioni di tutelare la privacy (Zhang et al., 2025).

Il targeting utilizza segmenti e profili per selezionare i destinatari delle campagne e delle offerte. Le probabilità generate dal modello rappresentano stime relative a uno specifico risultato e a un periodo, non caratteristiche permanenti del cliente.

Un modello orientato alla conversione può selezionare clienti che avrebbero acquistato anche in assenza della campagna. Prevedere un comportamento non coincide, quindi, con l'individuazione dei soggetti il cui comportamento verrà modificato dall'iniziativa.

La selezione deve inoltre considerare gli eventuali effetti di esclusione e di discriminazione. Lambrecht e Tucker mostrano che una campagna formalmente neutrale può generare un'esposizione differenziata a causa della logica di ottimizzazione dei costi della piattaforma. È quindi necessario valutare il modello, l'obiettivo ottimizzato e la distribuzione degli effetti (Lambrecht & Tucker, 2019).

Il lead scoring assegna un punteggio ai potenziali clienti per supportare la definizione delle priorità. Il punteggio può derivare da regole professionali o da modelli predittivi basati sui comportamenti e sulle caratteristiche dei contatti.

Anche il lead score è una stima. È necessario chiarire quale comportamento sia previsto, entro quale periodo e quali siano le conseguenze degli errori. Informazioni incomplete possono portare a trascurare contatti potenzialmente rilevanti.

Il lead scoring è un processo interfunzionale. Marketing e vendite devono condividere la definizione di lead qualificato, le soglie di trasferimento e il significato operativo del punteggio. Il feedback commerciale sugli esiti è necessario per aggiornare e verificare il modello (Järvinen & Taiminen, 2016; Wu et al., 2024).

Verma et al. integrano algoritmi di classificazione e il modello RFM per prevedere il riacquisto su un dataset di un rivenditore online. Il risultato deve essere

interpretato in relazione al contesto e ai benchmark dello studio (Verma et al., 2025).

Nel complesso, l'AI può ampliare la capacità di analizzare la clientela e di definire le priorità, ma non elimina la discrezionalità. Questa si sposta sulle scelte relative ai dati, alle variabili, agli obiettivi, ai pesi e alle soglie. La validità degli output deve essere integrata con la conoscenza del mercato e con il coordinamento tra i professionisti.

### **2.2.3. AI per la personalizzazione, recommendation e customer journey orchestration**

Personalizzazione, sistemi di raccomandazione e customer journey orchestration sono ambiti collegati ma distinti. La personalizzazione adatta gli elementi dell'offerta o della comunicazione. I recommendation systems ordinano e suggeriscono alternative. La customer journey orchestration coordina alcune interazioni lungo il percorso del cliente.

La personalizzazione deve inoltre essere distinta dalla customizzazione. Nella prima, l'impresa adatta l'esperienza in base ai dati; nella seconda, il cliente seleziona direttamente alcune caratteristiche (Arora et al., 2008).

L'AI può utilizzare dati transazionali, comportamentali e contestuali per selezionare contenuti, offerte, tempi e modalità di interazione. I dispositivi connessi possono raccogliere informazioni, mentre l'AI può successivamente elaborarle: la raccolta e l'analisi non coincidono (Gao & Liu, 2023).

Una maggiore granularità non equivale necessariamente a un valore maggiore. Una comunicazione molto specifica può essere rilevante, ma anche invasiva o ripetitiva. I risultati per l'impresa, come clic e conversioni, devono essere distinti dai benefici per il cliente, come la riduzione dello sforzo di ricerca e la maggiore pertinenza.

Aguirre et al. descrivono il personalization paradox: la personalizzazione può aumentare l'efficacia della comunicazione, ma una raccolta dati poco trasparente può generare vulnerabilità e reazioni negative (Aguirre et al., 2015).

I sistemi di raccomandazione utilizzano informazioni relative agli utenti e alle alternative per stimare quali prodotti o contenuti possano risultare rilevanti. I principali approcci includono i sistemi content-based, il collaborative filtering e i modelli ibridi (Adomavicius & Tuzhilin, 2005; Milano et al., 2020).

Le raccomandazioni possono ridurre i costi di ricerca e favorire la scoperta di alternative. Possono però rivelarsi irrilevanti quando il profilo è incompleto o le preferenze sono cambiate. Il suggerimento può inoltre rispondere agli obiettivi commerciali dell'impresa, senza necessariamente rappresentare l'opzione migliore per il cliente.

La valutazione non dovrebbe basarsi soltanto sui clic o sugli acquisti. Questi indicatori non dimostrano un aumento della soddisfazione, della fiducia o della qualità della scelta (Milano et al., 2020).

Le raccomandazioni possono anche influenzare le preferenze attraverso l'ordine e la visibilità attribuiti alle alternative. Alcuni sistemi ampliano la scoperta, mentre altri possono rafforzare le scelte precedenti e ridurre la varietà (Adomavicius et al., 2013; Hosanagar et al., 2014).

Personalizzazione e raccomandazioni si inseriscono in un customer journey non lineare, composto da touchpoint aziendali, partner, piattaforme, recensioni e interazioni sociali. L'AI non causa la non linearità del percorso, ma può supportare l'analisi e il coordinamento di alcune interazioni (Lemon & Verhoef, 2016).

La customer journey orchestration non deve quindi essere intesa come un controllo totale sul comportamento del cliente. Essa rappresenta la capacità dell'organizzazione di coordinare le azioni nei canali accessibili, come selezionare un contenuto, regolare la frequenza delle comunicazioni o trasferire la relazione a un professionista.

Obiettivi, alternative ammesse, dati e indicatori sono definiti dall'organizzazione. Il sistema non decide autonomamente quale relazione instaurare con il cliente né assume la responsabilità delle conseguenze.

Rustholllkarhu et al. individuano quattro attività supportabili da tecnologie digitali e dall'AI: analizzare, progettare, coinvolgere e guidare. Il contributo evidenzia che

la gestione del journey dipende dall'integrazione tra strumenti e capacità organizzative (Rustholllkarhu et al., 2022).

Gli esiti devono essere distinti. Per l'impresa: rilevazione di vendite, conversioni e costi; per il cliente: pertinenza, facilità di interazione, autonomia e fiducia. Non è corretto presumere che la personalizzazione, la soddisfazione e la fedeltà siano automaticamente collegate tra loro.

Hardcastle, Vorster e Brown evidenziano tensioni tra personalizzazione ed empowerment del consumatore, richiamando la responsabilità dei professionisti nel bilanciare la tecnologia e l'autonomia del cliente (Hardcastle et al., 2025).

I principali rischi riguardano la privacy, l'opacità, i bias, la discriminazione, la sicurezza e la riduzione dell'autonomia. Le imprese devono quindi definire obiettivi e limiti, monitorare la pertinenza degli output e offrire informazioni e possibilità di scelta proporzionate al contesto.

#### **2.2.4. AI generativa per la creazione, l'adattamento e la revisione dei contenuti**

L'AI generativa può supportare l'ideazione, la redazione di bozze, la generazione di varianti, l'adattamento e la revisione dei contenuti. Può produrre testi, immagini, audio e video, senza garantire che gli output siano originali, accurati o coerenti con gli obiettivi della comunicazione (Feuerriegel et al., 2024).

Le applicazioni comprendono la proposta di temi, titoli e concept, la produzione di testi promozionali e descrizioni, l'adattamento ai canali, alle lingue e ai segmenti e la revisione di materiali esistenti (Joshi et al., 2025).

È necessario distinguere tra supporto e automazione completa. Nei processi ibridi, l'AI produce bozze e alternative, mentre i professionisti definiscono il brief, selezionano gli output, verificano le informazioni e approvano la pubblicazione.

La qualità dipende anche dalle istruzioni e dai materiali forniti. Un brief dettagliato su obiettivi, destinatari, tono di voce e vincoli può aumentare la coerenza, ma non elimina la necessità di revisione.

Zhang e Prebensen rilevano, nello specifico contesto dei materiali di marketing

turistico, che i partecipanti hanno mostrato difficoltà a distinguere i contenuti generati da ChatGPT da quelli professionali. Ciò non dimostra l'equivalenza generale in termini di accuratezza, originalità o risultati commerciali (Zhang & Prebensen, 2024).

I modelli text-to-image possono generare concetti e varianti grafiche. Hartmann et al. rilevano che alcune immagini sintetiche hanno ottenuto valutazioni positive e che, in una specifica campagna, un'immagine generata ha registrato un tasso di clic superiore. Il CTR misura tuttavia una risposta immediata e non la fiducia, la conversione o il valore del brand (Hartmann et al., 2025).

Uno dei principali benefici potenziali è la produttività. La generazione di bozze può ridurre i tempi iniziali, ma i costi complessivi includono licenze, formazione, redazione delle istruzioni, verifica e correzione.

Produttività e qualità non coincidono. Produrre più contenuti non significa renderli più efficaci. Un volume elevato può generare ripetitività, sovraccarico e una minore attenzione alla revisione.

Le principali criticità riguardano l'inaccuratezza, i contenuti inventati, l'incoerenza con il brand, i bias, la proprietà intellettuale, la trasparenza e la riservatezza. I sistemi possono generare informazioni plausibili ma false, riprodurre stereotipi o creare contenuti simili a opere esistenti (Feuerriegel et al., 2024).

L'inserimento di dati relativi a clienti, strategie o materiali riservati in strumenti esterni può inoltre esporre l'organizzazione a usi non previsti. Devono quindi essere stabilite piattaforme autorizzate, categorie di informazioni utilizzabili e responsabilità di approvazione.

L'impiego diffuso degli stessi modelli può favorire l'omogeneizzazione della comunicazione. Il contributo professionale rimane necessario per contestualizzare le proposte, introdurre elementi distintivi e mantenere la coerenza strategica.

Nel complesso, l'AI generativa crea valore quando viene inserita in un processo in cui obiettivi, controlli e responsabilità sono chiaramente definiti. Può modificare la distribuzione delle attività creative, ma non elimina il giudizio, la

contestualizzazione e la responsabilità editoriale.

### **2.2.5. Chatbot e conversational AI nella gestione delle interazioni con il cliente**

I chatbot sono sistemi progettati per sostenere interazioni tramite testo o voce. Possono fornire informazioni, guidare il cliente e gestire alcune richieste lungo il customer journey. Non tutti utilizzano l'AI e le loro capacità dipendono dall'architettura adottata (Khennouche et al., 2024; Urbani et al., 2024).

I chatbot rule-based seguono regole e alberi decisionali. Altri utilizzano l'NLP per classificare l'intento e selezionare risposte predisposte. Gli assistenti generativi basati su LLM possono produrre risposte non del tutto definite in anticipo. Le configurazioni presentano livelli diversi di flessibilità, di controllo e di rischio.

Nel pre-acquisto, i chatbot possono fornire informazioni sui prodotti e sulla disponibilità; durante l'acquisto possono supportare il completamento della procedura; nel post-acquisto possono comunicare lo stato di un ordine e gestire le richieste frequenti (Dwivedi, Balakrishnan, et al., 2023).

Le attività non sono equivalenti. Rispondere a una domanda frequente richiede meno complessità rispetto alla gestione di un reclamo. Le richieste standardizzate possono essere maggiormente automatizzate, mentre le situazioni sensibili ed eccezioni richiedono supervisione.

I chatbot possono aumentare la disponibilità tecnica del servizio e ridurre i tempi di attesa. La continuità non garantisce, però, che la risposta sia accurata o risolutiva. La soddisfazione dipende dalla qualità delle informazioni e dalla possibilità di completare l'attività desiderata.

Non è quindi corretto sostenere che i chatbot costruiscano automaticamente relazioni più strette. La qualità della relazione dipende dalla fiducia, dall'autenticità percepita, dalla continuità tra i canali e dalla possibilità di raggiungere una persona.

La personalizzazione delle risposte dipende dall'integrazione con i CRM e con le basi di conoscenza. Tale integrazione richiede qualità dei dati e regole chiare sull'accesso e sull'uso delle informazioni.

I dati conversazionali richiedono una governance specifica. L'impresa deve stabilire le finalità, gli accessi, i tempi di conservazione ed eventuali usi successivi. Le inferenze del sistema non rappresentano automaticamente i bisogni reali del cliente.

La perceived humanness riguarda la percezione di caratteristiche simili a quelle umane, influenzata dal nome, dall'avatar e dallo stile linguistico. Essa non dimostra che il sistema possieda una comprensione emotiva. Un'eccessiva antropomorfizzazione può creare aspettative non soddisfatte.

Dwivedi et al. distinguono segnali cognitivi, relativi all'utilità e alla qualità delle informazioni, e segnali periferici, collegati all'interfaccia e allo stile. I risultati riguardano lo specifico contesto analizzato e non sono generalizzabili a qualsiasi sistema (Dwivedi, Balakrishnan, et al., 2023).

Dal punto di vista organizzativo, l'automazione riduce alcune attività ripetitive ma ne introduce altre: progettazione dei percorsi, aggiornamento delle conoscenze, monitoraggio degli errori ed escalation (Urbani et al., 2024).

L'organizzazione deve stabilire quando trasferire la conversazione a un operatore. L'escalation risulta necessaria quando il sistema non riconosce la richiesta, fornisce risposte non risolutive o affronta problemi complessi e ad alto impatto.

Ulteriori rischi riguardano i bias, la sicurezza, la privacy, l'accessibilità e le incoerenze con gli altri canali. Assume particolare importanza la trasparenza: gli utenti devono essere informati quando interagiscono con un sistema automatizzato (Regolamento UE 2024/1689, art. 50).

Nel complesso, l'obiettivo non consiste nel massimizzare l'automazione, ma nel distribuire in modo coerente le attività, il controllo e le responsabilità. Le richieste ripetitive possono essere maggiormente automatizzate; reclami, eccezioni e situazioni sensibili richiedono un intervento umano più significativo.

### **2.2.6. AI per la misurazione delle performance, attribuzione e allocazione del budget**

L'AI può supportare la valutazione dei risultati delle attività già svolte e l'utilizzo di tali informazioni per la futura allocazione delle risorse. È necessario distinguere tra la misurazione, l'attribuzione e l'ottimizzazione del budget.

Il marketing analytics comprende l'elaborazione e l'interpretazione dei dati a supporto delle decisioni. Le informazioni possono essere raccolte tramite CRM, piattaforme e sistemi transazionali, mentre l'AI può intervenire nella loro integrazione e nell'analisi (Verma et al., 2021; Wedel & Kannan, 2016).

L'analisi descrittiva ricostruisce ciò che è accaduto; quella diagnostica individua i fattori associati ai risultati; quella predittiva stima ciò che potrebbe verificarsi; quella prescrittiva suggerisce un'azione in funzione di obiettivi e vincoli. Previsione e ottimizzazione non sono quindi sinonimi.

Prima di applicare un modello è necessario definire quali risultati valutare. Impressioni, clic, conversioni, vendite, marginalità e customer lifetime value sono metriche diverse. L'AI può elaborarle, ma non stabilisce autonomamente quale rappresenti il valore strategico perseguito.

L'attribution analysis stima il contributo dei touchpoint al risultato finale. I modelli first-click e last-click attribuiscono il valore al primo o all'ultimo contatto osservato; sono semplici ma trascurano le altre interazioni (Berman, 2018).

I modelli data-driven, invece, distribuiscono il contributo tra più touchpoint. Il risultato dipende però dal metodo, dalla finestra temporale e dalla possibilità di collegare le interazioni dello stesso cliente.

Il marketing mix modelling utilizza dati aggregati per stimare le relazioni tra gli investimenti e i risultati. Gli esperimenti controllati, invece, confrontano gruppi esposti e non esposti e possono fornire evidenze più solide sull'effetto incrementale, pur non essendo sempre applicabili.

Attribuzione e causalità devono essere distinte. Un contatto rilevato prima dell'acquisto non ha necessariamente causato la conversione. Gordon et al. mostrano che le stime dei modelli osservazionali possono differire dagli effetti

rilevati sperimentalmente (Gordon et al., 2019).

L'AI non elimina i problemi di copertura. Possono mancare interazioni offline, passaparola o dati controllati da piattaforme esterne. La presenza di un touchpoint non dimostra causalità e la sua assenza dal dataset non dimostra irrilevanza.

Le informazioni possono essere utilizzate per allocare il budget. Il modello ottimizza rispetto alla funzione obiettivo definita dall'organizzazione, come conversioni, ricavi o marginalità, entro specifici vincoli.

L'orizzonte temporale è determinante. Un modello orientato alla conversione immediata può penalizzare le attività di brand building, i cui effetti emergono nel lungo periodo. Non esiste quindi un'allocazione ottimale indipendente dalla strategia.

Occorre inoltre distinguere tra previsione e simulazione causale. Stimare un risultato associato a determinate condizioni non equivale a stabilire cosa accadrebbe se si modificasse intenzionalmente il budget. Le decisioni controfattuali richiedono metodologie adeguate (Zhou et al., 2023).

I manager devono definire obiettivi, metriche, vincoli e il bilanciamento tra il breve e il lungo periodo. Devono inoltre evitare che il sistema privilegi ciò che è facilmente misurabile a scapito della reputazione, della fiducia e della relazione.

Il supporto algoritmico può produrre automation bias, inducendo ad accettare le raccomandazioni anche quando ulteriori informazioni suggeriscono una decisione diversa (Parasuraman & Manzey, 2010).

Piccoli aggiustamenti entro vincoli prestabiliti possono essere automatizzati, mentre modifiche rilevanti del budget o decisioni con effetti sui segmenti richiedono un maggiore controllo professionale.

Nel complesso, l'AI può aumentare la capacità di elaborare i dati e di confrontare le alternative, ma non garantisce una misurazione causalmente corretta né un'allocazione ottimale. Il valore dipende da obiettivi chiari, dati affidabili, metriche coerenti e supervisione.

### **2.3. Adozione e integrazione organizzativa dell'AI**

La disponibilità di una tecnologia non implica automaticamente la sua integrazione nelle attività. È necessario distinguere tra introduzione, adozione, implementazione, integrazione e routinizzazione.

L'adozione riguarda la decisione di utilizzare una soluzione; l'implementazione ne rappresenta l'introduzione operativa; l'integrazione richiede il collegamento con processi, ruoli, sistemi e procedure; la routinizzazione si verifica quando l'utilizzo viene incorporato in modo relativamente stabile nelle pratiche di marketing.

Il percorso dipende dalle caratteristiche tecniche, dall'accettazione degli utilizzatori, dalla readiness organizzativa, dalla riconfigurazione delle routine e dalla distribuzione dei compiti e delle responsabilità. L'adozione deve quindi essere intesa come un processo sociotecnico (Haefner et al., 2021; Hasija & Esper, 2022).

#### **2.3.1. Dall'adozione alla routinizzazione**

L'adozione non coincide con l'acquisto o l'attivazione di uno strumento. Essa rappresenta un processo composto da valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione e routinizzazione, al quale può seguire la revisione o l'abbandono della soluzione (Cooper & Zmud, 1990; Zhu et al., 2006).

La valutazione riguarda l'individuazione del problema, l'analisi delle alternative e la verifica dell'adeguatezza dell'AI. L'impresa deve chiarire gli obiettivi, i dati disponibili, i costi e i rischi. Non tutte le attività richiedono necessariamente una soluzione basata sull'AI (Haefner et al., 2023; Lee et al., 2023).

La sperimentazione viene generalmente condotta tramite un progetto pilota. Essa consente di verificare le prestazioni, la compatibilità e le reazioni degli utilizzatori in un contesto limitato. Il progetto dovrebbe avere obiettivi, una durata e criteri di valutazione definiti.

Un risultato positivo non dimostra che la soluzione possa essere estesa. Un modello efficace su dati limitati può incontrare problemi con volumi di dati più elevati o quando deve essere collegato ad altri sistemi (Haefner et al., 2023; Wang

et al., 2026).

L'implementazione rappresenta l'introduzione operativa e può rimanere circoscritta a una singola funzione o a un gruppo di utenti. L'integrazione si verifica quando la soluzione viene collegata a dati, workflow e responsabilità. Un sistema di lead scoring è integrato quando entra nel CRM e nelle procedure condivise tra marketing e vendite, non quando viene semplicemente testato.

La transizione può richiedere adattamenti ai dati, al sistema e al processo. Devono essere ridefiniti gli aspetti relativi alle attività, ai controlli e ai rapporti tra raccomandazione algoritmica e decisione professionale.

La routinizzazione si verifica quando l'utilizzo diventa relativamente stabile. Devono essere definiti gli utenti, le modalità operative, le responsabilità, i controlli e la gestione delle anomalie. Non implica né l'automazione completa né una configurazione immutabile.

Le fasi non costituiscono una sequenza rigida. Durante l'implementazione, può essere necessario tornare alla sperimentazione; le applicazioni già routinizzate possono essere aggiornate o ridimensionate.

Il processo può inoltre condurre all'abbandono quando i risultati, i costi o i rischi non sono allineati agli obiettivi. L'interruzione non rappresenta necessariamente un fallimento, ma può dipendere dalla consapevolezza che la soluzione non sia più appropriata.

Il passaggio tra le fasi non è automatico. La pressione a sperimentare può accelerare l'adozione iniziale, ma non creare le condizioni necessarie per l'integrazione (Zhu et al., 2006).

Nel complesso, la routinizzazione dipende dalla capacità di trasformare uno strumento disponibile in una pratica organizzativa integrata, definendo dati, procedure, compiti, controlli e responsabilità.

### **2.3.2. Accettazione individuale e readiness organizzativa**

L'integrazione dipende sia dalla disponibilità dei professionisti a utilizzare il sistema sia dalla preparazione dell'organizzazione. L'accettazione individuale e la readiness organizzativa sono collegate ma diverse.

L'intensità del cambiamento varia a seconda dell'applicazione. L'utilizzo occasionale di uno strumento generativo non comporta le stesse conseguenze di un sistema collegato al CRM e impiegato per il lead scoring o l'allocazione del budget.

Il Technology Acceptance Model identifica due percezioni centrali: utilità percepita e facilità d'uso percepita. La prima riguarda la convinzione che la tecnologia possa migliorare l'attività lavorativa; la seconda, lo sforzo necessario per utilizzarla (Davis, 1989).

Tali percezioni sono soggettive e non dimostrano la qualità del sistema. Uno strumento può essere considerato utile perché produce rapidamente un output, anche quando ciò richiede verifiche significative.

La UTAUT amplia la prospettiva, considerando l'influenza sociale e le condizioni facilitanti. Una valutazione positiva può non tradursi in utilizzo quando mancano supporto, risorse o compatibilità con il lavoro (Venkatesh et al., 2003).

Nel caso dell'AI assume rilievo la fiducia, intesa come disponibilità ad affidarsi al sistema in condizioni di incertezza. Una fiducia insufficiente può portare a ignorare output utili; un affidamento eccessivo può determinare l'accettazione di risultati non verificati. L'obiettivo è favorire una fiducia calibrata (Glikson & Woolley, 2020).

L'accettazione può essere condizionata anche dagli effetti percepiti sul lavoro. Il timore di sostituzione, la trasformazione del ruolo e la riduzione dell'autonomia sono preoccupazioni distinte. Un professionista può accettare l'automazione di compiti operativi ma non la delega di decisioni strategiche (Raisch & Krakowski, 2021).

Il coinvolgimento degli utilizzatori può aiutare a individuare le attività automatizzabili e quelle che richiedono supervisione. Non garantisce

l'accettazione, ma collega la tecnologia alle esigenze concrete del lavoro.

La readiness organizzativa riguarda le risorse, le capacità e l'impegno relativi a uno specifico progetto. Un'impresa può essere pronta a utilizzare uno strumento generativo circoscritto, ma non a integrare un sistema predittivo basato su molteplici fonti (Jöhnk et al., 2021).

La readiness comprende infrastrutture, obiettivi, procedure di verifica, coordinamento e gestione delle eccezioni. Richiede inoltre competenze in AI literacy e la capacità di valutare criticamente gli output.

La formazione deve comprendere non soltanto l'utilizzo tecnico, ma anche i limiti, i dati utilizzabili, le modalità di verifica e il comportamento in caso di errore. Devono essere previste procedure di escalation e di responsabilità.

Accettazione e readiness si condizionano reciprocamente. I professionisti favorevoli possono abbandonare lo strumento quando riscontrano dati inadeguati e processi poco chiari; un'organizzazione preparata può non raggiungere un utilizzo stabile se le persone non riconoscono l'utilità o non si fidano delle prestazioni.

### **2.3.3. AI e riconfigurazione delle routine e dei processi marketing**

L'AI può modificare le modalità di organizzazione, coordinamento e controllo delle attività. Le routine sono pattern ricorrenti di azioni interdipendenti, mentre i processi rappresentano sequenze più ampie orientate a un risultato (Feldman & Pentland, 2003).

Le routine non sono completamente rigide e possono essere modificate attraverso l'esperienza, gli strumenti e le decisioni degli attori. L'AI può automatizzare un'attività, introdurre una verifica, modificare la sequenza delle operazioni o generare nuovi flussi informativi.

Nel processo dei contenuti, il sistema può produrre una bozza e introdurre una fase di selezione professionale. Nella segmentazione può proporre gruppi che vengono valutati dal team. Nella misurazione può aggiornare le stime e generare feedback per le campagne.

È importante distinguere elaborazione, raccomandazione e decisione. Un sistema

può produrre una previsione senza suggerire un'azione; può formulare una raccomandazione; oppure può eseguire automaticamente una decisione entro limiti definiti (Haefner et al., 2021).

Il valore deriva dalla complementarità con processi, competenze e risorse. Se il workflow presenta dati frammentati e responsabilità poco chiare, l'automazione può rendere più rapide inefficienze già presenti (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Prima di integrare una soluzione, l'organizzazione dovrebbe ricostruire attività, attori, dati e punti decisionali. Ciò consente di stabilire se automatizzare, supportare il professionista o riprogettare il processo.

L'introduzione può generare routine ibride. Nell'automazione, il sistema esegue un'attività; nel supporto produce informazioni; nell'augmentazione amplia le capacità professionali; nella collaborazione persone e sistema interagiscono attraverso passaggi ripetuti.

La configurazione dipende dalla complessità, dal rischio e dall'impatto. Un aumento degli output può inoltre generare un sovraccarico informativo e nuove esigenze di coordinamento.

La riconfigurazione richiede feedback. Errori e cambiamenti del mercato possono rendere necessaria la modifica del workflow, l'introduzione di controlli o la revisione del livello di automazione.

Nel complesso, la creazione di valore richiede che l'AI venga integrata in processi coerenti con gli obiettivi e non semplicemente sovrapposta alle modalità operative esistenti (Haefner et al., 2021; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

#### **2.3.4. Collaborazione umano-AI, ruoli e responsabilità**

L'integrazione dell'AI modifica la distribuzione delle attività tra professionisti e sistemi. L'AI può produrre informazioni, raccomandazioni e contenuti, ma non possiede obiettivi né responsabilità proprie. È quindi necessario stabilire chi definisca le finalità, utilizzi gli output, assuma le decisioni e risponda delle conseguenze (Jarrahi, 2018; Shrestha et al., 2019).

La collaborazione umano-AI è una configurazione organizzativa, non una

proprietà intrinseca della tecnologia. Richiede la progettazione di attività, interfacce, controlli e responsabilità (Dellermann et al., 2019).

Nell'automazione, il sistema svolge una specifica attività in base a criteri prestabiliti. Nell'augmentazione, amplia le capacità del professionista fornendo analisi e alternative. Le configurazioni possono coesistere nello stesso processo (Raisch & Krakowski, 2021).

Nel marketing, il sistema può classificare le richieste, generare varianti di contenuto, proporre target o modificare il budget entro soglie autorizzate. Il livello di automazione deve essere definito in funzione del rischio.

Una distinzione centrale riguarda i decision rights. L'organizzazione deve stabilire chi definisce il problema, seleziona i dati, configura il sistema, interpreta l'output e approva o rifiuta l'azione.

Shrestha et al. distinguono tra la delega al sistema, le decisioni sequenziali e l'aggregazione tra il giudizio professionale e l'output algoritmico. La configurazione appropriata dipende dalle caratteristiche della decisione (Shrestha et al., 2019).

La delega può essere adatta ad attività ripetitive e circoscritte. Le decisioni strategiche, ambigue o ad alto impatto richiedono un intervento professionale più mirato.

La supervisione deve essere significativa. Il professionista deve disporre di tempo, informazioni e autorità per verificare il risultato e intervenire in caso di anomalie. Devono inoltre essere definite procedure di escalation. Quando il sistema produce risultati incerti o potenzialmente dannosi, deve essere chiaro chi possa interrompere il processo, richiedere una verifica e documentare l'errore.

La responsabilità non può essere genericamente trasferita all'algoritmo. L'organizzazione conserva la responsabilità per le finalità, i dati, il modello, le soglie e le modalità di utilizzo.

L'AI può anche modificare la distribuzione del potere. L'accesso diretto alle analisi può aumentare l'autonomia di alcuni professionisti, mentre dashboard e piattaforme possono accentrare il controllo presso il management, l'IT o i fornitori.

Quando una parte del funzionamento dipende da un provider, una quota della capacità decisionale può essere trasferita indirettamente all'esterno. Devono essere valutate la verificabilità, la portabilità e la possibilità di sostituire la soluzione.

I manager devono definire i confini dell'automazione, i diritti decisionali e i controlli, e coordinare il marketing, l'IT, l'analisi dei dati, la funzione legale e i fornitori. Devono inoltre evitare sia il rifiuto sistematico degli output sia l'affidamento eccessivo.

Nel complesso, la collaborazione umano-AI è una scelta progettuale. Il suo valore dipende dalla complementarità tra tecnologia e competenze, dalla chiarezza dei ruoli e dalla presenza di meccanismi di controllo ed escalation (Raisch & Krakowski, 2021; Shrestha et al., 2019).

## **2.4. Fattori che condizionano l'adozione e l'integrazione**

Le condizioni che influenzano l'adozione si articolano in quattro livelli: tecnologico, organizzativo, individuale e ambientale. Il livello tecnologico comprende dati, interoperabilità, infrastrutture e sicurezza; quello organizzativo comprende cultura, leadership, risorse, competenze e governance; quello individuale comprende percezioni e capacità degli utilizzatori; quello ambientale comprende competizione, regolamentazione, fornitori e piattaforme (Jöhnk et al., 2021; Tornatzky & Fleischer, 1990).

I livelli devono essere considerati in modo integrato. Una tecnologia adeguata può non essere utilizzata in assenza di competenze; una percezione positiva può non tradursi in uso quando il sistema non è integrato; la pressione competitiva può accelerare la sperimentazione senza garantire la routinizzazione.

L'importanza dei fattori può inoltre variare nel corso del processo. Costi e utilità attesa assumono rilievo nella valutazione; prestazioni e accettazione durante la sperimentazione; interoperabilità e governance durante l'integrazione.

### **2.4.1. Readiness tecnologica: dati, interoperabilità, infrastrutture e sicurezza**

La readiness tecnologica indica la capacità tecnica necessaria per una specifica applicazione. Comprende i dati, l'interoperabilità, le infrastrutture e la sicurezza. Tali condizioni sono necessarie, ma non sufficienti (Jöhnk et al., 2021; Tehrani et al., 2024).

La qualità dei dati riguarda l'accuratezza, la completezza, la coerenza, l'aggiornamento, la pertinenza, la rappresentatività, la provenienza e la tracciabilità. La rilevanza dipende dall'applicazione: dati adeguati per un'analisi aggregata possono non esserlo per previsioni individuali.

È necessario distinguere i dati di addestramento, quelli operativi e quelli di verifica. Quando l'impresa utilizza un sistema sviluppato esternamente, può avere un controllo limitato sui dati di addestramento, ma resta responsabile degli input e della valutazione degli output.

La data readiness non coincide con il possesso delle informazioni. I dati devono essere disponibili per finalità definite, accessibili ai soggetti autorizzati e accompagnati da documentazione relativa alla loro provenienza.

L'interoperabilità riguarda la capacità di collegare dati e sistemi tra loro. Può essere tecnica, semantica e organizzativa. Lo scambio tecnico non è sufficiente quando le funzioni utilizzano definizioni diverse dello stesso concetto.

Una maggiore integrazione amplia anche i rischi di accessi e di utilizzi non autorizzati. Deve quindi essere accompagnata dal controllo degli accessi e dalla minimizzazione.

Le infrastrutture devono essere proporzionate al caso d'uso. Un chatbot può richiedere tempi di risposta ridotti, mentre un'analisi di segmentazione può essere aggiornata periodicamente. Non tutte le imprese devono sviluppare internamente infrastrutture complesse, poiché possono ricorrere a soluzioni cloud.

Il ricorso a provider esterni può facilitare l'accesso, ma comporta dipendenza dalla disponibilità del servizio, dagli aggiornamenti e dalle condizioni contrattuali. Devono essere considerate la portabilità e la continuità operativa.

La sicurezza riguarda i dati, le credenziali, le autorizzazioni e l'integrità degli output. Non può essere valutata una sola volta, perché aggiornamenti e nuove

integrazioni possono introdurre vulnerabilità.

La data governance attribuisce proprietà e responsabilità, definisce accessi, standard di qualità, conservazione, cancellazione, tracciabilità e audit. Non serve a rendere disponibili tutti i dati, ma ad assicurarne l'utilizzo controllato (Ajili Ben Youssef et al., 2025).

Le componenti sono interdipendenti: dati accurati ma frammentati possono risultare inutilizzabili; sistemi integrati alimentati da dati scadenti possono diffondere errori; infrastrutture performanti prive di controlli possono aumentare i rischi.

#### **2.4.2. Fattori organizzativi: cultura, leadership, risorse, competenze e governance**

I fattori organizzativi comprendono la cultura, la leadership, le risorse, le competenze e la governance. Essi trasformano la soluzione tecnologica in una pratica integrata nei processi (Chowdhury et al., 2023; Lee et al., 2023).

La cultura organizzativa riguarda i valori e le pratiche con cui l'impresa gestisce l'innovazione e i dati. Una cultura favorevole si manifesta nella possibilità di sperimentare, segnalare errori e condividere gli apprendimenti. L'apertura al cambiamento non coincide con l'accettazione acritica.

Un orientamento eccessivo alla rapidità può favorire strumenti non verificati; una forte avversione al rischio può impedire sperimentazioni controllate. La cultura deve mantenere un equilibrio tra innovazione e valutazione critica.

La leadership deve tradurre il supporto in obiettivi, risorse, scelta delle attività e definizione dei confini dell'automazione. Watson et al. individuano la conoscenza digitale, l'orientamento ai dati, il networking, l'attenzione etica e l'agilità come capacità rilevanti (Watson et al., 2021).

Il sostegno deve essere accompagnato da tempo, budget, personale e accesso agli strumenti. I costi comprendono l'acquisizione, la configurazione, la formazione, la verifica e la modifica dei processi.

Le risorse necessarie dipendono dalla complessità. Uno strumento generativo circoscritto richiede condizioni diverse rispetto a un sistema integrato con CRM e

campagne. La scarsità di risorse può riguardare sia le PMI sia le grandi imprese quando il progetto non è considerato prioritario (Rajaram & Tinguely, 2024).

Le competenze comprendono AI literacy, data literacy, conoscenza del marketing, verifica degli output, coordinamento, change management e aspetti etici e normativi. Le competenze tecniche e manageriali sono complementari.

La formazione non è sufficiente quando le conoscenze non possono essere applicate. Sono necessari tempo, supporto e riconoscimento per i nuovi compiti, evitando che la verifica degli output venga semplicemente aggiunta alle attività esistenti.

Le capacità organizzative comprendono anche l'integrazione dei dati, la collaborazione interfunzionale, la gestione dei fornitori e l'adattamento dei workflow.

La governance definisce le autorizzazioni, i dati utilizzabili, i controlli, la gestione degli errori e le responsabilità. Non deve essere considerata soltanto come un insieme di divieti, bensì come una condizione per una sperimentazione controllata. Cultura, leadership, risorse, competenze e governance sono interdipendenti. Una leadership favorevole, ma priva di risorse, produce intenzioni non attuate; competenze prive di processi condivisi rimangono isolate; una cultura innovativa, priva di governance, può aumentare i rischi.

#### **2.4.3. Fattori individuali: utilità e facilità d'uso percepite, fiducia, self-efficacy e resistenza**

Il livello individuale riguarda professionisti e manager che utilizzano gli strumenti o ne valutano i risultati. Intenzione e qualità dell'utilizzo possono dipendere dall'utilità percepita, dalla facilità d'uso, dalla fiducia, dalla self-efficacy e dalle reazioni al cambiamento (Choi, 2021; Prasad & De, 2024).

Utilità e facilità d'uso sono valutazioni soggettive. Un sistema semplice può produrre risultati imprecisi, mentre uno strumento complesso può rivelarsi appropriato per compiti specialistici. Le percezioni devono quindi essere confrontate con le prestazioni effettive.

La fiducia indica la disponibilità ad affidarsi al sistema. Deve essere distinta dall'affidabilità effettiva e dalla trustworthiness, che riguarda caratteristiche quali accuratezza, robustezza, sicurezza e tracciabilità (Glikson & Woolley, 2020).

L'obiettivo non è aumentare indiscriminatamente la fiducia, ma calibrarla in base alle prestazioni e ai rischi. Gli utilizzatori devono conoscere le finalità, i dati, la natura dell'output e le situazioni che richiedono verifica.

La fiducia può cambiare con l'esperienza. Prestazioni coerenti possono aumentarla; errori e aspettative eccessive possono produrre disillusione e abbandono (Hartyándi, 2025).

La self-efficacy è la percezione di essere in grado di utilizzare lo strumento. Deve essere distinta dalla competenza effettiva: una persona può sentirsi sicura senza conoscere i propri limiti, oppure possedere competenze ma sentirsi insicura (Compeau & Higgins, 1995; Choi, 2021).

Formazione, esperienza e supporto possono aumentare la self-efficacy, ma non compensano un sistema inaffidabile o un'implementazione incoerente.

Resistenza e valutazione critica devono essere distinte. Un professionista può rifiutare uno strumento non perché contrario all'AI, ma perché lo considera inaccurato, poco integrato o dannoso per il lavoro.

Le reazioni negative possono quindi segnalare problemi reali. Anche le preoccupazioni occupazionali devono essere separate dalla riduzione dell'autonomia e dalla trasformazione dell'identità professionale.

La pressione sociale può determinare un uso formale e superficiale. La partecipazione alla sperimentazione e la possibilità di segnalare errori possono invece favorire un impiego più consapevole.

Nel complesso, l'accettazione contribuisce all'integrazione soltanto quando è accompagnata da prestazioni verificabili, da un supporto adeguato e dalla possibilità di esercitare il giudizio professionale.

#### **2.4.4. Fattori ambientali: competizione, regolazione ed ecosistema tecnologico**

Il livello ambientale comprende concorrenti, clienti, provider, piattaforme, consulenti, partner, standard, istituzioni e normativa. Le condizioni esterne possono favorire, orientare o vincolare l'adozione, senza determinarne automaticamente i risultati (Tornatzky & Fleischer, 1990).

La pressione competitiva può indurre le imprese a sperimentare nuove applicazioni per non perdere la capacità di risposta. Può però generare imitazioni e introduzioni affrettate.

È necessario distinguere tra l'adozione sostanziale e quella simbolica. Nella prima, la tecnologia è collegata ai processi; nella seconda, l'impresa dichiara di utilizzare l'AI soprattutto per apparire innovativa.

L'AI non costituisce una fonte automatica di vantaggio sostenibile, poiché molti strumenti sono disponibili anche ai concorrenti. L'eventuale vantaggio dipende dalla combinazione di tecnologia, dati, conoscenza del mercato e capacità organizzative.

La prospettiva delle *dynamic capabilities* considera la capacità di individuare opportunità, coglierle e riconfigurare le risorse e i processi. Hossain et al. analizzano il rapporto tra *marketing analytics*, AI e capacità dinamiche su un campione B2B specifico; i risultati non dimostrano un effetto automatico in ogni contesto (Hossain et al., 2022; Teece, 2007).

L'ecosistema comprende provider, cloud, consulenti, agenzie, università, reti professionali e il mercato del lavoro. Può ridurre alcune barriere mettendo a disposizione soluzioni e competenze (Dwivedi, Kshetri, et al., 2023).

La maturità dell'ecosistema non coincide, però, con quella interna. Un'impresa può operare in un ambiente avanzato senza disporre di dati e processi adeguati.

Il ricorso ai provider può generare *vendor lock-in*, asimmetrie informative e dipendenza dagli aggiornamenti. Devono essere valutate la portabilità, la continuità e la possibilità di sostituzione.

Le aspettative dei clienti possono aumentare la pressione per interazioni rapide e personalizzate, senza rendere l'AI adatta a ogni attività.

La regolamentazione introduce requisiti in materia di dati, trasparenza, sicurezza e

responsabilità. Può aumentare la complessità, ma anche ridurre l'incertezza definendo criteri di utilizzo.

Nel marketing, le questioni riguardano il trattamento dei dati, i contenuti sintetici, la proprietà intellettuale, le interazioni automatizzate e la responsabilità editoriale (Dwivedi, Kshetri, et al., 2023; Korzynski et al., 2023).

Le pressioni istituzionali possono essere coercitive, mimetiche o normative. Le prime derivano da norme o da soggetti dominanti; le seconde dall'imitazione dei concorrenti; le terze da standard professionali ed esperti (DiMaggio & Powell, 1983).

Tali pressioni possono generare un disallineamento tra l'adozione formale e l'utilizzo effettivo. Baabdullah et al., analizzando un campione di PMI B2B saudite, mostrano associazioni tra infrastruttura, consapevolezza, accettazione e governance relazionale, da interpretare in relazione allo specifico contesto (Baabdullah et al., 2021).

Nel complesso, competizione, regolazione ed ecosistema possono accelerare o vincolare l'adozione, ma anche generare imitazione e dipendenza. L'efficacia dipende dall'interazione con la readiness interna.

## **2.5. Sintesi critica dello stato dell'arte**

Le sezioni precedenti hanno esaminato le principali applicazioni dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing, le modalità di adozione e di integrazione di tali tecnologie e i fattori che possono favorirne o ostacolarne l'utilizzo. La letteratura restituisce tuttavia un quadro eterogeneo, in cui i benefici potenziali, i risultati osservati e le condizioni di implementazione non sono sempre chiaramente distinti.

La presente sezione non intende ripercorrere le singole applicazioni già descritte, ma individuare le evidenze comuni, le principali tensioni e le lacune della letteratura che rendono necessario un framework concettuale multilivello e processuale.

### **2.5.1. Principali evidenze emerse dalla letteratura**

La letteratura esaminata converge innanzitutto nel mostrare che l'AI non costituisce una tecnologia unitaria, ma comprende applicazioni in grado di svolgere funzioni diverse nei processi di marketing. Tali funzioni includono l'automazione di attività ripetitive, il supporto analitico e predittivo, la generazione o l'adattamento dei contenuti e la gestione delle interazioni con il cliente. Le diverse applicazioni si distinguono per tipologia di output, livello di autonomia, requisiti informativi, grado di verificabilità e modalità di supervisione richieste (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2021). Non è quindi possibile formulare un giudizio generale sull'AI prescindendo dal compito specifico in cui viene utilizzata e dalle conseguenze generate dal suo output (ibidem).

Una seconda evidenza riguarda la centralità dei dati. La disponibilità di grandi quantità di informazioni rappresenta una condizione importante, ma non sufficiente, per il corretto funzionamento delle applicazioni. Accuratezza, completezza, rappresentatività, aggiornamento, coerenza e la possibilità di integrare fonti diverse incidono sulla qualità degli output. Dati frammentati, non pertinenti o influenzati dalle decisioni precedenti del sistema possono ridurre l'affidabilità delle previsioni e generare distorsioni. La gestione dei dati richiede pertanto infrastrutture adeguate, regole di accesso, controlli, procedure di aggiornamento e responsabilità di governance chiaramente definite.

Una terza evidenza è che l'adozione dell'AI non può essere considerata un fenomeno esclusivamente tecnologico. La disponibilità di uno strumento non ne garantisce l'impiego stabile né l'effettiva capacità di contribuire alle decisioni di marketing. Per generare valore, l'applicazione deve essere collegata a un problema organizzativo, integrata nei workflow, associata a ruoli e responsabilità, e sostenuta da risorse, leadership, competenze e collaborazione interfunzionale. L'introduzione tecnica e l'integrazione organizzativa rappresentano quindi momenti distinti del percorso di adozione.

La letteratura mostra inoltre che la distribuzione dei compiti tra persone e sistemi deve essere definita in funzione delle caratteristiche dell'attività. I compiti

ripetitivi, strutturati e basati su criteri relativamente stabili possono essere maggiormente automatizzati. Le attività ambigue, creative, relazionali o caratterizzate da conseguenze rilevanti richiedono invece un'interpretazione contestuale, la capacità di gestire le eccezioni e l'assunzione di responsabilità da parte dei professionisti. La collaborazione umano-AI non può pertanto essere rappresentata attraverso una contrapposizione generale tra sostituzione e supporto, ma deve essere analizzata distinguendo chi produce l'output, chi lo interpreta, chi lo approva, chi lo applica e chi risponde delle conseguenze (Volkmar et al., 2022). Una quinta evidenza riguarda il carattere multilivello dell'adozione. Gli esiti dipendono dall'interazione tra caratteristiche tecnologiche, condizioni organizzative, percezioni e competenze degli utilizzatori e pressioni provenienti dall'ambiente esterno. Un sistema tecnicamente affidabile può rimanere sottoutilizzato in assenza di supporto, competenze o integrazione nei processi; un'elevata utilità percepita può non tradursi in un uso continuativo quando mancano risorse e assistenza; la pressione competitiva può accelerare la sperimentazione senza garantire che l'impresa disponga di una readiness adeguata. Nessun livello risulta quindi sufficiente isolatamente (Davis, 1989; Tornatzky & Fleischer, 1990; Venkatesh et al., 2003).

Una sesta evidenza è rappresentata dalla natura processuale e non necessariamente lineare dell'adozione. La valutazione iniziale, la sperimentazione, l'implementazione, l'integrazione e la routinizzazione costituiscono fasi distinte. Un progetto pilota può non essere esteso, un'applicazione implementata può non essere incorporata nei workflow e un sistema routinizzato può non essere successivamente modificato, ridimensionato, sostituito o abbandonato. Risultati, errori, feedback e cambiamenti tecnologici possono riportare un'applicazione a una fase di sperimentazione precedente.

Infine, la letteratura evidenzia la necessità di distinguere tra diverse categorie estetiche. Rapidità, riduzione dei costi, accuratezza, interpretabilità, personalizzazione, conversione, customer experience, qualità della relazione, autonomia professionale e apprendimento organizzativo non rappresentano

risultati equivalenti. Un'applicazione può ridurre i tempi senza migliorare la qualità della decisione, aumentare le conversioni senza rafforzare la fiducia del cliente, oppure migliorare una prestazione tecnica generando nuovi costi di controllo e di integrazione. La valutazione dell'AI deve quindi considerare separatamente gli esiti di processo, decisionali, di marketing e organizzativi, confrontandoli con gli obiettivi iniziali, i costi sostenuti e le alternative disponibili. Complessivamente, tali evidenze suggeriscono che il valore dell'AI non derivi dalla semplice disponibilità della tecnologia, ma dall'allineamento tra applicazione, dati, compito, organizzazione, utilizzatori, governance e condizioni ambientali. Questa conclusione costituisce il punto di partenza per l'elaborazione del framework multilivello e processuale proposto nelle sezioni successive.

### **2.5.2. Tensioni e contraddizioni**

Le evidenze esaminate non delineano un effetto univocamente positivo o negativo dell'Intelligenza Artificiale. Mostrano piuttosto un insieme di tensioni da gestire lungo l'intero percorso di adozione.

Una prima area riguarda il rapporto tra performance, autonomia e controllo. L'automazione può ridurre i tempi, aumentare la standardizzazione e consentire l'elaborazione di grandi volumi di dati. Un'elevata autonomia del sistema può tuttavia ridurre la possibilità di intercettare le eccezioni, di verificare gli output e di correggere tempestivamente gli errori. Il grado di supervisione dovrebbe pertanto essere proporzionato alla verificabilità dell'output, alla reversibilità dell'azione e alle conseguenze della decisione supportata (Davenport et al., 2020; Volkmar et al., 2022). A questa tensione si collega quella tra rapidità e verifica: i tempi risparmiati dall'automazione devono essere confrontati con i costi necessari per controllare, interpretare e correggere i risultati generati (Feuerriegel et al., 2024).

Una seconda area riguarda il rapporto tra accuratezza, interpretabilità, personalizzazione e tutela dei dati. Modelli più complessi possono migliorare alcune prestazioni predittive, riducendo tuttavia la possibilità per gli utilizzatori di comprendere la logica degli output. Analogamente, una personalizzazione più

dettagliata può rendere i messaggi e le offerte più pertinenti, ma richiede una raccolta più ampia di dati e può essere percepita come invasiva quando gli utenti non comprendono quali dati vengano utilizzati e per quali finalità. Accuratezza tecnica, trasparenza, privacy e possibilità di contestazione devono quindi essere considerate congiuntamente (Aguirre et al., 2015; Sculley et al., 2015).

Una terza area riguarda la qualità della collaborazione tra le persone e i sistemi. Chatbot e sistemi di raccomandazione possono ampliare la disponibilità del servizio, senza garantire automaticamente la qualità relazionale, la fiducia o la soddisfazione. Nella produzione dei contenuti, l'AI può accelerare la generazione e l'adattamento dei materiali, ma può anche favorire la standardizzazione, l'omogeneità e una minore riconoscibilità del brand. La facilità d'uso può ridurre le barriere all'adozione, ma al contempo incoraggiare un eccessivo affidamento sugli output. La tecnologia può quindi ridurre alcune attività ripetitive e, al contempo, generare nuovi compiti di configurazione, verifica, coordinamento e controllo.

Una quarta area riguarda il rapporto tra pressioni ambientali, innovazione e dipendenza. La diffusione dell'AI tra concorrenti e partner può incentivare la sperimentazione, ma anche favorire l'adozione simbolica o affrettata. L'accesso a provider e piattaforme esterne può accelerare lo sviluppo e ampliare le capacità disponibili, ma al contempo aumenta la dipendenza da infrastrutture proprietarie, aggiornamenti, condizioni contrattuali e competenze non direttamente controllate dall'impresa. L'integrazione dei dati e dei sistemi può migliorare la continuità informativa, ma al contempo ampliare la superficie di rischio in termini di sicurezza, accessi e portabilità.

Nel complesso, tali tensioni non vanno interpretate come alternative assolute. Il loro equilibrio dipende dal tipo di tecnologia, dal compito supportato, dalla qualità dei dati, dal grado di autonomia, dall'impatto della decisione, dalla maturità dell'applicazione e dai meccanismi organizzativi di governance. La questione rilevante non è quindi stabilire se l'AI sia generalmente positiva o negativa, ma individuare in quali condizioni i benefici attesi superino i costi e i rischi connessi.

### **2.5.3. Gap teorici ed empirici**

La letteratura esaminata presenta innanzitutto una frammentazione rispetto all'oggetto di analisi. Numerosi studi si concentrano su singole tecnologie o applicazioni, quali chatbot, sistemi di raccomandazione, predictive analytics e AI generativa. Questa specializzazione permette di approfondire strumenti specifici, ma rende più difficile ricostruire come applicazioni diverse intervengano nelle diverse fasi del processo organizzativo di marketing e si colleghino tra loro (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2021).

Una seconda lacuna deriva dalla separazione tra le prospettive disciplinari e i livelli di analisi. Gli studi di marketing approfondiscono soprattutto gli effetti sui clienti e sulla performance; la letteratura sui sistemi informativi si concentra sull'accettazione e sull'utilizzo delle tecnologie; gli studi organizzativi analizzano prevalentemente capacità, routine, competenze e governance. Di conseguenza, utilità percepita, fiducia e auto-efficacia vengono spesso esaminate senza collegarle alle risorse, alla leadership e ai processi organizzativi, mentre le condizioni tecnologiche e ambientali vengono trattate separatamente dalle risposte degli utilizzatori.

Una terza lacuna riguarda la dimensione temporale dell'adozione. La ricerca dedica maggiore attenzione alla decisione iniziale di introdurre o accettare una tecnologia rispetto alle fasi successive di implementazione, integrazione e routinizzazione. Risultano inoltre relativamente limitati gli studi longitudinali in grado di osservare come prestazioni, fiducia, competenze, workflow e meccanismi di governance cambino nel corso dell'utilizzo e come errori o risultati insoddisfacenti possano condurre alla revisione o all'abbandono dell'applicazione. Un quarto gap riguarda la divisione del lavoro tra persone e sistemi. La letteratura riconosce la rilevanza della collaborazione umano-AI, ma approfondisce in misura minore la distribuzione concreta dei compiti, dei decision rights e delle responsabilità. Rimane quindi necessario distinguere chi definisce il problema, chi seleziona i dati, chi produce l'output, chi lo interpreta, chi ne approva l'utilizzo, chi

interviene in caso di errore e chi risponde delle conseguenze organizzative (Volkmar et al., 2022).

Una quinta lacuna riguarda la qualità e la comparabilità delle evidenze sugli esiti. I benefici attesi o dichiarati dalle imprese risultano spesso più visibili dei risultati verificati tramite indicatori, benchmark, gruppi di confronto o valutazioni indipendenti. Le applicazioni riuscite sono inoltre documentate con maggiore frequenza rispetto a quelle interrotte, ridimensionate o abbandonate. Questa asimmetria rende difficile comprendere le condizioni in cui l'adozione non produce i risultati previsti.

Infine, il corpus esaminato offre indicazioni ancora limitate sulle differenze tra i settori, tra grandi imprese e PMI, tra processi digitali e prevalentemente offline, e tra contesti B2B e B2C. Tecnologie, dati, risorse e possibilità di sperimentazione variano considerevolmente tra tali contesti, riducendo la trasferibilità automatica delle conclusioni.

Nel complesso, questi gap mostrano la necessità di una prospettiva capace di ricondurre le applicazioni alle attività di marketing, di collegare diversi livelli di analisi, di rappresentare l'adozione nel tempo, di esplicitare la distribuzione delle responsabilità e di distinguere la qualità delle diverse categorie di esito. Tali esigenze orientano la costruzione del framework proposto nella sezione successiva.

#### **2.5.4. Esigenze analitiche per la costruzione del framework**

Le lacune individuate definiscono una serie di requisiti che il framework deve soddisfare. Il modello non può limitarsi a elencare fattori, ma deve mostrare come applicazioni, livelli di analisi, fasi temporali, compiti, responsabilità ed esiti si colleghino tra loro. La Tabella 1 sintetizza il passaggio dai gap della letteratura alle componenti del framework.

Il framework deve pertanto combinare una componente multilivello e una componente processuale. Deve inoltre rappresentare la distribuzione dei compiti e delle responsabilità tra persone e sistemi, distinguere le categorie di esito e

includere circuiti di feedback in grado di modificare la tecnologia, i workflow, le competenze, la fiducia e la governance. Su queste basi, viene elaborato il framework concettuale multilivello e processuale presentato nella sezione successiva. Esso non costituisce un modello empiricamente validato, bensì una rielaborazione concettuale sviluppata ai fini della presente tesi.

**Tabella 2.** Dai gap della letteratura ai requisiti del framework

| Gap individuato | Esigenza analitica | Componente del framework |
|-----------------|--------------------|--------------------------|
|-----------------|--------------------|--------------------------|

|                                                                       |                                                                                                                   |                                                                                 |
|-----------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------|
| Studi concentrati su singole tecnologie                               | Ricondurre le applicazioni alle attività e alle fasi del processo di marketing                                    | Mappatura tra applicazioni di AI, attività, output e decisioni supportate       |
| Separazione tra prospettive tecnologiche, organizzative e individuali | Integrare fattori appartenenti a livelli differenti e rappresentarne le interazioni                               | Architettura multilivello: tecnologico, organizzativo, individuale e ambientale |
| Adozione trattata come decisione iniziale o stato dicotomico          | Distinguere valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione, revisione e abbandono   | Dimensione processuale e non lineare                                            |
| Divisione del lavoro umano-AI poco approfondita                       | Distinguere produzione, interpretazione, approvazione ed esecuzione e attribuire decision rights e responsabilità | Collaborazione umano-AI e governance                                            |
| Benefici attesi confusi con risultati osservati                       | Separare esiti di processo, decisionali, di marketing e organizzativi e distinguere il livello di evidenza        | Categorie di esito e classificazione delle evidenze                             |
| Scarsa attenzione a errori, fallimenti e cambiamenti successivi       | Rappresentare il modo in cui risultati e criticità modificano tecnologia, processi e scelte organizzative         | Meccanismi di feedback, revisione, ridimensionamento e abbandono                |

**Fonte:** Elaborazione dell'autore

## 2.6. Proposta di un framework concettuale multilivello e processuale

Il framework interpreta l'adozione dell'AI come un fenomeno che dipende dall'interazione tra tecnologia, organizzazione, utilizzatori e l'ambiente esterno. La dimensione processuale rappresenta il percorso dalla valutazione alla routinizzazione e, infine, all'eventuale revisione.

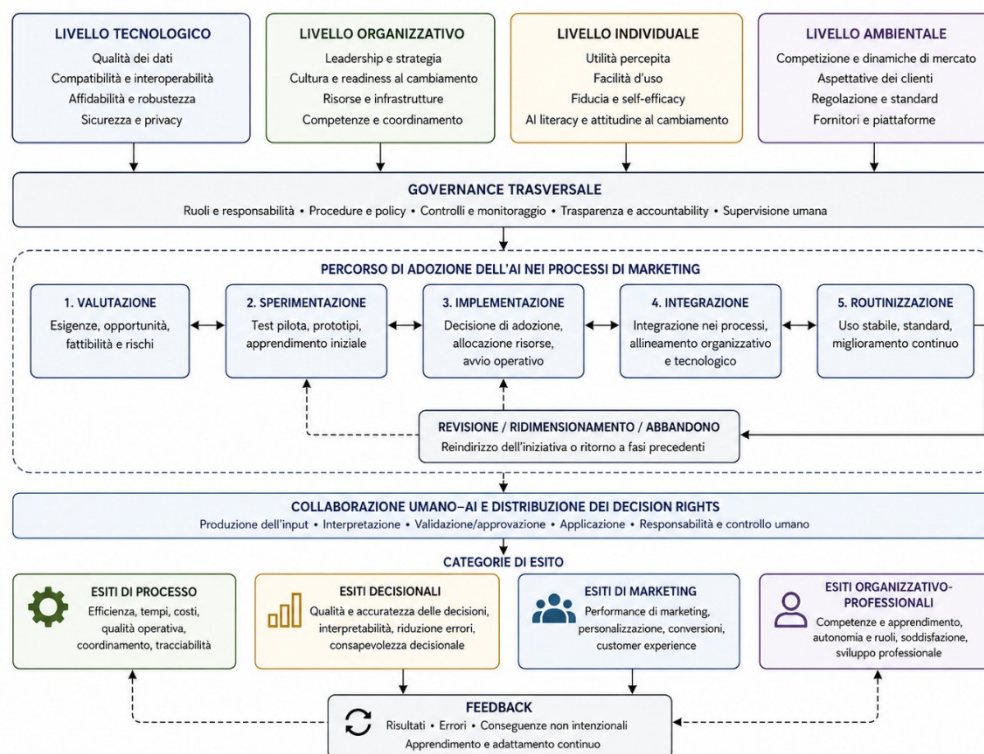
Sul piano teorico, il framework integra il livello individuale messo a fuoco dai

modelli di accettazione tecnologica, che evidenziano il ruolo dell'utilità e della facilità d'uso percepite, delle aspettative, della self-efficacy e delle condizioni facilitanti (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003), con i livelli tecnologici, organizzativi e ambientali individuati dal framework Technology–Organization–Environment (Tornatzky & Fleischer, 1990). A tali componenti, la presente tesi aggiunge una dimensione processuale: la distribuzione dei compiti e delle responsabilità tra persone e sistemi, la distinzione tra diverse categorie di esito e i meccanismi di feedback. Il contributo del framework non consiste pertanto nella semplice giustapposizione di modelli precedenti, bensì nel loro raccordo con lo specifico problema dell'integrazione dell'AI nei processi organizzativi di marketing.

Il framework considera inoltre la collaborazione umano–AI, la distribuzione delle responsabilità, le categorie di esito e i feedback. I risultati non vengono interpretati come automatici, bensì come conseguenze dell'allineamento tra tecnologia, dati, attività, competenze, governance e supervisione umana.

La proposta rappresenta la principale rielaborazione concettuale originale della parte teorica e viene utilizzata nel Capitolo 3 come griglia interpretativa. Il framework non costituisce un modello empiricamente validato, bensì uno strumento analitico elaborato per organizzare in modo integrato le principali dimensioni individuate nella letteratura.

La Figura 1 sintetizza l'architettura complessiva del framework, mostrando la relazione tra i quattro livelli di analisi, le fasi del percorso di adozione, la distribuzione del lavoro tra persone e sistemi, le categorie di esito e i meccanismi di feedback. Le frecce di ritorno devono rendere visibile che il processo non è necessariamente lineare e che risultati, errori o cambiamenti del contesto possono ricondurre un'applicazione a una fase precedente di sperimentazione o determinarne la revisione, il ridimensionamento o l'abbandono.



**Figura 1.** Framework concettuale multilivello e processuale dell'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi organizzativi di marketing

**Fonte:** Elaborazione dell'autore sulla base della letteratura esaminata

### 2.6.1. Architettura multilivello del framework

La prima componente del framework riguarda la distinzione tra quattro livelli di analisi: tecnologico, organizzativo, individuale e ambientale. Ciascun livello comprende condizioni differenti, ma interdipendenti tra loro, che possono favorire o ostacolare l'adozione e l'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing.

**Tabella 3 Architettura multilivello del framework**

| <b>Livello</b> | <b>Dimensioni principali</b>                                                         | <b>Funzione nel processo di adozione</b>                                                           |
|----------------|--------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Tecnologico    | Qualità dei dati, compatibilità, interoperabilità, affidabilità e sicurezza          | Rende tecnicamente possibile e affidabile l'utilizzo dell'AI                                       |
| Organizzativo  | Leadership, cultura, risorse, competenze, coordinamento e governance                 | Consente di trasformare lo strumento in una pratica organizzativa integrata, sostenuta e governata |
| Individuale    | Utilità e facilità d'uso percepite, fiducia, self-efficacy, AI literacy e resistenza | Condiziona l'accettazione, l'utilizzo effettivo e continuativo e la qualità dell'uso               |
| Ambientale     | Competizione, clienti, regolazione, fornitori, piattaforme e standard                | Favorisce, orienta oppure vincola la decisione e il successivo percorso di adozione                |

La governance trova la propria collocazione istituzionale principalmente a livello organizzativo, poiché riguarda ruoli, procedure, controlli e responsabilità definiti dall'impresa. La sua funzione è tuttavia trasversale: la governance disciplina la qualità e l'accesso ai dati, la configurazione tecnologica, il comportamento degli utilizzatori, la supervisione degli output, i rapporti con fornitori e piattaforme e la traduzione dei vincoli normativi nelle pratiche interne. Essa accompagna pertanto tutte le fasi del processo, dalla valutazione iniziale alla revisione o all'abbandono dell'applicazione.

La distinzione tra i quattro livelli ha una funzione analitica, ma non implica che operino separatamente. Una buona infrastruttura tecnologica può rimanere sottoutilizzata in assenza di competenze adeguate; una forte utilità percepita può

non tradursi in uso effettivo quando il sistema non è integrato nei flussi di lavoro (workflow); una leadership favorevole può non produrre risultati se non assegna risorse e responsabilità; la pressione competitiva può infine accelerare l'adozione senza garantirne l'efficacia quando l'organizzazione non dispone di una readiness sufficiente.

Nel framework, l'integrazione dell'AI viene quindi interpretata come il risultato dell'interazione tra condizioni tecnologiche, organizzative, individuali e ambientali. Nessun livello è sufficiente da solo, poiché la disponibilità della tecnologia deve essere accompagnata da capacità organizzative, competenze degli utilizzatori e da una gestione consapevole delle pressioni esterne (Davis, 1989; Tornatzky & Fleischer, 1990; Venkatesh et al., 2003).

La funzione dei quattro livelli può inoltre variare nel corso del processo. La stessa condizione può svolgere un ruolo abilitante in una fase e diventare una criticità in quella successiva. Per esempio, l'accesso a un provider esterno può facilitare la sperimentazione, ma può generare problemi di interoperabilità o di dipendenza durante l'integrazione e la routinizzazione. I livelli devono quindi essere esaminati in coerenza con la fase di maturità dell'applicazione.

### **2.6.2. Dimensione processuale**

La seconda componente del framework rappresenta l'adozione dell'Intelligenza Artificiale come un processo articolato in fasi distinte, e non come una decisione unica coincidente con l'acquisto o l'introduzione dello strumento.

**Valutazione → sperimentazione → implementazione → integrazione → routinizzazione → eventuale revisione o abbandono**

La sequenza ha una funzione analitica e non implica un percorso rigidamente lineare, cumulativo o irreversibile. Le organizzazioni possono tornare a una fase precedente, mantenere contemporaneamente componenti con livelli di maturità differenti oppure interrompere il percorso prima della routinizzazione.

La valutazione consiste nell'identificazione del problema organizzativo e nell'esame delle possibili soluzioni. In questa fase vengono definiti gli obiettivi,

verificata la disponibilità dei dati e valutata l'adeguatezza dell'AI rispetto ad alternative meno complesse. La scelta non dovrebbe quindi partire dalla disponibilità della tecnologia, ma dalla definizione del problema, del valore atteso e dei criteri con cui la soluzione verrà valutata.

La sperimentazione riguarda un progetto pilota o un utilizzo circoscritto, attraverso i quali l'impresa verifica le prestazioni, i costi, i rischi e la compatibilità del sistema con le attività di marketing. Un risultato positivo ottenuto in questa fase non garantisce, tuttavia, che l'applicazione possa essere estesa all'intera organizzazione. La sperimentazione dovrebbe inoltre verificare la qualità dei dati, le modalità di supervisione, la compatibilità con i flussi di lavoro e gli eventuali effetti imprevisti, anziché limitarsi alla sola prestazione tecnica del modello.

L'implementazione corrisponde all'introduzione operativa dello strumento, mentre l'integrazione richiede il collegamento con i dati, le infrastrutture, i workflow, i ruoli e le responsabilità. Un sistema può quindi essere tecnicamente disponibile senza essere ancora effettivamente utilizzato nei processi decisionali. L'implementazione riguarda pertanto la disponibilità operativa dell'applicazione in un contesto definito; l'integrazione implica invece che essa sia incorporata nella divisione del lavoro, nei processi decisionali e nei meccanismi di controllo dell'organizzazione.

La routinizzazione si verifica quando l'applicazione viene incorporata in modo relativamente stabile nelle pratiche organizzative. Il sistema diventa parte delle attività ordinarie, delle competenze e delle modalità con cui vengono svolti alcuni compiti di marketing. La routinizzazione non implica immobilità tecnologica: un'applicazione può essere utilizzata stabilmente e, al contempo, sottoposta ad aggiornamenti, monitoraggio e sperimentazioni su singole componenti.

Il percorso può infine condurre alla revisione, al ridimensionamento o all'abbandono dell'applicazione quando i risultati, i costi o i rischi non sono allineati agli obiettivi. Il processo non è quindi necessariamente lineare: una sperimentazione può essere interrotta, un sistema implementato può non raggiungere l'integrazione e un'applicazione routinizzata può essere

successivamente modificata.

Per rendere trasparente l'applicazione del framework al caso aziendale, le fasi vengono associate ai criteri osservabili riportati nella Tabella 2.

Tali indicatori non rappresentano soglie assolute, bensì criteri interpretativi per rendere più trasparente la classificazione delle iniziative. In presenza di informazioni incomplete, viene attribuito soltanto il livello di maturità sostenibile sulla base delle evidenze disponibili.

La maturità deve inoltre essere valutata separatamente per la funzione organizzativa e per le singole componenti tecnologiche: un'attività può essere routinizzata pur incorporando modelli o funzionalità ancora sperimentali. Analogamente, una tecnologia tecnicamente matura può non essere ancora integrata nei processi e nelle responsabilità organizzative.

I fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali possono assumere un'importanza diversa nelle diverse fasi. Qualità e disponibilità dei dati sono particolarmente rilevanti nella valutazione e nella sperimentazione; risorse, coordinamento e governance diventano centrali nell'implementazione e nell'integrazione; competenze, fiducia e supporto organizzativo incidono soprattutto sull'utilizzo continuativo e sulla routinizzazione. La pressione competitiva, invece, può accelerare la decisione iniziale, ma non può garantire il completamento del percorso.

La dimensione processuale consente quindi di distinguere la semplice introduzione dello strumento dalla sua effettiva integrazione nelle routine di marketing e di considerare anche l'apprendimento, la revisione e il possibile abbandono.

Essa consente inoltre di analizzare le condizioni che favoriscono o impediscono il passaggio tra le fasi e di riconoscere che i risultati tecnici positivi non garantiscono automaticamente né l'integrazione organizzativa né la creazione di valore.

**Tabella 4.** Criteri per la classificazione delle fasi del percorso di adozione

| <b>Fase</b>                                     | <b>Definizione</b>                                                                                                       | <b>Evidenze documentali indicative</b>                                                                                                                             |
|-------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Valutazione</b>                              | Identificazione del problema organizzativo e confronto tra l'AI e le possibili alternative                               | Definizione degli obiettivi; verifica della disponibilità e della qualità dei dati; analisi di fattibilità, costi e rischi; individuazione dei criteri di successo |
| <b>Sperimentazione</b>                          | Utilizzo circoscritto finalizzato a valutare la soluzione prima dell'estensione                                          | Valutazioni offline; prototipo; progetto pilota; beta; test A/B; accesso limitato a una parte degli utenti o dell'organizzazione                                   |
| <b>Implementazione</b>                          | Introduzione operativa dell'applicazione in un contesto definito                                                         | Rilascio della funzionalità; utilizzo da parte di gruppi di utenti o unità specifiche; avvio operativo del sistema                                                 |
| <b>Integrazione</b>                             | Collegamento dell'applicazione con dati, infrastrutture, workflow, ruoli e meccanismi di controllo                       | Interoperabilità; utilizzo degli output nei processi; attribuzione di compiti e responsabilità; procedure di monitoraggio ed escalation                            |
| <b>Routinizzazione</b>                          | Incorporazione relativamente stabile dell'applicazione nell'attività ordinaria                                           | Utilizzo continuativo; diffusione ampia; presenza nei touchpoint ordinari; competenze, procedure e responsabilità consolidate                                      |
| <b>Revisione, ridimensionamento o abbandono</b> | Modifica, restrizione o interruzione dell'applicazione conseguente a risultati, rischi, costi o cambiamenti del contesto | Nuova sperimentazione; sostituzione del modello; modifica dei dati o del workflow; restrizione dell'accesso; sospensione o cessazione dell'utilizzo                |

**Fonte:** Elaborazione dell'autore

### **2.6.3. Interazione tra i livelli**

Il carattere multilivello del framework non deriva soltanto dalla presenza di fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali, ma soprattutto dalle interazioni tra di essi. Gli effetti di una singola condizione possono infatti variare in funzione della presenza o dell'assenza di altre risorse e capacità.

Una prima interazione riguarda la qualità dei dati e le competenze degli utilizzatori. Informazioni accurate e aggiornate costituiscono una condizione necessaria, ma non sufficiente, poiché i professionisti devono essere in grado di interpretare gli output, riconoscerne i limiti e collegarli alle decisioni di marketing. Allo stesso

modo, competenze elevate non possono compensare dati incompleti o non rappresentativi (Wedel & Kannan, 2016; Davenport et al., 2020).

L'affidabilità effettiva del sistema interagisce inoltre con la fiducia degli utilizzatori. Prestazioni costanti e la possibilità di verificare gli output possono favorire una fiducia calibrata, mentre errori frequenti o risultati presentati in modo eccessivamente convincente possono generare sfiducia o un affidamento eccessivo. La fiducia non dipende quindi soltanto dalle caratteristiche percepite dell'interfaccia, ma anche dall'esperienza concreta maturata durante l'utilizzo (Glikson & Woolley, 2020).

Sul piano organizzativo, la leadership produce effetti soltanto quando è accompagnata dalla disponibilità di risorse. Il sostegno dei vertici può legittimare l'adozione, ma non garantisce l'integrazione se non vengono destinati tempo, personale, budget e competenze al progetto. Una leadership favorevole, priva di risorse, può quindi limitarsi a sostenere sperimentazioni che non raggiungono l'adozione stabile. Il supporto della leadership deve inoltre tradursi nella definizione di priorità, criteri decisionali, responsabilità e meccanismi di accountability, evitando che l'adozione resti affidata a iniziative isolate.

Formazione e self-efficacy rappresentano un'ulteriore interazione. Percorsi formativi coerenti con i compiti svolti possono aumentare la capacità percepita degli utilizzatori e favorire un impiego più consapevole degli strumenti. La formazione non produce però automaticamente questi risultati quando rimane generica, quando il sistema presenta problemi di usabilità o quando gli utenti non dispongono di supporto durante l'attività operativa (Compeau & Higgins, 1995; Venkatesh et al., 2003). La formazione deve pertanto essere accompagnata da opportunità di applicazione, feedback, assistenza e possibilità di verificare gli output in contesti reali di lavoro.

La pressione competitiva, invece, interagisce con la readiness organizzativa. La diffusione dell'AI tra concorrenti e partner può accelerare la decisione di adottare o sperimentare una soluzione, ma non garantisce che l'impresa disponga di dati, risorse e competenze adeguate. In assenza di readiness, la pressione esterna può

favorire introduzioni affrettate o prevalentemente simboliche (Tornatzky & Fleischer, 1990).

Il quadro regolatorio produce effetti diversi a seconda della governance interna. Norme e standard possono imporre requisiti in materia di trasparenza, sicurezza e trattamento dei dati, ma la capacità di rispettarli dipende dalla presenza di ruoli, controlli e responsabilità definiti. La regolazione può quindi orientare e vincolare il percorso di adozione, mentre la governance consente di tradurre i requisiti esterni in procedure organizzative, decision rights, sistemi di controllo e responsabilità organizzative.

L'interoperabilità tecnologica deve inoltre essere affiancata dalla collaborazione tra il marketing e la funzione IT. La possibilità tecnica di collegare piattaforme, CRM e fonti informative non garantisce, infatti, un uso coerente dei dati. Il marketing contribuisce a definire il problema e il significato degli output, mentre la funzione IT sostiene l'integrazione, la sicurezza e il corretto funzionamento dei sistemi. Una collaborazione insufficiente può produrre applicazioni tecnicamente operative ma poco utili alle decisioni. La collaborazione può inoltre coinvolgere data science, product management, design, funzioni legali, privacy e sicurezza, in relazione alla natura dell'applicazione e alle conseguenze dei relativi output.

Il grado di autonomia del sistema interagisce con i meccanismi di supervisione. Quando l'AI si limita a formulare una raccomandazione, il professionista può verificarla prima di agire. Quando l'output viene applicato automaticamente, diventano invece più importanti le soglie, i controlli, le procedure di escalation e la possibilità di interrompere il processo. A una maggiore autonomia dovrebbe quindi corrispondere una definizione più precisa dei decision rights, dei soggetti responsabili, dei meccanismi di override e delle condizioni in cui l'output debba essere sottoposto a revisione umana (Volkmar et al., 2022).

Infine, le caratteristiche del compito influenzano la divisione del lavoro tra le persone e l'AI. Attività ripetitive, strutturate e caratterizzate da criteri chiari possono essere più facilmente automatizzate. Compiti ambigui, creativi, relazionali o ad alto impatto richiedono invece l'interpretazione del contesto, la

gestione delle eccezioni e l'assunzione di responsabilità da parte dei professionisti. La distribuzione delle attività non deve quindi essere definita in modo generale, ma valutata in relazione allo specifico processo di marketing, al grado di verificabilità dell'output, alla reversibilità dell'azione e alle conseguenze di un eventuale errore (Davenport et al., 2020; Volkmar et al., 2022).

Nel complesso, le interazioni mostrano che nessun fattore produce effetti indipendenti dagli altri. L'integrazione dell'AI dipende dall'allineamento tra la qualità tecnologica, le competenze, le risorse, la governance, le pressioni ambientali e le caratteristiche del compito. Il framework considera pertanto tali relazioni come condizioni che possono favorire, limitare o modificare il passaggio dalla sperimentazione alla routinizzazione e determinare ritorni verso fasi precedenti, revisioni o interruzioni del percorso.

#### **2.6.4. Esiti e meccanismi di feedback**

Il framework distingue quattro categorie di esiti derivanti dall'uso dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing. Tale distinzione consente di evitare di valutare il valore dell'AI attraverso un unico indicatore e di considerare separatamente gli effetti sui processi, sulle decisioni, sulle attività di marketing e sull'organizzazione.

Per ciascuna categoria è necessario distinguere tra benefici attesi, vantaggi dichiarati dall'organizzazione, risultati supportati da dati e metodi identificabili e conseguenze non intenzionali. Tale distinzione riguarda la qualità dell'evidenza disponibile e non la natura dell'esito: uno stesso beneficio, per esempio una maggiore personalizzazione, può essere soltanto ipotizzato, dichiarato dall'impresa o documentato mediante un confronto o una sperimentazione.

Le quattro categorie devono essere valutate separatamente, poiché il miglioramento di una dimensione non comporta automaticamente effetti positivi sulle altre. L'AI può ridurre i tempi e standardizzare alcune attività, ma può generare nuovi costi di integrazione, formazione e supervisione. Allo stesso modo, una decisione più rapida non è necessariamente più accurata o interpretabile.

Anche gli esiti di marketing non possono essere misurati con un unico indicatore. Un aumento delle conversioni può accompagnarsi a una maggiore invasività, mentre una produzione più rapida di contenuti non ne garantisce la qualità, l'originalità o la coerenza con il brand. Sul piano organizzativo, l'AI può favorire l'apprendimento e l'innovazione, ma anche ridurre l'autonomia professionale o aumentare la dipendenza dai fornitori (Milano et al., 2020; Feuerriegel et al., 2024).

**Tabella 5.** Categorie di esito dell'integrazione dell'AI

| <b>Categoria</b>                    | <b>Principali esiti</b>                                                                              |
|-------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Esiti di processo                   | Tempi, costi, standardizzazione, coordinamento e tracciabilità                                       |
| Esiti decisionali                   | Rapidità, accuratezza, qualità, interpretabilità e capacità predittiva                               |
| Esiti di marketing                  | Personalizzazione, qualità dei contenuti, conversione, customer experience e qualità della relazione |
| Esiti organizzativi e professionali | Competenze, autonomia, responsabilità, apprendimento, innovazione e dipendenza tecnologica           |

**Fonte:** elaborazione dell'autore

Un esito positivo in una categoria può quindi accompagnarsi a costi o risultati sfavorevoli in un'altra. La valutazione deve considerare congiuntamente le prestazioni tecniche, le conseguenze sul processo, i risultati di marketing e l'impatto sui professionisti, evitando di assumere che il miglioramento di una metrica rappresenti automaticamente la creazione di valore complessivo.

Il framework considera inoltre possibili conseguenze non intenzionali, tra cui errori, bias, perdita di fiducia, affidamento eccessivo, violazioni della privacy, omogeneizzazione dei contenuti, riduzione dell'autonomia professionale e dipendenza tecnologica. Tali rischi dipendono dalle caratteristiche del sistema, dai

dati, dal compito supportato e dai meccanismi di controllo adottati (Glikson & Woolley, 2020; Feuerriegel et al., 2024).

Gli esiti non devono quindi essere interpretati come conseguenze automatiche dell'adozione, ma confrontati con gli obiettivi iniziali, i costi sostenuti, le alternative disponibili e gli effetti prodotti sui clienti e sui professionisti. Quando le fonti non consentono di accertare una determinata conseguenza, essa deve essere indicata come non documentata oppure presentata come rischio teoricamente plausibile, senza trasformarla in un risultato eccessivo.

### **Risultati, errori e feedback → revisione della tecnologia, dei processi, delle competenze, della fiducia, della supervisione e della governance**

Il feedback generato durante l'utilizzo può favorire l'estensione e la routinizzazione del sistema oppure determinare modifiche, ridimensionamento o l'abbandono dell'applicazione. Gli esiti svolgono quindi una funzione dinamica, poiché influenzano le decisioni organizzative successive e l'evoluzione del percorso di adozione (Sculley et al., 2015).

Il feedback non costituisce soltanto la fase conclusiva del processo. I segnali provenienti dalle prestazioni del sistema, dagli errori, dagli utilizzatori e dai clienti possono portare l'applicazione alla sperimentazione, richiedere una revisione dei dati o del modello, modificare la distribuzione dei compiti o condurre a nuovi meccanismi di controllo. Il framework assume pertanto una struttura ricorsiva, in cui tecnologia e organizzazione si modificano reciprocamente nel corso dell'uso.

#### **2.6.5. Proposizioni concettuali orientative e domande per l'analisi del caso**

Sulla base delle relazioni rappresentate nel framework, la tesi formula cinque proposizioni concettuali orientative. Esse costituiscono una rielaborazione sviluppata nella presente tesi, attraverso l'integrazione della letteratura esaminata, e non devono essere interpretate come ipotesi già validate. La loro funzione è guidare l'analisi documentale, rendendo esplicite le relazioni da indagare tra readiness, condizioni organizzative, accettazione individuale, pressioni ambientali, caratteristiche del compito, supervisione ed esiti.

**Proposizione 1.** La readiness tecnologica favorisce l'integrazione dell'AI nei processi di marketing soltanto quando è accompagnata da competenze, governance e capacità di riprogettare le attività organizzative. La disponibilità di dati e infrastrutture non è quindi sufficiente se il sistema non è collegato a processi, ruoli e responsabilità (Tornatzky & Fleischer, 1990).

**Proposizione 2.** Il supporto organizzativo e la formazione favoriscono il passaggio dall'accettazione individuale a un uso effettivo, appropriato e continuativo dell'AI. Utilità percepita, fiducia e self-efficacy possono tradursi in pratica soltanto quando gli utilizzatori dispongono di risorse, di assistenza e di condizioni organizzative adeguate (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003).

**Proposizione 3.** La pressione competitiva può accelerare la decisione di adottare o sperimentare l'AI, ma non garantisce né l'integrazione nelle routine né la creazione di valore. Gli effetti dipendono dalla readiness interna e dalla coerenza della soluzione con i problemi e gli obiettivi dell'impresa (Tornatzky & Fleischer, 1990).

**Proposizione 4.** Gli esiti dell'AI dipendono dall'allineamento tra le caratteristiche del sistema, l'attività supportata, la qualità dei dati, il grado di autonomia e i meccanismi di supervisione umana. Una tecnologia efficace in uno specifico compito o contesto non produce necessariamente gli stessi risultati in contesti diversi (Davenport et al., 2020; Volkmar et al., 2022).

**Proposizione 5.** I risultati e gli errori riscontrati durante l'utilizzo retroagiscono sulla fiducia degli utilizzatori, sui meccanismi di governance e sulle decisioni successive di investimento e di integrazione. Il feedback può quindi favorire la routinizzazione oppure condurre alla revisione, al ridimensionamento o all'abbandono dell'applicazione (Sculley et al., 2015; Glikson & Woolley, 2020). Le proposizioni non costituiscono ipotesi sottoposte a verifica empirica nella presente tesi e il caso Netflix non viene utilizzato per confermarle o confutarle. Nel Capitolo 3 esse operano come criteri di lettura attraverso cui esaminare quali applicazioni siano presenti, quale livello di maturità abbiano raggiunto, quali condizioni ne abbiano accompagnato l'integrazione e quali esiti e criticità risultino

documentati.

Per ciascuna proposizione, l'analisi distinguerà tra:

- riscontro illustrativo, quando le fonti rendono visibile una relazione coerente con la proposizione;
- riscontro parziale, quando soltanto alcune componenti della relazione risultano documentabili;
- dimensione non valutabile, quando le fonti pubbliche non forniscono informazioni sufficienti.

L'assenza di informazioni non verrà interpretata come assenza del fenomeno, bensì come un limite della base documentale. Analogamente, la presenza di elementi coerenti con una proposizione non verrà presentata né come prova causale né come validazione empirica del framework.

## **2.7. Conclusioni del Capitolo 2 e raccordo con il caso**

Il Capitolo 2 ha mostrato che l'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing non coincide con la semplice introduzione di una tecnologia. Essa dipende dall'allineamento tra applicazione, dati, compiti, infrastrutture, competenze, risorse, percezioni degli utilizzatori, governance e condizioni ambientali. L'adozione è stata inoltre rappresentata come un processo non necessariamente lineare, in cui sperimentazione, implementazione, integrazione e routinizzazione possono essere seguite da revisione, ridimensionamento o abbandono.

Su queste basi, è stato elaborato un framework concettuale multilivello e processuale che integra livelli di analisi, fasi temporali, collaborazione uomo-AI, distribuzione delle responsabilità, categorie di esito e meccanismi di feedback. Nel Capitolo 3, il framework viene applicato come griglia interpretativa all'analisi documentale del caso Netflix. Il caso non ha la funzione di validare empiricamente il modello, ma di mostrarne l'utilità analitica in un contesto concreto, distinguendo le dimensioni documentabili, quelle soltanto parzialmente osservabili e gli aspetti che richiedono ulteriori approfondimenti.

## **CAPITOLO 3**

### **APPLICAZIONE ILLUSTRATIVA DEL FRAMEWORK CONCETTUALE MULTILIVELLO E PROCESSUALE**

#### **3.1. Obiettivo, disegno e metodo dell'analisi documentale**

Il presente capitolo applica il framework concettuale multilivello e processuale, elaborato nel Capitolo 2, all'analisi del caso Netflix. L'obiettivo è esaminare come alcune applicazioni di Intelligenza Artificiale siano state introdotte e integrate nei processi di marketing e di relazione con gli utenti, considerando il percorso di adozione, le condizioni che lo hanno influenzato, la distribuzione dei compiti tra persone e sistemi e gli esiti documentati.

Netflix viene analizzata come caso informativo e illustrativo selezionato intenzionalmente, non come impresa rappresentativa dell'insieme delle organizzazioni che adottano AI. L'analisi riguarda specifiche aree di applicazione della personalizzazione e non Netflix nel suo complesso.

L'analisi si basa esclusivamente su fonti secondarie, tra cui documenti ufficiali dell'impresa, report, comunicati, articoli scientifici, fonti istituzionali e contributi della stampa economica e tecnologica. Non sono state condotte interviste, osservazioni dirette né rilevazioni tramite questionario. Il framework viene pertanto utilizzato come griglia interpretativa per organizzare e analizzare in modo sistematico le informazioni disponibili.

Il caso non ha la funzione di validare né di confermare empiricamente il framework. Esso fornisce invece evidenze illustrative e contestuali, utili per esplorarne l'applicabilità, verificarne la capacità di ordinare informazioni eterogenee e individuare le principali interazioni tra fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali ed evidenziare eventuali dimensioni o relazioni che richiedono ulteriori approfondimenti. Le conclusioni dovranno quindi essere interpretate tenendo conto della natura documentale dell'analisi e dei limiti delle informazioni pubblicamente disponibili.

### **3.1.1. Obiettivo e domande guida del caso**

L'obiettivo dell'analisi è comprendere in che modo Netflix abbia introdotto e integrato alcune applicazioni di intelligenza artificiale nei processi di marketing e di relazione con gli utenti. L'attenzione non è rivolta all'insieme delle tecnologie utilizzate dall'impresa, ma alle aree di applicazione direttamente collegate alla personalizzazione dell'esperienza, alla raccomandazione, alla presentazione e alla scoperta dei contenuti.

Il caso viene analizzato attraverso il framework concettuale multilivello e processuale sviluppato nel Capitolo 2. L'analisi considera pertanto le attività e le decisioni supportate dall'AI, il percorso che conduce dalla sperimentazione all'eventuale integrazione nelle routine, i fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali, la distribuzione dei compiti tra persone e sistemi e gli esiti documentati. Particolare attenzione è inoltre dedicata alle criticità, ai meccanismi di controllo, alla qualità delle evidenze e ai processi di feedback e di revisione.

Su questa base, l'analisi del caso è orientata dalle seguenti domande guida:

**CQ1.** Quali applicazioni di intelligenza artificiale sono documentate nei processi di marketing e di relazione con gli utenti di Netflix, quali attività supportano e quali output producono?

**CQ2.** Quale livello di documentazione hanno raggiunto le applicazioni selezionate e come si è sviluppato il loro percorso tra sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione e revisione?

**CQ3.** Quali condizioni tecnologiche, organizzative, individuali e ambientali risultano documentate come fattori in grado di favorire, limitare o modificare l'integrazione delle applicazioni?

**CQ4.** Come sono distribuiti i compiti, la produzione di output, le decisioni, i controlli e le responsabilità tra i professionisti, i sistemi di intelligenza artificiale e gli utenti?

**CQ5.** Quali benefici dichiarati, risultati supportati da evidenze identificabili, rischi, criticità e dimensioni non documentabili emergono dalle fonti e in che modo contribuiscono a precisare o delimitare il framework?

Le domande non sono formulate come ipotesi da sottoporre a verifica empirica, bensì come criteri interpretativi con cui organizzare le evidenze disponibili. Le risposte distingueranno sistematicamente tra informazioni direttamente documentate, affermazioni aziendali, inferenze sviluppate nella tesi e dimensioni non osservabili nel corpus.

### **3.1.2. Motivazioni della scelta dell'impresa e dell'unità di analisi**

La scelta di Netflix è motivata dalla centralità della personalizzazione nel modello di business e nella relazione tra l'impresa e i suoi utenti. In un servizio digitale caratterizzato da un catalogo ampio e da un'elevata varietà di preferenze individuali, la capacità di facilitare la scoperta dei contenuti rappresenta una componente rilevante dell'esperienza offerta. Netflix utilizza sistemi algoritmici per selezionare e ordinare i titoli, personalizzare le diverse sezioni dell'interfaccia e adattare i risultati di ricerca in base alle interazioni e alle preferenze osservate. Il caso risulta pertanto particolarmente adatto ad analizzare in che modo l'Intelligenza Artificiale possa essere integrata nei processi di personalizzazione, di comunicazione e di gestione della relazione con il cliente (Netflix, s.d.a.).

Le applicazioni selezionate sono considerate parte dei processi organizzativi di marketing non perché coincidano esclusivamente con le attività promozionali, ma perché intervengono nella presentazione dell'offerta, nella personalizzazione della customer journey, nella scoperta dei contenuti e nella continuità della relazione con l'utente. La dimensione tecnica viene esaminata nella misura in cui condiziona tali attività e modifica l'ordine, la visibilità e la rappresentazione delle alternative disponibili.

Un'ulteriore motivazione riguarda la disponibilità di fonti documentali sufficientemente articolate. Netflix ha pubblicato nel corso del tempo documenti ufficiali, comunicazioni aziendali e contributi tecnici dedicati al funzionamento e all'evoluzione dei propri sistemi di personalizzazione. Tali materiali possono essere integrati con articoli scientifici, studi di settore e contributi della stampa economica e tecnologica, consentendo di confrontare le dichiarazioni dell'impresa

con evidenze e interpretazioni provenienti da fonti esterne.

Netflix è stato quindi selezionato intenzionalmente come caso informativo e illustrativo, in ragione della centralità della personalizzazione, della maturità di alcune applicazioni e della disponibilità di documentazione tecnica e aziendale. Il caso non è considerato rappresentativo della popolazione delle imprese che adottano l'AI. La scala globale, l'elevata disponibilità di dati comportamentali, la natura digitale dei touchpoint e le competenze specialistiche dell'impresa ne limitano la trasferibilità diretta verso organizzazioni con risorse, dati e infrastrutture diversi.

L'unità di analisi non coincide né con Netflix nel suo complesso né con l'insieme delle applicazioni di intelligenza artificiale utilizzate dall'impresa. Essa è costituita dalle principali aree di applicazione dell'AI direttamente collegate alla personalizzazione dell'esperienza, alla raccomandazione e alla scoperta dei contenuti nei processi di marketing e di relazione con gli utenti, considerate nel periodo 2017-2026. La delimitazione temporale consente di includere lo sviluppo della personalizzazione delle immagini associate ai titoli e le successive evoluzioni dei sistemi di raccomandazione e di ricerca, senza ricostruire integralmente la storia tecnologica dell'impresa (Chandrashekar et al., 2017; Hsiao et al., 2025).

L'analisi si concentra, in particolare, su tre iniziative tra loro collegate:

1. i sistemi di raccomandazione e di ordinamento personalizzato dei contenuti;
2. la selezione personalizzata delle immagini utilizzate per rappresentare i titoli;
3. gli strumenti di ricerca e di scoperta dei contenuti, distinguendo la ricerca personalizzata tradizionale dalle funzionalità conversazionali più recenti basate sull'AI generativa e sul linguaggio naturale.

La selezione consente di osservare applicazioni con funzioni, livelli di maturità e modalità di interazione con gli utenti differenti.

Restano escluse le applicazioni di AI prevalentemente riferite alla produzione e alla post-produzione audiovisiva, agli effetti visivi, alla codifica e alla distribuzione tecnica dei contenuti, alla sicurezza informatica e alla gestione generale delle infrastrutture. Sono inoltre escluse le iniziative non direttamente

riconducibili ai processi di marketing e di relazione con gli utenti, o non sostenute da una documentazione pubblica sufficiente.

Ai fini dell'analisi, non ogni procedura automatizzata o forma di ordinamento viene qualificata automaticamente come AI. La classificazione viene utilizzata quando le fonti descrivono sistemi basati su machine learning, modelli di raccomandazione, apprendimento delle preferenze o applicazioni generative

### **3.1.3. Fonti e criteri di selezione**

L'analisi del caso Netflix si basa su fonti documentali secondarie relative alle iniziative incluse nell'unità di analisi e al periodo 2017-2026. Il corpus comprende documenti e comunicazioni ufficiali dell'impresa, contributi tecnici, articoli scientifici, studi di settore e fonti istituzionali e normative. L'integrazione tra fonti aziendali e indipendenti consente di confrontare le informazioni diffuse da Netflix con evidenze e interpretazioni esterne.

La ricerca documentale è stata svolta progressivamente nel corso della redazione della tesi, con l'ultimo aggiornamento del corpus effettuato ad agosto 2026. Per il reperimento dei contributi scientifici è stata utilizzata principalmente la banca dati Scopus, mentre la documentazione aziendale è stata individuata attraverso il sito ufficiale di Netflix e le relative sezioni Netflix Research, Investor Relations e Centro assistenza. Sono state inoltre considerate le fonti normative e istituzionali pertinenti. La ricerca ha utilizzato combinazioni di termini relativi a Netflix, raccomandazione personalizzata, artwork personalization, ricerca personalizzata, intelligenza artificiale generativa, foundation model, governance, dati e sperimentazione. Il reperimento è stato integrato mediante l'esame dei riferimenti contenuti nei documenti selezionati e dei collegamenti presenti sui portali ufficiali. La procedura ha avuto carattere mirato e non sistematico ed è stata finalizzata alla costruzione di un corpus coerente con le domande del caso e con le dimensioni del framework, senza perseguire l'individuazione esaustiva di tutti i documenti disponibili. La selezione non è stata accompagnata da un conteggio sistematico dei documenti inizialmente individuati; pertanto non è possibile ricostruire con

attendibilità tale quantità. Il corpus finale riportato nella tabella comprende 17 fonti documentali effettivamente utilizzate nell'analisi. Per ciascun documento vengono registrati l'autore o l'organizzazione, la data, la tipologia di fonte, l'iniziativa analizzata, le informazioni rilevanti e i potenziali interessi o limiti della fonte. La tabella seguente presenta il corpus documentale e include esclusivamente le fonti effettivamente utilizzate nelle sezioni successive del capitolo.

**Tabella 6.** Fonti documentali utilizzate per l'analisi del caso Netflix

| Fonte e documento                                                   | Data   | Tipologia           | Aree di applicazione o tema    | Informazioni utilizzate                                                            | Potenziali Interessi e limiti della fonte                                      |
|---------------------------------------------------------------------|--------|---------------------|--------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------|
| Netflix, <i>2025 Annual Report – Form 10-K, pubblicato nel 2026</i> | 2026   | Report societario   | Profilo e contesto competitivo | Modello di business, scala globale, rischi e concorrenza                           | Fonte aziendale generale; limitati dettagli sulle applicazioni di AI           |
| Netflix, <i>funzionamento del sistema di consigli</i>               | s.d.-a | Centro assistenza   | Raccomandazione e ordinamento  | Dati utilizzati, personalizzazione delle righe e aggiornamento tramite interazioni | Descrizione semplificata; assenti pesi, architetture e risultati quantitativi  |
| Netflix, <i>Regolamento generale sulla protezione dei dati</i>      | s.d.-d | Centro assistenza   | Privacy e dati                 | Diritti di accesso, rettifica, cancellazione, opposizione e limitazione            | Non descrive governance, accessi e audit interni                               |
| Netflix, <i>Sharing Our Latest Culture Memo</i>                     | 2024   | Documento aziendale | Cultura e processi decisionali | Autonomia, responsabilità, sperimentazione e adattamento                           | Documento valoriale; non dimostra l'applicazione concreta dei principi         |
| Netflix Research, portale ufficiale                                 | s.d.   | Portale di ricerca  | Competenze e sperimentazione   | Collaborazione tra ricerca, business e ingegneria; utilizzo di esperimenti         | Fonte autorappresentativa; informazioni limitate su gerarchie e responsabilità |
| Netflix, <i>Join Our Data &amp; Insights Team</i>                   | s.d.-c | Pagina carriere     | Risorse e competenze           | Ruolo di Data Science, Engineering e Consumer Insights                             | Contenuto di reclutamento; orientamento promozionale                           |

|                                                                                      |            |                                |                                                    |                                                                            |                                                                     |
|--------------------------------------------------------------------------------------|------------|--------------------------------|----------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------|
| Netflix Investor Relations, <i>Top Investor Questions</i>                            | s.d.-<br>d | Documento per investitori      | Competizione e partnership                         | Concorrenza per il tempo libero e rapporti con provider e partner          | Fonte generale e aggiornabile; assenti dettagli sui sistemi di AI   |
| Netflix, comunicato sulla nuova esperienza TV e ricerca                              | 2025       | Comunicazione ufficiale        | Raccomandazioni reattive e ricerca conversazionale | Nuova interfaccia e sperimentazione della ricerca in linguaggio naturale   | Descrive una beta; assenti risultati su utilizzo e soddisfazione    |
| Gómez-Uribe e Hunt, <i>The Netflix Recommender System</i>                            | 2015       | Articolo scientifico           | Sistema di raccomandazione                         | Architettura, algoritmi, sperimentazione e valore delle raccomandazioni    | Autori interni e dati proprietari; configurazione precedente        |
| Chandrashekar et al., <i>Artwork Personalization at Netflix</i>                      | 2017       | Articolo tecnico aziendale     | Personalizzazione delle immagini                   | Alternative visive, selezione personalizzata, test A/B e presentation bias | Fonte interna; risultati sperimentali incompleti                    |
| Lamkhede e Kofler, <i>Recommendations and Results Organization in Netflix Search</i> | 2021       | Contributo tecnico-scientifico | Ricerca personalizzata                             | Integrazione tra ricerca testuale, raccomandazione e ordinamento           | Focus tecnico; assenti risultati economici e indicatori completi    |
| Hsiao et al, <i>Foundation Model for Personalized Recommendation</i>                 | 2025       | Articolo tecnico aziendale     | Modello fondazionale                               | Architettura condivisa, dati, cold start, latenza e scalabilità            | Fonte interna; benefici organizzativi ed economici non quantificati |
| Gadde et al., <i>Integrating Netflix's Foundation Model</i>                          | 2025       | Articolo tecnico aziendale     | Integrazione del modello                           | Embedding, fine-tuning, latenza, aggiornamento e                           | Fonte interna; assente valutazione indipendente                     |

|                                                                          |      |                       |                                  |                                                                             |                                                                     |
|--------------------------------------------------------------------------|------|-----------------------|----------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------|
|                                                                          |      |                       |                                  | compatibilità                                                               |                                                                     |
| Nam et al., <i>Netflix Artwork Personalisation via LLM Post-training</i> | 2026 | Preprint scientifico  | Personalizzazione delle immagini | Addestramento, valutazione offline e confronto con il modello di produzione | Preprint; risultati offline e autori collegati a Netflix            |
| Zielnicki et al., <i>The Value of Personalised Recommendations</i>       | 2026 | Articolo quantitativo | Valore delle raccomandazioni     | Analisi di circa due milioni di utenti, esperimenti e stime controfattuali  | Dati Netflix; risultati dipendenti dalle ipotesi del modello        |
| Unione europea, Regolamento (UE) 2016/679 – GDPR                         | 2016 | Fonte normativa       | Privacy e dati personali         | Principi, obblighi e diritti degli interessati                              | Quadro generale; non documenta l'applicazione concreta in Netflix   |
| Unione europea, Regolamento (UE) 2024/1689 – AI Act                      | 2024 | Fonte normativa       | Regolazione dell'AI              | Approccio basato sul rischio, obblighi e principi di governance             | Non determina da solo la classificazione delle applicazioni Netflix |

**Fonte:** elaborazione dell'autore sulla base delle fonti documentali selezionate.

#### **3.1.4. Procedura di analisi e limiti**

I documenti selezionati sono analizzati mediante una griglia di codifica derivata dal framework concettuale multilivello e processuale sviluppato nel Capitolo 2. Per ciascuna iniziativa vengono rilevati l'applicazione dell'Intelligenza Artificiale, la fase del processo di marketing interessata e il livello raggiunto nel percorso di adozione, distinguendo tra sperimentazione, implementazione, integrazione e possibile routinizzazione.

L'analisi considera inoltre i fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali che possono aver favorito o limitato l'integrazione dell'applicazione. Sono esaminate la distribuzione dei compiti tra persone e sistemi, le modalità di supervisione e di controllo, la governance, gli esiti dichiarati o documentati, le criticità emerse e gli eventuali processi di feedback, di revisione e di adattamento. La medesima griglia viene applicata alle diverse iniziative selezionate, così da garantire coerenza e confrontabilità interna all'analisi del caso.

La codifica è stata condotta dall'autore della tesi mediante una griglia derivata dal framework concettuale e applicata in modo uniforme alle fonti selezionate. Per ciascun documento sono state registrate le informazioni relative all'area di applicazione, alla fase del processo di marketing, allo stadio del percorso di adozione, ai fattori multilivello, alla divisione del lavoro tra l'umano e l'AI, agli esiti, alle criticità e alla natura dell'evidenza. La codifica è stata effettuata da un unico valutatore; per ridurre la componente soggettiva sono stati utilizzati criteri di classificazione espliciti e uniformi; le attribuzioni sono state confrontate con le definizioni operative stabilite dal framework e, nei casi in cui le informazioni disponibili non consentissero una classificazione sufficientemente fondata, la dimensione è stata indicata come non documentata. Tale procedura non elimina la componente interpretativa dell'analisi, ma ne aumenta la trasparenza e la tracciabilità. Le informazioni raccolte vengono distinte in base alla loro origine e al relativo livello di evidenza. Per rendere sistematica questa distinzione vengono utilizzate le categorie riportate nella Tabella 7.

**Tabella 7.** Classificazione della natura delle evidenze documentali

| Codice | Tipologia                                             | Significato                                                                                                    |
|--------|-------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| A      | Affermazione qualitativa aziendale                    | Descrizione o beneficio dichiarato dall'impresa senza un metodo verificabile                                   |
| B      | Dato quantitativo o test interno                      | Risultato aziendale sostenuto da dati o da una procedura identificabile, ma non indipendentemente verificabile |
| C      | Contributo tecnico-scientifico basato su dati Netflix | Analisi con metodo esplicito, ma dipendente da dati proprietari o da autori collegati all'impresa              |
| D      | Corroborazione indipendente                           | Evidenza prodotta da una fonte esterna e non dipendente dall'impresa                                           |
| E      | Interpretazione della tesi                            | Inferenza elaborata applicando il framework, non direttamente formulata dalla fonte                            |
| ND     | Non documentato                                       | Informazione non ricostruibile attraverso il corpus disponibile                                                |

**Fonte:** elaborazione dell'autore.

La classificazione non costituisce una valutazione assoluta della qualità della fonte. La sua funzione è impedire che dichiarazioni, risultati interni, contributi scientifici, corroborazioni indipendenti e inferenze interpretative siano presentati sullo stesso piano.

Quando le fonti non forniscono elementi sufficienti, la relativa dimensione viene indicata come non documentata, evitando di ricostruire processi interni o relazioni non direttamente osservabili. L'indicazione "non documentato" non implica che il fenomeno sia assente, ma soltanto che il corpus non consente di attribuirlo né di valutarlo con sufficiente precisione.

L'analisi presenta alcuni limiti riconducibili alla dipendenza da informazioni pubblicamente disponibili e al possibile orientamento promozionale delle fonti aziendali. L'assenza di interviste, questionari e osservazioni dirette limita la possibilità di ricostruire in modo completo i processi decisionali interni, le percezioni dei dipendenti e le modalità effettive di utilizzo delle applicazioni.

L'attribuzione delle fonti alle categorie del framework e alle fasi del percorso comporta, inoltre, una componente interpretativa. L'uso di criteri espliciti, della griglia e dell'audit trail aumenta la trasparenza, ma non elimina completamente la

soggettività della codifica.

Le fonti non consentono inoltre di stabilire relazioni causali né di verificare integralmente i risultati dichiarati, soprattutto in relazione a iniziative abbandonate, criticità non comunicate o informazioni considerate riservate. Le evidenze emerse devono pertanto essere interpretate come illustrative e contestuali.

### **3.2. Profilo dell'impresa e contesto competitivo**

Netflix opera nel settore dell'intrattenimento digitale, offrendo serie televisive, film, giochi e programmi in diretta in vari generi e lingue. Il suo modello di business si fonda principalmente sulla distribuzione in streaming tramite piani in abbonamento, ai quali si è aggiunta un'offerta a prezzo ridotto, sostenuta dalla pubblicità. L'impresa punta a sviluppare la propria attività su scala globale attraverso il miglioramento continuo dei contenuti, del servizio e dell'esperienza offerta agli utenti. In tale modello, il valore non deriva soltanto dall'ampiezza del catalogo, ma anche dalla capacità di rendere i contenuti facilmente accessibili e rilevanti per persone con preferenze diverse (Netflix, 2026).

La relazione tra Netflix e i suoi utenti si articola prevalentemente attraverso touchpoint digitali. Il servizio è accessibile tramite smart TV, computer, smartphone, tablet, console e altri dispositivi connessi, consentendo agli utenti di iniziare, interrompere e riprendere la visione in momenti e contesti diversi. L'interfaccia del servizio, la homepage, le righe di contenuti, la funzione di ricerca e la presentazione dei singoli titoli costituiscono pertanto punti di contatto centrali attraverso i quali l'impresa orienta l'esplorazione del catalogo e sostiene la relazione con il cliente (Netflix, 2026; Netflix, s.d.-a).

La personalizzazione assume particolare importanza, poiché l'elevato numero di contenuti disponibili potrebbe rendere la scelta dell'utente complessa e dispendiosa. Netflix utilizza informazioni relative alle interazioni con il servizio, all'attività di visione, alle valutazioni espresse, ai titoli consultati e alle preferenze manifestate. A queste si aggiungono dati relativi alle caratteristiche dei contenuti,

ai comportamenti degli utenti con gusti simili, alla lingua, al dispositivo utilizzato e al momento di accesso. Tali informazioni alimentano sistemi algoritmici che stimano la probabilità di interesse per i diversi titoli e personalizzano la selezione delle righe, i contenuti inclusi e l'ordine di presentazione. Anche i risultati della ricerca possono essere adattati in base alle interazioni dell'utente e ai comportamenti rilevati all'interno del servizio (Netflix, s.d.-a).

Queste informazioni descrivono il funzionamento del servizio secondo la rappresentazione pubblica fornita dall'impresa. Le fonti non consentono di ricostruire integralmente i pesi attribuiti ai diversi segnali, le regole di accesso ai dati o la configurazione completa dei modelli.

L'impiego dei dati e dei sistemi di personalizzazione è strettamente collegato agli obiettivi di marketing e di gestione della relazione con il cliente. Per Netflix non è sufficiente attirare nuovi utenti: è necessario mantenere nel tempo la percezione del valore dell'abbonamento, facilitare la scoperta dei contenuti e sostenere l'utilizzo continuativo del servizio. La capacità di proporre rapidamente titoli coerenti con gli interessi individuali può ridurre lo sforzo richiesto per la scelta e rendere l'esperienza più pertinente. Al contrario, una difficoltà persistente nell'individuare contenuti soddisfacenti può contribuire alla percezione di un utilizzo insufficiente del servizio e aumentare il rischio di abbandono. Netflix riconosce infatti che la capacità di attrarre e trattenere gli utenti dipende anche dalla qualità dell'esperienza di scelta e di fruizione dei contenuti (Netflix, 2026). Quest'ultima relazione costituisce un'interpretazione analitica coerente con il modello di business, ma non è causalmente isolata dalle fonti utilizzate.

Il contesto competitivo in cui opera Netflix è ampio e in rapido cambiamento. La concorrenza non comprende soltanto le altre piattaforme di streaming, ma anche la televisione tradizionale, i videogiochi, le piattaforme di contenuti prodotti dagli utenti, i social media e, più in generale, tutte le attività che possono occupare il tempo libero delle persone. I consumatori possono inoltre utilizzare contemporaneamente più servizi, modificare il proprio abbonamento o orientarsi verso offerte alternative con cataloghi, prezzi e funzionalità diversi. La

competizione riguarda quindi sia l'acquisizione di contenuti e diritti sia la capacità di attirare l'attenzione degli utenti nei singoli momenti di scelta (Netflix, 2026).

Queste caratteristiche rendono particolarmente rilevante l'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing di Netflix. La scala globale del servizio, l'eterogeneità delle preferenze, la numerosità dei contenuti, la natura digitale dei touchpoint e l'intensità della concorrenza richiedono, infatti, una gestione continua e personalizzata della relazione con l'utente. I sistemi di raccomandazione, ordinamento, ricerca e presentazione personalizzata dei titoli consentono di collegare i dati disponibili alle decisioni su quali contenuti mostrare, in quale ordine e con quale rappresentazione.

L'AI assume pertanto una funzione non soltanto tecnica, ma anche organizzativa e di marketing, poiché contribuisce a configurare l'esperienza attraverso cui Netflix comunica il valore del proprio catalogo e cerca di favorire il coinvolgimento e la permanenza degli utenti (Netflix, 2026; Netflix, s.d.-a). Al tempo stesso, l'elevata maturità digitale dell'impresa rappresenta un limite alla sua trasferibilità: organizzazioni prive di quantità analoghe di dati, infrastrutture e competenze potrebbero affrontare condizioni di adozione sostanzialmente diverse.

### **3.3. Mappatura delle applicazioni di AI nei processi di marketing**

La presente sezione ricostruisce il quadro delle principali applicazioni di Intelligenza Artificiale di Netflix direttamente collegate alla personalizzazione dell'esperienza e alla relazione con gli utenti. Coerentemente con la delimitazione dell'unità di analisi, l'attenzione è concentrata sui sistemi di raccomandazione e di ordinamento dei contenuti, sulla personalizzazione delle immagini associate ai titoli e sugli strumenti di ricerca e di scoperta personalizzati.

Le aree intervengono in momenti diversi dell'esperienza dell'utente, ma rispondono alla medesima esigenza organizzativa: facilitare l'esplorazione di un catalogo ampio e aumentare la pertinenza dei contenuti presentati. All'interno dell'area di ricerca vengono distinte la componente tradizionale, stabilmente integrata, e quella conversazionale basata sull'AI generativa, ancora sperimentale.

La mappatura consente di individuare le attività di marketing supportate, le tecnologie impiegate, gli attori coinvolti e il livello di maturità documentabile, fornendo una base comune per le successive analisi del percorso di adozione e delle condizioni multilivello.

### **3.3.1. Quadro complessivo delle iniziative**

La Tabella 8 sintetizza le aree e le componenti selezionate. Lo stato di maturità è attribuito secondo i criteri definiti nella Sezione 2.6.2 e corrisponde al livello massimo sostenibile sulla base delle informazioni pubblicamente disponibili. La classificazione distingue le applicazioni stabilmente integrate dalle componenti tecnologiche ancora in fase di sperimentazione.

Il quadro evidenzia la presenza di diversi livelli di maturità. I sistemi di raccomandazione, l'ordinamento della homepage e la personalizzazione delle immagini sono integrati nell'esperienza d'uso ordinaria del servizio e sono sottoposti a continui aggiornamenti. La ricerca basata su algoritmi di ranking costituisce anch'essa una funzionalità integrata, mentre l'impiego dell'AI generativa per interpretare richieste formulate in linguaggio naturale rappresenta, nel periodo considerato, un'estensione ancora sperimentale. La distinzione sarà mantenuta nelle sezioni successive, evitando di attribuire alle iniziative più recenti un livello di integrazione non supportato dalle evidenze disponibili.

**Tabella 8.** Aree di applicazione, output, attori e maturità documentabile

| <b>Area o componente</b>                        | <b>Periodo osservato</b> | <b>Processo di marketing</b>                                              | <b>Output principale</b>                                                | <b>Attori interni documentati</b>                                     | <b>Ruolo dell'utente</b>                                                                       | <b>Maturità documentabile</b>                                          |
|-------------------------------------------------|--------------------------|---------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|
| Raccomandazione e ordinamento personalizzato    | 2017–2026                | Personalizzazione dell'offerta, customer journey e relazione con l'utente | Selezione e ranking di righe e titoli                                   | Machine learning, data science, prodotto e ingegneria                 | Genera segnali attraverso visione, valutazioni e interazioni; seleziona il contenuto da fruire | Integrata e routinizzata, con revisione continua                       |
| Personalizzazione delle immagini                | 2017–2026                | Presentazione e comunicazione dei contenuti; adattamento dell'interfaccia | Selezione dell'immagine associata a ciascun titolo e profilo            | Personalizzazione, prodotto, design, ingegneria e produzione creativa | Reagisce alle immagini mostrate generando dati di esposizione e fruizione                      | Funzione integrata; nuove componenti basate su LLM ancora sperimentali |
| Ricerca personalizzata tradizionale             | 2017–2026                | Ricerca, esplorazione e scoperta del catalogo                             | Recupero e ranking personalizzato dei risultati                         | Ricerca, machine learning, prodotto e ingegneria                      | Formula query e seleziona o ignora i risultati                                                 | Integrata e sottoposta a revisione                                     |
| Ricerca conversazionale basata su AI generativa | 2025–2026                | Scoperta dei contenuti mediante linguaggio naturale                       | Interpretazione di richieste conversazionali e suggerimenti contestuali | Prodotto, ricerca, tecnologia e ingegneria                            | Formula richieste, precisa la query e fornisce feedback nella beta                             | Sperimentale/beta; diffusione generalizzata non documentata            |

Fonte: elaborazione dell'autore sulla base di Netflix (s.d.), Chandrashekar et al. (2017), Hsiao et al. (2025) e Netflix (2025).

Nota. Il periodo indica l'intervallo osservato nella tesi e non necessariamente l'intera durata dell'applicazione. La maturità riguarda separatamente la funzione organizzativa e la componente tecnologica. La scelta finale del contenuto da fruire resta attribuita all'utente, ma ciò non costituisce una forma di supervisione umana sul funzionamento del modello.

### **3.3.2. Sistemi di raccomandazione e ordinamento personalizzato**

I sistemi di raccomandazione rappresentano una delle principali applicazioni dell'Intelligenza Artificiale integrate nei processi di marketing e nelle relazioni con gli utenti di Netflix. L'attività supportata riguarda la personalizzazione dell'esperienza e l'organizzazione del catalogo mostrato per ciascun profilo. Il problema affrontato deriva dall'ampiezza dell'offerta: in assenza di strumenti in grado di selezionare e ordinare i contenuti, l'utente dovrebbe sostenere un elevato sforzo di ricerca e potrebbe non individuare titoli coerenti con i propri interessi. Il sistema mira pertanto a facilitare la scoperta dei contenuti e a rendere più pertinente ogni interazione con il servizio (Netflix, s.d.a.).

Le raccomandazioni vengono elaborate utilizzando diverse categorie di dati. Tra queste rientrano l'attività di visione, le valutazioni attribuite ai titoli, le interazioni più recenti con il servizio e i comportamenti di altri utenti con preferenze simili. Sono inoltre considerate le informazioni relative ai contenuti, come genere, categorie, interpreti, lingua e anno di pubblicazione, insieme ad alcuni elementi contestuali, tra cui il dispositivo utilizzato, il momento di accesso e la durata della fruizione. Netflix dichiara invece di non utilizzare informazioni demografiche, come l'età o il genere dell'utente, nel processo di generazione dei consigli. Con il proseguire dell'utilizzo, le interazioni effettive e più recenti assumono un peso maggiore rispetto alle preferenze inizialmente indicate (Netflix, s.d.a.).

Dal punto di vista tecnologico, il sistema non si riduce a un unico algoritmo, ma comprende modelli di machine learning specializzati in diverse funzioni di selezione e ordinamento. L'output non consiste quindi soltanto nell'indicazione di singoli titoli potenzialmente interessanti. La personalizzazione riguarda la scelta delle righe presenti nella homepage, i titoli di ciascuna riga e l'ordine di presentazione. I contenuti a cui viene attribuita una maggiore probabilità di interesse vengono collocati nelle posizioni più visibili, influenzando così le alternative che l'utente incontra durante l'esplorazione del servizio. La decisione finale sulla visione rimane attribuita all'utente, ma il sistema contribuisce a configurare l'insieme e l'ordine delle opzioni più accessibili (Netflix, s.d.a.;

Gómez-Uribe e Hunt, 2015).

La decisione di fruire o ignorare un contenuto resta attribuita all'utente, ma tale libertà di scelta non equivale alla supervisione umana del sistema. L'utente non verifica, infatti, la qualità dei dati, l'equità del ranking né la correttezza delle rappresentazioni generate dai modelli.

La crescente numerosità dei modelli specializzati ha tuttavia generato costi di manutenzione, difficoltà nel trasferimento delle innovazioni e problemi di coordinamento tra applicazioni che utilizzavano fonti di dati comuni. Per rispondere a tali esigenze, Netflix ha sviluppato un modello fondazionale per la raccomandazione personalizzata, progettato per centralizzare l'apprendimento delle preferenze a partire dalle sequenze di interazione e dalle informazioni sui contenuti. Il modello produce rappresentazioni degli utenti e dei titoli che possono essere impiegate in diverse applicazioni, integrate nei modelli esistenti o adattate tramite procedure di fine-tuning. Questa evoluzione evidenzia il passaggio da un insieme frammentato di sistemi specializzati a un'infrastruttura più condivisa e riutilizzabile (Hsiao et al., 2025; Gadde et al., 2025).

Questa evoluzione indica una tendenza verso un'infrastruttura più condivisa, ma le fonti documentano soltanto le prime integrazioni e non consentono di concludere che il modello fondazionale abbia già sostituito integralmente tutti i sistemi specializzati precedenti.

Gli attori documentati comprendono i team di machine learning, data science, prodotto e ingegneria responsabili dello sviluppo, dell'integrazione e del monitoraggio dei sistemi. Le nuove soluzioni vengono valutate mediante l'analisi dei dati storici e sperimentazioni controllate, con cui Netflix confronta diverse configurazioni prima di estenderne l'uso. Il sistema di raccomandazione può essere considerato un'applicazione integrata e routinizzata, poiché costituisce una componente stabile dell'esperienza ordinaria del servizio. Tale routinizzazione non implica però stabilità tecnologica: modelli, dati e infrastrutture sono sottoposti a continui aggiornamenti, test e revisioni. Le fonti pubbliche non consentono, invece, di ricostruire completamente la distribuzione delle responsabilità

decisionali interne né i criteri con cui vengono approvate tutte le modifiche apportate ai sistemi (Gómez-Uribe e Hunt, 2015; Netflix, s.d.a.; Gadde et al., 2025).

Il principale beneficio dichiarato consiste nella possibilità di ridurre lo sforzo necessario per esplorare il catalogo e di aumentare la pertinenza dei contenuti presentati. Le sperimentazioni sono inoltre orientate alla valutazione del coinvolgimento e della soddisfazione nel medio periodo. Sulla base delle fonti pubbliche, non è tuttavia possibile isolare l'effetto delle raccomandazioni da quello esercitato dalla qualità dei contenuti, dal prezzo, dall'interfaccia e dalle altre caratteristiche del servizio (Gómez-Uribe e Hunt, 2015).

Tra le criticità tecniche documentate rientrano la gestione dei nuovi utenti e dei nuovi titoli, la necessità di mantenere aggiornate le rappresentazioni delle preferenze, i vincoli di latenza e i costi computazionali. Netflix riconosce inoltre il rischio che i modelli apprendano dai contenuti esposti e selezionati in precedenza dal sistema, generando bias nella presentazione. Sul piano interpretativo, ciò suggerisce che le raccomandazioni non si limitino a riflettere passivamente le preferenze, ma possano contribuire a orientare i successivi comportamenti di visione dai quali il sistema apprende. Le fonti disponibili consentono di documentare le soluzioni tecniche adottate, ma non consentono di valutare appieno gli eventuali effetti sulla varietà delle scelte, sull'autonomia percepita dagli utenti o sulla trasparenza del processo di ordinamento (Hsiao et al., 2025).

Sul piano interpretativo, ciò suggerisce che le raccomandazioni non si limitino a riflettere passivamente preferenze preesistenti, ma contribuiscano a configurare i comportamenti successivi dai quali il sistema apprende. Gli eventuali effetti sulla varietà delle scelte, sull'autonomia percepita o sulla trasparenza del ranking non risultano tuttavia direttamente misurati nelle fonti e devono essere presentati come rischi plausibili, non come esiti osservati.

Nel complesso, il sistema di raccomandazione mostra un livello avanzato di integrazione tra dati, algoritmi e touchpoint digitali. Il caso evidenzia tuttavia che la maturità dell'iniziativa non coincide con il completamento del processo di

adozione: anche un sistema routinizzato richiede apprendimento, monitoraggio e riconfigurazione costanti per adattarsi ai cambiamenti del catalogo, delle preferenze e delle condizioni tecnologiche.

### **3.3.3. Personalizzazione delle immagini associate ai contenuti**

La personalizzazione delle immagini associate ai contenuti rappresenta un'ulteriore applicazione dell'Intelligenza Artificiale nella comunicazione e nella gestione dell'esperienza degli utenti di Netflix. Ogni film o serie può essere rappresentato da diverse immagini, in grado di mettere in evidenza personaggi, ambientazioni, generi o aspetti narrativi. La funzione dell'applicazione consiste nel selezionare, tra le alternative disponibili, la rappresentazione visiva ritenuta più pertinente agli interessi del singolo utente (Chandrashekar et al., 2017).

L'esigenza affrontata deriva dal ruolo che le immagini rivestono nell'esplorazione del catalogo. Secondo ricerche interne di Netflix, gli utenti dedicano poco tempo alla valutazione dei singoli titoli e concentrano una parte significativa della propria attenzione sugli elementi visivi. La scelta dell'immagine può quindi influenzare la capacità di un contenuto di attirare l'attenzione e di comunicare rapidamente, poiché può risultare interessante. Poiché queste indicazioni provengono da ricerche aziendali e non da una valutazione indipendente, sono classificate come risultati interni comunicati dall'impresa (Nelson, 2016).

L'applicazione utilizza informazioni relative alle interazioni precedenti dell'utente, alle sue preferenze e ai titoli di cui ha manifestato interesse. Questi dati vengono collegati alle caratteristiche delle immagini candidate e ai segnali generati dall'esposizione delle diverse alternative. L'obiettivo non è stabilire quale sia, in assoluto, la migliore immagine per un determinato titolo, ma individuare quella rappresentazione più pertinente per uno specifico utente e contesto. La stessa serie può quindi essere presentata mettendo in evidenza la dimensione sentimentale, comica, drammatica o d'azione, a seconda degli interessi rilevati (Chandrashekar et al., 2017).

Dal punto di vista tecnologico, Netflix ha descritto l'impiego di modelli di machine

learning e di algoritmi di tipo contextual bandit. Tali sistemi bilanciano due esigenze: utilizzare le conoscenze già disponibili per mostrare immagini che hanno prodotto risultati positivi e continuare a sperimentare alternative per raccogliere nuove informazioni. Una componente di randomizzazione controllata consente al sistema di confrontare le reazioni degli utenti alle diverse immagini e di aggiornare progressivamente le proprie stime. L'output dell'applicazione consiste pertanto nella selezione dell'immagine mostrata in corrispondenza di un titolo e di un profilo specifici (Chandrashekar et al., 2017).

La personalizzazione dell'immagine non modifica il contenuto raccomandato, ma il modo in cui viene rappresentato. Il sistema influenza quindi una decisione di comunicazione: quale elemento visivo utilizzare per rendere il titolo più riconoscibile e pertinente agli occhi dell'utente. La scelta dell'utente di selezionare o ignorare il contenuto non costituisce tuttavia una supervisione del modello, ma rappresenta il comportamento su cui il sistema produce e raccoglie ulteriori segnali.

Gli attori coinvolti comprendono i team dedicati alla personalizzazione, al machine learning, al prodotto, al design e alla gestione creativa dei contenuti. La disponibilità di più immagini richiede infatti una combinazione di attività creative, produzione di elementi visivi, sviluppo dei modelli e sperimentazione sul servizio. Il sistema automatizza la selezione tra le alternative disponibili, mentre la creazione e la valutazione iniziale delle immagini richiedono il contributo professionale delle persone. Le fonti pubbliche non consentono tuttavia di ricostruire integralmente i criteri interni di approvazione delle immagini e la distribuzione delle responsabilità tra i diversi team.

L'iniziativa presenta un livello avanzato di maturità, poiché la personalizzazione delle immagini è stata progressivamente integrata nell'esperienza d'uso ordinaria del servizio. Il suo funzionamento rimane comunque soggetto a sperimentazioni, aggiornamenti e revisioni. Nel 2026, alcuni ricercatori di Netflix hanno inoltre esaminato la possibilità di utilizzare modelli linguistici sottoposti a post-training per prevedere quale immagine sia più adatta a un utente specifico. Il metodo

utilizza la storia delle interazioni e le descrizioni testuali delle immagini candidate, chiedendo al modello di selezionare l'alternativa ritenuta più pertinente (Nam et al., 2026).

I risultati sperimentali dello studio mostrano miglioramenti compresi tra il 3% e il 5% rispetto al modello di produzione di riferimento. Tali valori riguardano la valutazione sperimentale descritta nel preprint e non dimostrano un aumento dell'engagement, delle ore di visione, della soddisfazione o della retention degli utenti. Non dimostrano inoltre che la soluzione basata su modelli linguistici sia già stata implementata nel servizio. Essa deve essere classificata come componente sperimentale interna a un'area di applicazione già matura.

Il beneficio principale dichiarato consiste nella possibilità di agevolare la scoperta dei contenuti attraverso immagini più coerenti con gli interessi individuali. La personalizzazione può contribuire ad attirare l'attenzione più rapidamente e a comunicare aspetti diversi dello stesso titolo, senza modificare il contenuto disponibile. La valutazione dei risultati avviene attraverso sperimentazioni che osservano le reazioni degli utenti e i comportamenti successivi all'esposizione. Le fonti aziendali collegano la scelta di immagini più efficaci a un aumento del coinvolgimento e delle ore di visione, ma non consentono di isolare completamente il contributo dell'immagine rispetto alla raccomandazione del titolo, alla sua posizione nell'interfaccia e alle preferenze preesistenti (Nelson, 2016; Chandrashekar et al., 2017).

Sul piano interpretativo, una rappresentazione fortemente personalizzata potrebbe enfatizzare soltanto alcuni elementi dell'opera, generare aspettative parziali o ridurre la riconoscibilità del titolo. Queste possibilità non risultano direttamente osservate nel corpus e vanno presentate come rischi teoricamente plausibili.

Nel complesso, la personalizzazione delle immagini mostra come la collaborazione tra creatività umana e sistemi algoritmici possa estendersi anche alla comunicazione dei contenuti. Le persone producono e controllano le alternative visive, mentre il sistema seleziona quale mostrare in base alle informazioni disponibili e ai risultati delle sperimentazioni. L'iniziativa è integrata

nell'esperienza di Netflix, ma continua a evolversi con l'introduzione di nuovi modelli e di nuove forme di apprendimento. Essa evidenzia quindi che, anche nelle applicazioni mature, l'integrazione dell'AI rimane un processo dinamico di sperimentazione, valutazione e revisione.

### **3.3.4. Ricerca e scoperta personalizzata dei contenuti**

#### **3.3.4.1. Ricerca personalizzata tradizionale**

La ricerca personalizzata tradizionale supporta l'esplorazione del catalogo e l'individuazione di film e serie coerenti con una richiesta esplicita dell'utente. A differenza dei sistemi di raccomandazione, che propongono contenuti senza richiedere necessariamente una domanda esplicita, la ricerca interviene quando l'utente manifesta un'intenzione attraverso parole, nomi, generi, lingue o altre caratteristiche desiderate.

L'esigenza affrontata consiste nel rendere semplice e rapida la consultazione di un catalogo ampio ed eterogeneo. La corrispondenza letterale tra la query e il titolo non è sempre sufficiente, poiché gli utenti possono utilizzare termini incompleti, categorie generiche o espressioni che descrivono un'atmosfera o un bisogno. Il sistema deve quindi interpretare la richiesta, recuperare i contenuti pertinenti e ordinarli in modo coerente con le preferenze del profilo.

Nella ricerca ordinaria, Netflix considera il termine inserito, le azioni di altri utenti che hanno effettuato ricerche simili o identiche e le previsioni dei contenuti che potrebbero interessare il singolo profilo. I risultati sono quindi personalizzati e possono differire tra gli utenti, anche in presenza di richieste analoghe. Le impostazioni relative alla lingua e alla classificazione per età possono inoltre influenzare i titoli disponibili e mostrati (Netflix, s.d.-a; Lamkhede & Kofler, 2021).

Dal punto di vista tecnologico, l'applicazione combina meccanismi di recupero delle informazioni, di classificazione e di ordinamento personalizzato. L'output è costituito da una lista di titoli ritenuti pertinenti alla richiesta e al profilo

dell'utente. Il sistema influenza pertanto l'ordine e la visibilità delle alternative disponibili, mentre la decisione finale di selezionare, approfondire o ignorare un contenuto resta affidata alla persona.

La ricerca personalizzata tradizionale può essere considerata integrata, poiché costituisce una componente stabile del servizio ed è collegata ai sistemi di raccomandazione e di ordinamento. Rimane comunque sottoposta a monitoraggio e revisione.

#### **3.3.4.2. Ricerca conversazionale basata sull'AI generativa**

Nel 2025 Netflix ha inoltre avviato la sperimentazione di una modalità di ricerca basata sull'AI generativa e sull'elaborazione del linguaggio naturale. La funzionalità consente di formulare richieste conversazionali, descrivendo con parole proprie il tipo di contenuto desiderato, il tono o lo stato d'animo del momento. L'utente può successivamente precisare la frase iniziale e affinare i risultati ottenuti (Netflix, 2025).

Questa modalità amplia la funzione della ricerca: il sistema non deve più riconoscere soltanto titoli, attori o generi, ma anche interpretare richieste meno strutturate e trasformarle in criteri utili per selezionare i contenuti. L'output assume la forma di un insieme di suggerimenti, adattati contestualmente alla frase inserita e alle preferenze dell'utente. L'interazione diventa più dialogica, avvicinando la ricerca a una richiesta di consiglio formulata in linguaggio naturale.

Gli attori coinvolti comprendono i team di prodotto, machine learning, ricerca e ingegneria che sviluppano, integrano e valutano le funzionalità. Gli utenti partecipano al processo sia tramite le query sia tramite i segnali generati dalle interazioni con i risultati. Nella versione beta possono inoltre fornire un giudizio esplicito sull'utilità dei suggerimenti, contribuendo alla raccolta di feedback per le successive revisioni del sistema.

Le fonti pubbliche, invece, non consentono di ricostruire nel dettaglio le procedure interne di supervisione e di approvazione dei risultati. La funzionalità deve essere classificata come sperimentale, poiché è stata resa disponibile su base volontaria

soltanto a un gruppo ristretto di utenti, in una beta su dispositivi specifici. Non vi sono elementi sufficienti per considerarla pienamente implementata, integrata o routinizzata (Netflix, 2025; Netflix, s.d.-d).

Il beneficio atteso consiste nella riduzione dello sforzo necessario a tradurre una preferenza in termini di ricerca precisi. La possibilità di utilizzare espressioni naturali può facilitare la scoperta di contenuti anche quando l'utente non conosce un titolo specifico o non riesce a ricondurre il proprio bisogno a una categoria tradizionale. Tale beneficio è atteso e dichiarato, ma non ancora supportato da dati pubblici sull'uso generalizzato, sulla soddisfazione, sul coinvolgimento o sulla permanenza degli utenti.

Le principali criticità riguardano la corretta interpretazione delle richieste ambigue, la qualità e la varietà dei risultati, nonché la possibilità che la personalizzazione limiti l'esposizione a contenuti non coerenti con le preferenze già rilevate. Anche questi aspetti devono essere distinti: la limitata disponibilità della beta e l'assenza di risultati quantitativi sono fatti documentabili; la possibile riduzione della varietà o l'eccessiva dipendenza dalle preferenze pregresse rappresentano invece rischi interpretativi da approfondire.

Nel complesso, la ricerca personalizzata tradizionale e quella conversazionale condividono l'obiettivo di facilitare la scoperta dei contenuti, ma presentano livelli di maturità diversi. La prima è integrata nel servizio; la seconda costituisce un'estensione sperimentale per la quale non sono ancora documentati né la diffusione generalizzata né esiti stabili.

### **3.4. Processo di adozione e integrazione organizzativa**

Il percorso di adozione delle applicazioni selezionate non si presenta come una sequenza lineare e uniforme. I sistemi di raccomandazione, la personalizzazione delle immagini e la ricerca personalizzata mostrano livelli di maturità differenti, ma condividono una logica basata sulla sperimentazione, sulla raccolta dei segnali generati dagli utenti e sulla revisione continua dei modelli.

La classificazione riportata in questa sezione si basa sui criteri definiti nella

Tabella 4 nella Sezione 2.6.2. Lo stato attribuito rappresenta il livello massimo sostenibile sulla base delle fonti pubbliche e, quando necessario, distingue la maturità della funzione organizzativa da quella della singola componente tecnologica.

Le applicazioni più mature risultano stabilmente integrate nei touchpoint digitali di Netflix, mentre le funzionalità più recenti sono ancora sottoposte a test circoscritti. La personalizzazione delle immagini consente di osservare il passaggio dalla sperimentazione all'integrazione. Netflix ha inizialmente valutato diversi modelli sulla base di dati storici e di analisi offline, sottoponendo successivamente le soluzioni più promettenti a test A/B su gruppi di utenti. I risultati delle sperimentazioni hanno favorito l'estensione dell'applicazione e la sua integrazione nell'esperienza ordinaria del servizio. Il sistema rimane comunque soggetto a revisioni, poiché deve adattarsi all'introduzione di nuovi contenuti e all'evoluzione delle preferenze (Chandrashekar et al., 2017).

La funzione di personalizzazione delle immagini può quindi essere considerata integrata, mentre il nuovo metodo basato su modelli linguistici rimane sperimentale. La maturità dell'area non deve essere automaticamente attribuita a ogni nuova componente tecnica sviluppata al suo interno.

Anche i sistemi di raccomandazione e di ordinamento personalizzati sono stati progressivamente integrati nella homepage e nelle altre aree del servizio. Il loro uso costante e continuativo consente di considerarli routinizzati, anche in presenza di aggiornamenti frequenti. L'aumento del numero di modelli specializzati ha tuttavia creato difficoltà di manutenzione e di coordinamento, inducendo Netflix a sviluppare un modello fondazionale in grado di generare rappresentazioni condivise degli utenti e dei contenuti.

Le fonti documentano le prime integrazioni del modello fondazionale, ma non consentono di affermare che esso abbia già sostituito integralmente i sistemi precedenti. La funzione di raccomandazione è routinizzata; la nuova infrastruttura condivisa, invece, è in fase di implementazione e di integrazione progressiva.

La ricerca personalizzata tradizionale costituisce anch'essa una componente

integrata del servizio, poiché combina le richieste degli utenti con logiche di raccomandazione e di ordinamento dei risultati. La ricerca conversazionale basata sull'AI generativa presenta invece un livello di maturità inferiore. La sua introduzione come beta facoltativa e limitata è finalizzata alla raccolta di feedback prima di un'eventuale estensione; le informazioni disponibili non consentono, pertanto, di classificarla come pienamente implementata o routinizzata.

Le iniziative risultano prevalentemente sviluppate e coordinate da team interni appartenenti alle aree di machine learning, data science, prodotto, ricerca, ingegneria e design. Le fonti pubbliche non consentono, però, di ricostruire in dettaglio eventuali collaborazioni con provider esterni, le attività di formazione del personale, le procedure di approvazione delle modifiche e la distribuzione delle responsabilità decisionali. Non emergono, inoltre, informazioni sufficienti su sperimentazioni sospese, progetti abbandonati o risultati negativi non comunicati. L'assenza di tali informazioni introduce un possibile bias: il corpus rende più visibili le applicazioni mature o pubblicamente valorizzate rispetto ai tentativi non riusciti, ridimensionati o interrotti.

Nel complesso, il caso mostra che l'adozione non si limita al rilascio iniziale della tecnologia. Le applicazioni mature continuano a essere monitorate e riconfigurate, mentre le innovazioni più recenti vengono introdotte attraverso sperimentazioni limitate. L'integrazione organizzativa assume quindi la forma di un processo ciclico di sviluppo, test, estensione, monitoraggio e revisione, nel quale possono coesistere:

- funzioni di marketing routinizzate;
- componenti tecnologiche in integrazione progressiva;
- funzionalità ancora sperimentali;
- revisioni di sistemi già stabilmente utilizzati.

Il caso offre pertanto un riscontro illustrativo alla dimensione processuale del framework: la maturità non rappresenta uno stato uniforme dell'intera organizzazione, ma una proprietà che deve essere attribuita alla specifica combinazione tra funzione, tecnologia, contesto d'uso e meccanismi organizzativi

di integrazione.

La timeline originale documenta già la coesistenza tra raccomandazione routinizzata, modello fondazionale in integrazione e ricerca conversazionale sperimentale; la revisione rende espliciti i criteri con cui tali stati vengono attribuiti.

**Tabella 9.** Principali tappe documentabili del processo di adozione e integrazione

| <b>Periodo</b> | <b>Area o componente</b>            | <b>Evento documentato</b>                                                                                            | <b>Fase attribuita</b>                              | <b>Attori documentati</b>                                                     | <b>Natura dell'evidenza</b>                                            | <b>Cautela interpretativa</b>                                    |
|----------------|-------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------|
| 2017           | Personalizzazione delle immagini    | Valutazioni offline, test A/B e successiva estensione della selezione personalizzata delle immagini                  | Sperimentazione → implementazione e integrazione    | Personalizzazione, machine learning, ingegneria, design e produzione creativa | C: contributo tecnico aziendale con metodo descritto                   | Non documenta integralmente criteri decisionali e diffusione     |
| 2017–2024      | Raccomandazione e ordinamento       | Consolidamento dei sistemi nella homepage e negli altri touchpoint                                                   | Integrazione → routinizzazione e revisione continua | Machine learning, data science, prodotto e ingegneria                         | A/C: documentazione ufficiale e contributi tecnico-scientifici interni | L'intervallo ricostruisce un processo, non un singolo evento     |
| 2021           | Ricerca personalizzata tradizionale | Documentazione dell'integrazione tra ricerca, raccomandazione e ordinamento dei risultati                            | Integrazione e revisione                            | Ricerca, personalizzazione, prodotto e ingegneria                             | C: contributo tecnico-scientifico                                      | Assenti dati economici e responsabilità formali                  |
| Marzo 2025     | Modello fondazionale                | Presentazione di rappresentazioni condivise di utenti e contenuti e prime integrazioni in applicazioni specializzate | Implementazione e integrazione progressiva          | Machine learning, data science, infrastruttura e applicazioni specializzate   | C: contributi tecnici aziendali                                        | Non documentata la sostituzione integrale dei modelli precedenti |
| Maggio 2025    | Ricerca conversazionale             | Introduzione di una beta basata su AI                                                                                | Sperimentazione                                     | Prodotto, ricerca, tecnologia e                                               | A: comunicazione ufficiale                                             | Assenti risultati quantitativi e                                 |

|           |                                               |                                                                                  |                             |                                                |                                           |                                                                |
|-----------|-----------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------|------------------------------------------------|-------------------------------------------|----------------------------------------------------------------|
|           |                                               | generativa e linguaggio naturale                                                 |                             | ingegneria; utenti partecipanti                |                                           | diffusione generalizzata                                       |
| 2025–2026 | Ricerca conversazionale                       | Raccolta di feedback e prosecuzione dei test                                     | Sperimentazione e revisione | Team interni e utenti coinvolti nella beta     | A/ND                                      | Informazioni pubbliche limitate                                |
| 2026      | Personalizzazione delle immagini mediante LLM | Valutazione offline di un modello post-trained rispetto al sistema di produzione | Sperimentazione             | Ricercatori e team tecnici collegati a Netflix | C: preprint con metodo e dati proprietari | Non dimostra l'integrazione nel servizio né esiti sugli utenti |

Fonte: elaborazione dell'autore sulla base di Chandrashekar et al. (2017), Lamkhede e Kofler (2021), Hsiao et al. (2025), Netflix (2025) e Netflix (s.d.).

Nota. I codici della natura dell'evidenza si riferiscono alla classificazione presentata nella Sezione 3.1.4. Le fasi sono attribuzioni analitiche della tesi e non necessariamente le denominazioni utilizzate da Netflix.

## **CAPITOLO 4**

### **ANALISI MULTILIVELLO DEL CASO ATTRAVERSO IL FRAMEWORK CONCETTUALE**

La personalizzazione delle immagini consente di osservare chiaramente il passaggio dalla sperimentazione all'integrazione. Netflix ha inizialmente valutato diversi modelli sulla base di dati storici e di analisi offline, sottoponendo successivamente le soluzioni più promettenti a test A/B su gruppi di utenti. I risultati delle sperimentazioni hanno favorito l'estensione dell'applicazione e la sua integrazione nell'esperienza ordinaria del servizio. Il sistema rimane comunque soggetto a revisioni, poiché deve adattarsi all'introduzione di nuovi contenuti e all'evoluzione delle preferenze (Chandrashekar et al., 2017).

Anche i sistemi di raccomandazione e di ordinamento personalizzati sono stati progressivamente integrati nella homepage e nelle altre aree del servizio. Il loro uso costante e continuativo consente di considerarli routinizzati, anche in presenza di aggiornamenti frequenti. L'aumento del numero di modelli specializzati ha tuttavia comportato difficoltà di manutenzione e di coordinamento, inducendo Netflix a sviluppare nel 2025 un modello fondazionale in grado di generare rappresentazioni condivise degli utenti e dei contenuti. Le fonti documentano prime integrazioni promettenti, ma non consentono di affermare che il nuovo modello abbia già sostituito integralmente i sistemi precedenti (Netflix, s.d.a.; Hsiao et al., 2025).

La ricerca personalizzata tradizionale costituisce anch'essa una componente integrata del servizio, poiché combina le richieste degli utenti con logiche di raccomandazione e di ordinamento dei risultati. La ricerca conversazionale basata sull'AI generativa presenta invece un livello di maturità inferiore. Nel maggio 2025, Netflix ne ha annunciato l'introduzione in versione beta facoltativa e limitata, destinata a raccogliere feedback prima di un'eventuale estensione. Le

informazioni disponibili non consentono pertanto di classificarla come un'applicazione pienamente implementata o routinizzata. (Lamkhede e Kofler, 2021; Netflix, 2025).

Le iniziative risultano prevalentemente sviluppate e coordinate da team interni appartenenti alle aree di machine learning, data science, prodotto, ricerca, ingegneria e design. Le fonti pubbliche non consentono però di ricostruire in dettaglio eventuali collaborazioni con provider esterni, le attività di formazione del personale, le procedure di approvazione delle modifiche e la distribuzione delle responsabilità decisionali. Non emergono inoltre informazioni sufficienti sulle sperimentazioni sospese, sui progetti abbandonati o sui risultati negativi non comunicati.

Nel complesso, il caso mostra che l'adozione non si limita al rilascio iniziale della tecnologia. Le applicazioni mature continuano a essere monitorate e riconfigurate, mentre le innovazioni più recenti vengono introdotte attraverso sperimentazioni limitate. L'integrazione organizzativa assume quindi la forma di un processo ciclico di sviluppo, test, estensione, monitoraggio e revisione, in cui possono coesistere sistemi routinizzati e funzionalità ancora esplorative.

L'analisi delle applicazioni selezionate viene condotta attraverso i quattro livelli del framework concettuale presentato nel Capitolo 2: tecnologico, organizzativo, individuale e ambientale. Tale articolazione consente di distinguere le condizioni che, sulla base delle fonti disponibili, risultano associate all'introduzione, all'integrazione e alla successiva revisione delle applicazioni, evitando di interpretare l'adozione come il semplice risultato della disponibilità di strumenti tecnologici.

Le dimensioni vengono esaminate sulla base delle evidenze tratte dalle fonti documentali. Quando le informazioni disponibili non consentono di osservare direttamente una condizione o di valutarne il ruolo, la condizione viene indicata come non documentata.

L'obiettivo non è stabilire relazioni causali tra i fattori e gli esiti dell'adozione, ma ricostruire quali condizioni risultino visibili nel corpus, come possano essere

interpretate attraverso il framework e quali aspetti rimangano non osservabili. Nel corso dell'analisi vengono pertanto distinti:

- gli elementi direttamente descritti nelle fonti;
- le affermazioni formulate dall'impresa;
- le interpretazioni sviluppate nella tesi;
- le dimensioni non sufficientemente documentate.

#### **4.1. Livello tecnologico**

La disponibilità di dati pertinenti è una condizione centrale per le applicazioni analizzate. Secondo la documentazione pubblica dell'impresa, Netflix utilizza informazioni relative all'attività di visione, alle valutazioni espresse, alle interazioni con il servizio e ai comportamenti degli utenti con preferenze analoghe. Tali segnali vengono integrati con informazioni sui contenuti e con elementi contestuali, come la lingua preferita, il dispositivo utilizzato, l'orario di accesso e la durata della fruizione.

La varietà dei dati può sostenere la costruzione di rappresentazioni più articolate delle preferenze e la personalizzazione della selezione, dell'ordinamento e della presentazione dei titoli. Le fonti pubbliche non consentono tuttavia di ricostruire integralmente il peso attribuito a ciascun segnale né le regole secondo cui le informazioni vengono combinate (Netflix, s.d.-a).

L'elevata disponibilità di dati non ne garantisce però automaticamente la qualità e la pertinenza. Non tutte le azioni hanno lo stesso valore informativo: una breve visualizzazione, il completamento di un contenuto e una valutazione esplicita possono esprimere livelli e forme di coinvolgimento diversi. Nello sviluppo del modello fondazionale, Netflix ha pertanto documentato la necessità di selezionare gli eventi significativi, aggregare le azioni ridondanti e conservare le informazioni rilevanti senza produrre sequenze eccessivamente lunghe.

La preparazione dei dati costituisce quindi una fase interpretativa e progettuale, non un'attività puramente tecnica. La trasformazione delle interazioni in segnali utilizzabili richiede decisioni su quali eventi includere, come rappresentarli, quale

periodo osservare e come gestire le informazioni potenzialmente ambigue (Hsiao et al., 2025).

Ulteriori difficoltà riguardano i nuovi utenti e i nuovi titoli, per i quali non sono ancora disponibili interazioni sufficienti. Nel primo caso, Netflix utilizza inizialmente le preferenze indicate dall'utente oppure, in alternativa, contenuti popolari diversificati; le successive interazioni assumono poi un peso crescente. Per i nuovi titoli, il modello fondazionale combina i segnali comportamentali con metadati relativi al contenuto, così da generare rappresentazioni preliminari anche in assenza di una storia d'uso consolidata.

Queste soluzioni affrontano il problema del *cold start*, ma non lo eliminano completamente. I nuovi utenti, gli utenti con poche interazioni, i profili condivisi e i contenuti appena introdotti possono continuare a essere rappresentati da segnali meno stabili o meno informativi (Netflix, s.d.a.; Hsiao et al., 2025).

La compatibilità e l'interoperabilità tra modelli costituiscono un secondo elemento rilevante. La crescita di sistemi specializzati, sviluppati per diverse aree dell'interfaccia e alimentati in parte da fonti di dati comuni, ha comportato costi di manutenzione e difficoltà nel trasferire le innovazioni da un'applicazione all'altra. Il modello fondazionale presentato nel 2025 risponde a tale problema centralizzando l'apprendimento delle preferenze e generando rappresentazioni riutilizzabili per diverse applicazioni.

Questa architettura può favorire una maggiore integrazione tecnica e un più ampio riutilizzo delle rappresentazioni. Le fonti disponibili documentano soltanto le prime applicazioni e non consentono di concludere che il modello funzionale abbia già sostituito integralmente tutti i modelli specializzati precedenti. La funzione di raccomandazione può quindi essere considerata routinizzata, mentre la nuova infrastruttura condivisa è in fase di integrazione progressiva (Hsiao et al., 2025).

L'integrazione delle applicazioni richiede inoltre infrastrutture in grado di elaborare grandi volumi di interazioni, nel rispetto di vincoli stringenti di velocità. Le raccomandazioni devono essere generate durante l'utilizzo del servizio e con tempi compatibili con la navigazione dell'utente. Netflix documenta, in

particolare, la necessità di bilanciare l'ampiezza della storia considerata, i costi computazionali e la latenza, adottando tecniche che consentono di elaborare sequenze più estese senza compromettere i tempi di risposta. L'affidabilità dipende anche dalla possibilità di aggiornare i modelli quando cambiano il catalogo, le modalità di fruizione e le preferenze. Le prestazioni iniziali non garantiscono quindi stabilità nel tempo: il mantenimento dell'applicazione richiede monitoraggio, aggiornamento e verifica della compatibilità con le componenti già operative (Hsiao et al., 2025).

Il monitoraggio delle prestazioni è integrato nel funzionamento delle applicazioni. Netflix raccoglie segnali durante le interazioni, come l'avvio o il completamento della visione e le valutazioni espresse, e li utilizza per aggiornare continuamente gli algoritmi. Tale meccanismo sostiene l'adattamento dei sistemi, ma introduce anche il rischio che i modelli apprendano da comportamenti precedentemente influenzati dalle loro stesse selezioni. Il *presentation bias* può infatti rafforzare la visibilità dei contenuti già collocati in posizioni favorevoli, mentre le alternative meno esposte generano meno dati.

Questa criticità è documentata direttamente nelle fonti tecniche. Gli eventuali effetti sulla varietà delle scelte, sull'autonomia percepita o sull'esperienza di specifici gruppi di utenti non sono invece misurati e devono essere considerati implicazioni teoricamente plausibili (Netflix, s.d.a.; Hsiao et al., 2025).

La sicurezza e la governance dei dati rappresentano ulteriori condizioni rilevanti, alla luce della natura personale delle informazioni utilizzate. La documentazione pubblica di Netflix riconosce agli utenti europei diritti di accesso, rettifica, cancellazione, opposizione, limitazione del trattamento e ottenimento di una copia dei dati personali.

Questi elementi rendono visibile la relazione esterna tra l'impresa e gli interessati, ma non consentono di ricostruire la governance interna del dataset. Non risultano sufficientemente documentati i criteri di autorizzazione, i registri degli accessi, le procedure di audit, la segregazione dei ruoli o la distribuzione delle responsabilità relative ai dati utilizzati nei modelli (Netflix, s.d.-b).

Anche il ruolo dei servizi cloud e dei provider esterni, nonché l'eventuale dipendenza da specifiche infrastrutture, non risulta ricostruibile in modo completo. Non è quindi possibile valutare con precisione la portabilità dei modelli, i costi di sostituzione o l'esistenza di forme di *vendor lock-in*.

L'assenza di informazioni pubbliche non deve essere interpretata né come prova dell'assenza di dipendenze esterne né come prova della loro presenza. Tali dimensioni devono essere classificate come non documentate.

Nel complesso, il corpus rende visibili condizioni tecnologiche coerenti con l'integrazione delle applicazioni: disponibilità di dati comportamentali e contestuali, connessione tra modelli e touchpoint, infrastrutture scalabili e processi continui di monitoraggio e aggiornamento. Al tempo stesso, la qualità variabile dei segnali, il *cold start*, i vincoli di latenza, la frammentazione dei sistemi e il *presentation bias* rappresentano criticità documentate. L'analisi non dimostra che tali condizioni abbiano causato gli esiti organizzativi o di marketing, ma mostra che l'integrazione tecnica richiede un equilibrio continuo tra la quantità dei dati, la qualità informativa, le prestazioni, l'interoperabilità e il controllo.

#### **4.2. Livello organizzativo**

L'integrazione delle applicazioni analizzate appare innanzitutto sostenuta da un'esigenza strategica del modello di business di Netflix: facilitare la scoperta dei contenuti e personalizzare l'esperienza offerta agli utenti. Lo sviluppo dei sistemi di raccomandazione, della personalizzazione delle immagini e della ricerca non risponde, pertanto, a un obiettivo esclusivamente tecnico, ma viene presentato dall'impresa come funzionale a rendere più accessibile e pertinente un catalogo ampio e diversificato.

La crescita del numero di modelli specializzati, descritta da Netflix come conseguenza dell'aumento delle esigenze del servizio, mostra inoltre che le applicazioni sono state progressivamente adattate a diverse funzioni e a diversi touchpoint (Hsiao et al., 2025).

Un secondo fattore riguarda la disponibilità di risorse e di competenze

specialistiche. Le fonti documentano il coinvolgimento di professionisti provenienti dalle aree di machine learning, data science, ricerca, prodotto, ingegneria, design e produzione creativa. Le applicazioni richiedono infatti competenze complementari: costruzione e valutazione dei modelli, gestione dei dati, integrazione con l'interfaccia, definizione degli obiettivi di prodotto e produzione delle rappresentazioni visive.

La presenza di team specializzati costituisce un indicatore della capacità tecnica e organizzativa disponibile, ma non consente di quantificare le risorse effettivamente assegnate alle singole iniziative né di stabilire se tali risorse siano sempre risultate adeguate.

La collaborazione tra le funzioni rappresenta una condizione particolarmente rilevante. Netflix dichiara di non concentrare la ricerca in un'unica unità separata, ma di distribuirla tra diversi team che collaborano con le aree aziendali, i gruppi di ingegneria e altri ricercatori. Le conoscenze sviluppate vengono condivise attraverso occasioni di discussione e confronto, con l'obiettivo di rafforzare l'impatto delle attività di ricerca e di individuare nuove direzioni di sviluppo.

Questa configurazione appare compatibile con il trasferimento delle soluzioni dai contesti sperimentali alle applicazioni operative. Le fonti pubbliche non consentono, tuttavia, di osservare direttamente la qualità della collaborazione, gli eventuali conflitti tra le funzioni o i meccanismi con cui vengono risolti gli accordi (Netflix Research, s.d.a.).

La cultura della sperimentazione è visibile nel corpus. Le fonti tecniche mostrano che nuove configurazioni e funzionalità vengono valutate tramite analisi offline, test controllati e confronti tra diverse versioni. Le evidenze raccolte possono confermare le ipotesi iniziali, ma anche condurre alla revisione dei modelli e delle scelte progettuali. La sperimentazione non appare quindi limitata all'ingresso della tecnologia, ma accompagna anche applicazioni già integrate. Ciò costituisce un riscontro documentale più diretto rispetto alle dichiarazioni generali sulla cultura organizzativa, poiché è osservabile nelle procedure metodologiche descritte nei contributi tecnici (Chandrashekar et al., 2017; Netflix Research, s.d.a.).

Questa impostazione risulta coerente con i principi dichiarati nel Culture Memo di Netflix, che attribuisce importanza all'autonomia, alla circolazione delle informazioni, al confronto tra opinioni diverse e all'apprendimento derivante dalle decisioni precedenti. Il documento descrive un modello basato sulla fornitura del contesto necessario ai dipendenti, più che sul controllo dettagliato delle attività, e sull'attribuzione delle decisioni rilevanti a un responsabile identificato.

Il Culture Memo esprime valori e comportamenti attesi e deve essere trattato come fonte normativa e autorappresentativa. Non dimostra che tali principi siano stati applicati uniformemente alle iniziative analizzate né consente di valutare le esperienze effettive dei dipendenti (Netflix, s.d. -e).

La progressiva centralizzazione dell'apprendimento delle preferenze, attraverso il modello fondazionale, comporta inoltre una possibile ridefinizione dei processi di sviluppo. In precedenza, modelli specializzati venivano sviluppati e mantenuti separatamente, nonostante utilizzassero le stesse fonti di dati. Questa frammentazione rendeva costoso il mantenimento dei sistemi e difficile il trasferimento delle innovazioni. La costruzione di rappresentazioni condivise consente invece alle diverse applicazioni di riutilizzare conoscenze, componenti e risorse computazionali, riducendo, almeno potenzialmente, la duplicazione delle attività (Hsiao et al., 2025).

Le fonti documentano la finalità di ridurre la frammentazione tecnica. Gli effetti sulla produttività dei team, sui tempi di sviluppo, sui costi, sulle responsabilità e sul coordinamento organizzativo non risultano tuttavia quantificati e devono essere considerati benefici attesi, non risultati già dimostrati (Hsiao et al., 2025).

Le fonti consentono quindi di individuare:

- obiettivi strategici coerenti;
- competenze specialistiche;
- collaborazione interdisciplinare dichiarata;
- ricorso sistematico alla sperimentazione;
- tentativi di coordinamento tra le infrastrutture e le applicazioni.

Risultano invece meno documentati:

- il coinvolgimento diretto della leadership nelle singole iniziative;
- l'ammontare delle risorse assegnate;
- le attività di formazione;
- le procedure formali di gestione degli errori;
- la precisa distribuzione dei ruoli decisionali;
- i conflitti e i progetti non riusciti.

Nel complesso, le evidenze documentali sono coerenti con una configurazione organizzativa capace di collegare competenze tecniche, di prodotto e creative e di utilizzare la sperimentazione come pratica ricorrente.

Il caso, tuttavia, non consente di isolare l'effetto causale di tali condizioni.

Mostra soprattutto che la disponibilità della tecnologia non esaurisce il processo di integrazione, che richiede il coordinamento tra modelli, dati, team, obiettivi e meccanismi decisionali.

#### **4.3. Livello individuale**

L'analisi del livello individuale presenta maggiori limitazioni rispetto a quelle dei livelli tecnologico e organizzativo. Le fonti pubbliche disponibili sono prevalentemente dedicate alle caratteristiche tecniche delle applicazioni, alla sperimentazione e alla rappresentazione generale della cultura aziendale. Offrono, invece, poche informazioni sulle percezioni dei manager, dei professionisti del marketing e degli altri dipendenti coinvolti. Non è quindi possibile ricostruire direttamente:

- l'utilità o la facilità d'uso percepite;
- la fiducia nei sistemi;
- la self-efficacy nell'utilizzo o nella verifica degli output;
- la resistenza al cambiamento;
- la percezione dei rischi;
- gli effetti sul carico di lavoro;
- l'autonomia e l'identità professionale.

Le evidenze disponibili consentono tuttavia di individuare alcune competenze

richieste agli attori coinvolti. Lo sviluppo e l'integrazione delle applicazioni presuppongono conoscenze di machine learning, data science, ingegneria e sperimentazione, affiancate da capacità relative al prodotto, alla progettazione dell'esperienza e alla comunicazione visiva. Nel caso della personalizzazione delle immagini, ad esempio, la produzione delle alternative visive richiede competenze creative, mentre la loro selezione personalizzata dipende dalla configurazione e dalla valutazione di modelli algoritmici. Ciò evidenzia una complementarità funzionale tra le competenze, ma non consente di osservare direttamente come i professionisti vivano tale collaborazione né se la considerino utile, sostenibile o minacciosa (Chandrashekar et al., 2017).

L'evoluzione verso modelli condivisi può modificare le attività dei professionisti. I team responsabili delle applicazioni possono utilizzare rappresentazioni generate dal modello fondazionale, integrarle nei sistemi esistenti o adattarle a esigenze specifiche. Ciò può ridurre la necessità di sviluppare ogni modello interamente da zero, ma richiede la capacità di selezionare le componenti appropriate, interpretarne i risultati e verificarne la compatibilità con l'applicazione finale. Questa conclusione deriva dalle modalità tecniche descritte nelle fonti e non da una rilevazione delle esperienze dei lavoratori. Non è quindi possibile stabilire se la nuova architettura abbia ridotto il carico, aumentato l'autonomia o generato ulteriori compiti di controllo e coordinamento (Hsiao et al., 2025).

La cultura aziendale dichiarata da Netflix attribuisce rilievo all'autonomia, al giudizio individuale, alla curiosità, alla disponibilità a sperimentare e alla capacità di apprendere dagli errori. Il principio del "context, not control" mira a fornire alle persone le informazioni necessarie per prendere decisioni nel proprio ambito di responsabilità. Tale documento offre un quadro interpretativo dei comportamenti attesi, ma non misura le percezioni effettive. Non consente quindi di concludere che i dipendenti considerino le applicazioni utili, affidabili o facili da utilizzare, né che dispongano delle risorse necessarie per esercitare concretamente l'autonomia dichiarata (Netflix, 2024).

La presenza di team altamente specializzati dimostra che l'organizzazione dispone

di competenze avanzate in alcuni nuclei professionali. Non consente, tuttavia, di generalizzare tali competenze all'intera popolazione aziendale né di valutare il livello di AI literacy dei manager e dei professionisti che utilizzano indirettamente gli output.

Nel complesso, il livello individuale risulta solo parzialmente documentabile. Le evidenze consentono di identificare le competenze specialistiche e le forme di complementarità tra professionalità diverse, ma non consentono di ricostruire direttamente percezioni, atteggiamenti o comportamenti individuali.

Il caso non conferma, quindi, empiricamente le relazioni proposte dai modelli di accettazione tecnologica. Evidenzia, piuttosto, un limite dell'analisi documentale e mostra che la Proposizione 2, relativa al rapporto tra supporto, formazione, accettazione e utilizzo continuativo, non può essere valutata in modo adeguato attraverso le fonti disponibili.

#### **4.4. Livello ambientale**

L'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing di Netflix si colloca in un contesto ambientale caratterizzato da pressione competitiva, evoluzione tecnologica, aspettative di personalizzazione da parte degli utenti, relazioni con piattaforme e partner e progressivo rafforzamento del quadro regolatorio relativo ai dati personali e ai sistemi di AI.

La pressione competitiva costituisce una dimensione particolarmente visibile nella rappresentazione aziendale. Netflix non considera concorrenti soltanto le altre piattaforme di streaming, ma l'insieme delle attività in grado di occupare il tempo libero e l'attenzione delle persone, tra cui la televisione, i videogiochi, i social media e le piattaforme di contenuti digitali. In questo contesto, la personalizzazione e la capacità di facilitare la scoperta dei contenuti vengono presentate come strumenti per differenziare l'esperienza. Il corpus è compatibile con l'ipotesi che la competizione incentivi l'innovazione, ma non consente di stabilire in quale misura abbia causato l'introduzione di ciascuna applicazione o se soluzioni analoghe sarebbero state sviluppate anche in assenza della medesima

pressione (Netflix, s.d.-c).

Anche le aspettative attribuite agli utenti orientano la comunicazione sulle applicazioni. La revisione dell'interfaccia presentata nel 2025 e la sperimentazione della ricerca conversazionale vengono descritte da Netflix come risposte alle esigenze di rendere l'esperienza più semplice, immediata e flessibile. Tali indicazioni rappresentano esigenze che l'impresa dichiara di voler soddisfare e non misurazioni indipendenti delle aspettative, della soddisfazione o delle preferenze degli utenti (Netflix, 2025).

L'evoluzione del settore tecnologico ha ampliato le soluzioni disponibili. Il passaggio da numerosi modelli specializzati a modelli fondazionali riutilizzabili richiama sviluppi più generali nel campo delle architetture di machine learning e dei modelli linguistici di grandi dimensioni.

L'adozione da parte di Netflix di alcuni principi associati a tali sviluppi rappresenta un adattamento specifico al proprio sistema di raccomandazione. Non implica che le architetture fondazionali siano necessariamente superiori in ogni impresa o applicazione (Hsiao et al., 2025; Netflix, 2025).

L'ecosistema di piattaforme e partner rappresenta un'altra condizione rilevante. Netflix collabora con produttori di dispositivi elettronici e console, operatori televisivi e mobili, fornitori di accesso a Internet e produttori di dispositivi di streaming. Tali collaborazioni possono facilitare la scoperta, l'attivazione, l'accesso e il pagamento del servizio, ampliando i touchpoint attraverso cui si sviluppa la relazione con il cliente. Allo stesso tempo, la presenza su dispositivi e piattaforme differenti richiede che l'interfaccia, la ricerca e le raccomandazioni siano compatibili con caratteristiche tecniche e modalità d'uso eterogenee (Netflix, s.d.-c). Le fonti non consentono, invece, di valutare eventuali asimmetrie contrattuali, i costi di sostituzione o le dipendenze dagli aggiornamenti di specifici partner. Il vendor lock-in rimane quindi una dimensione non documentata, non un rischio effettivamente accertato.

Un ulteriore fattore ambientale è rappresentato dalla normativa sulla protezione dei dati personali. Il Regolamento generale sulla protezione dei dati disciplina il

trattamento delle informazioni personali nell'Unione europea e riconosce agli interessati diritti di accesso, rettifica, cancellazione, opposizione e limitazione del trattamento. Tali vincoli assumono rilevanza per le applicazioni basate sulla raccolta e sull'elaborazione delle interazioni degli utenti (Unione europea, 2016; Netflix, s.d.-b).

Il quadro normativo è stato ulteriormente ampliato dal Regolamento europeo sull'Intelligenza Artificiale, che introduce regole armonizzate e un approccio differenziato in base alle caratteristiche e al livello di rischio dei sistemi. Le fonti non consentono tuttavia di classificare con certezza le singole applicazioni di Netflix né di ricostruire specifici adattamenti organizzativi introdotti in risposta al Regolamento. La normativa può quindi essere considerata una condizione potenzialmente rilevante per la trasparenza, la gestione del rischio e la governance, senza attribuirle effetti organizzativi non documentati (Unione europea, 2016, 2024).

Nel complesso, il corpus rende visibili:

- un contesto competitivo intenso;
- aspettative di semplicità e personalizzazione attribuire agli utenti;
- rapida evoluzione delle architetture disponibili;
- relazioni con piattaforme o partner;
- vincoli normativi in materia di dati e di sistemi di AI.

Non consente però di stimare il peso causale di ciascuna condizione. Il livello ambientale mostra soprattutto che le applicazioni sono inserite in un ecosistema di utenti, concorrenti, tecnologie, istruzioni e partner che orienta le possibilità di sviluppo senza determinarne automaticamente gli esiti.

**Tabella 10.** Sintesi dell'analisi multilivello del caso Netflix

| <b>Livello</b> | <b>Condizioni documentate</b>                                                                                      | <b>Criticità o tensioni documentate</b>                                                                | <b>Dimensioni non sufficientemente documentate</b>                                       |
|----------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------|
| Tecnologico    | Dati comportamentali e contestuali; infrastrutture scalabili; monitoraggio; rappresentazioni condivise             | Cold start; latenza; frammentazione dei modelli; presentation bias; compatibilità tra rappresentazioni | Accessi interni ai dati; audit; portabilità; dipendenza da provider                      |
| Organizzativo  | Team specialistici; collaborazione tra funzioni; sperimentazione; allineamento dichiarato con la personalizzazione | Coordinamento tra modelli e applicazioni; possibile centralizzazione delle dipendenze                  | Budget; formazione; ruolo diretto della leadership; responsabilità ed escalation formali |
| Individuale    | Presenza di competenze tecniche, analitiche, di prodotto e creative                                                | Possibile ridefinizione dei compiti, inferita dalle architetture                                       | Utilità percepita; fiducia; self-efficacy; resistenza; carico di lavoro; autonomia       |
| Ambientale     | Competizione per l'attenzione; ecosistema di dispositivi e partner; GDPR; AI Act; evoluzione tecnologica           | Compatibilità tra piattaforme; accesso differenziato alle funzionalità                                 | Peso causale delle pressioni; rapporti contrattuali; dipendenza da specifici provider    |

Fonte: elaborazione dell'autore.

Nota. "Non documentato" non significa assente, ma non ricostruibile dalle fonti pubbliche selezionate.

#### **4.5. Collaborazione umano-AI, decision rights, responsabilità e governance**

Nelle applicazioni analizzate, l'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing di Netflix si traduce in una ripartizione delle attività tra sistemi algoritmici e diverse professionalità. I sistemi elaborano dati, classificano le alternative e producono ordinamenti, selezioni o suggerimenti personalizzati; le persone definiscono invece gli obiettivi, progettano l'esperienza, selezionano e preparano dati, sviluppano e configurano i modelli, producono gli elementi creativi e valutano le prestazioni.

Il corpus non consente di valutare l'effetto complessivo dell'AI sull'occupazione o sul numero di persone impiegate. Permette invece di ricostruire in che modo i compiti specifici siano distribuiti nelle applicazioni considerate.

La configurazione varia in funzione dell'applicazione:

- nei sistemi di raccomandazione prevale l'automazione della selezione e dell'ordinamento dei titoli;
- nella personalizzazione delle immagini il sistema seleziona tra alternative prodotte e controllate da professionalità creative;
- nella ricerca conversazionale l'AI interpreta la richiesta dell'utente e genera suggerimenti all'interno di una funzionalità ancora sperimentale;
- nei cicli di valutazione, professionisti e sistemi interagiscono attraverso analisi, sperimentazioni e revisioni successive.

La decisione di visualizzare o ignorare un contenuto spetta all'utente. Questa possibilità rappresenta autonomia nella scelta di consumo, ma non una forma di supervisione del sistema: l'utente non controlla la qualità dei dati, la configurazione del modello o la correttezza del ranking.

Le decisioni relative alla progettazione, all'estensione, alla modifica e all'eventuale sospensione delle applicazioni rimangono invece riconducibili all'organizzazione, anche quando le fonti non consentono di identificare i responsabili formali.

#### **4.6. Divisione del lavoro e decision rights**

La definizione degli obiettivi delle applicazioni è affidata ai team di prodotto e alle funzioni aziendali, che individuano il problema da affrontare, come facilitare la scoperta dei contenuti, ridurre lo sforzo di ricerca o rendere più pertinente la presentazione dei titoli. I sistemi di AI non definiscono autonomamente tali finalità, ma ottimizzano indicatori e attività definiti durante la progettazione.

Le fonti pubbliche non consentono, tuttavia, di identificare, per ciascuna applicazione, la persona o l'organo che approva formalmente l'obiettivo. È quindi possibile ricostruire una distribuzione funzionale, ma non una struttura ufficiale

dei decision rights.

La preparazione dei dati e la configurazione tecnica sono prevalentemente attribuibili ai team di machine learning, di data science e di ingegneria. Tali professionalità selezionano gli eventi rilevanti, costruiscono le rappresentazioni degli utenti e dei contenuti, addestrano i modelli e ne curano l'integrazione nelle diverse aree del servizio. I team di prodotto contribuiscono invece a collegare gli output tecnici alle caratteristiche dell'interfaccia e agli obiettivi dell'esperienza offerta.

La produzione degli output presenta un elevato grado di automazione. I sistemi di raccomandazione selezionano e ordinano titoli e righe della homepage; gli algoritmi di personalizzazione individuano l'immagine da mostrare tra quelle disponibili; i sistemi di ricerca classificano i contenuti in base alla richiesta e alle preferenze rilevate. È quindi più preciso affermare che il sistema produce automaticamente un ordinamento, una selezione o un suggerimento secondo criteri incorporati nel modello, anziché sostenere genericamente che "l'AI prende la decisione" (Netflix, s.d.-a; Chandrashekar et al., 2017).

La personalizzazione delle immagini evidenzia una collaborazione tra attività creative e selezione algoritmica. Artisti e designer producono alternative visive che devono essere informative e rappresentative del contenuto, mentre il sistema seleziona l'immagine ritenuta più pertinente per un profilo specifico. Le successive interazioni degli utenti generano nuovi dati, che vengono utilizzati per aggiornare il modello e orientare ulteriori sperimentazioni.

Una collaborazione iterativa emerge anche nella valutazione delle applicazioni. I team formulano ipotesi, sviluppano nuove configurazioni e confrontano i risultati tramite valutazioni offline e test controllati. Gli output prodotti dai sistemi e i comportamenti osservati vengono interpretati dai professionisti, che possono modificare i modelli, i dati utilizzati o la configurazione dell'interfaccia.

La cultura aziendale di Netflix prevede, in termini generali, l'attribuzione delle decisioni rilevanti a un "informed captain", chiamato a raccogliere opinioni e ad assumere la decisione finale. Il principio del "context, not control" attribuisce ai

team autonomia operativa. Questi principi aiutano a interpretare il modello organizzativo dichiarato, ma non dimostrano chi abbia ricoperto il ruolo di informed captain nelle iniziative analizzate, quali alternative siano state considerate o come sia stata formalmente documentata la decisione (Netflix, 2024).

La supervisione umana non consiste nell'approvazione manuale di ogni raccomandazione mostrata. Considerata la scala del servizio, il controllo si colloca soprattutto:

- a monte, nella definizione di obiettivi, dati, criteri e alternative;
- durante lo sviluppo, nella sperimentazione e nella verifica;
- a valle, nel monitoraggio aggregato, nella revisione e nella decisione di estendere, modificare o sospendere una funzionalità.

Questa configurazione rappresenta una supervisione a livello di sistema. La sua effettiva significatività dipende dalla disponibilità di informazioni, tempo, autorità e procedure di intervento, aspetti che le fonti pubbliche documentano solo parzialmente.

**Tabella 11. Distribuzione funzionale delle attività tra sistemi e attori organizzativi**

| <b>Attività</b>                           | <b>Ruolo del sistema di AI</b>                    | <b>Ruolo umano e organizzativo documentabile</b>                                                         | <b>Stato dell'evidenza</b>                                          |
|-------------------------------------------|---------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------|
| Definizione del problema e dell'obiettivo | Non definisce autonomamente la finalità           | Prodotto e funzioni aziendali traducono esigenze del servizio in obiettivi                               | Funzione generale documentata; approvazione formale non documentata |
| Preparazione dei dati                     | Elabora i dati configurati                        | Data science e ingegneria selezionano, preparano e integrano i segnali; prodotto ne valuta la pertinenza | Parzialmente documentata                                            |
| Produzione dell'output                    | Genera ranking, selezioni e suggerimenti          | I team definiscono contesto, alternative e criteri                                                       | Documentata                                                         |
| Valutazione                               | Produce metriche e segnali                        | I team conducono analisi offline, test A/B e interpretano gli esiti                                      | Documentata prevalentemente da fonti interne                        |
| Estensione o modifica                     | Non assume la decisione organizzativa             | L'organizzazione decide se estendere, modificare o sospendere                                            | Decisione generale inferibile; responsabile formale non documentato |
| Scelta di consumo                         | Configura l'insieme e l'ordine delle alternative  | L'utente seleziona o ignora il contenuto                                                                 | Documentata                                                         |
| Monitoraggio                              | Registra segnali e prestazioni                    | I team analizzano modelli, dati, infrastrutture ed esperienza                                            | Parzialmente documentata                                            |
| Gestione degli errori                     | Può segnalare anomalie secondo regole configurate | I team intervengono tecnicamente e modificano il sistema                                                 | Intervento tecnico parziale; escalation formale non documentata     |

Nota. La tabella rappresenta una ricostruzione analitica basata sulle fonti pubbliche e non una matrice RACI ufficialmente adottata da Netflix.

#### **4.7. Controllo, escalation e responsabilità**

Il controllo delle applicazioni si fonda principalmente sulla valutazione preventiva, sulla sperimentazione e sul monitoraggio successivo al rilascio. Nel caso della personalizzazione delle immagini, Netflix ha documentato l'utilizzo di valutazioni

offline e di test A/B per confrontare i nuovi modelli con le configurazioni già operative.

Secondo la fonte aziendale, solo le soluzioni che mostravano risultati favorevoli venivano prese in considerazione per una diffusione più ampia. Il superamento di un test non dimostra, tuttavia, che la soluzione sia priva di criticità in altri periodi, mercati o gruppi di utenti (Chandrashekar et al., 2017).

Il monitoraggio continua anche dopo l'integrazione. Le interazioni degli utenti consentono di osservare avvii, completamenti, valutazioni e altre forme di coinvolgimento, alimentando l'aggiornamento dei sistemi. Tali dati devono essere interpretati con cautela, poiché i comportamenti osservati possono essere almeno in parte influenzati dalle precedenti selezioni algoritmiche (Netflix, s.d.-a; Hsiao et al., 2025).

Nelle funzionalità ancora sperimentali il controllo assume una forma più circoscritta. La ricerca conversazionale è stata resa disponibile in versione beta volontaria a un gruppo limitato di utenti, ai quali è richiesto di esprimere un giudizio sull'utilità dei risultati. La limitazione iniziale dell'accesso può ridurre l'esposizione complessiva a eventuali errori e consentire di raccogliere feedback prima di un'eventuale estensione del servizio (Netflix, 2025). Le fonti non riportano tuttavia criteri completi di successo, soglie di accettazione o risultati quantitativi della beta.

La validazione degli output non implica che ogni raccomandazione venga controllata singolarmente da un operatore. I team valutano prevalentemente le prestazioni aggregate dei modelli e il comportamento delle diverse versioni. La responsabilità organizzativa riguarda, pertanto, la definizione degli obiettivi, la selezione dei dati, la configurazione dei sistemi e la decisione di adottare o modificare una determinata soluzione. La possibilità dell'utente di scegliere il contenuto non trasferisce al cliente la responsabilità della configurazione del sistema né delle conseguenze della personalizzazione.

Le fonti consultate non descrivono in modo sufficiente le procedure formali adottate quando un output risulta inappropriato, impreciso o potenzialmente

dannoso. Non sono inoltre disponibili informazioni dettagliate sugli audit interni, sulla documentazione delle singole decisioni algoritmiche, sui tempi di intervento, sui livelli di escalation, sui soggetti autorizzati a sospendere un sistema, o sulle modalità di gestione dei reclami associati agli output.

Il principio dell'informed captain indica, sul piano valoriale, che le decisioni rilevanti debbano essere attribuite a una persona identificabile. Tuttavia, non è possibile stabilire, sulla base dei documenti pubblici, chi mantenga formalmente la responsabilità per ciascun modello, applicazione o incidente.

Nel complesso, risultano documentati i processi di valutazione, sperimentazione e monitoraggio, mentre i meccanismi formali di escalation, di audit e di attribuzione della responsabilità sono meno trasparenti. Questa asimmetria non dimostra l'assenza di tali procedure, ma delimita ciò che può essere concluso sulla governance effettiva.

#### **4.8. Governance dei dati, degli output e dei fornitori**

La governance delle applicazioni riguarda innanzitutto i dati utilizzati per rappresentare le preferenze degli utenti. Netflix raccoglie informazioni sulle interazioni con il servizio, sulla fruizione dei contenuti, sulle valutazioni e sui dispositivi utilizzati. Nell'Unione europea, gli utenti possono esercitare diritti di accesso, rettifica, cancellazione, opposizione e limitazione del trattamento (Netflix, s.d.-b).

Questi strumenti documentano alcuni aspetti della governance esterna dei dati, ossia le informazioni e i diritti messi a disposizione dell'utente. Non consentono, invece, di ricostruire la governance interna, comprendere le autorizzazioni, la segregazione dei ruoli, i registri degli accessi, gli audit e le responsabilità operative (Netflix, s.d.-b).

La governance degli output riguarda i criteri con cui le raccomandazioni, le immagini e i risultati di ricerca vengono progettati e controllati. Netflix fornisce agli utenti una descrizione generale dei principali fattori utilizzati nelle raccomandazioni, ma non pubblica le regole complete, i pesi attribuiti ai segnali o

le motivazioni specifiche di ciascun ordinamento. La trasparenza disponibile è pertanto prevalentemente sistemica e generale, non locale né riferita alla singola raccomandazione (Netflix, s.d.-a).

Nel caso delle immagini personalizzate, la governance riguarda anche la produzione creativa e, potenzialmente, la proprietà intellettuale. Gli artisti e i designer producono alternative che vengono successivamente selezionate dal sistema. Le fonti non chiariscono però: le procedure formali con cui le immagini vengono approvate, escluse o modificate; i criteri di esclusione delle immagini; la gestione dei diritti e delle licenze; la distribuzione delle responsabilità tra prodotto, design e gestione dei contenuti (Chandrashekar et al., 2017). Non risultano documentate controversie o violazioni specifiche; la proprietà intellettuale rappresenta pertanto un'area di governance rilevante ma non empiricamente valutabile attraverso il corpus.

La gestione dei bias è una dimensione ampiamente documentata. I sistemi apprendono dalle interazioni influenzate dalle precedenti scelte di presentazione. Netflix riconosce tale problema, facendo riferimento al *presentation bias*, e utilizza sperimentazioni controllate e forme di randomizzazione. Questi strumenti consentono di analizzare alcune distorsioni nella stima delle preferenze, ma non dimostrano l'eliminazione di ogni disparità tra contenuti, mercati o categorie di utenti (Chandrashekar et al., 2017; Hsiao et al., 2025).

Per quanto riguarda i fornitori e le piattaforme, Netflix opera su dispositivi, sistemi operativi e canali distributivi diversi. Tale eterogeneità può condizionare la configurazione delle interfacce e delle funzionalità, come mostra la disponibilità iniziale della ricerca conversazionale limitata a determinati dispositivi. Le fonti non identificano tuttavia in modo sistematico i provider esterni coinvolti nello sviluppo o nell'esecuzione dei modelli, né consentono di valutare i costi di sostituzione, la portabilità o le forme di *vendor lock-in* (Netflix, 2025).

Il modello fondazionale può inoltre generare nuove dipendenze interne. Le applicazioni che riutilizzano rappresentazioni condivise beneficiano di una maggiore integrazione, ma diventano più sensibili agli aggiornamenti

dell'infrastruttura condivisa.

**Tabella 12.** Grado di documentabilità delle dimensioni di governance

| <b>Dimensione</b>                                | <b>Evidenza disponibile</b>                                              | <b>Valutazione</b>                     |
|--------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------|
| Diritti degli utenti sui dati                    | Informative e strumenti relativi ad accesso, cancellazione e opposizione | Documentata a livello generale         |
| Accessi interni e autorizzazioni                 | Informazioni non sufficienti                                             | Non documentata                        |
| Audit di dati e modelli                          | Informazioni non sufficienti                                             | Non documentata                        |
| Criteri generali del recommender system          | Descrizione sintetica dei fattori utilizzati                             | Parzialmente documentata               |
| Spiegazione del singolo output                   | Pesi e motivazioni puntuali non disponibili                              | Non documentata                        |
| Valutazione dei bias di presentazione            | Test, esplorazione controllata e randomizzazione                         | Parzialmente documentata               |
| Approvazione creativa e proprietà intellettuale  | Ruolo generale di artisti e designer                                     | Procedure formali non documentate      |
| Responsabilità ed escalation                     | Principio generale dell'informed captain                                 | Applicazione specifica non documentata |
| Provider esterni e portabilità                   | Presenza su piattaforme differenti                                       | Rapporti e dipendenze non documentati  |
| Dipendenza dall'infrastruttura interna condivisa | Necessità di stabilizzare le rappresentazioni                            | Criticità tecnica documentata          |

Fonte: elaborazione dell'autore sulla base di Netflix (s.d.-a; s.d.-b; s.d.-e; 2025), Netflix Research (s.d.), Chandrashekar et al. (2017) e Hsiao et al. (2025).

Netflix ha evidenziato la necessità di stabilizzare tali rappresentazioni tra i cicli di addestramento per evitare incompatibilità con le applicazioni collegate. La

centralizzazione può quindi ridurre la frammentazione e, contemporaneamente, aumentare l'impatto sistemico degli errori o delle modifiche apportate alla componente condivisa (Hsiao et al., 2025).

Nel complesso, gli aspetti osservabili della governance si fondano sulla combinazione di progettazione umana, produzione automatizzata degli output, sperimentazione e monitoraggio. Le fonti mostrano che l'AI opera entro obiettivi e infrastrutture definiti dall'organizzazione, ma non consentono di ricostruire completamente le responsabilità formali, le escalation, gli audit, gli accessi interni e i rapporti con i fornitori. Il caso rende quindi visibile la centralità della governance, ma anche i limiti di trasparenza propri di un'analisi basata su documenti pubblici.

#### **4.9. Benefici dichiarati, risultati documentati e criticità**

L'analisi degli esiti richiede di distinguere tra benefici dichiarati dall'impresa, evidenze supportate da una metodologia identificabile, vantaggi attesi e criticità. Tale distinzione è particolarmente rilevante nel caso di Netflix, poiché una parte significativa delle fonti è prodotta dall'organizzazione stessa e non rende pubblici tutti i dati necessari per verificare autonomamente gli effetti.

Le informazioni disponibili non consentono quindi di attribuire ogni variazione dell'engagement, della fidelizzazione o della soddisfazione degli utenti a una singola applicazione. I risultati vengono valutati in base alla tipologia della fonte, al metodo utilizzato, alla presenza di dati quantitativi, all'eventuale confronto con una configurazione alternativa, al carattere online o offline della valutazione, al grado di indipendenza rispetto all'impresa e a ciò che il risultato non consente di concludere. La classificazione utilizzata riprende le categorie introdotte nella Sezione 3.1.4 e non costituisce una valutazione assoluta della qualità scientifica, bensì uno strumento per mantenere distinti livelli di supporto documentale.

#### **4.9.1. Benefici dichiarati dall'impresa**

Secondo Netflix, la personalizzazione consente di ridurre lo sforzo necessario per esplorare un catalogo ampio e di presentare titoli più coerenti con le preferenze attribuite a ciascun utente. Il beneficio dichiarato riguarda la selezione dei contenuti, il loro ordinamento, la scelta delle immagini e l'organizzazione dei risultati di ricerca (Netflix, s.d.-a).

Gómez-Uribe e Hunt (2015) hanno riportato che il sistema di raccomandazione influenzava circa l'80% delle ore di visione sulla piattaforma e stimato che la personalizzazione e le raccomandazioni generassero un risparmio superiore a un miliardo di dollari all'anno, principalmente grazie a una riduzione del tasso di abbandono. Tali valori derivano da dati interni e da una stima formulata da autori legati all'impresa. Non costituiscono una corroborazione indipendente e, riferendosi alla configurazione di Netflix del 2015, non possono essere considerate misure attuali dell'impatto economico.

Per la personalizzazione delle immagini, Netflix sostiene che la selezione di rappresentazioni visive coerenti con gli interessi di ciascun utente possa aiutare ogni titolo a comunicare meglio gli elementi ritenuti rilevanti. L'impresa riferisce che l'applicazione è stata estesa dopo una sperimentazione favorevole, ma non rende pubblica l'ampiezza completa dell'effetto sui propri indicatori (Chandrashekar et al., 2017).

Il modello fondazionale per le raccomandazioni viene presentato come una soluzione in grado di centralizzare l'apprendimento delle preferenze, di facilitare il riutilizzo delle rappresentazioni e di ridurre la frammentazione dovuta alla presenza di numerosi sistemi specializzati. La trasferibilità delle innovazioni, la riduzione delle duplicazioni e la maggiore efficienza delle risorse rappresentano obiettivi architetturali plausibili, ma non equivalgono a riduzioni dei costi o ad aumenti della produttività già quantificati (Hsiao et al., 2025).

Nel 2025 Netflix ha inoltre presentato una nuova esperienza televisiva con raccomandazioni più reattive agli interessi del momento e una ricerca in linguaggio naturale basata sull'AI generativa. Secondo l'impresa, tali innovazioni dovrebbero

rendere la navigazione più semplice, intuitiva e flessibile. Al momento della comunicazione, tuttavia, la ricerca conversazionale era disponibile solo in una sperimentazione limitata e non erano riportati risultati quantitativi relativi a soddisfazione, utilizzo, engagement o fidelizzazione (Netflix, 2025).

Nel complesso, Netflix attribuisce alle applicazioni analizzate benefici relativi alla scoperta dei contenuti, alla pertinenza della comunicazione, all'engagement, alla fidelizzazione e all'efficienza dello sviluppo tecnologico. Queste affermazioni descrivono la logica e gli obiettivi dichiarati dall'impresa, non l'efficacia complessiva già dimostrata delle applicazioni.

#### **4.9.2. Risultati sostenuti da evidenze metodologicamente identificabili**

La personalizzazione delle immagini è una delle procedure di valutazione più chiaramente descritte nel corpus. Netflix ha inizialmente esaminato i modelli tramite valutazioni offline e, successivamente, ha confrontato una nuova configurazione con il sistema precedente in un test A/B su gruppi di utenti. L'impresa riferisce che il modello personalizzato ha prodotto un incremento significativo negli indicatori principali e che i risultati online sono stati ragionevolmente correlati a quelli osservati offline (Chandrashekar et al., 2017).

Il test A/B consente di attribuire con maggiore attendibilità le differenze osservate alla variazione sperimentata nel periodo e nella popolazione considerati. La fonte non pubblica, però, tutti i valori dell'incremento, gli intervalli di confidenza, la durata completa dell'esperimento né i risultati distinti per segmento. Il risultato è quindi sostenuto da una sperimentazione interna, ma non può essere né replicato né corroborato indipendentemente sulla base dei dati pubblicati.

Un'evidenza quantitativa più recente è fornita da Zielnicki et al. (2026), basata sulle scelte di circa due milioni di utenti e su un catalogo statunitense di circa sette mila contenuti. Gli autori hanno sviluppato un modello di scelta e impiegato una variazione sperimentale della visibilità delle raccomandazioni. Nelle simulazioni controfattuali, la sostituzione del sistema corrente con alternative diverse determinerebbe una riduzione stimata dell'engagement pari a -4%.

Il metodo è esplicito e utilizza un campione ampio, ma i valori principali sono stime controfattuali generate dal modello, non esiti osservati dopo la sostituzione completa del sistema di produzione. Inoltre, diversi autori risultano collegati a Netflix. Lo studio costituisce quindi un'evidenza scientifica rilevante, ma non indipendente.

Per la personalizzazione delle immagini mediante modelli linguistici, Nam et al. (2026) hanno riportato miglioramenti compresi tra il 3% e il 5% rispetto a un modello di riferimento. Il risultato riguarda una valutazione offline descritta in un preprint e non dimostra un aumento dell'engagement, della soddisfazione o della retention nell'ambiente operativo.

Gli esperimenti sul modello fondazionale mostrano miglioramenti in alcune prestazioni tecniche all'aumentare della quantità di dati e delle dimensioni del modello e documentano la possibilità di riutilizzare le rappresentazioni in più applicazioni. Le evidenze riguardano tuttavia soprattutto indicatori tecnici e non quantificano gli effetti sui costi organizzativi, sulla produttività dei team o sui risultati di marketing (Hsiao et al., 2025). Per la ricerca personalizzata tradizionale, le fonti descrivono l'integrazione tra corrispondenza testuale, raccomandazione e ordinamento, ma non riportano indicatori quantitativi sufficienti per stimare il miglioramento rispetto a sistemi alternativi. L'impiego operativo dimostra integrazione, non efficacia comparativa. Nel complesso, le evidenze con procedure metodologiche più facilmente identificabili nel corpus riguardano test controllati, valutazioni offline e simulazioni controfattuali. Esse sostengono miglioramenti tecnici e differenze nell'engagement nei confronti specifici, ma non consentono di attribuire alle singole applicazioni la crescita generale degli abbonati, dei ricavi o della redditività.

#### **4.9.3. Benefici attesi o non ancora verificati**

La centralizzazione dell'apprendimento delle preferenze attraverso il modello fondazionale dovrebbe ridurre i costi legati al mantenimento di numerosi modelli indipendenti e facilitare il trasferimento delle innovazioni. Le fonti documentano il

problema della frammentazione e descrivono le caratteristiche tecniche della nuova architettura, ma non riportano una quantificazione pubblica del risparmio economico, della riduzione dei tempi di sviluppo, dell'incremento della produttività dei team, dei costi aggiuntivi di coordinamento dell'infrastruttura condivisa. Tali effetti devono quindi essere considerati benefici attesi (Hsiao et al., 2025).

La capacità di incorporare storie di interazione più lunghe e di utilizzare metadati per i nuovi contenuti potrebbe migliorare la rappresentazione delle preferenze e ridurre il cold start. Gli esperimenti tecnici mostrano segnali favorevoli, ma non consentono di stabilire in che misura tali caratteristiche migliorino l'esperienza percepita dagli utenti o la loro permanenza sulla piattaforma (Hsiao et al., 2025).

La ricerca conversazionale dovrebbe consentire agli utenti di esprimere intenzioni complesse con frasi naturali. Al momento dell'introduzione, la funzionalità era però in versione beta, limitata a determinati utenti e dispositivi. In assenza di risultati pubblici relativi all'accuratezza, al tasso di utilizzo, alla soddisfazione e alla conversione della ricerca in visione, il beneficio rimane solo prospettato e non ancora verificato (Netflix, 2025).

Il miglioramento offline ottenuto dai modelli linguistici nella personalizzazione delle immagini suggerisce una possibile evoluzione futura del sistema. Non è tuttavia possibile stabilire se il vantaggio compensi i costi di calcolo, di integrazione e di monitoraggio, né se si mantenga nei diversi mercati e nell'ambiente di produzione (Nam et al., 2026).

Anche la possibilità di rendere le raccomandazioni più sensibili agli interessi del momento rappresenta un beneficio atteso. Le fonti non mostrano ancora se la maggiore reattività produca stabilmente una migliore esperienza o introduca oscillazioni meno costanti nella selezione dei contenuti (Netflix, 2025).

Scalabilità, riduzione dei costi, rapidità di sviluppo, migliore comprensione delle intenzioni e maggiore soddisfazione devono pertanto rimanere nella categoria dei benefici attesi finché non siano sostenuti da indicatori, confronti e condizioni di osservazione adeguatamente descritti.

#### **4.9.4. Rischi, tensioni e conseguenze non intenzionali**

La presente sezione distingue tra:

- criticità direttamente descritte nelle fonti, come cold start, latenza, frammentazione, presentation bias e accesso limitato alla beta;
- rischi teoricamente plausibili, come omogeneizzazione, riduzione dell'autonomia o aspettative distorte;
- dimensioni non valutabili, come specifiche violazioni della privacy, controversie sulla proprietà intellettuale o il vendor lock-in.

La presenza di un rischio nel framework non implica, quindi, che si sia concretamente verificato nel caso di Netflix.

Un primo gruppo di criticità riguarda i bias derivanti dai dati e dalle decisioni algoritmiche precedenti. Gli utenti possono interagire soltanto con i titoli e le immagini visibili; le nuove osservazioni riflettono in parte le scelte già effettuate dal sistema. Il presentation bias può generare un processo di autorafforzamento in cui i contenuti maggiormente visibili generano più interazioni e hanno una probabilità ancora maggiore di essere raccomandati. L'esplorazione controllata e la randomizzazione possono ridurre questa distorsione, ma non eliminarla completamente (Chandrashekar et al., 2017; Hsiao et al., 2025).

Una conseguenza potenziale è il rischio di omogeneizzazione dell'esperienza. La personalizzazione potrebbe concentrare la visibilità su contenuti coerenti con i comportamenti precedenti e ridurre la scoperta inattesa. Zielnicki et al. (2026) rilevano però che il sistema corrente produce una diversità maggiore rispetto ad alcuni sistemi alternativi. L'omogeneizzazione non può quindi essere considerata un esito generale osservato. Rimane necessario esaminare la distribuzione della varietà tra utenti, generi, mercati e contenuti.

L'omogeneizzazione non può quindi essere considerata un esito generale osservato. Rimane necessario esaminare la distribuzione della varietà tra utenti, generi, mercati e contenuti.

Privacy e trasparenza rappresentano una seconda area critica. Netflix descrive in

termini generali i dati utilizzati nelle raccomandazioni e riconosce agli utenti specifici diritti sui dati personali, ma non rende pubblici né i pesi attribuiti ai diversi segnali né le motivazioni puntuali di ciascuna raccomandazione.

Il corpus documenta una trasparenza generale, ma limitata al singolo output. Non documenta specifiche violazioni della normativa o utilizzi illeciti dei dati (Netflix, s.d.-a; Netflix, s.d.-b).

L'accuratezza degli output può variare in presenza di dati incompleti, preferenze mutevoli e richieste ambigue. La ricerca conversazionale comporta inoltre il rischio di interpretare erroneamente espressioni complesse o contestuali.

L'assenza di risultati quantitativi relativi alla beta è documentata; gli effetti sulla fiducia e sulla relazione con la piattaforma sono invece possibili conseguenze non ancora osservate (Netflix, 2025).

La personalizzazione delle immagini comporta una tensione tra la capacità di attirare l'attenzione, la rappresentatività e la riconoscibilità. Una rappresentazione potrebbe enfatizzare soltanto una componente marginale del contenuto e generare aspettative non pienamente coerenti con l'esperienza successiva. Inoltre, il cambiamento dell'immagine tra le sessioni potrebbe ridurre la riconoscibilità. Queste conseguenze sono plausibili, ma non direttamente misurabili. La dichiarazione aziendale di voler evitare il clickbait non dimostra l'assenza di rischio.

Ulteriori criticità riguardano le differenze nella qualità della personalizzazione e nell'accesso alle funzionalità. Nuovi utenti, profili condivisi e persone con poche interazioni forniscono segnali meno chiari e possono ricevere raccomandazioni meno pertinenti. Ulteriori differenze possono derivare dalla lingua, dal mercato, dal dispositivo e dalla disponibilità delle funzionalità. La ricerca conversazionale, ad esempio, è stata inizialmente distribuita soltanto in versione beta su una parte dei dispositivi mobili (Netflix, s.d.-a; Netflix, 2025).

Per quanto riguarda la proprietà intellettuale, le fonti non consentono di ricostruire le procedure adottate per verificare la titolarità, le licenze, l'approvazione e l'utilizzo secondario delle immagini e dei metadati nei processi di addestramento.

Non risultano documentate controversie specifiche; si tratta quindi di una dimensione rilevante per la governance futura, non di una violazione riscontrata. Gli effetti sui ruoli professionali sono analogamente non determinabili. Le rappresentazioni condivise e l'automazione della selezione possono ridurre alcune attività ripetitive, ma introducono nuove esigenze di configurazione, interpretazione, controllo e aggiornamento. Il corpus non consente di stabilire quale delle due prevalga tra il carico di lavoro e l'autonomia. Il rischio organizzativo riguarda soprattutto la possibilità di ridefinire i compiti senza un adeguato adeguamento delle competenze, delle risorse e delle responsabilità.

I costi di integrazione e di monitoraggio risultano più direttamente documentati. La moltiplicazione dei modelli specializzati ha reso più onerosa la manutenzione e più difficile il trasferimento delle innovazioni. Il modello fondazionale mira a ridurre tale frammentazione, ma richiede grandi quantità di dati, elevata capacità di calcolo, la stabilizzazione delle rappresentazioni e il coordinamento tra le applicazioni collegate. La centralizzazione può ridurre alcune duplicazioni potenziali e aumentare l'impatto degli errori o degli aggiornamenti sull'infrastruttura comune.

Infine, le fonti non consentono di valutare in modo completo la dipendenza dai provider esterni, i costi di sostituzione delle infrastrutture e la portabilità dei modelli. Il vendor lock-in deve pertanto essere classificato come non documentato. La Tabella X sintetizza la natura e la portata delle principali evidenze del caso Netflix.

**Tabella 13.** Natura e portata delle principali evidenze del caso Netflix

| <b>Affermazione o risultato</b>                                                          | <b>Fonte</b>                  | <b>Codice dell'evidenza</b> | <b>Che cosa sostiene</b>                                                | <b>Che cosa non dimostra</b>                                             |
|------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------|-----------------------------|-------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------|
| Le raccomandazioni influenzavano circa l'80% delle ore di visione                        | Gómez-Uribe & Hunt (2015)     | C                           | Elevata rilevanza del sistema nella configurazione del 2015             | Valore attuale; causalità indipendente; impatto economico                |
| Personalizzazione e raccomandazioni generavano oltre un miliardo di dollari di risparmio | Gómez-Uribe & Hunt (2015)     | B/C                         | Stima economica interna pubblicata                                      | Verifica indipendente; trasferibilità al periodo attuale                 |
| La personalizzazione delle immagini ha migliorato gli indicatori principali              | Chandrashekar et al. (2017)   | C                           | Esito favorevole di un test A/B interno                                 | Entità completa, durata e generalizzazione dell'effetto                  |
| Sistemi alternativi ridurrebbero l'engagement del 4%, 12% o 16%                          | Zielnicki et al. (2026)       | C                           | Valore stimato delle raccomandazioni rispetto ad alternative specifiche | Effetto osservato di una sostituzione completa; indipendenza dalla fonte |
| Il modello LLM migliora del 3–5%                                                         | Nam et al. (2026)             | C                           | Miglioramento offline rispetto al benchmark                             | Integrazione in produzione; engagement, soddisfazione o retention        |
| Maggiori dati e dimensioni migliorano alcune prestazioni del modello fondazionale        | Hsiao, F. & Lamkhede (2025)   | C                           | Relazione tecnica entro gli esperimenti descritti                       | Risultati economici o organizzativi                                      |
| Il modello fondazionale ridurrà costi e duplicazioni                                     | Hsiao, Feng & Lamkhede (2025) | A                           | Obiettivo e beneficio architetture atteso                               | Risparmio effettivamente misurato                                        |
| La ricerca conversazionale faciliterà la scoperta                                        | Netflix (2025)                | A                           | Razionale dichiarato della beta                                         | Accuratezza, utilizzo, soddisfazione e diffusione generale               |

## **CAPITOLO 5**

### **DISCUSSIONE DEL CASO ALLA LUCE DEL FRAMEWORK**

L'analisi documentale del caso Netflix consente di collegare le applicazioni dell'Intelligenza Artificiale alle condizioni che hanno accompagnato l'adozione e l'integrazione di tale tecnologia nei processi di marketing.

L'analisi indica che la personalizzazione non può essere descritta esclusivamente come una capacità tecnica dei modelli: il suo funzionamento è associato alla disponibilità dei dati, alle competenze, alla distribuzione delle attività, alla sperimentazione, ai meccanismi di controllo e al contesto competitivo e normativo.

Il caso non consente di validare empiricamente il framework concettuale presentato nel Capitolo 2. Esso offre, piuttosto, un'applicazione illustrativa attraverso cui esaminare la capacità di ordinare evidenze eterogenee e di rendere visibili le relazioni e le lacune documentali. Le conclusioni devono pertanto essere considerate contestuali e condizionate dalla natura secondaria delle fonti disponibili.

#### **5.1. Utilità analitica del framework**

Nell'ambito della presente analisi, il framework si è rivelato utile come griglia per organizzare e confrontare evidenze eterogenee. Ha consentito, innanzitutto, di collegare le applicazioni alle diverse attività del processo di marketing:

- i sistemi di raccomandazione intervengono nella selezione e nell'ordinamento dei contenuti;
- la personalizzazione delle immagini modifica la rappresentazione dell'offerta;
- la ricerca personalizzata consente di individuare i titoli più in linea con le preferenze e le intenzioni dell'utente;
- la ricerca conversazionale amplia, in via sperimentale, le modalità di espressione della richiesta (Netflix, s.d.-a; Chandrashekar et al., 2017; Lamkhede e Kofler, 2021; Netflix, 2025).

La dimensione processuale ha permesso di distinguere tra applicazioni routinizzate, componenti in integrazione progressiva e funzionalità sperimentali. Le fonti consentono di ricostruire le fasi di sperimentazione, implementazione, integrazione e revisione, sebbene

con livelli di dettaglio diversi. La personalizzazione delle immagini presenta un percorso relativamente documentato, che comprende valutazioni offline, test A/B ed estensione dell'utilizzo. I sistemi di raccomandazione risultano invece stabilmente integrati e soggetti a revisioni successive, mentre la ricerca conversazionale si colloca ancora in una fase sperimentale. Il caso rende quindi visibile come iniziative appartenenti alla stessa impresa possano trovarsi contemporaneamente in stadi diversi del processo di adozione (Chandrashekar et al., 2017; Hsiao et al., 2025; Netflix, 2025).

Il livello tecnologico ha consentito di interpretare il ruolo della disponibilità dei dati, della loro pertinenza, dell'integrazione tra i sistemi e delle capacità infrastrutturali. Le applicazioni analizzate dipendono dalla capacità di raccogliere e combinare segnali comportamentali, informazioni contestuali e caratteristiche dei contenuti. Allo stesso tempo, il caso evidenzia problemi legati al cold start, alla latenza, alla frammentazione dei modelli e al presentation bias. La tecnologia costituisce quindi una condizione necessaria, ma non sufficiente, per l'integrazione dell'AI (Hsiao et al., 2025).

Il livello organizzativo ha consentito di comprendere il ruolo delle competenze specialistiche, della collaborazione tra le funzioni e della cultura della sperimentazione. Lo sviluppo delle applicazioni richiede l'interazione tra data science, machine learning, ingegneria, prodotto, design e professionalità creative. La presenza di team specializzati e l'utilizzo sistematico di test permettono di trasformare i modelli in funzionalità integrate nell'esperienza dell'utente. Le fonti suggeriscono inoltre un'organizzazione orientata all'autonomia e alla responsabilità individuale, pur non consentendo di ricostruire nel dettaglio né il coinvolgimento della leadership né le attività di formazione collegate alle singole iniziative (Netflix Research, s.d.; Netflix, 2024).

Tra gli elementi del livello ambientale, risultano visibili la pressione competitiva, l'evoluzione dello streaming, le aspettative di personalizzazione e i vincoli normativi. Netflix opera in un contesto in cui la competizione non riguarda soltanto altre piattaforme audiovisive, ma l'insieme delle attività in grado di attrarre tempo e attenzione degli utenti. La personalizzazione assume pertanto anche una funzione di differenziazione dell'esperienza. Allo stesso tempo, l'utilizzo dei dati personali e l'adozione di nuove tecnologie devono essere valutati alla luce della normativa europea e delle relazioni con dispositivi, piattaforme e partner esterni (Netflix, s.d.-c; Unione europea, 2016; Unione europea, 2024).

**Tabella 14.** Lettura delle proposizioni attraverso il caso Netflix

| <b>Proposizione</b>                                                   | <b>Riscontro nel caso</b>                                                                                     | <b>Valutazione</b>                          |
|-----------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------|
| P1. Readiness tecnologica accompagnata da competenze e governance     | Dati, infrastrutture e competenze risultano collegati alle applicazioni; governance formale poco documentata  | Riscontro parziale                          |
| P2. Supporto e formazione favoriscono accettazione e uso continuativo | Competenze specialistiche visibili; formazione, fiducia, self-efficacy e accettazione non osservabili         | Non valutabile nella componente individuale |
| P3. Pressione competitiva e readiness interna                         | Competizione per l'attenzione e disponibilità di risorse specialistiche risultano entrambe visibili           | Riscontro illustrativo, non causale         |
| P4. Allineamento tra sistema, compito, dati e supervisione            | Le applicazioni differiscono per dati, output, autonomia e controllo                                          | Riscontro illustrativo relativamente ampio  |
| P5. Feedback, revisione e routinizzazione                             | Test, interazioni e monitoraggio alimentano revisioni tecniche; effetti sulla fiducia interna non osservabili | Riscontro parziale                          |

Note. La tabella non costituisce un test delle proposizioni. L'assenza di riscontro può dipendere dalla mancata documentabilità della dimensione.

Il livello individuale è risultato difficilmente osservabile. Questo non ne dimostra l'irrelevanza, ma evidenzia che un'analisi documentale pubblica non è sufficiente a esaminare l'utilità percepita, la fiducia, l'autoefficacia e la resistenza. Risultano inoltre poco trasparenti le procedure interne di escalation, gli audit, la distribuzione formale delle responsabilità e i rapporti con eventuali provider tecnologici esterni. Il livello individuale e alcune dimensioni della governance risultano pertanto più difficili da analizzare tramite documenti pubblici.

Nel complesso, il framework risulta utile perché consente di distinguere tra tecnologia e integrazione organizzativa; confrontare maturità diverse; collegare condizioni appartenenti a più livelli; ricostruire la divisione del lavoro; classificare la natura degli esiti e rendere esplicite le informazioni mancanti.

Tale capacità ordinatrice non costituisce una prova empirica o causale della validità delle relazioni rappresentate.

## 5.2. Interazioni tra livelli emerse nel caso

Il contributo principale della lettura multilivello riguarda l'interdipendenza tra le condizioni tecnologiche, organizzative, individuali e ambientali.

Una prima interazione riguarda la tecnologia e le competenze. La disponibilità di dati, infrastrutture e modelli avanzati può generare valore soltanto quando l'organizzazione dispone di professionalità in grado di selezionare i segnali pertinenti, configurare gli algoritmi, interpretare i risultati e collegarli agli obiettivi del servizio. Allo stesso tempo, le architetture più complesse generano nuove esigenze di adattamento, di monitoraggio e di valutazione. IL corpus è quindi coerente con una relazione reciproca: le competenze consentono di utilizzare le tecnologie, mentre l'evoluzione tecnologica riconfigura il fabbisogno di competenze (Hsiao et al., 2025). Non vengono però misurati direttamente l'apprendimento, lo sviluppo professionale né il carico di lavoro.

Una seconda relazione riguarda l'affidabilità tecnologica e quella operativa. I team possono incorporare stabilmente gli output nei processi soltanto quando i modelli producono prestazioni sufficientemente affidabili e verificabili. I test offline, le sperimentazioni controllate e il monitoraggio forniscono le informazioni necessarie per utilizzare e ampliare le applicazioni. Le fonti non rilevano la fiducia psicologica dei dipendenti. È quindi preferibile parlare di condizioni per l'affidamento organizzativo anziché di fiducia individuale effettivamente osservata (Chandrashekar et al., 2017).

L'interazione tra automazione e controllo umano emerge con particolare chiarezza. I sistemi producono automaticamente raccomandazioni, ordinamenti, selezioni di immagini e risultati di ricerca, ma gli obiettivi, i dati, le alternative disponibili e i criteri di valutazione sono definiti dall'organizzazione. Nelle applicazioni su larga scala, il controllo umano si concentra principalmente sulla configurazione, sulla sperimentazione e sul monitoraggio. Si tratta di una forma di controllo del sistema e non del singolo output. La sua efficacia dipende da procedure ed escalation che il corpus documenta solo in parte.

Un'ulteriore relazione riguarda la personalizzazione e la protezione dei dati. Rappresentazioni più dettagliate richiedono informazioni sulle interazioni, il che aumenta la rilevanza della trasparenza, degli accessi e delle finalità del trattamento. Il caso non documenta violazioni, ma mette in luce il trade-off tra la granularità della personalizzazione e i requisiti di governance. La competizione per l'attenzione è associata, nella rappresentazione aziendale, allo sviluppo di esperienze più immediate e

personalizzate. Netflix dispone di una scala, di dati e di team specializzati che rendono possibili sperimentazioni avanzate. Il caso è coerente con la Proposizione 3, secondo cui la pressione esterna produce effetti differenti in funzione della readiness interna. Non consente, tuttavia, un confronto controfattuale con imprese prive delle medesime risorse. Regolazione e governance costituiscono un'altra relazione teoricamente rilevante. Le norme richiedono anche l'adozione di pratiche interne relative all'accesso, alla sicurezza, alla trasparenza e alla gestione dei dati. Le fonti consentono di osservare i diritti riconosciuti agli utenti, ma non consentono di ricostruire integralmente gli adattamenti interni introdotti in risposta all'AI Act.

Non è quindi corretto affermare che il caso dimostri una trasformazione della governance causata dalla normativa; esso mostra soltanto che la regolazione rappresenta una condizione ambientale alla quale la governance deve rapportarsi.

La relazione tra i provider e la dipendenza tecnologica è ancora poco documentata. È invece più evidente una possibile dipendenza interna dall'infrastruttura fondazionale condivisa.

Nel complesso, il caso offre riscontri illustrativi dell'indipendenza tra livelli, ma non ne verifica causalmente le relazioni. Una tecnologia avanzata può rimanere sperimentale in assenza di affidabilità e di governance; competenze adeguate possono non essere sufficienti senza dati pertinenti e risorse; una forte pressione competitiva può accelerare l'adozione, ma anche aumentare i rischi di sovraaffidamento. Il valore del framework consiste quindi soprattutto nella capacità di rappresentare tali interdipendenze.

### **5.3. Elementi che integrano o precisano il framework**

Il caso di Netflix consente di mettere maggiormente in evidenza alcune caratteristiche del framework. La prima riguarda la natura non lineare del processo di adozione. Le fasi di valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione e routinizzazione non vanno interpretate come una sequenza rigida e irreversibile. Anche le applicazioni già integrate possono tornare alla sperimentazione quando vengono introdotti nuovi modelli, cambiano i dati disponibili o emergono nuove modalità di interazione.

L'evoluzione dei sistemi di raccomandazione illustra questo andamento. La raccomandazione personalizzata è una pratica consolidata, ma il passaggio a un modello fondazionale richiede nuove attività di sviluppo, verifica e adattamento. La

routinizzazione di una funzione non implica, quindi, la stabilità permanente della tecnologia impiegata.

Una seconda precisazione riguarda i cicli di feedback. Gli output del sistema influenzano ciò che viene mostrato agli utenti; l'esposizione e le interazioni degli utenti producono nuovi dati; i dati vengono utilizzati per aggiornare i modelli; i modelli generano nuove configurazioni dell'esperienza. Il processo assume pertanto una struttura ricorsiva, in cui il sistema non si limita a utilizzare dati preesistenti, ma contribuisce a generare le condizioni da cui derivano le osservazioni successive. Ciò rende essenziali la sperimentazione, l'esplorazione e il controllo dei processi di autorafforzamento.

Una terza precisazione riguarda la distinzione tra la maturità dell'applicazione e quella delle sue componenti. Un sistema di raccomandazione può essere stabilmente integrato nel servizio pur includendo modelli, rappresentazioni o funzionalità ancora sperimentali. La maturità non dovrebbe quindi essere attribuita in modo uniforme all'intera iniziativa, ma valutata separatamente per l'attività di marketing, l'architettura tecnologica e la configurazione organizzativa.

Il caso rende inoltre particolarmente visibile la funzione trasversale della governance. Privacy, controllo degli output, gestione dei bias, attribuzione delle responsabilità e rapporti con i fornitori collegano tra loro più livelli e accompagnano tutte le fasi. Tale risultato non introduce un nuovo livello del framework, ma rafforza l'opportunità di rappresentare la governance come dimensione trasversale già collocata istituzionalmente a livello organizzativo.

Un'ulteriore precisazione riguarda il ruolo dell'utente. Nel caso di Netflix, il cliente è il destinatario dell'output, la fonte dei dati e il produttore di feedback attraverso le interazioni. Questo ruolo non equivale, tuttavia, a una partecipazione consapevole alla governance o alla progettazione: l'influenza dell'utente è prevalentemente mediata dai segnali osservati e dai canali di feedback predisposti dall'impresa.

Le difficoltà riscontrate nell'analisi del livello individuale indicano, infine, la necessità di associare al framework un livello di documentabilità. La documentabilità non costituisce una componente del processo di adozione, bensì una proprietà metodologica della base empirica. Deve quindi essere rappresentata mediante codici, note o livelli di evidenza, senza trasformarla in un ulteriore livello teorico.

#### **5.4. Lezioni manageriali e trasferibilità**

Una prima lezione manageriale consiste nel partire da un problema organizzativo chiaramente identificato. Le applicazioni analizzate sono collegate a esigenze specifiche: facilitare la scoperta dei contenuti, rendere più pertinente la presentazione visiva e interpretare richieste di ricerca meno strutturate. La disponibilità di una tecnologia avanzata non dovrebbe quindi costituire, da sola, una giustificazione dell'adozione. Prima di selezionare l'AI occorre definire il problema, gli utilizzatori, l'output, le alternative e i criteri di valutazione.

Una seconda indicazione riguarda la readiness dei dati. Prima di introdurre un'applicazione, l'organizzazione deve verificare la disponibilità, la qualità, la pertinenza e la possibilità di integrazione delle informazioni. Una grande quantità di dati non elimina segnali ambigui, cold start o feedback influenzati dalle scelte precedenti del sistema. La privacy, la sicurezza e i diritti degli interessati devono essere considerati prima dell'integrazione, non soltanto dopo l'emergere di un problema.

Una terza lezione riguarda la collaborazione interdisciplinare. Le applicazioni analizzate combinano competenze tecniche, di marketing, di prodotto, di design e di produzione creativa. Il principio trasferibile non consiste nel replicare la struttura organizzativa di Netflix, ma nel creare collegamenti stabili tra chi conosce il problema di business, chi gestisce i dati, chi sviluppa la tecnologia e chi valuta le conseguenze per gli utenti e per l'organizzazione. La semplice acquisizione di una soluzione esterna non sostituisce la necessità di competenze interne in grado di valutarla e di governarla.

La quarta lezione riguarda la sperimentazione progressiva. Le applicazioni dovrebbero essere confrontate con configurazioni alternative e introdotte inizialmente in contesti circoscritti. Risultati offline, esiti di pilota e risultati in produzione devono essere distinti. La valutazione deve inoltre separare le metriche tecniche, gli effetti sul processo, il comportamento degli utenti e gli esiti economici. Un miglioramento in una sola dimensione non dimostra la creazione di valore complessivo.

Una quinta implicazione riguarda i decision rights e le responsabilità. Prima dell'estensione occorre stabilire: chi definisce gli obiettivi, chi seleziona i dati, chi configura il sistema, chi verifica le prestazioni, chi approva le modifiche, chi interviene in caso di errore e chi può sospendere l'applicazione. L'automazione dell'output non deve

comportare la dispersione della responsabilità.

La sesta lezione riguarda la centralizzazione. I componenti condivisi possono ridurre le duplicazioni e facilitare il riutilizzo, ma introducono dipendenze interne e aumentano il potenziale impatto degli errori. Occorre quindi valutare la stabilità, la compatibilità, la gestione degli aggiornamenti delle applicazioni collegate, la continuità e i costi di sostituzione. Anche i rapporti con i provider e le piattaforme richiedono attenzione alla portabilità, alla continuità e ai costi di sostituzione. La riduzione della frammentazione deve essere affiancata da controlli di governance adeguati.

La trasferibilità del caso rimane limitata. La frequenza delle interazioni, la quantità di dati, la natura interamente digitale del servizio e la possibilità di condurre test su larga scala non sono presenti in tutte le organizzazioni.

Le soluzioni specifiche adottate da Netflix non possono pertanto essere trasferite automaticamente a imprese con pochi clienti, processi offline o risorse limitate. In questi contesti potrebbero essere più appropriate applicazioni meno complesse, servizi esterni o configurazioni con maggiore supervisione professionale.

Possono invece essere trasferiti, con opportuni adattamenti, alcuni principi generali: collegare l'AI a un problema organizzativo; verificare la readiness e la legittimità dei dati; confrontare l'AI con alternative più semplici; sperimentare progressivamente; combinare competenze diverse; definire le responsabilità; distinguere gli esiti tecnici, organizzativi e di mercato; mantenere la possibilità di modificare o interrompere l'applicazione.

Nel complesso, la principale lezione non consiste nel replicare le applicazioni di Netflix, ma nel riconoscere che l'adozione sostenibile richiede il coordinamento continuo tra tecnologia, persone, processi, governance e condizioni ambientali.

## **5.5. Limiti e prospettive di ricerca futura**

Il presente lavoro evidenzia alcuni limiti che ne delimitano la portata e, al tempo stesso, indicano possibili direzioni di ricerca future. In primo luogo, il framework concettuale è stato elaborato attraverso una revisione narrativa strutturata, che ha consentito di integrare contributi provenienti da ambiti disciplinari differenti, ma non garantisce l'eshaustività e la piena replicabilità proprie di una revisione sistematica. L'eterogeneità degli studi considerati, relativi a tecnologie, settori, contesti e indicatori differenti, limita inoltre la possibilità di confrontare direttamente i risultati e di formulare conclusioni generalizzabili.

In secondo luogo, l'applicazione del framework al caso Netflix si basa esclusivamente su fonti documentali secondarie e non ha incluso interviste, questionari o osservazioni dirette; di conseguenza, non è stato possibile esaminare direttamente le percezioni degli utilizzatori, le attività di formazione, i processi decisionali interni, la distribuzione formale dei decision rights e le procedure di escalation. Una parte rilevante del corpus è inoltre costituita da documenti prodotti dall'impresa o da autori ad essa collegati, che possono privilegiare le iniziative riuscite e fornire informazioni limitate sui risultati negativi, sui progetti interrotti e sui costi organizzativi dell'integrazione. Il singolo caso, selezionato per il suo carattere informativo e per l'elevata maturità digitale dell'impresa, non è rappresentativo di organizzazioni dotate di minori risorse, dati e competenze; il framework non è stato pertanto validato empiricamente e i risultati devono essere interpretati come evidenze illustrative e contestuali. Anche la rapida evoluzione delle tecnologie generative, delle infrastrutture e del quadro regolatorio può rendere alcune conclusioni temporalmente circoscritte. Ricerche future potrebbero affrontare tali limiti attraverso revisioni sistematiche con protocolli espliciti e la valutazione della qualità degli studi, nonché mediante studi comparativi che includano imprese di dimensioni differenti, settori B2B e B2C, organizzazioni digitali e contesti con processi prevalentemente offline. Interviste, survey, osservazioni e disegni mixed-method permetterebbero di approfondire la fiducia, l'autoefficacia, la resistenza, lo sviluppo delle competenze, i cambiamenti nei ruoli e le responsabilità effettive. Studi longitudinali potrebbero seguire le applicazioni dalla valutazione iniziale alla sperimentazione, all'integrazione, alla routinizzazione e all'eventuale revisione o abbandono, verificando come i processi, le competenze, la governance e gli esiti evolvano nel tempo. Sarebbe infine opportuno sottoporre a verifica empirica le proposizioni del framework, dedicando particolare attenzione ai progetti falliti o ridimensionati, alla collaborazione uomo-AI, alla distribuzione delle responsabilità, alla dipendenza dai fornitori tecnologici e alle specifiche condizioni organizzative richieste dalla diffusione dei sistemi generativi.

## **5.6. Conclusioni del caso**

La Tabella 15 sintetizza le risposte alle domande guida dell'analisi documentale. Nel complesso, il caso Netflix mostra l'utilità del framework come griglia interpretativa per organizzare evidenze eterogenee, distinguere livelli di maturità, collegare condizioni

appartenenti a più livelli e ricostruire la divisione del lavoro tra persone e sistemi.

**Tabella 15.** Sintesi delle risposte alle domande guida del caso Netflix

| <b>Domanda</b>                                                   | <b>Risposta sintetica</b>                                                                                                                                         | <b>Base documentale</b>                                        | <b>Principale limite</b>                                                                           |
|------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>CQ1. Quali applicazioni sono documentate?</b>                 | Raccomandazione e ordinamento, personalizzazione delle immagini, ricerca personalizzata tradizionale e ricerca conversazionale sperimentale                       | Fonti ufficiali e contributi tecnico-scientifici               | L'analisi non copre tutte le applicazioni utilizzate da Netflix                                    |
| <b>CQ2. Quale maturità hanno raggiunto?</b>                      | Coesistono funzioni routinizzate, componenti in integrazione e beta sperimentali; il percorso è ricorsivo                                                         | Test A/B, documentazione tecnica e comunicazioni aziendali     | Informazioni limitate su progetti interrotti e risultati negativi                                  |
| <b>CQ3. Quali condizioni risultano rilevanti?</b>                | Dati, infrastrutture, competenze e sperimentazione risultano centrali; cold start, latenza, frammentazione e presentation bias rappresentano criticità            | Documentazione tecnica e aziendale                             | Livello individuale, budget, formazione e ruolo della leadership poco osservabili                  |
| <b>CQ4. Come sono distribuiti i compiti e le responsabilità?</b> | Il sistema produce output; professionisti e organizzazione definiscono finalità, dati, modelli, test e revisioni; l'utente sceglie il contenuto                   | Descrizioni tecniche e Culture Memo                            | Responsabili formali, audit ed escalation non documentati                                          |
| <b>CQ5. Quali esiti e limiti emergono?</b>                       | Alcuni risultati sono sostenuti da test e modelli quantitativi; numerosi benefici rimangono dichiarati o attesi; emergono criticità relative a bias, trasparenza, | Test interni, studi con dati Netflix e comunicazioni aziendali | Limitata indipendenza delle fonti e assenza di dati completi sugli esiti economici e organizzativi |

|  |                            |  |  |
|--|----------------------------|--|--|
|  | accuratezza e integrazione |  |  |
|--|----------------------------|--|--|

L'analisi evidenzia inoltre il carattere non lineare dell'integrazione, la presenza di feedback ricorsivi, il ruolo trasversale della governance e la necessità di distinguere la maturità di una funzione da quella delle singole componenti tecnologiche. Il caso non valida empiricamente il framework né consente di generalizzarne le relazioni. Le conclusioni rimangono illustrative e contestuali, poiché derivano da fonti secondarie prevalentemente riferite a un'impresa digitalmente matura. La principale indicazione che si ricava è riconoscere che l'integrazione dell'AI richiede un coordinamento continuo tra tecnologia, dati, professionalità, processi, responsabilità, governance e ambiente.

## CONCLUSIONI GENERALI

La presente tesi ha analizzato come l'Intelligenza Artificiale possa essere introdotta e integrata nei processi organizzativi di marketing.

Il lavoro non ha inteso produrre un catalogo esaustivo delle tecnologie disponibili, ma comprendere come le applicazioni di AI si colleghino alle attività di marketing, ai dati, alle infrastrutture, alle competenze, ai processi decisionali e alla distribuzione delle responsabilità tra persone e sistemi.

La revisione narrativa strutturata della letteratura ha mostrato che la disponibilità tecnica di una soluzione non coincide con la sua integrazione organizzativa. Un'applicazione può essere acquistata, sperimentata o messa in produzione senza essere incorporata stabilmente nei flussi di lavoro, nei ruoli, nelle decisioni e nei meccanismi di controllo. La produzione di valore dipende quindi dall'allineamento tra tecnologia, dati, compito supportato, condizioni organizzative, percezioni degli utilizzatori, governance e ambiente esterno.

Su queste basi è stato elaborato un framework concettuale multilivello e processuale. Il framework integra fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali e concepisce l'adozione come un percorso che comprende valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione ed eventuale revisione, ridimensionamento o abbandono. Esso considera inoltre la collaborazione umano-AI, la distribuzione dei *decision rights*, le categorie di esito e i meccanismi di feedback.

Il framework è stato successivamente applicato come griglia interpretativa all'analisi documentale del caso Netflix. Il caso ha consentito di esaminare applicazioni caratterizzate da funzioni e livelli di maturità differenti e di distinguere ciò che risulta direttamente documentato dalle affermazioni aziendali, dai benefici attesi, dai rischi plausibili e dalle interpretazioni sviluppate nella tesi.

## **Risposta alle domande di ricerca**

### **RQ1. In quali fasi del processo organizzativo di marketing e attraverso quali attività trova applicazione l'Intelligenza Artificiale, e come vengono distribuiti compiti, decisioni, controlli e responsabilità tra professionisti e sistemi?**

La letteratura esaminata mostra che l'AI può intervenire in numerose fasi del processo di marketing: analisi del mercato e previsione della domanda, segmentazione e targeting, pianificazione, personalizzazione, produzione e adattamento dei contenuti, gestione delle relazioni con i clienti e misurazione delle performance. Le applicazioni differiscono tuttavia per l'output prodotto, l'autonomia, i dati richiesti, la verificabilità e le conseguenze. Nel caso di Netflix, l'AI interviene principalmente nella personalizzazione dell'esperienza e nella scoperta dei contenuti. I sistemi producono ranking, selezioni di titoli e immagini e suggerimenti di ricerca. Le persone e l'organizzazione continuano però a definire gli obiettivi, selezionare e preparare i dati, progettare l'esperienza, configurare i modelli, valutare le prestazioni e decidere se estendere, modificare o interrompere una soluzione. La divisione del lavoro non può pertanto essere ridotta a una contrapposizione generale tra automazione e controllo umano. Essa deve essere definita in relazione allo specifico compito, distinguendo chi formula il problema, chi produce l'output, chi lo interpreta, chi ne approva l'utilizzo e chi risponde delle conseguenze. La scelta dell'utente di visualizzare o ignorare un contenuto rappresenta un'autonomia nella fruizione, ma non equivale alla supervisione del funzionamento dell'algoritmo.

### **RQ2. Quali fattori tecnologici, organizzativi, individuali e ambientali favoriscono o ostacolano l'adozione, l'integrazione e la routinizzazione dell'AI nei processi di marketing?**

A livello tecnologico, la letteratura identifica come condizioni rilevanti la qualità, la pertinenza e la disponibilità dei dati, l'interoperabilità, l'affidabilità delle infrastrutture, la sicurezza, la capacità di verificare gli output e di monitorare le prestazioni. Dati incompleti, frammentati o influenzati dalle scelte precedenti del sistema possono ridurre l'affidabilità e generare distorsioni. A livello organizzativo assumono rilievo la disponibilità di risorse, le competenze specialistiche, il supporto della leadership, la collaborazione interfunzionale, l'integrazione nei flussi di lavoro e la governance. Il sostegno all'adozione deve tradursi in priorità, responsabilità, budget, tempi e sistemi di accountability, e non può limitarsi alla mera dichiarazione di un orientamento favorevole

all'innovazione. Il livello individuale comprende utilità e facilità d'uso percepite, fiducia, self-efficacy, alfabetizzazione all'intelligenza artificiale e possibili forme di resistenza. Queste dimensioni emergono dalla letteratura come rilevanti per l'utilizzo effettivo e appropriato, ma non risultano direttamente osservabili su Netflix dalle fonti pubbliche. Il livello ambientale riguarda la pressione competitiva, le aspettative dei clienti, il quadro regolatorio, gli standard professionali e le relazioni con i fornitori e con le piattaforme. La pressione esterna può incentivare la sperimentazione, ma non garantisce l'integrazione quando l'organizzazione non dispone di una prontezza sufficiente. Nessun livello risulta sufficiente isolatamente. L'integrazione deriva dall'interazione tra condizioni appartenenti a livelli diversi. La governance ha una collocazione prevalentemente organizzativa, ma svolge una funzione trasversale, disciplinando dati, sistemi, utilizzatori, controlli, responsabilità e rapporti con gli attori esterni lungo l'intero percorso.

**RQ3. Come interagiscono tali fattori lungo un percorso che comprende valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione e, eventualmente, revisione o abbandono?**

L'adozione dell'AI assume la forma di un processo non necessariamente lineare. Nella valutazione iniziale l'organizzazione deve identificare il problema, verificare i dati, confrontare l'AI con possibili alternative e definire i criteri di successo. La sperimentazione consente di esaminare prestazioni, rischi, costi e compatibilità in un contesto circoscritto. L'implementazione corrisponde alla disponibilità operativa, mentre l'integrazione richiede il collegamento con i dati, le infrastrutture, i flussi di lavoro, i ruoli e i controlli. La routinizzazione si verifica quando l'utilizzo diventa relativamente stabile nelle pratiche ordinarie.

Le fasi non costituiscono una sequenza irreversibile. Risultati, errori, feedback e cambiamenti tecnologici possono riportare un'applicazione alla sperimentazione o determinarne la revisione, il ridimensionamento o l'abbandono. Il caso Netflix evidenzia inoltre la necessità di distinguere la maturità della funzione organizzativa da quella delle singole componenti tecnologiche. Una funzione può essere routinizzata e continuare a incorporare nuovi modelli ancora sperimentali o in integrazione progressiva.

Le interazioni tra livelli cambiano anche nel tempo. L'accesso a un fornitore esterno può facilitare una prima sperimentazione e, successivamente, generare problemi di interoperabilità o di dipendenza; una soluzione tecnicamente efficace può richiedere nuove

competenze e processi di coordinamento; i feedback degli utenti possono sostenere l'aggiornamento e, contemporaneamente, riprodurre distorsioni generate dalle precedenti scelte del sistema. L'integrazione deve pertanto essere considerata un processo ricorsivo di apprendimento e di riconfigurazione.

**RQ4. Quali benefici dichiarati, risultati documentati, rischi, conseguenze indesiderate e implicazioni manageriali emergono dall'integrazione dell'AI nei processi organizzativi di marketing?**

Le opportunità associate all'AI possono essere distinte in esiti di processo, decisionali, di marketing e organizzativo-professionali. I sistemi possono ridurre alcuni tempi, elaborare grandi quantità di dati, produrre previsioni o raccomandazioni, personalizzare contenuti ed esperienze e sostenere la sperimentazione. Questi benefici non sono tuttavia automatici e non vanno valutati con un'unica metrica.

Un miglioramento tecnico non implica necessariamente una migliore decisione, un aumento dell'engagement non dimostra automaticamente una maggiore soddisfazione e una produzione più rapida non garantisce qualità, originalità o coerenza con il brand. Occorre quindi distinguere sistematicamente tra benefici attesi, vantaggi dichiarati dall'impresa, risultati supportati da dati e metodi identificabili ed evidenze corroborate in modo indipendente.

Nel caso di Netflix, alcuni risultati sono supportati da test controllati, valutazioni offline o modelli quantitativi. Numerosi benefici economici e organizzativi, come la riduzione dei costi, il miglioramento della produttività e la crescita della retention, rimangono invece dichiarati, stimati o attesi e non risultano pienamente verificabili dalle fonti pubbliche.

Le criticità direttamente documentate comprendono cold start, latenza, frammentazione dei modelli, costi di integrazione e presentation bias. Altri rischi — quali perdita di autonomia, omogeneizzazione dell'esperienza, proprietà intellettuale e dipendenza dai fornitori — risultano teoricamente plausibili o non valutabili, ma non possono essere presentati come conseguenze già osservate nel caso.

Sul piano manageriale, emerge la necessità di partire da problemi organizzativi definiti, verificare la readiness dei dati e delle competenze, sperimentare progressivamente, confrontare l'AI con alternative meno complesse, definire responsabilità ed escalation e monitorare categorie di risultati differenti. L'organizzazione deve inoltre conservare la capacità di modificare, ridimensionare o interrompere una soluzione qualora gli esiti non

siano coerenti con gli obiettivi, o qualora i costi e i rischi superino i benefici.

**RQ5. In che modo il framework concettuale multilivello e processuale contribuisce a organizzare e interpretare le evidenze relative al caso Netflix, e quali limiti emergono dalla sua applicazione?**

Nell'ambito della presente tesi, il framework si è rivelato utile come griglia per organizzare e confrontare informazioni documentali eterogenee. Ha consentito di collegare le applicazioni alle attività di marketing, distinguere i livelli di maturità, classificare le condizioni appartenenti ai quattro livelli, ricostruire la divisione funzionale del lavoro e separare categorie differenti di esito e di evidenza.

Il caso ha inoltre contribuito a precisare alcune dimensioni del framework. Ha reso visibili la natura ricorsiva dei feedback, il ruolo trasversale della governance, la distinzione tra la maturità della funzione e quella delle componenti tecniche, e il ruolo multiplo dell'utente come destinatario degli output, fonte di dati e produttore di feedback.

L'applicazione ha anche evidenziato i confini del modello e della base empirica. Il livello individuale, le responsabilità formali, le procedure di audit ed escalation e i rapporti con specifici provider risultano difficilmente documentabili dalle fonti pubbliche. La documentabilità non costituisce quindi un ulteriore livello teorico, bensì una proprietà metodologica dell'evidenza utilizzata.

Il caso non valida empiricamente il framework né consente di confermare causalmente le proposizioni formulate. Ne illustra l'applicabilità e la capacità ordinatrice in un contesto specifico, indicando al tempo stesso le dimensioni che richiedono verifiche mediante dati primari e disegni comparativi.

**Contributo della tesi**

Un primo contributo consiste nella ricostruzione del marketing come processo organizzativo composto da attività, dati, decisioni, attori, touchpoint e responsabilità. Questa impostazione permette di collocare le applicazioni di AI rispetto alle attività che supportano, evitando di trattarle come strumenti isolati o come una categoria tecnologica omogenea.

Un secondo contributo riguarda l'integrazione tra prospettive teoriche spesso utilizzate separatamente. Il lavoro collega i fattori individuali evidenziati dai modelli di accettazione tecnologica alle condizioni tecnologiche, organizzative e ambientali considerate dalla

letteratura sull'adozione organizzativa. In questa prospettiva, percezioni e competenze degli utilizzatori possono tradursi in uso effettivo soltanto quando sono accompagnate da infrastrutture, risorse, supporto, coordinamento e governance.

Un terzo contributo è rappresentato dalla prospettiva processuale. La distinzione tra valutazione, sperimentazione, implementazione, integrazione, routinizzazione e possibile revisione o abbandono consente di evitare di confondere la disponibilità tecnica con l'incorporazione stabile nelle pratiche. L'inserimento dei feedback rende inoltre il framework ricorsivo e capace di rappresentare il continuo adattamento tra tecnologia e organizzazione.

La principale rielaborazione concettuale è il framework multilivello e processuale, che collega i livelli di analisi, le fasi temporali, la collaborazione umano-AI, i diritti decisionali, la governance, le categorie di esito e il feedback. Il framework non costituisce un modello empiricamente validato, ma offre una base per formulare ipotesi e confrontare diverse configurazioni di adozione.

Un quarto contributo riguarda l'analisi documentale. La distinzione tra affermazioni aziendali, dati e test interni, contributi tecnico-scientifici, corroborazioni indipendenti, interpretazioni della tesi e dimensioni non documentate consente di valutare più criticamente la portata delle evidenze. Il caso Netflix ha illustrato l'utilità di questa classificazione, mostrando che la visibilità pubblica di un beneficio non coincide necessariamente con la sua verifica indipendente.

### **Implicazioni manageriali**

Le conclusioni non suggeriscono che le organizzazioni debbano replicare le specifiche soluzioni adottate da Netflix. L'impresa presenta una scala globale, una natura fortemente digitale, grandi quantità di dati e competenze specialistiche difficilmente riproducibili in tutti i contesti. I principi emersi devono quindi essere adattati alle caratteristiche dell'organizzazione, del settore e del compito.

La prima indicazione consiste nel partire dal problema e non dalla tecnologia. Occorre definire l'attività da supportare, gli utilizzatori, l'output, le conseguenze dell'errore e gli indicatori di successo, verificando anche se soluzioni meno complesse possano rispondere adeguatamente all'esigenza.

La seconda riguarda la readiness. Qualità e legittimità dei dati, compatibilità, sicurezza,

competenze e disponibilità delle risorse devono essere valutate prima dell'estensione. La sperimentazione dovrebbe essere progressiva e confrontare le prestazioni tecniche, le conseguenze sui processi, i risultati per i clienti e gli effetti sui professionisti.

La terza implicazione riguarda la responsabilità. Devono essere chiariti gli obiettivi, i decision rights, le attività di controllo, le modalità di override, le procedure di escalation e i soggetti autorizzati a modificare o sospendere il sistema. La produzione automatizzata dell'output non elimina l'accountability organizzativa.

La formazione deve riguardare non soltanto l'uso operativo, ma anche l'interpretazione dei risultati, il riconoscimento dei limiti e la capacità di evitare sia il rifiuto indiscriminato sia l'affidamento eccessivo. Devono inoltre essere considerate la portabilità, la dipendenza dai fornitori e l'impatto degli aggiornamenti sulle applicazioni collegate.

Infine, l'integrazione deve rimanere reversibile. Un'applicazione che non produce risultati coerenti, genera costi eccessivi o introduce rischi non gestibili deve poter essere modificata, ridimensionata o abbandonata. La capacità di interrompere un'iniziativa costituisce una componente della governance, non il segnale di un fallimento organizzativo.

### **Considerazione conclusiva**

Nel complesso, la tesi evidenzia che l'integrazione dell'Intelligenza Artificiale nei processi di marketing non dipende soltanto dalle capacità della tecnologia. Essa costituisce un processo sociotecnico, multilivello, ricorsivo e continuamente rivedibile, che richiede l'allineamento tra problemi organizzativi, dati, infrastrutture, competenze, ruoli, responsabilità e condizioni ambientali.

Il framework concettuale proposto consente di distinguere la semplice introduzione di uno strumento dalla sua effettiva integrazione nelle pratiche organizzative e richiama l'attenzione sulla necessità di valutare la qualità delle evidenze su cui si fondano i benefici. Il caso Netflix ne illustra l'utilità interpretativa, ma mostra anche che persino nelle organizzazioni digitalmente mature l'adozione rimane un percorso di sperimentazione, monitoraggio e riconfigurazione. La principale conclusione del lavoro è quindi che il valore dell'AI non risiede nella tecnologia isolata, ma nella capacità dell'organizzazione di progettare, governare e rivederne responsabilmente l'utilizzo.

## BIBLIOGRAFIA

- Abratt, R. (1993). Market segmentation practices of industrial marketers. *Industrial Marketing Management*, 22(2), 79–84. [https://doi.org/10.1016/0019-8501\(93\)90033-4](https://doi.org/10.1016/0019-8501(93)90033-4)
- Adner, R., Ruiz-Aliseda, F., & Zemsky, P. (2016). Specialist versus generalist positioning: Demand heterogeneity, technology scalability and endogenous market segmentation. *Strategy Science*, 1(3), 184–206. <https://doi.org/10.1287/stsc.2016.0016>
- Adomavicius, G., Bockstedt, J. C., Curley, S. P., & Zhang, J. (2013). Do recommender systems manipulate consumer preferences? A study of anchoring effects. *Information Systems Research*, 24(4), 956–975. <https://doi.org/10.1287/isre.2013.0497>
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734–749. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>
- Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K., & Wetzels, M. (2015). Unraveling the personalization paradox: The effect of information collection and trust-building strategies on online advertisement effectiveness. *Journal of Retailing*, 91(1), 34–49. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005>
- Ajili Ben Youssef, W., Bouebdallah, N., & Long, H. (2025). Factors influencing generative artificial intelligence adoption in Vietnam's banking sector: An empirical study. *Financial Innovation*, 11, Article 119. <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00788-7>
- Aroean, L., & Michaelidou, N. (2014). A taxonomy of mobile phone consumers: Insights for marketing managers. *Journal of Strategic Marketing*, 22(1), 73–89. <https://doi.org/10.1080/0965254X.2013.876063>
- Arora, N., Drèze, X., Ghose, A., Hess, J. D., Iyengar, R., Jing, B., Joshi, Y. V., Kumar, V., Lurie, N. H., Neslin, S. A., Sajeesh, S., Su, M., Syam, N. B., Thomas, J. S., & Zhang, Z. J. (2008). Putting one-to-one marketing to work: Personalization, customization, and choice. *Marketing Letters*, 19(3–4), 305–321. <https://doi.org/10.1007/s11002-008-9056-z>

- Ashley, C., & Tuten, T. (2015). Creative strategies in social media marketing: An exploratory study of branded social content and consumer engagement. *Psychology & Marketing*, 32(1), 15–27. <https://doi.org/10.1002/mar.20761>
- Baabdullah, A. M., Alalwan, A. A., Slade, E. L., Raman, R., & Khatatneh, K. F. (2021). SMEs and artificial intelligence (AI): Antecedents and consequences of AI-based B2B practices. *Industrial Marketing Management*, 98, 255–270. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2021.09.003>
- Berman, R. (2018). Beyond the last touch: Attribution in online advertising. *Marketing Science*, 37(5), 771–792. <https://doi.org/10.1287/mksc.2018.1104>
- Canhoto, A. I., & Clear, F. (2020). Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential. *Business Horizons*, 63(2), 183–193. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.11.003>
- Chandrashekar, A., Amat, F., Basilico, J., & Jebara, T. (2017, December 7). *Artwork personalization at Netflix*. Netflix Technology Blog. <https://netflixtechblog.com/artwork-personalization-c589f074ad76>
- Choi, Y. (2021). A study of employee acceptance of artificial intelligence technology. *European Journal of Management and Business Economics*, 30(3), 318–330. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-06-2020-0158>
- Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodríguez-Espíndola, O., Abadie, A., & Truong, L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33(1), Article 100899. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2022.100899>
- Compeau, D. R., & Higgins, C. A. (1995). Computer self-efficacy: Development of a measure and initial test. *MIS Quarterly*, 19(2), 189–211. <https://doi.org/10.2307/249688>
- Cooper, R. B., & Zmud, R. W. (1990). Information technology implementation research: A technological diffusion approach. *Management Science*, 36(2), 123–139. <https://doi.org/10.1287/mnsc.36.2.123>
- Davenport, T. H., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48, 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>

- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61(5), 637–643. <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2>
- DiMaggio, P. J., & Powell, W. W. (1983). The iron cage revisited: Institutional isomorphism and collective rationality in organizational fields. *American Sociological Review*, 48(2), 147–160. <https://doi.org/10.2307/2095101>
- Dolnicar, S., Grün, B., & Leisch, F. (2016). Increasing sample size compensates for data problems in segmentation studies. *Journal of Business Research*, 69(2), 992–999. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.09.004>
- Dwivedi, Y. K., Balakrishnan, J., Baabdullah, A. M., & Das, R. (2023). Do chatbots establish “humanness” in the customer purchase journey? An investigation through explanatory sequential design. *Psychology & Marketing*, 40(11), 2244–2271. <https://doi.org/10.1002/mar.21888>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., ... Wright, R. (2023). “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, Article 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- Ernst, H., Hoyer, W. D., Krafft, M., & Krieger, K. (2011). Customer relationship management and company performance—The mediating role of new product performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 39(2), 290–306. <https://doi.org/10.1007/s11747-010-0194-5>
- Even, A., Shankaranarayanan, G., & Berger, P. D. (2010). Managing the quality of marketing data: Cost/benefit tradeoffs and optimal configuration. *Journal of Interactive Marketing*, 24(3), 209–221. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2010.01.001>

- Feldman, M. S., & Pentland, B. T. (2003). Reconceptualizing organizational routines as a source of flexibility and change. *Administrative Science Quarterly*, 48(1), 94–118. <https://doi.org/10.2307/3556620>
- Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., & Zschech, P. (2024). Generative AI. *Business & Information Systems Engineering*, 66, 111–126. <https://doi.org/10.1007/s12599-023-00834-7>
- Frösén, J., Luoma, J., Jaakkola, M., Tikkanen, H., & Aspara, J. (2016). What counts versus what can be counted: The complex interplay of market orientation and marketing performance measurement. *Journal of Marketing*, 80(3), 60–78. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0153>
- Frösén, J., Tikkanen, H., Jaakkola, M., & Vassinen, A. (2013). Marketing performance assessment systems and the business context. *European Journal of Marketing*, 47(5/6), 715–737. <https://doi.org/10.1108/03090561311306688>
- Furquim, T. S. G., da Veiga, C. P., Veiga, C. R. P. da, & da Silva, W. V. (2023). The different phases of the omnichannel consumer buying journey: A systematic literature review and future research directions. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 18(1), 79–104. <https://doi.org/10.3390/jtaer18010005>
- Gadde, D., Hsiao, K.-J., Patel, D., & Bhattacharya, M. (2025, November 17). *Integrating Netflix's foundation model into personalization applications*. Netflix Technology Blog. <https://netflixtechblog.medium.com/integrating-netflixs-foundation-model-into-personalization-applications-cf176b5860eb>
- Gahler, M., Klein, J. F., & Paul, M. (2023). Customer experience: Conceptualization, measurement, and application in omnichannel environments. *Journal of Service Research*, 26(2), 191–211. <https://doi.org/10.1177/10946705221126590>
- Gao, Y., & Liu, H. (2023). Artificial intelligence-enabled personalization in interactive marketing: A customer journey perspective. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 17(5), 663–680. <https://doi.org/10.1108/JRIM-01-2022-0023>
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>

- Gordon, B. R., Zettermeyer, F., Bhargava, N., & Chapsky, D. (2019). A comparison of approaches to advertising measurement: Evidence from big field experiments at Facebook. *Marketing Science*, 38(2), 193–225. <https://doi.org/10.1287/mksc.2018.1135>
- Gómez-Urbe, C. A., & Hunt, N. (2015). The Netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 6(4), Article 13, 1–19. <https://doi.org/10.1145/2843948>
- Haefner, N., Parida, V., Gassmann, O., & Wincent, J. (2023). Implementing and scaling artificial intelligence: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 197, Article 122878. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122878>
- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., & Gassmann, O. (2021). Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, Article 120392. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120392>
- Hardcastle, K., Vorster, L., & Brown, D. M. (2025). Understanding customer responses to AI-driven personalized journeys: Impacts on the customer experience. *Journal of Advertising*, 54(2), 176–195. <https://doi.org/10.1080/00913367.2025.2460985>
- Hartmann, J., Exner, Y., & Domdey, S. (2025). The power of generative marketing: Can generative AI create superhuman visual marketing content? *International Journal of Research in Marketing*, 42(1), 13–31. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2024.09.002>
- Hartyándi, M. J. (2025). Distrust and disillusionment toward generative artificial intelligence: Psychodramatic exploration of employee trust in organizational technology acceptance. *Society and Economy*, 47(2), 235–255. <https://doi.org/10.1556/204.2025.00002>
- Hasija, A., & Esper, T. L. (2022). In artificial intelligence (AI) we trust: A qualitative investigation of AI technology acceptance. *Journal of Business Logistics*, 43(3), 388–412. <https://doi.org/10.1111/jbl.12301>
- Hogarth, R. M., & Einhorn, H. J. (1992). Order effects in belief updating: The belief-adjustment model. *Cognitive Psychology*, 24(1), 1–55. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(92\)90002-J](https://doi.org/10.1016/0010-0285(92)90002-J)

- Hollebeek, L. D., & Macky, K. (2019). Digital content marketing's role in fostering consumer engagement, trust, and value: Framework, fundamental propositions, and implications. *Journal of Interactive Marketing*, 45, 27–41. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2018.07.003>
- Hosanagar, K., Fleder, D., Lee, D., & Buja, A. (2014). Will the global village fracture into tribes? Recommender systems and their effects on consumer fragmentation. *Management Science*, 60(4), 805–823. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1808>
- Hossain, M. A., Agnihotri, R., Islam, M. R., Rahman, M. S., & Sumi, S. F. (2022). Marketing analytics capability, artificial intelligence adoption, and firms' competitive advantage: Evidence from the manufacturing industry. *Industrial Marketing Management*, 106, 240–255. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2022.08.017>
- Hsiao, K.-J., Feng, Y., & Lamkhede, S. (2025, March 21). *Foundation model for personalized recommendation*. Netflix Technology Blog. <https://netflixtechblog.com/foundation-model-for-personalized-recommendation-1a0bd8e02d39>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(1), 30–50. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- Jackson, G., & Ahuja, V. (2016). Dawn of the digital age and the evolution of the marketing mix. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, 17(3), 170–186. <https://doi.org/10.1057/dddmp.2016.3>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31, 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- Joshi, S., Bhattacharya, S., Pathak, P., Natraj, N. A., Saini, J., & Goswami, S. (2025). Harnessing the potential of generative AI in digital marketing using the Behavioral

- Reasoning Theory approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, 5(1), Article 100317. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100317>
- Joung, J., & Kim, H. (2023). Interpretable machine learning-based approach for customer segmentation for new product development from online product reviews. *International Journal of Information Management*, 70, Article 102641. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102641>
- Järvinen, J., & Taiminen, H. (2016). Harnessing marketing automation for B2B content marketing. *Industrial Marketing Management*, 54, 164–175. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2015.07.002>
- Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrski, K. (2021). Ready or not, AI comes—An interview study of organizational AI readiness factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63, 5–20. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7>
- Kannan, P. K., & Li, H. A. (2017). Digital marketing: A framework, review and research agenda. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 22–45. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2016.11.006>
- Katsikeas, C. S., Morgan, N. A., Leonidou, L. C., & Hult, G. T. M. (2016). Assessing performance outcomes in marketing. *Journal of Marketing*, 80(2), 1–20. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0287>
- Khennouche, F., Elmir, Y., Himeur, Y., Djebbari, N., & Amira, A. (2024). Revolutionizing generative pre-trained: Insights and challenges in deploying ChatGPT and generative chatbots for FAQs. *Expert Systems with Applications*, 246, Article 123224. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123224>
- Kliatchko, J. (2008). Revisiting the IMC construct: A revised definition and four pillars. *International Journal of Advertising*, 27(1), 133–160. <https://doi.org/10.1080/02650487.2008.11073043>
- Korzynski, P., Mazurek, G., Altmann, A., Ejdy, J., Kazlauskaitė, R., Paliszkiewicz, J., Wach, K., & Ziemba, E. (2023). Generative artificial intelligence as a new context for management theories: Analysis of ChatGPT. *Central European Management Journal*, 31(1), 3–13. <https://doi.org/10.1108/CEMJ-02-2023-0091>
- Lackman, C., Saban, K., & Lanasa, J. (2000). The contribution of market intelligence to tactical and strategic business decisions. *Marketing Intelligence & Planning*, 18(1), 6–9. <https://doi.org/10.1108/02634500010308530>

- Lamberti, L., & Noci, G. (2010). Marketing strategy and marketing performance measurement system: Exploring the relationship. *European Management Journal*, 28(2), 139–152. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2009.04.007>
- Lambrecht, A., & Tucker, C. (2019). Algorithmic bias? An empirical study of apparent gender-based discrimination in the display of STEM career ads. *Management Science*, 65(7), 2966–2981. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3093>
- Lamkhede, S. D., & Kofler, C. (2021). Recommendations and results organization in Netflix Search. In *Proceedings of the 15th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '21)* (pp. 577–579). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3460231.3474602>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, J. L., Kim, Y., & Won, J. (2018). Sports brand positioning: Positioning congruence and consumer perceptions toward brands. *International Journal of Sports Marketing and Sponsorship*, 19(4), 450–471. <https://doi.org/10.1108/IJSMS-03-2017-0018>
- Lee, M. C. M., Scheepers, H., Lui, A. K. H., & Ngai, E. W. T. (2023). The implementation of artificial intelligence in organizations: A systematic literature review. *Information & Management*, 60(5), Article 103816. <https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103816>
- Leeflang, P. S. H., & Pahud de Mortanges, C. (1996). An empirical investigation of marketing planning. *Journal of Euromarketing*, 6(1), 77–101. [https://doi.org/10.1300/J037v06n01\\_06](https://doi.org/10.1300/J037v06n01_06)
- Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69–96. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0420>
- Li, H., & Kannan, P. K. (2014). Attributing conversions in a multichannel online marketing environment: An empirical model and a field experiment. *Journal of Marketing Research*, 51(1), 40–56. <https://doi.org/10.1509/jmr.13.0050>
- Malhotra, S., Sivakumar, K., & Zhu, P. (2009). Distance factors and target market selection: The moderating effect of market potential. *International Marketing Review*, 26(6), 651–673. <https://doi.org/10.1108/02651330911001332>

- Malthouse, E. C., Haenlein, M., Skiera, B., Wege, E., & Zhang, M. (2013). Managing customer relationships in the social media era: Introducing the social CRM house. *Journal of Interactive Marketing*, 27(4), 270–280. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2013.09.008>
- Manis, K. T., & Madhavaram, S. (2023). AI-enabled marketing capabilities and the hierarchy of capabilities: Conceptualization, proposition development, and research avenues. *Journal of Business Research*, 157, Article 113485. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113485>
- Markovitch, D. G., Steckel, J. H., & Yeung, B. (2005). Using capital markets as market intelligence: Evidence from the pharmaceutical industry. *Management Science*, 51(10), 1467–1480. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0401>
- McDonald, M. (1996). Strategic marketing planning: Theory, practice and research agendas. *Journal of Marketing Management*, 12(1–3), 4–27. <https://doi.org/10.1080/0267257X.1996.9964398>
- Milano, S., Taddeo, M., & Floridi, L. (2020). Recommender systems and their ethical challenges. *AI & Society*, 35(4), 957–967. <https://doi.org/10.1007/s00146-020-00950-y>
- Moore, D. A., & Healy, P. J. (2008). The trouble with overconfidence. *Psychological Review*, 115(2), 502–517. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.115.2.502>
- Morgan, N. A., Jayachandran, S., Hulland, J., Kumar, B., Katsikeas, C., & Somosi, A. (2022). Marketing performance assessment and accountability: Process and outcomes. *International Journal of Research in Marketing*, 39(2), 462–481. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.10.008>
- Mulhern, F. (2009). Integrated marketing communications: From media channels to digital connectivity. *Journal of Marketing Communications*, 15(2–3), 85–101. <https://doi.org/10.1080/13527260902757506>
- Müller, H., & Hamm, U. (2014). Stability of market segmentation with cluster analysis—A methodological approach. *Food Quality and Preference*, 34, 70–78. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.12.004>
- Nam, H., Oh, S., Kong, E., Feng, Y., & Bhattacharya, M. (2026). *Netflix artwork personalization via LLM post-training* [Preprint]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.02764>

- Nelson, N. (2016, May 3). *The power of a picture*. About Netflix. <https://about.netflix.com/en/news/the-power-of-a-picture>
- Netflix. (s.d.-a). *How Netflix's recommendations system works*. Netflix Help Center. Consultato il 2 settembre 2026 da <https://help.netflix.com/en/node/100639>
- Netflix. (s.d.-b). *Join our Data & Insights team*. Careers at Netflix. Consultato il 2 settembre 2026 da <https://jobs.netflix.com/careers/data-and-insights>
- Netflix. (s.d.-c). *Top investor questions*. Netflix Investor Relations. Consultato il 2 settembre 2026 da <https://ir.netflix.net/ir-overview/top-investor-questions/>
- Netflix. (s.d.-d). *What is the General Data Protection Regulation?* Netflix Help Center. Consultato il 2 settembre 2026 da <https://help.netflix.com/en/node/100629>
- Netflix. (2024, June 24). *Sharing our latest culture memo*. About Netflix. <https://about.netflix.com/en/news/sharing-our-latest-culture-memo>
- Netflix. (2025, May 7). *Unveiling our innovative new TV experience featuring enhanced design, responsive recommendations and a new way to search*. About Netflix. <https://about.netflix.com/en/news/unveiling-our-innovative-new-tv-experience>
- Netflix. (2026). *2025 annual report* [Form 10-K]. Netflix Investor Relations. <https://ir.netflix.net/financials/annual-reports-and-proxies/>
- Netflix Research. (s.d.). *Publications*. Consultato il 2 settembre 2026 da <https://research.netflix.com/archive>
- Nickerson, R. S. (1998). Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises. *Review of General Psychology*, 2(2), 175–220. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.2.2.175>
- OECD. (2024). *Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 8). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/623da898-en>
- Overgoor, G., Chica, M., Rand, W., & Weishampel, A. (2019). Letting the computers take over: Using AI to solve marketing problems. *California Management Review*, 61(4), 156–185. <https://doi.org/10.1177/0008125619859318>
- Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration. *Human Factors*, 52(3), 381–410. <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>

- Prahalad, C. K., & Ramaswamy, V. (2004). Co-creation experiences: The next practice in value creation. *Journal of Interactive Marketing*, 18(3), 5–14. <https://doi.org/10.1002/dir.20015>
- Prasad, K. D. V., & De, T. (2024). Generative AI as a catalyst for HRM practices: Mediating effects of trust. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 1362. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03842-4>
- Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- Rajaram, K., & Tinguely, P. N. (2024). Generative artificial intelligence in small and medium enterprises: Navigating its promises and challenges. *Business Horizons*, 67(5), 629–648. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.05.008>
- Rowley, J. (2008). Understanding digital content marketing. *Journal of Marketing Management*, 24(5–6), 517–540. <https://doi.org/10.1362/026725708X325977>
- Rusthollkarhu, S., Toukola, S., Aarikka-Stenroos, L., & Mahlamäki, T. (2022). Managing B2B customer journeys in digital era: Four management activities with artificial intelligence-empowered tools. *Industrial Marketing Management*, 104, 241–257. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2022.04.014>
- Sarkar, M., & De Bruyn, A. (2021). LSTM response models for direct marketing analytics: Replacing feature engineering with deep learning. *Journal of Interactive Marketing*, 53, 80–95. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.07.002>
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., Chaudhary, V., Young, M., Crespo, J.-F., & Dennison, D. (2015). Hidden technical debt in machine learning systems. In *Advances in Neural Information Processing Systems 28* (pp. 2503–2511).
- Shah, D., & Murthi, B. P. S. (2021). Marketing in a data-driven digital world: Implications for the role and scope of marketing. *Journal of Business Research*, 125, 772–779. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.062>
- Shahrzadi, L., Mansouri, A., Alavi, M., & Shabani, A. (2024). Causes, consequences, and strategies to deal with information overload: A scoping review. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), Article 100261. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100261>

- Shaw, M. J., Subramaniam, C., Tan, G. W., & Welge, M. E. (2001). Knowledge management and data mining for marketing. *Decision Support Systems*, 31(1), 127–137. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(00\)00123-8](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(00)00123-8)
- Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011). Predictive analytics in information systems research. *MIS Quarterly*, 35(3), 553–572. <https://doi.org/10.2307/23042796>
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66–83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- Sleep, S., Gala, P., & Harrison, D. E. (2023). Removing silos to enable data-driven decisions: The importance of marketing and IT knowledge, cooperation, and information quality. *Journal of Business Research*, 156, Article 113471. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113471>
- Tabassi, E. (2023). *Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0)* (NIST AI 100-1). National Institute of Standards and Technology. <https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1>
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- Tehrani, A. N., Ray, S., Roy, S. K., Gruner, R. L., & Appio, F. P. (2024). Decoding AI readiness: An in-depth analysis of key dimensions in multinational corporations. *Technovation*, 131, Article 102948. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102948>
- Terho, H., Mero, J., Siutla, L., & Jaakkola, E. (2022). Digital content marketing in business markets: Activities, consequences, and contingencies along the customer journey. *Industrial Marketing Management*, 105, 294–310. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2022.06.006>
- Theoharakis, V., Zheng, Y., & Zhang, L. (2024). Dynamic strategic marketing planning: The paradox of concurrently reconfiguring and implementing strategic marketing planning. *Journal of Business Research*, 174, Article 114525. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114525>
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131. <https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>
- Unione europea. (2016). *Regolamento (UE) 2016/679 del Parlamento europeo e del Consiglio del 27 aprile 2016 relativo alla protezione delle persone fisiche con riguardo al trattamento dei dati personali e alla libera circolazione di tali dati. Gazzetta ufficiale dell'Unione europea*, L 119, 1–88. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj>
- Unione europea. (2024). *Regolamento (UE) 2024/1689 del Parlamento europeo e del Consiglio del 13 giugno 2024 che stabilisce regole armonizzate sull'intelligenza artificiale. Gazzetta ufficiale dell'Unione europea*. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- Urbani, R., Ferreira, C., & Lam, J. (2024). Managerial framework for evaluating AI chatbot integration: Bridging organizational readiness and technological challenges. *Business Horizons*, 67(5), 595–606. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.05.004>
- van der Aalst, W. M. P., Bichler, M., & Heinzl, A. (2018). Robotic process automation. *Business & Information Systems Engineering*, 60(4), 269–272. <https://doi.org/10.1007/s12599-018-0542-4>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems* 30 (pp. 5998–6008).
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J. Q., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889–901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>
- Verhoef, P. C., Kannan, P. K., & Inman, J. J. (2015). From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on multi-channel retailing. *Journal of Retailing*, 91(2), 174–181. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.02.005>

- Verma, R., Rathor, D., Kumar, S., Mishra, M., & Baranwal, M. (2025). Enhancing customer repurchase prediction: Integrating classification algorithms with RFM analysis for precision and actionable insights. *IIMB Management Review*, 37(2), Article 100574. <https://doi.org/10.1016/j.iimb.2025.100574>
- Verma, S., Sharma, R., Deb, S., & Maitra, D. (2021). Artificial intelligence in marketing: Systematic review and future research direction. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(1), Article 100002. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2020.100002>
- Vlačić, B., Corbo, L., Costa e Silva, S., & Dabić, M. (2021). The evolving role of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda. *Journal of Business Research*, 128, 187–203. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.01.055>
- Volkmar, G., Fischer, P. M., & Reinecke, S. (2022). Artificial intelligence and machine learning: Exploring drivers, barriers, and future developments in marketing management. *Journal of Business Research*, 149, 599–614. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.04.007>
- Vorhies, D. W., & Morgan, N. A. (2005). Benchmarking marketing capabilities for sustainable competitive advantage. *Journal of Marketing*, 69(1), 80–94. <https://doi.org/10.1509/jmkg.69.1.80.55505>
- Wamba-Taguimdje, S.-L., Wamba, S. F., Kamdjoug, J. R. K., & Wanko, C. E. T. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893–1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>
- Wang, X., Zhong, W., Huang, K., & Liang, B. (2026). High interest but low adoption: Navigating organizations' journey towards generative artificial intelligence implementation. *International Journal of Information Management*, 87, Article 103009. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2025.103009>
- Watson, G. J., Desouza, K. C., Ribiere, V. M., & Lindič, J. (2021). Will AI ever sit at the C-suite table? The future of senior leadership. *Business Horizons*, 64(4), 465–474. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.02.011>
- Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97–121. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0413>

- Weerawardena, J. (2003). The role of marketing capability in innovation-based competitive strategy. *Journal of Strategic Marketing*, 11(1), 15–35. <https://doi.org/10.1080/0965254032000096766>
- Wu, M., Andreev, P., & Benyoucef, M. (2024). The state of lead scoring models and their impact on sales performance. *Information Technology and Management*, 25(1), 69–98. <https://doi.org/10.1007/s10799-023-00388-w>
- Zhang, D., Strycharz, J., Boerman, S. C., Araujo, T., & Voorveld, H. (2025). Google knows me too well! Coping with perceived surveillance in an algorithmic profiling context. *Computers in Human Behavior*, 165, Article 108536. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108536>
- Zhang, Y., & Prebensen, N. K. (2024). Co-creating with ChatGPT for tourism marketing materials. *Annals of Tourism Research Empirical Insights*, 5(1), Article 100124. <https://doi.org/10.1016/j.annale.2024.100124>
- Zhou, H., Li, S., Jiang, G., Zheng, J., & Wang, D. (2023). Direct heterogeneous causal learning for resource allocation problems in marketing. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 37(4), 5446–5454. <https://doi.org/10.1609/aaai.v37i4.25677>
- Zhu, K., Kraemer, K. L., & Xu, S. (2006). The process of innovation assimilation by firms in different countries: A technology diffusion perspective on e-business. *Management Science*, 52(10), 1557–1576. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0487>
- Zielnicki, K., Aridor, G., Bibaut, A., Tran, A., Chou, W., & Kallus, N. (2026). The value of personalized recommendations: Evidence from Netflix. *International Journal of Industrial Organization*, 108, Article 103304. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2026.103304>

## RINGRAZIAMENTI

Sono stati cinque anni lunghissimi e, allo stesso tempo, sono volati. Cinque anni durante i quali ho vissuto tantissime esperienze e conosciuto molte persone, alcune delle quali sono rimaste, altre invece sono semplicemente passate.

Ma soprattutto, in questi cinque anni ho capito di avere al mio fianco non dei semplici amici, ma dei veri e propri fratelli.

Ringrazio ognuno di loro per avermi aiutato, per essermi stato vicino nei momenti belli e in quelli più difficili e, soprattutto, per non avermi mai giudicato.

Un ringraziamento speciale va a tre persone: Lorenzo, Andrea e Nicolò, la mia famiglia non di sangue. E una menzione speciale va anche a Federico.

Lorenzo: il mio gymbro. Cosa posso dire di te? Sei come un fratello mancato. Sei una persona fantastica e spero davvero che tu possa raggiungere tutti i sogni e gli obiettivi. Ricordati però una cosa: in palestra alzerai sempre meno di me e, in campo, non mi vedi neanche.

Andrea: Gasta, il mio compagno di sogni. Anche tu sei un fratello per me e sai già perfettamente cosa penso di te. In questi anni ci siamo supportati, ci siamo dati forza a vicenda e abbiamo condiviso sogni e ambizioni. Ti voglio bene, fratello, e spero davvero che un giorno riusciremo a raggiungere tutto ciò che ci siamo sempre prefissati.

Nicolò: Nico, sei e rimarrai sempre una persona speciale per me. Anche se negli ultimi due anni non hai più studiato insieme a noi, questo non ha mai cambiato nulla: per me sei sempre un fratello. Ci sarò sempre per te e spero con tutto il cuore che anche tu possa raggiungere i tuoi sogni. E tu sai già a cosa mi riferisco.

Oggi concludo il mio percorso di studi e, guardandomi indietro, mi rendo conto che ognuno di voi c'è sempre stato. E quando dico sempre, intendo davvero sempre. Spero, nel mio piccolo, di essere riuscito a fare lo stesso per voi.

Ringrazio poi la mia famiglia, che mi è sempre stata vicina in ogni momento di questo percorso. Siete stati, siete e sarete sempre i miei più grandi sostenitori.

Vorrei però concludere questi ringraziamenti parlando anche di una cosa che questo percorso mi ha insegnato.

In questi anni ho scoperto di essere anche io fragile. Sono sempre stato una persona convinta di riuscire a controllare la propria mente, le proprie emozioni e tutto ciò che mi accadeva dentro. Nell'ultimo periodo, però, ho capito che non è sempre possibile.

Per questo voglio lasciare un pensiero che, forse, va oltre questa laurea: prendetevi cura della vostra salute mentale, perché è la mente che, nel bene e nel male, vi accompagna e vi spinge in avanti ogni giorno.

Ho sempre pensato di riuscire a vincere contro qualsiasi serpente fosse entrato nella mia testa con l'intenzione di sabotarmi. Alla fine, però, è stata una farfalla a mettermi in ginocchio.

E forse anche questo fa parte del percorso: capire che non possiamo essere forti sempre, ma possiamo sempre trovare il modo di rialzarci.

Voglio poi dedicare un pensiero speciale a mio zio Giovanni. Anche durante questo percorso sei sempre stato vicino a me e so quanto avresti voluto essere qui, in questo momento. Riesco quasi a sentirti mentre mi dici di *“fa no il bulo adesso che ti sei laureato”*.

Avrei voluto condividere questo giorno con te, ma so che, in qualche modo, ci sei.

Voglio concludere con una frase di uno dei miei artisti preferiti, J. Cole:

*“There’s no such thing as a life that’s better than yours.”*

Questo è solo un semplice promemoria: *non paragonare mai la tua vita a quella di qualcun altro*.

Non esiste un paragone tra il sole e la luna: entrambi brillano quando arriva il loro momento.

E oggi, finalmente, è arrivato anche il mio.

Grazie.