



Cattedra Strategia D'Impresa

Human-Generative AI Collaboration in Strategic  
Decision Making. In che modo l'AI Generativa  
influenza i processi di decision making dei managers?

Prof. Paolo Boccardelli

---

RELATORE

Prof. Enzo Peruffo

---

CORRELATORE

Alessia Rotondaro  
Matricola 783101

---

CANDIDATO

Anno Accademico: 2024/2025



## Indice

Introduzione .....	1
<b>Capitolo 1: Definizione e rilevanza delle decisioni strategiche</b> .....	2
1.1 Introduzione alla teoria sui processi di decision making .....	2
1.2 Letteratura di riferimento su processi decisionali non routinari .....	7
1.3 Analisi dei processi razionali, intuizione, bias cognitivi ed euristiche .....	12
1.4 Ruolo della tecnologia e impatti sui processi decisionali .....	22
<b>Capitolo 2: Intelligenza artificiale generativa e decisioni strategiche</b> .....	28
2.1 Definizione di Intelligenza Artificiale.....	28
2.2 Principali Tipologie.....	33
2.3 AI Generativa .....	39
2.4 AI e Decision Making. Una prospettiva teorica .....	43
2.4.1 Studi precedenti sull'AI applicata al decision-making strategico .....	43
2.4.2 L'impatto dell'AI sulle scelte strategiche e operative.....	51
2.5 Tendenze emergenti e gap nella ricerca .....	54
<b>Capitolo 3: Metodologia e Risultati dell'indagine</b> .....	57
3.1 Design della ricerca.....	57
3.1.1 Obiettivi della ricerca.....	57
3.1.2 Campione e modalità di somministrazione.....	57
3.1.3 Struttura e contenuto del questionario.....	59
3.2 Metodologia di analisi.....	60
3.2.1 Analisi quantitativa .....	60
3.3 Statistiche descrittive .....	64
3.3.1 Informazioni generali sul campione.....	64
3.4 Analisi delle relazioni fra le variabili .....	70
3.4.1 Analisi di regressione semplice.....	70

3.4.2 Analisi di correlazione.....	74
3.4.3 T-test per campioni indipendenti.....	76
3.4.4 Analisi dei cluster (K-means).....	78
3.5 Analisi qualitativa delle risposte aperte.....	80
3.5.1 Ostacoli percepiti nell'adozione dell'AI.....	81
3.5.2. Suggerimenti e spunti emersi.....	83
<b>Capitolo 4: Sviluppo del modello e implicazioni per i manager.....</b>	<b>87</b>
4.1 Creazione di un modello integrato di decisione strategica.....	87
4.2. Strategie per un'integrazione efficace dell'AI.....	95
Conclusioni .....	101
Appendice .....	102
Bibliografia .....	103

## Indice delle figure

<b>Figura 1:</b> Schema del processo decisionale strategico.....	3
<b>Figura 2:</b> System 1 e System 2.....	16
<b>Figura 3:</b> Tipologie di AI.....	33
<b>Figura 4:</b> Architettura di una GAN .....	40
<b>Figura 5:</b> Principali configurazioni decisionali che integrano AI e agenti umani.....	45
<b>Figura 6:</b> Diagramma concettuale di Pomerol. Le fasi del processo decisionale.....	47
<b>Figura 7:</b> Fattori che innescano l'uso dell'intuizione.....	50
<b>Figura 8:</b> Contenuto del questionario somministrato.....	59
<b>Figura 9:</b> Anzianità professionale (% , n=58) .....	64
<b>Figura 10:</b> Età ed esperienza – Statistiche descrittive.....	64
<b>Figura 11:</b> Settore dei rispondenti (% , n=58).....	65
<b>Figura 12:</b> Strumenti di AI utilizzati .....	66
<b>Figura 13:</b> Presenza dell'AI nei processi decisionali.....	66
<b>Figura 14:</b> Frequenza d'uso dell'AI .....	66
<b>Figura 15:</b> Funzioni aziendali ed uso dell'AI .....	67
<b>Figura 16:</b> Grafico a barre divergenti. Distribuzione delle risposte (Scala Likert 1-7).....	68
<b>Figura 17:</b> ANOVA - Modello di regressione lineare .....	71
<b>Figura 18:</b> Coefficienti del modello di regressione lineare.....	71
<b>Figura 19:</b> Variazione di R <sup>2</sup> - Effetto del ruolo .....	72
<b>Figura 20:</b> Coefficienti del modello di regressione moderata.....	73
<b>Figura 21:</b> Matrice di correlazione.....	75
<b>Figura 22:</b> Gruppi AI - Statistiche descrittive .....	77
<b>Figura 23:</b> Basso vs Alto utilizzo – T-test .....	78
<b>Figura 24:</b> Cluster percettivi sull'AI Generativa .....	79
<b>Figura 25:</b> Ostacoli percepiti - Frequenze.....	81
<b>Figura 26:</b> Suggerimenti emersi - Frequenze.....	83
<b>Figura 27:</b> G-AIM <sup>3</sup> – Matrice di Maturità per l'adozione dell'AI generativa. ....	88
<b>Figura 28:</b> Dimensioni operative della G-AIM <sup>3</sup> .....	91
<b>Figura 29:</b> Roadmap operativa per la transizione .....	93
<b>Figura 30:</b> Tecnologia – Da API a MLOps .....	95
<b>Figura 31:</b> Governance – Dal codice alla responsabilità .....	96
<b>Figura 32:</b> Cultura – Verso un AI-first mindset .....	97
<b>Figura 33:</b> Strumenti di autodiagnosi per i manager.....	102

## **Introduzione**

Negli ultimi anni, l'Intelligenza Artificiale Generativa ha conosciuto una rapida diffusione nei contesti aziendali, aprendo nuove prospettive per il supporto al decision making strategico. Da semplice strumento operativo, l'AI si sta evolvendo in un partner cognitivo capace di affiancare i manager nell'analisi di scenari complessi, nella riduzione dell'incertezza e nella generazione di alternative strategiche. Tuttavia, l'adozione di queste tecnologie non è uniforme, né sempre consapevole: emergono infatti importanti differenze tra settori, funzioni aziendali e livelli di esperienza manageriale.

Questa tesi si propone di esplorare in profondità il rapporto tra manager e AI generativa nei processi decisionali strategici. Partendo da una survey condotta su un campione di 58 professionisti con responsabilità decisionali, si è cercato di comprendere in che misura variabili come l'esperienza, la funzione organizzativa, l'atteggiamento verso l'AI e lo stile decisionale influenzino la frequenza d'uso e la percezione della tecnologia. L'indagine ha previsto una combinazione di tecniche quantitative (statistiche descrittive, analisi di regressione, di correlazione, t-test a campioni indipendenti, clustering) e qualitative (analisi tematica delle risposte aperte), al fine di restituire una visione completa e articolata del fenomeno.

A partire dai risultati emersi, è stata elaborata una proposta operativa sotto forma di matrice di maturità (G-AIM<sup>3</sup>), volta ad accompagnare i manager nel percorso di integrazione dell'AI nel decision making strategico. La matrice si sviluppa su tre dimensioni fondamentali – Tecnologia, Governance e Cultura – e mira a supportare la trasformazione aziendale attraverso l'evoluzione dei comportamenti decisionali dei manager stessi.

---

## Capitolo 1: Definizione e rilevanza delle decisioni strategiche

---

### 1.1 Introduzione alla teoria sui processi di decision making

Prima di introdurre i modelli decisionali razionali e le decisioni in ambito strategico-aziendale, è fondamentale chiarire il concetto di *scelta* e quello di *processo decisionale*. Secondo la letteratura sulle *cognitive behavior theory*, la decisione è il risultato di un processo mentale attraverso il quale un individuo seleziona una linea d'azione tra diverse alternative disponibili, sulla base di informazioni, esperienze pregresse e processi cognitivi interni<sup>1</sup>. Tale processo non è sempre completamente razionale, ma può essere influenzato da limiti cognitivi, emozioni e *bias* psicologici che alterano la valutazione delle opzioni e la percezione del rischio<sup>2</sup>.

Il processo decisionale, invece, è il percorso attraverso il quale un individuo o un gruppo effettua una scelta tra due o più alternative, valutando le informazioni disponibili e i benefici e rischi associati a ogni opzione in funzione degli obiettivi prefissati e del contesto di riferimento. Le decisioni, indipendentemente dalla loro importanza, sono prese quotidianamente sia a livello individuale sia aziendale. Tuttavia, esse non sono sempre frutto di un processo puramente razionale, ma possono essere influenzate da numerosi fattori, tra cui caratteristiche proprie della decisione, fattori situazionali e differenze individuali<sup>3</sup>.

Il decision making strategico rappresenta uno degli aspetti fondamentali della gestione aziendale, in quanto determina le scelte di lungo periodo che influenzano la competitività e la sostenibilità di un'organizzazione. Esso si distingue per la sua natura complessa e multidimensionale, che implica l'analisi di molteplici fattori interni ed esterni al contesto aziendale.

---

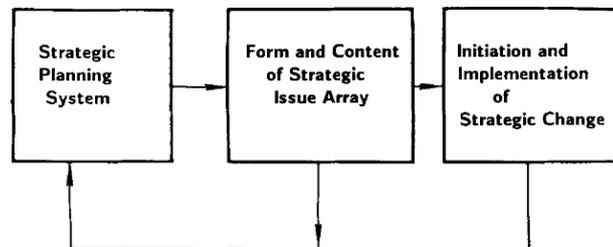
<sup>1</sup> Simon, H. A., 195, A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99-118.

<sup>2</sup> Gigerenzer, G., & Goldstein, D. G., 1996, *Reasoning the Fast and Frugal Way: Models of Bounded Rationality*. *Psychological Review*, 103(4), 650-669.

<sup>3</sup> Appelt K. C., Handgraaf M. J., Milch K. F., Weber E. U., 2011, *The Decision-Making Individual Differences Inventory and Guidelines for the Study of Individual Differences in Judgment and Decision-Making Research*, in "Judgment and Decision Making", 6, pp. 252-262.

Il processo decisionale strategico, secondo quanto evidenziato dalla letteratura, si articola in tre fasi principali<sup>4</sup> che delineano una sequenza logica di passaggi fondamentali per la definizione e l'attuazione delle strategie aziendali.

*Figura 1: Schema del processo decisionale strategico.*



*Fonte: Dutton and Duncan, 1987, The influence of the strategic planning process on strategic change.*

La prima fase, detta fase di identificazione, consiste nel riconoscere un problema o un'opportunità all'interno dell'organizzazione. Questa fase include l'analisi preliminare delle informazioni disponibili e la comprensione del contesto in cui la decisione deve essere presa. I manager cercano di raccogliere dati pertinenti per delineare chiaramente la questione da affrontare.

Segue la fase di sviluppo, nella quale vengono elaborate le alternative strategiche. I decisori analizzano le possibili opzioni, identificando i vantaggi e gli svantaggi di ciascuna. Questa fase richiede spesso il coinvolgimento di esperti o l'uso di strumenti analitici per valutare le diverse alternative in funzione dei criteri di efficacia, efficienza e fattibilità. Successivamente, la fase di selezione rappresenta il momento in cui viene presa la decisione finale. Il processo di scelta può avvenire attraverso metodi razionali, intuitivi o negoziali, a seconda del livello di complessità e urgenza della decisione. Una volta adottata la decisione, si procede alla sua implementazione e al monitoraggio degli effetti, al fine di valutare la sua efficacia e apportare eventuali aggiustamenti.

Secondo l'economista Herbert Simon<sup>5</sup>, il processo decisionale strategico non si limita alla mera raccolta e analisi delle informazioni disponibili, ma implica una

---

<sup>4</sup> Dutton, J.E. and Duncan, R.B., 1987, *The influence of the strategic planning process on strategic change*. *Strat. Mgmt. J.*, 8: 103-116

<sup>5</sup> Simon, H. A., 1956, *Rational Choice and the Structure of the Environment*. Sage Publications pp. 129-137

complessa attività di selezione delle alternative e di una valutazione delle conseguenze a lungo termine. Tale processo si configura come un'interazione tra razionalità limitata e vincoli cognitivi, dove i decisori devono operare in un contesto di incertezza e risorse informative incomplete, bilanciando l'analisi sistematica con l'intuizione manageriale.

Nel contesto attuale, caratterizzato da una crescente volatilità del mercato e da rapidi cambiamenti tecnologici, il processo decisionale strategico ha assunto un ruolo ancora più critico<sup>6</sup>. Le imprese, infatti, devono affrontare un ambiente competitivo altamente dinamico, in cui la capacità di prendere decisioni rapide ed efficaci rappresenta un vantaggio fondamentale.

La strategia aziendale non può più essere concepita come un assetto rigido e immutabile, ma deve evolversi in maniera dinamica per rispondere alle continue trasformazioni del contesto competitivo.

Il processo strategico si configura come un sistema articolato di decisioni interdipendenti, che non si esaurisce nella formulazione di piani e nella distribuzione delle risorse, ma richiede anche un'elevata capacità di apprendimento e adattamento alle nuove sfide emergenti<sup>7</sup>. L'efficacia di una strategia risiede nella prontezza con cui un'organizzazione è in grado di analizzare il proprio ambiente esterno, intercettando segnali di discontinuità e traducendoli in risposte tempestive e innovative. Un simile approccio implica un equilibrio tra approfondita valutazione analitica e flessibilità operativa, oltre a una definizione chiara e coerente degli obiettivi di lungo periodo. Un ruolo determinante è assunto dalla gestione della conoscenza e dall'innovazione, elementi imprescindibili per garantire un posizionamento competitivo solido e durevole. Le imprese che riescono a coniugare efficacemente i meccanismi di apprendimento organizzativo con un processo decisionale orientato alla proattività sviluppano una maggiore capacità di adattamento strategico e consolidano un vantaggio competitivo sostenibile nel tempo.

---

<sup>6</sup> Erik Brynjolfsson e Andrew McAfee, *The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization*, Harvard Business Review, 2017.

<sup>7</sup> Boccardelli, P., Fontana, F., 2015, *Corporate Strategy: Una Prospettiva Organizzativa e Finanziaria per la Crescita*.

Potremmo, inoltre sottolineare che il processo decisionale strategico è influenzato da una molteplicità di fattori che interagiscono tra loro, determinando la qualità e l'efficacia delle scelte manageriali. Tali variabili si possono classificare in tre macrocategorie principali:

- Variabili cognitive, che riguardano le capacità di elaborazione delle informazioni, la razionalità limitata e l'uso dell'intuizione;
- Variabili situazionali, che comprendono le caratteristiche dell'ambiente in cui la decisione viene presa, come il grado di incertezza e la pressione temporale;
- Differenze individuali, relative alle inclinazioni personali del decisore, alla sua esperienza, alla propensione al rischio e al modo in cui bilancia intuizione e razionalità.

Le variabili cognitive rappresentano il nucleo del processo decisionale, influenzando direttamente il modo in cui un decisore raccoglie, analizza e interpreta le informazioni disponibili. Il concetto di razionalità limitata evidenzia come i decisori non siano in grado di considerare tutte le alternative possibili, ma si accontentino di soluzioni soddisfacenti, piuttosto che ottimali. Questo fenomeno è amplificato dalla presenza di *bias* cognitivi, i quali alterano la percezione delle alternative e conducono a scelte distorte<sup>8</sup>.

Accanto alla razionalità, l'intuizione svolge un ruolo chiave nella presa di decisioni strategiche, soprattutto in contesti ad elevata incertezza. Essa si basa sul riconoscimento rapido di *pattern* e associazioni derivanti dall'esperienza pregressa, consentendo ai decisori di formulare giudizi senza un'analisi dettagliata delle informazioni disponibili<sup>9</sup>. Nonostante ciò, la sua affidabilità dipende dalla qualità delle esperienze accumulate: mentre esperti con una conoscenza approfondita del

---

<sup>8</sup> Tversky, A., & Kahneman, D., 1974, *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases*. Science, 185(4157), 1124–1131.

<sup>9</sup> M. G. Pratt, "MANAGERIAL DECISION MAKING," no. January 2007, pp. 32–55, 2014. [1] M. H. Kunc and J. D. W. Morecroft, "Managerial decision making and firm performance under a resource-based paradigm," *Strateg. Manag. J.*, vol. 31, no. 11, 2010.

settore possono sfruttare efficacemente l'intuizione, i decisori meno esperti corrono il rischio di basarsi su percezioni errate o incomplete<sup>10</sup>.

Per quanto riguarda le variabili situazionali, la letteratura di riferimento ci permette di notare che il contesto in cui si sviluppa il processo decisionale influisce in maniera determinante sulle strategie adottate dai decisori. Uno dei fattori più critici è l'incertezza ambientale: in mercati turbolenti e altamente dinamici, la disponibilità di informazioni affidabili risulta limitata, rendendo più difficile l'applicazione di modelli decisionali razionali<sup>11</sup>. In tali contesti, l'intuizione diventa spesso la principale risorsa a disposizione dei manager per elaborare strategie tempestive e flessibili.

Un ulteriore elemento che incide sulle scelte strategiche è la pressione temporale. Quando il tempo a disposizione per prendere una decisione è ridotto, i manager sono costretti ad abbreviare il processo analitico e a fare affidamento su strategie euristiche e intuitive<sup>12</sup>. Sebbene questo approccio possa portare a decisioni rapide, esso aumenta il rischio di errori dovuti a giudizi affrettati e mancanza di valutazioni approfondite. Difatti, il livello di complessità del problema da risolvere influisce sulla capacità di integrare intuizione e razionalità. Problemi altamente strutturati, caratterizzati da un numero limitato di variabili e relazioni causali ben definite, si prestano a un'analisi razionale e sistematica. Al contrario, problemi complessi e mal definiti, come le scelte strategiche di lungo termine, richiedono un approccio più flessibile<sup>13</sup>.

Oltre agli aspetti cognitivi e situazionali, le decisioni strategiche sono influenzate dalle caratteristiche individuali dei decisori, tra cui potremmo citare la personalità e la propensione al rischio. I manager con un'ampia esperienza nel settore di

---

<sup>10</sup> Hodgkinson, G. P., & Healey, M. P., 2011, Psychological Foundations of Dynamic Capabilities: Reflexion and Reflection in Strategic Management. *Strategic Management Journal*, 32(13), 1500–1516.

<sup>11</sup> Elbanna, S., & Child, J., 2007, The Influence of Decision, Environmental and Firm Characteristics on the Rationality of Strategic Decision-Making. *Journal of Management Studies*, 44(4), 561–591.

<sup>12</sup> Khatri, N., & Ng, H. A., 2000, The Role of Intuition in Strategic Decision Making. *Human Relations*, 53(1), 57–86.

<sup>13</sup> Langlely, A., Mintzberg, H., Pitcher, P., Posada, E., & Saint-Macary, J., 1995, *Opening up decision making: The view from the black stool*. *Organization Science*, 6, 260–279.

riferimento tendono a sviluppare una maggiore capacità intuitiva, poiché hanno interiorizzato modelli decisionali derivanti da situazioni pregresse<sup>14</sup>. Allo stesso tempo, l'esperienza può anche generare rigidità cognitive, portando i decisori a sovrastimare la validità di strategie precedentemente adottate<sup>15</sup>.

La propensione al rischio è un altro fattore determinante nel *decision making* strategico. Alcuni individui mostrano una maggiore inclinazione a intraprendere scelte audaci e innovative, mentre altri preferiscono strategie più conservative. Questa differenza è influenzata da fattori psicologici e organizzativi: i decisori che operano in contesti in cui l'errore è accettato come parte del processo di apprendimento tendono a essere più propensi a sperimentare nuove soluzioni<sup>16</sup>. Un'ulteriore variabile da considerare è il livello di fiducia nelle proprie capacità decisionali. Manager con elevata *self-efficacy* tendono ad affidarsi maggiormente all'intuizione, mentre coloro che nutrono dubbi sulle proprie competenze preferiscono analizzare in modo più dettagliato le alternative disponibili<sup>17</sup>.

## **1.2 Letteratura di riferimento su processi decisionali non routinari**

Un elemento distintivo del decision making strategico risiede nella distinzione tra decisioni routinarie e non routinarie<sup>18</sup>. Nello specifico, le prime si riferiscono a scelte ripetitive e standardizzate, adottate sulla base di procedure consolidate all'interno dell'organizzazione. Tali decisioni riguardano prevalentemente la gestione operativa quotidiana e presentano un grado di incertezza estremamente contenuto. Ad esempio, la supervisione dei livelli di inventario o l'autorizzazione di spese ricorrenti rientrano nella categoria delle decisioni routinarie, in quanto seguono criteri predefiniti e non richiedono un'analisi approfondita.

---

<sup>14</sup> Elbanna, S., 2006, *Strategic decision making: Process perspectives*. International Journal of Management Reviews, 8, 1–20.

<sup>15</sup> Gavetti, G., Levinthal, D. A., & Ocasio, W., 2007, *Neo-Carnegie: The Carnegie School's past, present, and reconstructing for the future*. Organization Science, 18, 523–536.

<sup>16</sup> Smith, W. K., & Lewis, M. W., 2011, *Toward a theory of paradox: A dynamic equilibrium model of organizing*. Academy of Management Review, 36, 381–403.

<sup>17</sup> Hodgkinson, G. P., & Healey, M. P., 2011, *Psychological foundations of dynamic capabilities: Reflexion and reflection in strategic management*. Strategic Management Journal, 32, 1500–1516.

<sup>18</sup> James G. March, *A Primer on Decision Making: How Decisions Happen*, New York: Free Press, 1994

In contrapposizione, le decisioni non routinarie sono caratterizzate da un elevato grado di complessità e imprevedibilità, in quanto si manifestano in contesti non strutturati, inediti o in circostanze impreviste. Queste scelte comportano generalmente un livello di rischio significativo e richiedono un'analisi dettagliata delle variabili coinvolte, al fine di ridurre l'incertezza e ottimizzare gli esiti strategici<sup>19</sup>. Un esempio problematico di decisione non routinaria è rappresentato dall'ingresso in un nuovo mercato o dall'adozione di un'innovazione tecnologica dirompente, entrambi processi che implicano valutazioni articolate e una pianificazione strategica mirata.

La teoria comportamentale dell'impresa, proposta da Cyert e March evidenzia come le decisioni non routinarie siano spesso il risultato di un complesso processo di negoziazione tra diversi attori aziendali, in quanto coinvolgono interessi eterogenei e priorità divergenti. Nell'ambito della loro *Behavioral Theory of the Firm*<sup>20</sup>, le imprese non sono concepite come entità monolitiche guidate da un unico obiettivo, bensì come sistemi composti da gruppi con interessi distinti, i quali interagiscono e negoziano tra loro per determinare il percorso strategico da intraprendere.

Questa prospettiva mette in evidenza il ruolo cruciale della soddisfazione delle diverse coalizioni interne all'organizzazione, superando l'idea tradizionale di un'impresa orientata esclusivamente alla massimizzazione del profitto. Di conseguenza, le decisioni strategiche non sono il risultato di un semplice calcolo razionale lineare, ma emergono piuttosto come il frutto di un processo di compromesso tra le varie parti coinvolte<sup>21</sup>. Un altro elemento centrale è il concetto di routine organizzative, ossia schemi ricorrenti di comportamento che le imprese sviluppano nel tempo per ridurre l'incertezza e standardizzare le risposte a situazioni ripetitive. L'adozione di tali schemi consente di contenere i costi cognitivi e operativi legati alla presa di decisioni, aumentando l'efficienza del processo gestionale.

---

<sup>19</sup> Daniel Kahneman e Amos Tversky, *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*, *Econometrica* 47, n. 2, 1979, : 263-291.

<sup>20</sup> Richard M. Cyert e James G. March, *A Behavioral Theory of the Firm*, Oxford: Blackwell Publishers, 1963

<sup>21</sup> George P. Hodgkinson et al., *Breaking the Frame: An Analysis of Strategic Cognition and Decision Making under Uncertainty*, London: Routledge, 1999

Parallelamente, la teoria evidenzia il concetto di attenzione limitata nel processo decisionale, secondo cui le organizzazioni non valutano simultaneamente tutte le alternative disponibili, ma selezionano un insieme ristretto di opzioni su cui focalizzare l'analisi. Questa selezione è influenzata da priorità organizzative contingenti e da pressioni esercitate sia dall'ambiente interno che da quello esterno. In definitiva, il modello comportamentale proposto da Cyert e March offre una prospettiva alternativa alla razionalità assoluta, sottolineando il carattere dinamico, adattivo e negoziale delle decisioni strategiche nelle imprese.

In questo contesto, l'evoluzione tecnologica ha introdotto strumenti innovativi in grado di supportare il processo decisionale non routinario, mitigando alcune delle limitazioni individuate dalla *Behavioral Theory of the Firm*<sup>22</sup>. Se da un lato le decisioni strategiche emergono come esito di negoziazioni tra attori con interessi divergenti e siano condizionate dall'attenzione limitata e dalle routine organizzative, dall'altro, l'adozione di tecnologie avanzate, come i sistemi di supporto alle decisioni basati sull'intelligenza artificiale, sta progressivamente trasformando le modalità con cui le imprese affrontano scenari complessi e incerti<sup>23</sup>.

Potremmo aggiungere che un elemento fondamentale nelle decisioni non routinarie è l'apprendimento organizzativo, come dimostrato dal caso di Netflix, che ha rivoluzionato il settore dello streaming adattando continuamente la propria strategia<sup>24</sup>. Inizialmente focalizzata sulla distribuzione di DVD, l'azienda ha riconosciuto le potenzialità dello streaming e ha rapidamente ridefinito il proprio modello di business. Attraverso l'analisi avanzata dei dati sugli utenti, Netflix è riuscita a personalizzare l'esperienza di visione e a produrre contenuti originali, consolidando la propria posizione di leadership. Questo processo di apprendimento organizzativo ha consentito all'azienda di affrontare incertezze di mercato e cambiamenti tecnologici in modo proattivo, dimostrando come le decisioni non routinarie possano influenzare profondamente la competitività aziendale.

---

<sup>22</sup> Erik Brynjolfsson e Andrew McAfee, *The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization*, Harvard Business Review, 2017

<sup>23</sup> Thomas H. Davenport e Rajeev Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018

<sup>24</sup> Y. R. Shrestha, S. M. Ben-Menahem e G. von Krogh, *Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence*, California Management Review, 2019

Le decisioni non routinarie possono essere articolate in diverse categorie, ciascuna delle quali assume un ruolo determinante nella formulazione e nell'implementazione delle strategie aziendali, incidendo sulla capacità dell'impresa di adattarsi a un contesto competitivo in costante mutamento.

La distinzione tra queste tipologie decisionali risulta essenziale per analizzare le modalità attraverso cui le organizzazioni navigano la complessità, mitigano l'incertezza e delineano percorsi di sviluppo orientati alla sostenibilità di lungo periodo. In particolare, è possibile identificare tre categorie fondamentali:

- Decisioni strategiche: influenzano il posizionamento a lungo termine dell'impresa e riguardano aspetti cruciali come l'allocazione delle risorse, l'ingresso in nuovi mercati e l'adozione di innovazioni tecnologiche. Un esempio significativo è rappresentato dall'espansione globale di Tesla, che ha investito in impianti di produzione strategici in Europa e in Cina per ridurre i costi logistici e aumentare la presenza nei mercati chiave. La decisione di Tesla è stata influenzata dall'analisi delle politiche governative sui veicoli elettrici e dalle proiezioni di crescita della domanda nei diversi continenti.
- Decisioni tattiche: traducono la strategia in azioni operative, coinvolgendo diversi livelli dell'organizzazione nella gestione delle risorse e nell'ottimizzazione dei processi aziendali. Ad esempio, l'implementazione di nuove metodologie di produzione *just-in-time*<sup>25</sup> da parte di Toyota è una decisione tattica che ha permesso di migliorare l'efficienza operativa e ridurre gli sprechi, mantenendo al contempo una risposta agile alla domanda di mercato.
- Decisioni operative: riguardano l'esecuzione quotidiana delle attività aziendali e sono generalmente più strutturate rispetto alle decisioni strategiche e tattiche. Un caso pratico è quello di Amazon, che ha adottato sistemi di AI per ottimizzare la gestione del magazzino e dei tempi di

---

<sup>25</sup> La produzione just-in-time (JIT) è una metodologia gestionale che mira a minimizzare gli sprechi producendo solo ciò che è necessario, quando è necessario e nella quantità necessaria, riducendo scorte e tempi di inattività.

consegna, migliorando così l'efficienza logistica e garantendo un servizio rapido ai clienti.

L'incertezza e la pressione temporale rappresentano variabili critiche nel processo decisionale strategico, influenzando la qualità e l'efficacia delle scelte manageriali<sup>26</sup>. In un contesto caratterizzato da volatilità e cambiamenti repentini, le imprese devono sviluppare una capacità di adattamento dinamica, al fine di mitigare i rischi e capitalizzare sulle opportunità emergenti. Uno dei principali ostacoli alla razionalità decisionale in condizioni di incertezza è il *bounded awareness effect*, un fenomeno cognitivo che limita la capacità dei decisori di elaborare tutte le informazioni disponibili<sup>27</sup>. In situazioni di elevata pressione temporale, questo meccanismo si accentua, inducendo i manager a focalizzarsi su un insieme ristretto di dati e a trascurare elementi potenzialmente determinanti per una valutazione strategica più ampia. Tale tendenza, unita ai vincoli organizzativi e informativi, può compromettere l'analisi delle alternative e portare a scelte subottimali.

Per affrontare questi problemi, le organizzazioni devono sviluppare capacità di gestione dell'incertezza attraverso strumenti avanzati di analisi dei dati, scenari di simulazione e processi decisionali flessibili<sup>28</sup>.

Strategie come la *decision-making agility*, che prevede la capacità di adattarsi velocemente ai cambiamenti del contesto, e l'*organizational learning*, che favorisce l'accumulazione di conoscenze basate sulle esperienze passate, sono essenziali per migliorare la qualità delle decisioni non routinarie.

La *decision-making agility* si riferisce alla capacità di un'organizzazione di adattarsi rapidamente ai cambiamenti esterni attraverso un processo decisionale flessibile e dinamico. Le imprese con elevata agilità decisionale riescono a rispondere tempestivamente alle opportunità e alle minacce emergenti, rimanendo competitive

---

<sup>26</sup> G. Calabretta, G. Gemser e N. M. Wijnberg, *The Interplay Between Intuition and Rationality in Strategic Decision Making: A Paradox Perspective*, Organization Studies, 2016

<sup>27</sup> Il "*bounded awareness effect*" (in italiano: effetto di consapevolezza limitata) è un concetto della psicologia cognitiva e del decision making che descrive la tendenza degli individui a non considerare informazioni rilevanti nel processo decisionale, non perché non siano disponibili, ma perché non vengono percepite o attivamente cercate. - Daniel Kahneman, *Thinking, Fast and Slow*, New York: Farrar, Straus and Giroux, 2011

<sup>28</sup> IBM Institute for Business Value, *CEO Decision-Making in the Age of AI*, 2024

in mercati volatili. Questa agilità è spesso supportata da modelli organizzativi snelli, un utilizzo efficace dei dati e una cultura aziendale orientata alla sperimentazione e all'innovazione. Ad esempio, aziende come Spotify utilizzano strutture basate su squadre autonome per facilitare una presa di decisione più rapida e decentralizzata, permettendo un miglior adattamento alle evoluzioni del settore musicale.

D'altro canto, *l'organizational learning* rappresenta la capacità di un'impresa di acquisire, interpretare e applicare nuove conoscenze al fine di migliorare il proprio processo decisionale nel tempo. Questo processo include l'apprendimento esperienziale, l'uso di dati analitici e la condivisione della conoscenza tra le diverse unità organizzative. Un esempio emblematico è quello di Google, che promuove un ambiente in cui il fallimento è considerato un'opportunità di apprendimento. La filosofia del "*fail fast, learn fast*" ha permesso all'azienda di sperimentare continuamente nuove soluzioni, traendo vantaggio dall'analisi dei risultati per affinare le strategie aziendali.

Entrambi i concetti sono strettamente legati alla capacità di un'organizzazione di navigare in ambienti incerti. Mentre la *decision-making agility* consente di rispondere rapidamente ai cambiamenti, *l'organizational learning* fornisce il framework cognitivo e strutturale per migliorare la qualità delle decisioni nel lungo termine. Le aziende che integrano entrambi questi approcci riescono a costruire un vantaggio competitivo sostenibile e a gestire l'incertezza con maggiore efficacia.

In questo contesto, una sinergia efficiente tra competenze umane e tecnologie avanzate risulta imprescindibile per ottimizzare la qualità delle decisioni strategiche<sup>29</sup>.

### **1.3 Analisi dei processi razionali, intuizione, bias cognitivi ed euristiche**

Le modalità attraverso cui i decisori affrontano la complessità del processo decisionale sono state oggetto di studio in diverse discipline<sup>30</sup>. Le principali prospettive teoriche si concentrano sulla codifica dei due principali paradigmi

---

<sup>29</sup> L. Giraud et al., *The Impacts of Artificial Intelligence on Managerial Skills*, Journal of Decision Systems, 2023

<sup>30</sup> James G. March, *A Primer on Decision Making: How Decisions Happen*, New York: Free Press, 1994

interpretativi: la razionalità assoluta e la razionalità limitata. Questi modelli concettuali offrono una prospettiva analitica per comprendere le dinamiche sottese alle scelte strategiche, evidenziando le modalità attraverso cui i decisori affrontano la complessità, l'incertezza e i vincoli cognitivi che influenzano i processi decisionali.

Il modello della razionalità assoluta si basa sull'ipotesi che i decisori abbiano accesso a tutte le informazioni necessarie, siano in grado di valutarle senza errori cognitivi e possano scegliere sempre la soluzione ottimale tra tutte le alternative disponibili<sup>31</sup>. Tuttavia, questo modello è stato criticato per la sua scarsa aderenza alla realtà operativa delle organizzazioni, in cui i vincoli di tempo, risorse e conoscenze limitano la capacità di prendere decisioni perfettamente razionali.<sup>32</sup>

Herbert A. Simon ha introdotto il concetto di razionalità limitata, evidenziando come i decisori operino in un contesto di informazione imperfetta e capacità cognitive intrinsecamente limitate<sup>33</sup>. Secondo questa prospettiva, le organizzazioni non perseguono necessariamente la soluzione ottimale, ma si accontentano di un'opzione 'soddisfacente', ovvero una scelta che, pur non essendo la migliore in senso assoluto, risponde in maniera adeguata alle esigenze contingenti<sup>34</sup>.

La razionalità limitata riveste un ruolo di particolare rilievo nell'ambito delle strategie aziendali contemporanee<sup>35</sup>, caratterizzate dalla necessità per le imprese di adattarsi costantemente a cambiamenti imprevedibili. In tale prospettiva, l'approccio decisionale non può prescindere dai vincoli cognitivi e informativi che influenzano la capacità di elaborare e selezionare le alternative strategiche più efficaci<sup>36</sup>. Il decisore perfettamente razionale, come primo passo, individua tutte le alternative possibili e, di conseguenza, le diverse azioni che può intraprendere.

---

<sup>31</sup> Simon, H. A., 1977, *The New Science of Management Decision*. Prentice Hall.

<sup>32</sup> George P. Hodgkinson et al., *Breaking the Frame: An Analysis of Strategic Cognition and Decision Making under Uncertainty*, London: Routledge, 1999

<sup>33</sup> Herbert A. Simon, *Rational Choice and the Structure of the Environment*, *Psychological Review* 63, n. 2, 1956: 129-138.

<sup>34</sup> Daniel Kahneman e Amos Tversky, *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*, *Econometrica* 47, n. 2, 1979: 263-291.

<sup>35</sup> Erik Brynjolfsson e Andrew McAfee, *The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization*, *Harvard Business Review*, 2017

<sup>36</sup> Thomas H. Davenport e Rajeev Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, *Harvard Business Review*, 2018

È essenziale evidenziare che non si può parlare di scelta o decisione senza la presenza di più opzioni tra cui selezionare. Successivamente, il decisore associa a ciascuna alternativa un determinato *pay-off*, ovvero le conseguenze derivanti dalla scelta effettuata, valutandole sulla base del proprio sistema di preferenze. Quest'ultimo varia da individuo a individuo ed è influenzato da molteplici fattori, tra cui le esperienze passate, i valori personali, il contesto culturale e diversi aspetti di natura sociale e psicologica.

L'ultima fase del processo consiste nella decisione vera e propria, ossia nella selezione di una delle alternative individuate, basandosi su una regola decisionale che attribuisce un valore differente alle conseguenze derivanti da ciascuna opzione. Secondo la teoria economica neoclassica *“L'individuo perfettamente razionale, dovendo effettuare una scelta, è assunto capace di individuare tutte le possibili alternative, di confrontarle in termini di conseguenze e di scegliere, in una logica deduttiva, la soluzione ottima in base alle sue preferenze, che si caratterizzano per essere note, precise, coerenti e stabili”*<sup>37</sup>.

La scelta ricade sull'alternativa che garantisce la massima utilità attesa, poiché l'obiettivo è massimizzare il proprio risultato. Sulla base di questo modello, il decisore può essere assimilato alla figura dell'*homo oeconomicus*, ovvero un soggetto che agisce in modo razionale e finalizzato alla massimizzazione dell'utilità, disponendo di tutte le informazioni necessarie per prendere una decisione ottimale. Tuttavia, affinché questo processo si realizzi nella sua forma ideale, devono sussistere alcune condizioni che, nella realtà, raramente si verificano. Queste condizioni includono:

- una chiara e inequivocabile definizione del problema;
- l'individuazione e la precisa determinazione dell'obiettivo da raggiungere;
- la conoscenza completa di tutte le alternative disponibili e dei relativi *pay-off*<sup>38</sup> associati;

---

<sup>37</sup> Cortese F., 2017, *Il processo decisionale d'impresa*, Giappichelli Editore, p.20

<sup>38</sup> Il termine *“pay-off”* indica il risultato o beneficio atteso associato a ciascuna alternativa decisionale, espresso solitamente in termini di utilità, guadagno economico o valore strategico.

- la consapevolezza del proprio sistema di preferenze e delle priorità personali;
- la disponibilità illimitata di risorse per ottimizzare il processo decisionale;
- l'assenza di vincoli temporali;
- l'assenza di influenze esterne che possano condizionare la decisione<sup>39</sup>.

Nonostante ciò, il modello appena descritto, che presuppone una razionalità assoluta e un accesso illimitato alle informazioni, non trova sempre riscontro nella realtà. La complessità del contesto aziendale, caratterizzato da incertezza, volatilità e limiti informativi, rende impossibile adottare esclusivamente un approccio decisionale perfettamente logico e deduttivo. In molte situazioni, infatti, le decisioni devono essere prese rapidamente, senza il tempo o le risorse per un'analisi completa. Qui entra in gioco il ruolo dell'intuizione, che consente ai manager di rispondere in modo tempestivo basandosi su esperienze pregresse e schemi riconosciuti inconsciamente.

Daniel Kahneman e Amos Tversky hanno studiato proprio queste dinamiche, sviluppando il modello *dual-process*, un framework teorico che descrive due sistemi distinti ma interconnessi nel processo decisionale umano.

Kahneman, vincitore del Premio Nobel per l'Economia nel 2002, ha approfondito questi concetti nel suo libro *Thinking, Fast and Slow*, sottolineando come il *System 1* e il *System 2*<sup>40</sup> interagiscano per influenzare le decisioni quotidiane e strategiche. Mentre il *System 1* opera in maniera automatica e intuitiva, generando risposte immediate sulla base di schemi appresi e memorie implicite, il *System 2* interviene per elaborare decisioni più complesse, richiedendo uno sforzo cognitivo maggiore e una valutazione logica delle informazioni disponibili. Possiamo però illustrare più nello specifico i due sistemi cognitivi fondamentali nel processo decisionale:

- *System 1*: rapido, automatico, intuitivo ed emozionale. È responsabile della maggior parte delle decisioni quotidiane, in quanto opera con un basso sforzo cognitivo e si basa su euristiche. Questo sistema è utile per affrontare

---

<sup>39</sup> Ivi, p.21

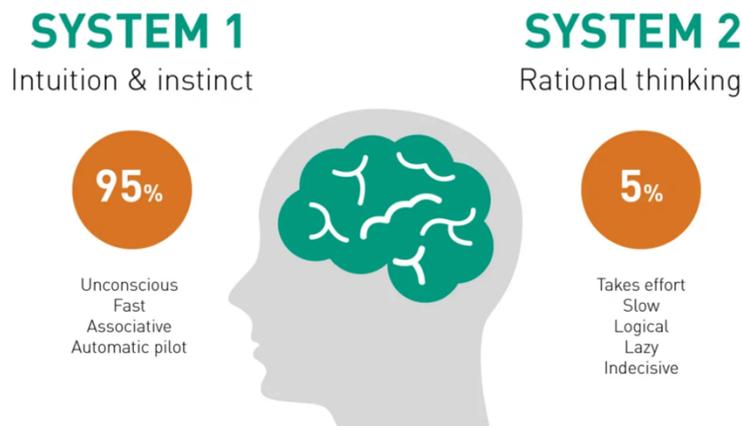
<sup>40</sup> Kahneman, D., & Tversky, A., 1979, *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*

situazioni di emergenza o decisioni ripetitive che non richiedono un'analisi approfondita. Ad esempio, un manager esperto può rapidamente decidere se concedere uno sconto a un cliente abituale basandosi su esperienze pregresse e senza dover analizzare dati storici complessi.

- *System 2*: lento, deliberato, razionale e analitico. Viene attivato quando è necessario un processo decisionale più complesso, che richiede maggiore attenzione e calcoli dettagliati. Questo sistema è fondamentale per decisioni di lungo termine che influenzano la strategia aziendale, come la pianificazione di una fusione o l'espansione in nuovi mercati, poiché permette una valutazione più accurata dei rischi e delle opportunità.

Nel contesto aziendale, il *System 1* consente ai manager di rispondere rapidamente a situazioni dinamiche, ma la sua dipendenza dalle euristiche può portare a bias cognitivi, che alterano la percezione della realtà e conducono a errori sistematici<sup>41</sup>. Ad esempio, il bias di disponibilità porta a sopravvalutare la probabilità di un evento solo perché si è verificato di recente. D'altra parte, il *System 2*, pur essendo più accurato, è lento e richiede un grande dispendio di risorse cognitive.

Figura 2: System 1 e System 2



Fonte: Kahneman, D., & Tversky, A., *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*

---

<sup>41</sup> Bazerman, M. H., & Moore, D. A., *Judgment in Managerial Decision Making*

Questa interazione tra razionalità ed intuizione nel processo decisionale strategico crea una tensione paradossale<sup>42</sup>, da un lato, la logica analitica consente di valutare le alternative in modo rigoroso, dall'altro, l'intuizione permette di agire in condizioni di incertezza e scarsità di informazioni. Questo paradosso razionalità-intuizione dimostra che una gestione efficace del decision making non può eliminare né l'uno né l'altro approccio, ma deve integrarli in modo equilibrato, combinando la rapidità dell'intuizione con la solidità dell'analisi razionale.

Il modo più efficace per affrontare questa tensione è attraverso il *paradoxical thinking*, ovvero un approccio che consente di bilanciare e sfruttare le differenze tra intuizione e razionalità piuttosto che tentare di risolverle.

Il processo si sviluppa in tre fasi principali:

- Preparare il terreno per il pensiero paradossale: accettare che intuizione e razionalità possano coesistere e creare un contesto organizzativo che favorisca questa integrazione.
- Sviluppare decisioni integrate: utilizzare strategie che combinino pratiche intuitive e razionali per affrontare situazioni strategiche.
- Incorporare i risultati nel contesto organizzativo: creare strutture e processi aziendali che consolidino il valore della combinazione di intuizione e razionalità nel lungo termine

Nel contesto del decision making strategico, le modalità attraverso cui i manager elaborano e selezionano le alternative disponibili non si basano esclusivamente su processi razionali e analitici, ma spesso fanno ricorso a scorciatoie cognitive, note come euristiche, che permettono di prendere decisioni in modo rapido ed efficiente, ma possono portare a errori sistematici.

Le più comuni nei contesti aziendali includono<sup>43</sup>:

- Euristica della disponibilità: la valutazione della probabilità di un evento avviene in base alla facilità con cui esempi simili vengono ricordati. Questo

---

<sup>42</sup> Calabretta, G., Gemser, G., & Wijnberg, N. M., 2017, *The Interplay between Intuition and Rationality in Strategic Decision Making: A Paradox Perspective*. *Organization Studies*, 38(3-4), 365-401

<sup>43</sup> Kahneman, D., & Tversky, A., 1979, *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*.

può portare i manager a sovrastimare la frequenza di eventi rari ma salienti, come il fallimento di una *start-up* di successo o una crisi finanziaria.

- Euristiche della rappresentatività: le decisioni vengono influenzate dalla somiglianza con un prototipo conosciuto, portando a generalizzazioni eccessive. Ad esempio, un'azienda potrebbe ritenere che un nuovo prodotto avrà successo semplicemente perché ricorda un caso precedente di successo, senza considerare le differenze di mercato.
- Euristiche dell'ancoraggio: le scelte vengono condizionate da un valore iniziale (ancora), anche se irrilevante. Questo effetto è particolarmente visibile nelle negoziazioni o nelle valutazioni finanziarie, dove un primo valore proposto può influenzare significativamente la percezione di un'offerta successiva.

Sebbene le euristiche siano strumenti cognitivi utili per prendere decisioni in tempi rapidi, il loro utilizzo può portare a errori sistematici, che si manifestano sotto forma di *bias* cognitivi. Queste distorsioni influenzano il processo decisionale, portando a scelte subottimali e a una gestione inefficace delle risorse.

I *bias* cognitivi derivano dalla naturale tendenza della mente a interpretare le informazioni in modo selettivo e spesso inconsapevole, compromettendo l'oggettività delle decisioni. Questi fenomeni sono particolarmente rilevanti nel decision making strategico, dove errori di valutazione possono avere impatti significativi sulla performance aziendale.

Uno dei *bias* più diffusi è il *confirmation bias*, che porta i decisori a cercare, interpretare e ricordare le informazioni in modo da confermare le proprie convinzioni preesistenti, ignorando o minimizzando dati che potrebbero contraddirle. Questo fenomeno può indurre i manager a trascurare segnali di allarme riguardanti un investimento o una strategia fallimentare, rafforzando un atteggiamento di eccessiva sicurezza nelle proprie decisioni e aumentando il rischio di *escalation del commitment*<sup>44</sup>.

---

<sup>44</sup> Con l'espressione "*escalation del commitment*" si indica la tendenza a continuare a investire risorse (tempo, denaro, energie) in una decisione già presa, anche quando emergono prove evidenti

Un altro *bias* comune è l'*overconfidence bias*<sup>45</sup>, ossia l'eccessiva fiducia nelle proprie capacità decisionali. Questo porta i decisori a sottovalutare i rischi e a sovrastimare le probabilità di successo, risultando in previsioni irrealistiche. Ad esempio, un team dirigenziale potrebbe stimare una crescita esponenziale per una nuova linea di prodotti basandosi su un'eccessiva fiducia nelle proprie competenze, senza considerare adeguatamente le incognite di mercato e le possibili minacce competitive.

Questi *bias* possono influenzare negativamente la pianificazione strategica, la valutazione degli investimenti e la gestione del rischio, portando a decisioni miopi o non ottimali. Studi nel campo della psicologia cognitiva e dell'economia comportamentale dimostrano che, sebbene i *bias* cognitivi siano difficili da eliminare completamente, è possibile mitigarne gli effetti attraverso strategie specifiche che favoriscano un processo decisionale più razionale e strutturato.

Le decisioni aziendali, infatti, possono essere compromesse non solo dai *bias* cognitivi, ma anche dall'uso improprio delle euristiche, che, sebbene utili per velocizzare il processo decisionale, possono condurre a errori sistematici.

Uno degli errori più comuni è l'illusione del controllo, che porta i decisori a sovrastimare la loro capacità di influenzare eventi incerti. Questo fenomeno è particolarmente evidente nei mercati finanziari, dove i *trader* credono di poter prevedere con esattezza l'andamento delle azioni basandosi su esperienze passate, ignorando fattori esterni imprevedibili. Nel settore aziendale, l'illusione del controllo può spingere i manager a prendere decisioni di investimento rischiose senza considerare adeguatamente la volatilità di mercato e altri elementi di incertezza.

In ultimo, un errore decisionale molto diffuso è l'*effetto framing*, che descrive la tendenza a modificare la percezione di un problema in base al modo in cui le informazioni vengono presentate. Questo fenomeno è ampiamente sfruttato nelle strategie di marketing, dove una stessa offerta può essere interpretata in maniera

---

della sua inefficacia, per non ammettere l'errore o giustificare investimenti precedenti. - *Report PwC (2023): AI, Biases and Human Decision Making*

<sup>45</sup> IBM Institute for Business Value, *CEO Decision-Making in the Age of AI*, 2024

diversa a seconda della sua formulazione. Ad esempio, un aumento di prezzo viene generalmente percepito più positivamente se comunicato come un miglioramento della qualità del servizio piuttosto che come un semplice rincaro.

Per mitigare gli effetti negativi di questi errori e migliorare la qualità delle decisioni strategiche, le aziende devono adottare strategie mirate che riducano l'influenza dei bias cognitivi e delle euristiche nel processo decisionale.

Un primo approccio efficace è il *debiasing* strutturato, che consiste nell'introduzione di protocolli decisionali volti a limitare l'influenza dei pregiudizi cognitivi. Strumenti come *checklist* decisionali, revisioni indipendenti e il confronto con scenari alternativi costringono i manager a considerare prospettive diverse prima di prendere una decisione. Questo metodo aiuta a ridurre il rischio di *escalation del commitment* e di scelte influenzate da preconcetti errati<sup>46</sup>.

Un'altra strategia cruciale è il *data-driven decision making*, che promuove l'uso di dati oggettivi e analisi quantitative per supportare le scelte strategiche, evitando di basarsi esclusivamente su impressioni soggettive o intuizioni. L'adozione di strumenti di *business intelligence* e *dashboard* analitiche consente ai manager di ottenere una visione più ampia e precisa delle informazioni disponibili, migliorando la capacità di valutare rischi e opportunità in modo razionale.

L'intelligenza artificiale e il *machine learning* rappresentano un ulteriore strumento per mitigare i bias cognitivi. Grazie alla loro capacità di analizzare enormi quantità di dati in modo imparziale, questi sistemi possono suggerire alternative basate su evidenze empiriche, riducendo il peso di valutazioni distorte da pregiudizi inconsapevoli. Tuttavia, affinché questi strumenti siano realmente efficaci, è essenziale garantire che gli algoritmi stessi siano privi di *bias* e che vengano utilizzate metodologie di *Explainable AI*, in grado di fornire trasparenza sui criteri decisionali adottati dai modelli predittivi<sup>47</sup>.

Oltre a questi strumenti tecnologici e metodologici, un elemento chiave per ridurre l'impatto dei bias cognitivi è la formazione dei manager sulla consapevolezza delle distorsioni cognitive. Sensibilizzare i decisori sulle trappole del ragionamento

---

<sup>46</sup> Bazerman, M. H., & Moore, D. A., 2013: *Judgment in Managerial Decision Making*

<sup>47</sup> Harvard Business Review, 2024: *The Impact of AI on Managerial Decision Making*

intuitivo e sulle strategie per mitigarle può migliorare significativamente la qualità delle scelte aziendali. In un contesto sempre più complesso e dinamico, sviluppare un approccio razionale e basato sui dati diventa essenziale per affrontare scenari di incertezza con maggiore obiettività ed efficacia.

D'altro canto, affidarsi esclusivamente all'analisi razionale supportata da strumenti tecnologici non è sempre sufficiente per garantire decisioni strategiche ottimali. La capacità di integrare l'intuizione nel processo decisionale si rivela altrettanto cruciale, soprattutto nei contesti caratterizzati da elevata incertezza e mancanza di dati strutturati. Studi recenti hanno evidenziato come un certo grado di *leeway* decisionale<sup>48</sup>, ovvero la flessibilità lasciata ai manager nel valutare un'opportunità, possa facilitare l'emergere dell'intuizione come strumento complementare alla razionalità. Un approccio decisionale troppo vincolante, infatti, riduce la possibilità di riconoscere opportunità innovative e può limitare la capacità di adattamento a scenari di mercato dinamici. In particolare, quando le informazioni disponibili sono incomplete o ambigue, i decisori con maggiore margine di autonomia tendono a combinare più efficacemente analisi strutturate e *insight* intuitivi per stimare il potenziale di mercato di nuove idee.

Allo stesso tempo, le decisioni strategiche a livello di top management<sup>49</sup> non sono mai il risultato del solo ragionamento individuale, ma emergono spesso da una dinamica di intuizione collettiva. La condivisione di esperienze all'interno dei team di gestione contribuisce a sviluppare una conoscenza tacita, rafforzando la capacità di individuare rapidamente *pattern* e connessioni tra variabili critiche. Questo processo di apprendimento continuo consente ai gruppi decisionali di operare con maggiore sicurezza e rapidità, pur senza rinunciare a un'adeguata analisi delle alternative disponibili. Ciononostante, se non adeguatamente bilanciata, questa interazione può generare effetti distorsivi, come il rafforzamento di bias di gruppo o un'eccessiva fiducia nelle proprie capacità decisionali.

---

<sup>48</sup> Schweitzer, F., Roeth, T., & Gillier, T., 2020, *The eye of the beholder: The influence of intuition, rationality, and leeway on the assessment of an idea's market-creation potential*. *Industrial Marketing Management*, 91, 274–284.

<sup>49</sup> Shepherd, N. G., Lou, B., & Rudd, J. M., 2024, *Going with the gut: Exploring top management team intuition in strategic decision-making*. *Journal of Business Research*, 181, 114740

Inoltre, le ricerche più recenti dimostrano che l'intuizione non è una capacità statica, ma può essere affinata attraverso l'esposizione a scenari complessi e l'uso di tecnologie avanzate per simulare dinamiche decisionali reali. Il miglioramento delle capacità intuitive può essere supportato da metodologie di *decision-making agility*, che favoriscono una maggiore flessibilità nel reagire ai cambiamenti, e dall'integrazione di sistemi di supporto alle decisioni basati su AI. Questi strumenti non sostituiscono il giudizio umano, ma ne amplificano l'efficacia, consentendo ai manager di validare le proprie intuizioni attraverso modelli predittivi e simulazioni avanzate. È necessario, però, evitare il rischio di pregiudizio da automazione, che porta i decisori a fidarsi ciecamente delle soluzioni suggerite dagli algoritmi, trascurando elementi di contesto non sempre codificabili nei dati analizzati. Per quanto sia fondamentale affidarsi a evidenze empiriche e modelli predittivi, l'efficacia del decision-making strategico dipende dalla capacità di combinare approcci strutturati con la rapidità e la creatività dell'intuizione. Questo equilibrio consente di ridurre il rischio di scelte distorte da *bias* cognitivi, senza però eliminare la componente umana che spesso guida le decisioni più innovative e di successo.

#### **1.4 Ruolo della tecnologia e impatti sui processi decisionali**

L'evoluzione tecnologica ha sempre rappresentato un fattore chiave per la crescita economica e l'innovazione, influenzando profondamente il modo in cui le organizzazioni operano e prendono decisioni strategiche<sup>50</sup>.

Nel contesto aziendale, l'integrazione delle nuove tecnologie nei processi decisionali ha determinato un cambiamento strutturale, consentendo una gestione più efficace e un miglioramento delle performance organizzative<sup>51</sup>. Lo sviluppo della trasformazione digitale ha introdotto strumenti avanzati che hanno ridefinito il concetto stesso di decision making, passando da un approccio basato su esperienze e intuizioni manageriali a un modello più analitico e *data-driven*<sup>52</sup>.

---

<sup>50</sup> Erik Brynjolfsson e Andrew McAfee, *The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization*, Harvard Business Review, 2017

<sup>51</sup> Thomas H. Davenport e Rajeev Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018.

<sup>52</sup> IBM Institute for Business Value, *CEO Decision-Making in the Age of AI*, IBM, 2024.

In questo scenario, tecnologie come *big data*, *cloud computing*, *Internet of Things (IoT)*, automazione avanzata e sistemi di supporto decisionale (*DSS*) stanno trasformando la capacità delle imprese di analizzare informazioni, prevedere scenari futuri e ottimizzare le strategie operative<sup>53</sup>.

Il progresso tecnologico ha da sempre rappresentato un motore di crescita e competitività, ridefinendo il vantaggio strategico delle imprese.

Secondo Michael E. Porter<sup>54</sup>, nessuna economia avanzata può mantenere elevati standard di produttività senza un costante miglioramento della capacità di innovazione. Questo concetto è oggi ancora più evidente con la crescente digitalizzazione dei processi aziendali, che permette alle organizzazioni di rispondere in modo più rapido ed efficace alle dinamiche di mercato<sup>55</sup>.

L'integrazione della tecnologia nei processi decisionali ha permesso il passaggio da un modello reattivo a un modello proattivo, in cui le scelte strategiche vengono definite sulla base di analisi predittive e simulazioni piuttosto che su esperienze passate<sup>56</sup>. Strumenti come i *big data analytics* e i modelli previsionali consentono ai manager di interpretare grandi volumi di dati in tempo reale, migliorando la capacità di adattamento alle mutevoli condizioni di mercato e riducendo l'incertezza associata alle decisioni strategiche.

Questa evoluzione non deve, tuttavia, tradursi in una completa delega della capacità decisionale agli strumenti tecnologici. L'intelligenza artificiale non deve essere concepita come un sostituto del processo decisionale umano, bensì come un amplificatore cognitivo in grado di supportare i manager nell'elaborazione di scelte più informate e fondate su analisi approfondite. L'AI permette di individuare *pattern* complessi nei dati e di generare scenari predittivi<sup>57</sup>, ma la sua efficacia dipende dalla capacità umana di interpretare tali risultati nel contesto specifico

---

<sup>53</sup> Kaggwa, S. et al., *AI in Decision Making: Transforming Business Strategies*, ResearchGate, 2024.

<sup>54</sup> Michael E. Porter, *Competitive Strategy: Techniques for Analyzing Industries and Competitors*, Free Press, 1980.

<sup>55</sup> McKinsey Global Institute, *How Technology is Reshaping Corporate Strategy*, 2024.

<sup>56</sup> Bughin, J. et al., *Notes from the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy*, McKinsey Global Institute, 2018.

<sup>57</sup> Chakraborty, A., 2021, *A.I. Can Be a Cornerstone of Success—But Only If Leaders Make the Right Choices*. Fortune

dell'organizzazione. La letteratura evidenzia come l'integrazione tra strumenti analitici avanzati e intuizione manageriale rappresenti un elemento chiave per affrontare la crescente complessità del contesto competitivo, consentendo alle organizzazioni di coniugare capacità predittive basate sui dati con una valutazione critica e contestualizzata delle variabili in gioco. L'interazione tra AI e decision-making umano consente di mitigare i limiti della razionalità limitata, fornendo ai manager informazioni dettagliate e riducendo l'influenza dei bias cognitivi nelle scelte strategiche. Tuttavia, è essenziale che questa integrazione venga gestita in modo equilibrato: il successo delle organizzazioni dipenderà dalla capacità di bilanciare le potenzialità offerte dall'AI con la capacità umana di interpretare i dati, individuare le implicazioni strategiche e adattarsi alle dinamiche del contesto competitivo. Un sistema decisionale basato esclusivamente su algoritmi, senza un controllo umano attivo, rischia infatti di produrre risultati inefficaci o distorti a causa di limiti nei dataset utilizzati o di dinamiche di mercato impreviste.

Nonostante ciò, l'evoluzione tecnologica non è priva di sfide. L'accesso a enormi quantità di dati ha aumentato il rischio di sovraccarico informativo, rendendo necessaria l'adozione di strumenti avanzati per filtrare e interpretare le informazioni più rilevanti<sup>58</sup>. Inoltre, il crescente utilizzo della tecnologia nei processi decisionali ha sollevato interrogativi riguardo alla dipendenza dagli strumenti digitali, alla necessità di garantire trasparenza nei modelli decisionali e alla gestione di potenziali rischi operativi e strategici<sup>59</sup>.

Le tecnologie emergenti stanno ridefinendo il modo in cui le aziende affrontano la gestione dei dati, l'analisi delle informazioni e la valutazione delle alternative strategiche. Tra le innovazioni più rilevanti nel decision making aziendale, possiamo individuare:

- *Big Data e Data Analytics*: i sistemi di analisi avanzata consentono di trasformare enormi quantità di dati grezzi in *insight strategici*<sup>60</sup>. I modelli

---

<sup>58</sup> Max H. Bazerman e Don A. Moore, *Judgment in Managerial Decision Making*, Wiley, 2013.

<sup>59</sup> Sorell, T., *Cobots, Co-operation and the Replacement of Human Skill, Ethics and Information Technology*, 2022.

<sup>60</sup> Harvard Business Review, *The Impact of AI on Managerial Decision Making*, 2024.

di *business intelligence* permettono ai manager di prendere decisioni più informate, individuando trend di mercato, comportamenti dei clienti e potenziali rischi operativi. La capacità di interpretare correttamente questi dati rimane essenziale per evitare distorsioni decisionali dovute a correlazioni fuorvianti o informazioni incomplete.

- *Cloud Computing* e Infrastrutture Digitali: la disponibilità di dati in tempo reale e l'accesso a sistemi di calcolo distribuito hanno migliorato la rapidità e l'efficienza delle decisioni aziendali<sup>61</sup>. Il *cloud computing* ha reso possibile una maggiore collaborazione tra team globali e ha ridotto i tempi di elaborazione delle informazioni critiche per le strategie di business.
- *Internet of Things (IoT)* e automazione dei processi: l'*IoT* ha permesso la raccolta di dati in tempo reale da dispositivi interconnessi, migliorando il monitoraggio delle operazioni e consentendo un decision making più dinamico<sup>62</sup>. Nei settori industriali, l'integrazione dell'*IoT* con l'automazione ha reso possibile un approccio *data-driven* alla gestione delle risorse, riducendo inefficienze e migliorando le prestazioni operative.
- Sistemi di Supporto alle Decisioni (DSS): i *Decision Support Systems* sono strumenti analitici che forniscono ai manager informazioni strutturate per la valutazione delle alternative strategiche. Secondo il *McKinsey Global Institute*<sup>63</sup>, l'integrazione di questi sistemi nelle organizzazioni ha migliorato la capacità di prevedere rischi e opportunità, ottimizzando la pianificazione strategica.
- Automazione e robotica collaborativa (*COBOTS*): a differenza dei robot tradizionali, progettati per sostituire le mansioni umane, i *COBOTS* (*Collaborative Robots*) sono sviluppati per interagire direttamente con i lavoratori, migliorando l'efficienza operativa e

---

<sup>61</sup> McKinsey Global Institute, *How Technology is Reshaping Corporate Strategy*, 2024

<sup>62</sup> *ibidem*

<sup>63</sup> *ibidem*

supportando le attività decisionali in tempo reale<sup>64</sup>. Questi strumenti stanno trovando applicazione in settori come la produzione, la logistica e la gestione delle risorse, contribuendo a ridurre errori operativi e ottimizzare le *performance* aziendali.

Nonostante i numerosi vantaggi, l'uso della tecnologia nei processi decisionali presenta anche criticità e rischi. Uno dei problemi più rilevanti è quello della *black-box decision making*, fenomeno che si verifica quando i sistemi tecnologici generano decisioni attraverso modelli complessi il cui funzionamento interno non è immediatamente comprensibile. Questo aspetto riduce la trasparenza e può creare problemi di *accountability*<sup>65</sup>, specialmente nei settori regolamentati come la finanza, la sanità e le risorse umane.

Un altro rischio significativo è il pregiudizio da automazione, ovvero la tendenza dei decisori a fidarsi eccessivamente delle soluzioni proposte dai sistemi digitali senza una valutazione critica. Questo fenomeno può portare a scelte errate o potenzialmente discriminatorie, specialmente quando le tecnologie riproducono pregiudizi preesistenti nei dati di addestramento.

Infine, la crescente digitalizzazione dei processi decisionali richiede una governance tecnologica adeguata, con l'implementazione di framework normativi e sistemi di controllo per garantire che l'uso della tecnologia sia etico, responsabile e in linea con gli obiettivi aziendali.

Affinché la tecnologia possa essere utilizzata in modo efficace nei processi decisionali, è necessario adottare un approccio equilibrato che combini potenza analitica e supervisione umana. La letteratura preesistente descrive alcune strategie chiave, come:

- Sviluppo di modelli *Human-in-the-Loop (HITL)*, che prevedono un'interazione costante tra intelligenza artificiale e decision maker umani per garantire un controllo diretto sulle scelte strategiche;

---

<sup>64</sup> Sorell, T., *Cobots, Co-operation and the Replacement of Human Skill*, 2022.

<sup>65</sup> Il termine "*accountability*" indica la responsabilità di un individuo o di un'organizzazione nel rendere conto delle proprie azioni, decisioni e risultati a stakeholder interni o esterni, assumendosene le conseguenze.

- Adozione di sistemi di *Explainable Technology*, che permettano di comprendere e validare le decisioni generate dagli strumenti tecnologici;
- Investimenti nella formazione manageriale, affinché i decisori acquisiscano una conoscenza adeguata degli strumenti tecnologici e possano interpretarli in modo critico;
- Implementazione di framework etici e di governance, per garantire un utilizzo responsabile della tecnologia e prevenire rischi legati alla trasparenza e alla discriminazione algoritmica;

In conclusione, la tecnologia sta trasformando il processo decisionale aziendale, offrendo strumenti innovativi per migliorare l'efficienza e la competitività. Tuttavia, affinché il suo impatto sia realmente positivo, è necessario sviluppare un approccio consapevole e bilanciato tra innovazione e supervisione umana, garantendo trasparenza, controllo e responsabilità nelle scelte strategiche.

---

## **Capitolo 2: Intelligenza artificiale generativa e decisioni strategiche**

---

### **2.1 Definizione di Intelligenza Artificiale**

L'Intelligenza Artificiale costituisce una delle più rilevanti innovazioni tecnologiche dell'epoca contemporanea, esercitando un'influenza pervasiva su una vasta gamma di discipline, tra cui l'informatica, la gestione d'impresa, la finanza, la medicina e l'ingegneria. Per coglierne appieno la portata trasformativa, è opportuno analizzarne le radici concettuali, che affondano in riflessioni filosofiche antiche e si sono progressivamente consolidate attraverso avanzamenti teorici e sperimentazioni tecniche maturate nel corso dei decenni.

Le fondamenta dell'Intelligenza Artificiale si collocano in una tradizione intellettuale secolare, ma è soltanto nel corso del Novecento che essa si configura come disciplina scientifica autonoma. Il suo percorso evolutivo è stato scandito da complesse sfide concettuali, da significativi traguardi nel campo dell'innovazione tecnologica e da sviluppi che hanno profondamente ridefinito la relazione tra pensiero umano e sistemi computazionali<sup>66</sup>.

Il concetto di creare macchine pensanti è antico quanto la filosofia stessa.

Già nella mitologia greca si rinvengono riferimenti a forme primitive di automi, come *Talos*<sup>67</sup>, il gigante bronzeo costruito da Efesto per proteggere l'isola di Creta. Successivamente, durante il Rinascimento, Leonardo da Vinci progettò dispositivi meccanici dotati di una sorprendente complessità, come il celebre cavaliere meccanico (circa 1495)<sup>68</sup>, che rappresenta uno dei primi esempi storici documentati di automi progettati per imitare movimenti umani.

Tuttavia, è con il pensiero filosofico dell'età moderna che si gettano le basi teoriche per una riflessione più sistematica sull'intelligenza come fenomeno simulabile.

---

<sup>66</sup> Turing, A. M. (1936). On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem. *Proceedings of the London Mathematical Society*, s2-42(1), 230–265

<sup>67</sup> Mayor, A. (2018). *Gods and robots: Myths, machines, and ancient dreams of technology*. Princeton University Press.

<sup>68</sup> Rosheim, M. (2006). *Leonardo's lost robots*. Springer.

René Descartes (1596–1650), nella sua opera *“Discours de la méthode”*, suggerisce che il corpo umano possa essere concepito come una macchina, affermando:

*« Je désire enseigner non les moyens par lesquels les animaux raisonnent, mais par lesquels on pourrait, si l'on voulait, les faire agir comme s'ils raisonnaient. »*<sup>69</sup>

Tale visione meccanicistica del corpo anticipa l'idea secondo cui alcuni aspetti del comportamento umano potrebbero essere riprodotti artificialmente, anche se Descartes<sup>70</sup> stesso negava che le macchine potessero pensare nel senso umano del termine.

Un apporto ancora più significativo viene da Gottfried Wilhelm Leibniz (1646–1716), che con la sua visione razionalista e il progetto della *“mathesis universalis”* prefigurò l'ambizione di ridurre il pensiero umano a una forma calcolabile.

Nelle sue *“Nouveaux essais sur l'entendement humain”*, Leibniz scrive:

*«Il arrivera un temps où l'on pourra calculer les raisonnements, et, en cas de dispute, deux philosophes n'auront qu'à prendre leurs plumes, s'asseoir à leurs bureaux et se dire: 'calculons!'»*<sup>71</sup>

Egli fu inoltre l'inventore di una delle prime macchine calcolatrici meccaniche, la *Stepped Reckoner*, capace di eseguire le quattro operazioni aritmetiche. Questo strumento, sebbene rudimentale, rappresenta una pietra miliare nella storia del pensiero computazionale, anticipando i principi che saranno alla base del moderno concetto di calcolo algoritmico<sup>72</sup>.

Tali principi troveranno una più rigorosa formalizzazione nel XX secolo, grazie al lavoro di Alan Turing, che nel 1936 introdusse il concetto di macchina di Turing,

---

<sup>69</sup> *«Desidero insegnare non i mezzi con cui gli animali ragionano, ma quelli con cui si potrebbe, se lo si volesse, farli agire come se ragionassero.»* - Descartes, R. (2006). *Discorso sul metodo* (trad. italiana di E. Garin). Laterza.

<sup>70</sup> Garber, D. (1992). *Descartes' metaphysical physics*. University of Chicago Press.

<sup>71</sup> *«Verrà un tempo in cui si potranno calcolare i ragionamenti e, in caso di disputa, due filosofi non dovranno far altro che prendere la penna, sedersi alla scrivania e dirsi: "calcoliamo!"»* - Leibniz, G. W. (1996). *Nuovi saggi sull'intelletto umano* (M. Mugnai, Trad.). Bompiani. (Opera originale pubblicata nel 1765)

<sup>72</sup> Cartesio, R. (2002). *Discorso sul metodo* (L. Urbani Ulivi, a cura di). Bompiani.

modello astratto in grado di eseguire qualsiasi funzione calcolabile secondo regole determinate, diventando la base teorica per i moderni computer digitali<sup>73</sup>.

Egli avanzò, inoltre, l'idea che una macchina potesse essere progettata per compiere processi cognitivi, proponendo il famoso Test di Turing nel 1950<sup>74</sup> nel saggio “*Computing Machinery and Intelligence*”, pubblicato sulla rivista *Mind* nel 1950. Il test suggerisce che, se un interlocutore umano non riesce a distinguere una macchina da un essere umano in una conversazione scritta, si può considerare che la macchina “pensi”.

L'uso ufficiale del termine "Intelligenza Artificiale" risale al 1956, quando il ricercatore John McCarthy<sup>75</sup>, lo coniò in occasione del celebre *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*, conferenza tenutasi presso il *Dartmouth College*, che sancì la nascita dell'AI come disciplina scientifica autonoma.

In quel contesto, studiosi quali Alan Newell e Herbert A. Simon svilupparono *il Logic Theorist*, considerato il primo programma informatico in grado di dimostrare teoremi matematici, e riconosciuto come una delle prime applicazioni capaci di simulare forme elementari di ragionamento umano<sup>76</sup>.

McCarthy, insieme a Marvin Minsky, Nathaniel Rochester e Claude Shannon, contribuì in modo determinante alla definizione dell'ambito di studio dell'intelligenza artificiale, delineandone gli obiettivi principali: progettare sistemi capaci di riprodurre, attraverso macchine, processi tipici dell'intelligenza umana.

Nel corso degli anni Sessanta si svilupparono i primi sistemi esperti, ovvero programmi progettati per affrontare problemi complessi all'interno di domini specialistici quali la medicina, l'ingegneria e la chimica computazionale. Tra gli esempi più significativi si annoverano DENDRAL<sup>77</sup>, sviluppato per supportare i chimici nell'analisi e determinazione della struttura molecolare di composti

---

<sup>73</sup> Turing, A. M. (1936). On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem. *Proceedings of the London Mathematical Society*, s2-42(1), 230–265.

<sup>74</sup> Turing, A. M. (1950). *Computing Machinery and Intelligence*. *Mind*, 59(236), 433-450

<sup>75</sup> Ibidem pp. 450-460

<sup>76</sup> Newell, A., & Simon, H. A. (1956). *The Logic Theory Machine: A Complex Information Processing System*. *IRE Transactions on Information Theory*, 2(3), 61-79

<sup>77</sup> Buchanan, B. G., & Feigenbaum, E. A. (1978). *DENDRAL and Meta-DENDRAL: Their Applications Dimension*. *Artificial Intelligence*, 11(1-2), 5–24.

sconosciuti, e MYCIN<sup>78</sup>, sistema concepito per assistere nella diagnosi e nel trattamento di infezioni batteriche del sangue, offrendo raccomandazioni cliniche basate su regole inferenziali.

Tuttavia, nonostante l'entusiasmo iniziale e le promettenti prospettive, la ricerca sull'intelligenza artificiale andò incontro a un rallentamento significativo, noto come "Inverno dell'IA" (*AI Winter*)<sup>79</sup>. In tale fase, divenne evidente che le capacità computazionali disponibili non erano ancora sufficienti per affrontare problemi cognitivi complessi, quali il riconoscimento vocale o la comprensione semantica del linguaggio naturale. Le aspettative disattese, unite ai limiti tecnologici dell'epoca, determinarono una sensibile riduzione degli investimenti e un generale disincanto nei confronti del settore<sup>80</sup>.

A partire dagli anni Ottanta, la ricerca orientò progressivamente la propria attenzione verso lo sviluppo delle reti neurali artificiali, concepite per emulare, in maniera computazionale, alcuni dei meccanismi cognitivi caratteristici del cervello umano. Un contributo determinante giunse nel 1986, quando Geoffrey Hinton, insieme ai colleghi David Rumelhart e Ronald Williams, perfezionò l'algoritmo della retropropagazione dell'errore (*backpropagation*)<sup>81</sup>, rendendo possibile un apprendimento più efficiente all'interno delle reti multilivello.

Questi avanzamenti concettuali e tecnici costituirono le fondamenta del *deep learning*, favorita dall'aumento esponenziale della disponibilità di dati e dal progresso della capacità di calcolo.<sup>82</sup>

Nel corso degli anni Novanta e Duemila, l'intelligenza artificiale iniziò a trovare applicazioni concrete in ambiti operativi quali la finanza, il marketing e i sistemi di raccomandazione, dimostrando una crescente efficacia nel supportare decisioni basate sull'analisi di grandi volumi di dati. L'espansione della capacità

---

<sup>78</sup> Buchanan, B. G., & Shortliffe, E. H. (1984). *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*. Addison-Wesley.

<sup>79</sup> Hendler, J. (2008). Avoiding another AI winter. *IEEE Intelligent Systems*, 23(2), 2–4.

<sup>80</sup> Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization*. Harvard Business Review

<sup>81</sup> Hinton, G., & Parker, D. (1986). *Learning Representations by Backpropagating Errors*. *Science*, 233(4823), 1089-1093

<sup>82</sup> Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). *Generative Adversarial Nets*. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27

computazionale, insieme al processo di digitalizzazione massiva delle informazioni, costituì un fattore abilitante per significativi avanzamenti nelle prestazioni degli algoritmi intelligenti.

Nel decennio successivo, si assistette a una svolta paradigmatica con l'emergere delle intelligenze artificiali generative. Le reti generative avversarie (*Generative Adversarial Networks, GAN*)<sup>83</sup>, progettate per produrre contenuti inediti come immagini, testi e musica, si affermarono come strumenti chiave in questo nuovo approccio creativo e autonomo dell'AI. Questa fase di accelerazione fu sostenuta da una crescente disponibilità di dati generati dagli utenti e dal continuo miglioramento degli algoritmi di apprendimento profondo, contribuendo a un'espansione esponenziale delle applicazioni e del potenziale trasformativo dell'intelligenza artificiale.

Modelli linguistici avanzati come GPT-3 e GPT-4 costituiscono tra i più significativi sviluppi dell'intelligenza artificiale contemporanea, distinguendosi per le straordinarie capacità di comprensione e generazione del linguaggio naturale<sup>84</sup>. Le applicazioni di tali modelli risultano estremamente eterogenee, spaziando dalla produzione automatica di contenuti, alla diagnostica medica, ai veicoli autonomi, fino all'analisi predittiva, aprendo la strada a una nuova fase di interazione uomo-macchina e di supporto ai processi decisionali.

Attualmente, l'intelligenza artificiale si trova in una fase di espansione rapida e trasversale, con impieghi che superano di gran lunga la mera automazione operativa. La capacità di ottimizzare la produttività, guidare scelte strategiche e migliorare l'efficienza dei processi la rende una delle tecnologie più strategiche e promettenti del nostro tempo.

Nonostante ciò, questo progresso solleva anche cruciali interrogativi di natura etica, sociale e politica, legati in particolare alla tutela della privacy, alla sicurezza dei sistemi e all'impatto sul mondo del lavoro. Il futuro dell'IA sembra orientarsi verso

---

<sup>83</sup> Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). *Attention Is All You Need*. Advances in Neural Information Processing Systems, (Vol 30.)

<sup>84</sup> Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 33).

una sempre più profonda integrazione sinergica tra intelligenza umana e artificiale, finalizzata al conseguimento di risultati che nessuna delle due forme di intelligenza potrebbe raggiungere autonomamente.

## 2.2 Principali Tipologie

Nonostante l'assenza di una definizione universalmente condivisa, l'intelligenza artificiale può essere classificata secondo differenti prospettive che ne evidenziano funzioni, capacità operative e ambiti applicativi.

*Figura 3: Tipologie di AI*

Criterio di classificazione	Categorie principali	Descrizione	Esempi
<b>Modalità di imitazione dell'intelligenza</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pensa come l'uomo</li> <li>• Agisce come l'uomo</li> <li>• Pensa razionalmente</li> <li>• Agisce razionalmente</li> </ul>	Approcci teorici per descrivere come l'IA emula il pensiero e il comportamento umano	Reti neurali, chatbot, sistemi esperti, algoritmi adattivi
<b>Capacità di generalizzazione</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Narrow AI (debole)</li> <li>• General AI (forte)</li> </ul>	Classificazione in base alla possibilità di affrontare solo compiti specifici (Narrow) o di adattarsi a domini multipli (AGI)	Sistemi di raccomandazione vs. AGI teorica
<b>Capacità di apprendimento e memoria</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• AI Reattiva</li> <li>• AI con Memoria Limitata</li> </ul>	Basata sull'abilità del sistema di apprendere nel tempo e sfruttare dati passati	Deep Blue vs. Sistemi di guida autonoma (Tesla, Waymo)
<b>Tipologia di apprendimento</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Supervisionato</li> <li>• Non supervisionato</li> <li>• Per rinforzo</li> </ul>	Apprendimento con dati etichettati, senza etichette o tramite interazione e feedback ambientale	Riconoscimento vocale, clustering clienti, agenti di gioco
<b>Funzione algoritmica</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• AI Generativa</li> <li>• AI Discriminativa</li> </ul>	Distinzione tra sistemi che creano nuovi dati simili a quelli di addestramento e sistemi che classificano dati esistenti	GPT, GANs vs. classificatori di immagini

*Fonte: Rielaborazione dell'autrice.*

Una delle tassonomie più consolidate in letteratura, proposta da Russell e Norvig<sup>85</sup>, distingue l'AI in quattro categorie principali, ciascuna rappresentativa di un differente modo in cui i sistemi artificiali possono replicare, imitare o simulare le competenze cognitive e comportamentali umane:

- Sistemi che pensano come gli esseri umani: Questi sistemi si fondano su modelli cognitivi ispirati al funzionamento del cervello umano. Le reti neurali artificiali, tra le tecniche cardine del *machine learning* e del *deep learning*, mirano a riprodurre processi mentali complessi quali

<sup>85</sup> Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

l'apprendimento e la risoluzione di problemi. Tali modelli permettono ai sistemi di apprendere da vasti insiemi di dati e di perfezionare progressivamente le proprie prestazioni, senza la necessità di una programmazione esplicita.<sup>86</sup>

- Sistemi che agiscono come gli esseri umani: In questo approccio, l'obiettivo non è emulare i processi mentali sottostanti, bensì riprodurre comportamenti osservabili. Ne sono esempio *chatbot* e assistenti virtuali come Siri e Alexa, che interagiscono in linguaggio naturale grazie all'impiego di tecniche di elaborazione del linguaggio naturale (NLP). Questi strumenti si avvalgono di algoritmi in grado di interpretare, contestualizzare e generare risposte appropriate, migliorando nel tempo attraverso l'interazione con l'utente.
- Sistemi che pensano razionalmente: Questa categoria si basa sulla logica formale e sulla definizione di regole inferenziali per giungere a decisioni ottimali. I sistemi simbolici, rappresentativi di questa impostazione, operano attraverso linguaggi formali che rendono esplicita la conoscenza e il processo di ragionamento. Un esempio emblematico è costituito dai sistemi esperti, utilizzati in ambiti professionali, come la diagnostica medica, per simulare il pensiero deduttivo e analitico degli esseri umani.
- Sistemi che agiscono razionalmente: I sistemi inclusi in questa categoria sono progettati per compiere azioni finalizzate al raggiungimento di obiettivi prestabiliti, ottimizzando le decisioni in funzione dei dati e del contesto. Questo paradigma, fortemente legato all'apprendimento automatico, consente ai sistemi di adattarsi dinamicamente a condizioni variabili. Un caso emblematico è rappresentato dai sistemi di raccomandazione, che elaborano grandi moli di dati per anticipare le preferenze degli utenti e ottimizzare l'efficacia delle interazioni.

Oltre alle classificazioni basate sui modelli cognitivi o comportamentali, un'ulteriore distinzione fondamentale nell'ambito dell'intelligenza artificiale riguarda il grado di autonomia e di generalizzazione dei sistemi intelligenti.

---

<sup>86</sup> Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

In questo contesto si distinguono comunemente due categorie principali:

- AI debole (*Narrow AI*);

La *Narrow AI*, detta anche AI ristretta, si riferisce a sistemi progettati per svolgere compiti specifici con elevata efficienza all'interno di domini ben definiti. Tali sistemi, pur eccellendo nell'esecuzione di funzioni circoscritte, non possiedono capacità di adattamento a contesti nuovi né sono in grado di generalizzare le conoscenze apprese al di fuori dell'ambito per cui sono stati concepiti.<sup>87</sup>

Esempi prominenti di *Narrow AI* includono i sistemi di raccomandazione, utilizzati in piattaforme come Netflix e Amazon, che analizzano i comportamenti passati degli utenti per suggerire contenuti o acquisti, ma non sono in grado di adattarsi a richieste nuove o non previste senza una riprogrammazione o un aggiornamento dei dati.

- AI forte (*General AI*)

Di contro, la *General AI*, spesso indicata come IA forte, rappresenta un obiettivo ancora teorico e in fase esplorativa, che mira a riprodurre l'intelligenza umana in senso esteso. Il sistema sarebbe in grado di comprendere, apprendere e applicare conoscenze in domini eterogenei, affrontando contesti nuovi in modo autonomo, flessibile e trasversale, analogamente a quanto fa la mente umana. Tuttavia, la realizzazione concreta di sistemi di AI forte pone sfide scientifiche e tecnologiche tuttora insormontate, richiedendo non solo avanzamenti nei meccanismi di apprendimento automatico, ma anche una comprensione molto più profonda dei fondamenti della cognizione, della consapevolezza di sé, del pensiero astratto e dell'etica computazionale. La simulazione di queste dimensioni cognitive, essenziali per un'intelligenza realmente generale, resta uno degli obiettivi più ambiziosi e complessi della ricerca nel campo dell'intelligenza artificiale<sup>88</sup>.

---

<sup>87</sup> Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.

<sup>88</sup> Chalmers, D. J. (2010). The singularity: A philosophical analysis. *Journal of Consciousness Studies*, 17(9–10), 7–65.

Un'ulteriore distinzione di rilievo riguarda il grado di apprendimento e adattamento dei sistemi intelligenti, classificazione che consente di distinguere tra AI reattiva e AI dotata di memoria limitata. Tale prospettiva si concentra sulle modalità attraverso cui un sistema elabora gli *input*, si adatta ai dati nel tempo e modifica il proprio comportamento in risposta all'esperienza<sup>89</sup>.

I sistemi reattivi operano esclusivamente sulla base di *input* immediati e di un insieme di regole predefinite<sup>90</sup>, senza disporre di alcuna forma di memoria persistente o capacità di apprendere dagli eventi passati. Questi sistemi non elaborano una rappresentazione del passato né utilizzano dati storici per migliorare le proprie prestazioni future. Un caso esemplare è rappresentato da IBM Deep Blue<sup>91</sup>, il calcolatore che nel 1997 sconfisse il campione mondiale di scacchi Garry Kasparov. Sebbene il sistema fosse in grado di analizzare milioni di combinazioni possibili per ogni mossa, la sua architettura non prevedeva alcun apprendimento automatico: le strategie erano statiche e dipendevano da regole codificate manualmente.

Di contro, i sistemi con memoria limitata sono in grado di immagazzinare ed elaborare informazioni storiche al fine di migliorare progressivamente la qualità delle decisioni. Tali sistemi costituiscono la base operativa delle moderne applicazioni di *machine learning* e *deep learning*, in cui i modelli apprendono iterativamente dai dati, affinando le proprie capacità predittive e adattive. Un esempio paradigmatico è rappresentato dai sistemi di guida autonoma, adottati da aziende come Tesla o Waymo<sup>92</sup>, che apprendono continuamente dall'esperienza su strada. Attraverso l'elaborazione di dati raccolti in tempo reale, questi veicoli migliorano la propria capacità di riconoscere ostacoli, prevedere il comportamento degli altri utenti della strada e prendere decisioni complesse in ambienti dinamici.

---

<sup>89</sup>Bengio, Y., Lamblin, P., Popovici, D., & Larochelle, H. (2013). Learning deep architectures for AI. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2(1), 1–127.

<sup>90</sup> Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489.

<sup>91</sup> Hsu, W. (2002). IBM's Deep Blue: A case study. *AI Magazine*, 23(3), 89–102.

<sup>92</sup>Waymo (2020). *The Waymo Driver: Deep Learning Architecture and Training Approach*. Waymo Blog / Technical Whitepapers.

Un elemento cardine per valutare l'efficacia di un sistema di intelligenza artificiale risiede nel metodo di apprendimento impiegato, ovvero nella modalità con cui l'algoritmo elabora e generalizza i dati per produrre output rilevanti in diversi contesti applicativi. In tal senso, è possibile classificare l'AI in funzione del tipo di apprendimento adottato, distinguendo principalmente tra apprendimento supervisionato, non supervisionato e per rinforzo.

- Apprendimento supervisionato (*Supervised Learning*)

In questo paradigma, i modelli vengono addestrati su dataset etichettati, ossia insiemi di dati che includono sia gli *input* sia gli output desiderati. Il sistema apprende a costruire una funzione che associa correttamente ogni *input* al corrispondente *output*<sup>93</sup>, e viene successivamente impiegato per effettuare previsioni su dati inediti. Una delle applicazioni più diffuse di questa tecnica è il riconoscimento vocale, in cui l'algoritmo viene istruito su grandi quantità di registrazioni audio etichettate per identificare con precisione parole, frasi o comandi vocali.

- Apprendimento non supervisionato (*Unsupervised Learning*)

L'apprendimento non supervisionato si basa sull'analisi di dati non etichettati, privi quindi di *output* predefiniti. Il sistema è progettato per scoprire *pattern* nascosti, strutture latenti o correlazioni interne tra i dati, senza ricevere indicazioni esplicite<sup>94</sup>.

Una delle principali tecniche associate a questo approccio è il *clustering*<sup>95</sup>, utilizzato ad esempio nella segmentazione di mercato, dove gli algoritmi organizzano i consumatori in gruppi omogenei sulla base di comportamenti o preferenze condivise, consentendo strategie di marketing più mirate.

- Apprendimento per rinforzo (*Reinforcement Learning*)

L'apprendimento per rinforzo si fonda sull'interazione continua tra un agente intelligente e un ambiente dinamico. L'agente esegue azioni e

---

<sup>93</sup> Zhang, Y., & Zhao, D. (2016). *Applications of Supervised Learning in Real-World Problems*. *Journal of Machine Learning*, 11(3), 78-92.

<sup>94</sup> Jolliffe, I. T. (2011). *Principal Component Analysis*. Springer.

<sup>95</sup> Xu, R., & Wunsch, D. (2009). *Clustering*. Wiley.

riceve *feedback* sotto forma di ricompense o penalità,<sup>96</sup> affinando progressivamente la propria strategia al fine di massimizzare il guadagno cumulativo nel tempo<sup>97</sup>. Questo paradigma si rivela particolarmente efficace in contesti sequenziali e strategici, come nei giochi complessi (es. scacchi, Go), ma trova applicazione anche nei sistemi di guida autonoma, in cui il veicolo apprende a gestire condizioni ambientali mutevoli per migliorare la qualità e la sicurezza delle decisioni di navigazione.

Infine, una classificazione emergente distingue tra AI generativa e AI discriminativa, le quali si differenziano principalmente in relazione alla funzione svolta: la generazione di nuovi dati rispetto alla classificazione di dati esistenti.

L'AI generativa comprende quei modelli in grado di produrre dati inediti,<sup>98</sup> mantenendo una coerenza statistica con i dati utilizzati in fase di addestramento.

Tra le architetture più rappresentative di questa categoria figurano le *GANs*, che impiegano due reti neurali antagoniste — un generatore e un discriminatore — per creare contenuti, quali immagini, che risultino verosimili all'occhio umano. Un altro esempio emblematico è costituito dai modelli linguistici di tipo *Generative Pre-trained Transformer (GPT)*<sup>99</sup>, capaci di generare testi articolati e contestualmente coerenti, simulando in modo convincente il linguaggio umano. Questi sistemi trovano applicazione in ambiti quali la scrittura automatica, l'assistenza conversazionale e la produzione di contenuti personalizzati.

Di contro, l'AI discriminativa si concentra sull'analisi e classificazione di dati già esistenti, assegnandoli a categorie predeterminate<sup>100</sup>. Questo approccio è comunemente adottato nei sistemi di riconoscimento visivo, dove l'obiettivo è, ad

---

<sup>96</sup> Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press.

<sup>97</sup> Mnih, V., et al. (2015). *Human-level control through deep reinforcement learning*. *Nature*, 518(7540), 529-533.

<sup>98</sup> Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 30).

<sup>99</sup> Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 27).

<sup>100</sup> Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.

esempio, identificare a quale classe appartiene un'immagine<sup>101</sup> (come nel caso della distinzione tra un “gatto” e un “cane”). I modelli discriminativi si rivelano particolarmente efficaci in compiti di etichettatura automatica, segmentazione dei dati e diagnosi automatizzata, offrendo prestazioni elevate in termini di accuratezza e generalizzazione all'interno di set di dati strutturati.

### 2.3 AI Generativa

L'Intelligenza Artificiale Generativa è un'area avanzata dell'intelligenza artificiale che si distingue per la sua capacità di generare nuovi dati o contenuti, come testi, immagini, musica e video, a partire da dati di input esistenti. Questo tipo di AI sta cambiando radicalmente il panorama tecnologico e aziendale, offrendo strumenti innovativi per affrontare compiti che richiederebbero tradizionalmente creatività e capacità decisionale umana<sup>102</sup>.

Già citato nel paragrafo precedente, il modello delle *Generative Adversarial Networks (GANs)*, utilizza due reti neurali in competizione tra loro: una generativa, che produce nuovi dati, e una discriminativa, che valuta quanto i dati generati siano simili a quelli reali. Questo processo, noto come apprendimento competitivo, consente di generare dati che sono difficilmente distinguibili dai dati reali.

Le GANs sono particolarmente efficaci nella generazione di immagini e video realistici, ma trovano anche applicazione in altri ambiti, come la sintesi vocale e la creazione automatica di contenuti testuali. L'utilizzo delle GANs ha portato a progressi significativi nelle tecnologie di computer vision e audio generation, migliorando l'efficienza e la qualità dei contenuti creati automaticamente<sup>103</sup>.

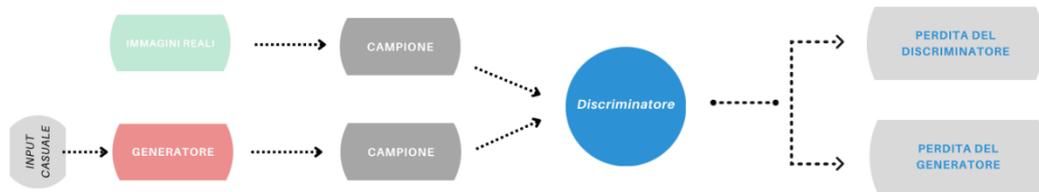
---

<sup>101</sup> Schmidhuber, J. (2015). *Deep Learning in Neural Networks: An Overview*. *Neural Networks*, 61, 85-117.

<sup>102</sup> Kaggwa, S., Eleogu, T. F., Okonkwo, F., Farayola, O. A., Uwaoma, P. U., & Akinoso, A. (2024). AI in decision making: Transforming business strategies. *ResearchGate*.

<sup>103</sup> Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*

Figura 4: Architettura di una GAN



Fonte: Google developers, *Inside the generative adversarial networks (GAN) architecture*.  
Rielaborazione dell'autrice.

Il grafico rappresenta l'architettura di una *Generative Adversarial Network (GAN)*, composta da due reti neurali principali: il generatore e il discriminatore. Il generatore crea immagini sintetiche a partire da un input casuale (rappresentato come "*Random Input*"). Le immagini generate vengono quindi valutate dal discriminatore, che ha il compito di determinare se siano reali o false. Il discriminatore riceve sia le immagini realmente esistenti che quelle generate, confrontandole per assegnare loro una probabilità di realismo.

Il processo di apprendimento avviene tramite retropropagazione: il discriminatore fornisce un *feedback* al generatore e in risposta, il generatore aggiorna i propri pesi per migliorare la qualità delle immagini generate, cercando di ingannare il discriminatore.

Questo ciclo di feedback continuo, che avviene in parallelo tra il generatore e il discriminatore, è ciò che consente alle GANs di affinare progressivamente la qualità delle immagini, fino a produrre dati quasi indistinguibili dalla realtà.

D'altra parte, i modelli basati su Transformer, come il GPT (*Generative Pre-trained Transformer*), hanno rivoluzionato il campo dell'elaborazione del linguaggio naturale (NLP). I modelli *Transformer*<sup>104</sup>, grazie alla loro struttura di rete neurale, sono in grado di comprendere il contesto di una sequenza di dati (come una frase o un paragrafo) e generare risposte coerenti e contestualizzate. In particolare, il GPT è uno dei modelli più avanzati in questa categoria, sviluppato da *OpenAI*<sup>105</sup>. Questi modelli sono in grado di simulare la creazione di contenuti testuali in modo

---

<sup>104</sup> Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *arXiv*

<sup>105</sup> Patel, S., & Wong, H. (2023). *GPT-4 architecture, infrastructure, training dataset, costs, vision, MoE*. Semianalysis.

simile a come farebbe un essere umano. Possono generare testi, rispondere a domande, scrivere articoli, comporre e-mail e addirittura suggerire decisioni strategiche in contesti aziendali complessi. La forza di GPT risiede nella sua capacità di "pre-allenarsi" su enormi volumi di dati, affinando le sue capacità di generazione e comprensione del linguaggio attraverso un processo di trasferimento dell'apprendimento, che migliora notevolmente la sua efficienza nel generare risposte pertinenti e accurate<sup>106</sup>. GPT sfrutta un tipo di architettura che consente al modello di apprendere dalle sequenze di dati senza etichette, apprendendo i *pattern* linguistici e applicandoli a nuovi *input*. La grandezza di questi modelli è esemplificata da *GPT-4*, che, con i suoi trilioni di parametri, è in grado di comprendere contesti più complessi e generare contenuti di alta qualità.

Questo modello non solo è in grado di rispondere a domande, ma può anche generare e analizzare contenuti visivi, audio e di testo in tempo reale, grazie alla sua natura multimodale. L'innovazione non si limita solo alla generazione di contenuti. La sua architettura trasformativa gli consente di identificare relazioni a lungo raggio tra i *token* all'interno di una sequenza di testo, migliorando notevolmente la coerenza e la contestualizzazione delle risposte generate. Inoltre, i meccanismi di auto-attenzione tipici dei trasformatori permettono di concentrarsi sulle parti più rilevanti di un *input*, anche quando queste si trovano lontane tra loro nella sequenza, rendendo GPT particolarmente efficace nell'elaborazione di frasi lunghe e complesse.

Si potrebbe, quindi, affermare che la capacità di apprendere e generare contenuti con una qualità paragonabile a quella umana ha aperto nuove opportunità nell'automazione dei processi creativi e decisionali, potenziando numerosi settori, tra cui la creazione di contenuti, la traduzione automatica, la sintesi delle informazioni e l'analisi dei dati. Un aspetto distintivo di questa tecnologia è l'addestramento generativo, che consiste nell'allenare il modello su dati non etichettati. Questo tipo di addestramento non supervisionato consente al modello di rilevare modelli e relazioni nei dati, affinando la sua capacità di generare risposte

---

<sup>106</sup> Belcic, I., & Stryker, C. (2024). Che cos'è un GPT (trasformatore generativo pre-addestrato)? *IBM Think Blog*

accurate anche su input mai visti prima. La potenza del pre-allenamento generativo e dell'architettura trasformativa ha reso GPT il cuore pulsante di molte applicazioni di AI generativa, come i *chatbot* intelligenti e i sistemi di assistenza automatizzati. Tuttavia, nonostante i suoi progressi, l'uso di GPT deve affrontare anche alcune sfide, come il rischio di *output* imprecisi, distorsioni nei modelli e problemi di privacy e sicurezza dei dati utilizzati per l'addestramento<sup>107</sup>.

In un contesto aziendale, questi strumenti consentono di esplorare scenari complessi e di testare ipotesi prima di prendere decisioni operative definitive. Utilizzando modelli generativi, le aziende possono simulare diverse alternative strategiche, testare l'efficacia di vari scenari e ottimizzare la pianificazione delle risorse. Le simulazioni basate sull'AI generativa sono particolarmente utili in contesti caratterizzati da incertezza e complessità, come nel caso dell'ingresso in nuovi mercati o dell'introduzione di innovazioni tecnologiche, dove le tradizionali tecniche di analisi dei dati potrebbero non essere sufficienti per prevedere accuratamente i risultati<sup>108</sup>.

Studi recenti dimostrano che, utilizzando questi modelli, le aziende possono evitare il rischio di decisioni subottimali che derivano dalla razionalità limitata o dall'intuizione, puntando invece su decisioni basate su scenari simulati e previsioni fondate su dati concreti. Questo approccio consente di esaminare più variabili e di calcolare impatti a lungo termine senza dover fare affidamento su deduzioni intuitive, spesso imprecise o influenzate da esperienze passate non più rilevanti<sup>109</sup>. Inoltre, l'AI generativa ha un impatto significativo nella gestione del rischio e nella previsione di trend di mercato, consentendo l'anticipazione dei cambiamenti del mercato e identificando potenziali minacce o opportunità che altrimenti potrebbero passare inosservate. Un esempio è la possibilità di prevedere le fluttuazioni dei

---

<sup>107</sup> Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K. (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*.

<sup>108</sup> Leyer, M., Schneider, S. (2021). "Decision Augmentation and Automation with Artificial Intelligence: Threat or Opportunity for Managers?", *Business Horizons*, 64(5), 711–724.

<sup>109</sup> Kshetri, N., Dwivedi, Y. K., Davenport, T. H., Panteli, N. (2024). "Generative Artificial Intelligence in Marketing: Applications, Opportunities, Challenges, and Research Agenda," *International Journal of Information Management*, 75

prezzi delle materie prime, ottimizzare la catena di fornitura, o anticipare l'andamento della domanda di un prodotto. Queste capacità sono particolarmente utili in un mondo aziendale sempre più globalizzato e interconnesso, dove l'incertezza è elevata e la velocità di adattamento è cruciale<sup>110</sup>.

Infine, l'adozione dell'AI generativa offre alle aziende un vantaggio competitivo fondamentale. Le tecnologie di generazione automatica non solo semplificano i processi creativi, ma amplificano la capacità decisionale dei manager, aiutandoli a prendere decisioni più rapide e precise. La letteratura recente conferma che l'AI generativa, combinata con una visione strategica lungimirante, permette alle aziende di adattarsi velocemente ai cambiamenti e di anticipare il futuro. In tal senso, l'AI generativa non è solo uno strumento di supporto decisionale, ma una vera e propria leva strategica per l'innovazione e la competitività<sup>111</sup>.

## **2.4 AI e Decision Making. Una prospettiva teorica**

Il ruolo dell'intelligenza artificiale nel supporto ai processi decisionali strategici è un tema sempre più rilevante, con numerosi studi che esplorano sia i benefici che le sfide associate all'integrazione dell'AI nei processi aziendali. L'AI ha il potenziale di ottimizzare notevolmente il decision-making strategico, ma presenta anche sfide legate all'etica, alla trasparenza e all'interazione con i decisori umani. In questa sezione, verranno approfondite le ricerche precedenti sull'applicazione dell'AI al decision-making strategico e le lacune esistenti nella letteratura.

### **2.4.1 Studi precedenti sull'AI applicata al decision-making strategico**

Un contributo di particolare rilievo nel panorama della letteratura manageriale sull'integrazione tra intelligenza artificiale e decisioni strategiche è fornito dallo studio di Shrestha, Ben-Menahem e von Krogh<sup>112</sup>, che analizza come l'introduzione

---

<sup>110</sup> Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). "The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization," *Harvard Business Review*.

<sup>111</sup> Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K. (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*.

<sup>112</sup> Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). *Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence*. *California Management Review*

dell'AI nei processi decisionali organizzativi modifichi la natura stessa della decisione e la struttura attraverso cui essa viene presa. Gli autori identificano cinque dimensioni contingenti che influenzano la qualità del decision-making in ambienti dove coesistono agenti umani e algoritmici:

- la specificità dello spazio decisionale;
- l'interpretabilità del processo;
- la dimensione dell'insieme di alternative;
- la velocità del processo;
- la replicabilità delle decisioni<sup>113</sup>;

Lo studio evidenzia come l'AI eccella in contesti ad alta struttura — dove l'obiettivo può essere formalizzato — e dove è necessario processare rapidamente un elevato numero di alternative. Tuttavia, l'uso di algoritmi genera sfide significative in termini di trasparenza e fiducia, a causa dell'opacità dei modelli (*black box*) e della difficoltà nel tracciare i percorsi decisionali interni. Gli autori sottolineano come la replicabilità algoritmica si contrapponga alla variabilità cognitiva e situazionale dell'essere umano, rendendo l'AI potente ma potenzialmente cieca a fattori contestuali ed etici<sup>114</sup>.

---

<sup>113</sup> Ibidem pp. 2-6

<sup>114</sup> Ibidem pp. 7

Sulla base di tale analisi, viene proposto un framework articolato in quattro strutture organizzative per integrare decisioni umane e algoritmiche:

Figura 5: Principali configurazioni decisionali che integrano AI e agenti umani.

Organizational structure	Specificity of the decision search space	Interpretability	Size of the alternative set	Decision-making speed	Replicability	Examples
<b>Full human to AI delegation</b>	<b>High</b> (required for AI to function)	<b>Low</b> (due to absence of human involvement)	<b>Large</b> (not restricted by human capacity)	<b>Fast</b> (not restricted by human capacity)	<b>High</b> (computationally standardized)	<i>Recommender systems, digital advertising, online fraud detection, dynamic pricing.</i>
<b>Hybrid 1: AI to human sequential decision-making</b>	<b>High → Low</b> (high in the first phase, low in the second phase)	<b>High</b> (due to human involvement in the final decision)	<b>Large</b> (due to involvement of AI in the first phase)	<b>Slow</b> (due to human decision-making as a bottleneck)	<b>Low</b> (vulnerable to human variability)	<i>Idea evaluation, hiring.</i>
<b>Hybrid 2: Human to AI sequential decision-making</b>	<b>Low → High</b> (low in the first phase due to human involvement and high in the second phase for AI)	<b>Low</b> (due to AI involvement in the final decision)	<b>Small</b> (due to human involvement in the first phase)	<b>Slow</b> (due to human decision-making as a bottleneck)	<b>Low</b> (vulnerable to human variability)	<i>Sports analytics, health monitoring.</i>
<b>Aggregated human-AI decision-making</b>	<b>Low</b> (for decisions allocated to humans) <b>High</b> (for decisions allocated to AI)	<b>High</b> (for decisions allocated to AI) <b>Low</b> (for decisions allocated to humans)	<b>Small</b> (same set of alternatives are evaluated by both humans and AI)	<b>Slow</b> (due to human decision-making as a bottleneck)	<b>Partial</b> (replicability only guaranteed in decision elements allocated to AI)	<i>Top management teams, boards.</i>

Fonte: Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). *Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence*.

1. *Full Human-to-AI Delegation*, in cui l'intero processo è affidato all'AI. È efficace per decisioni standardizzabili e ripetitive (es. sistemi di pricing dinamico, raccomandazioni di prodotto), ma pone rischi etici legati alla riproduzione automatica di bias<sup>115</sup>.
2. *Hybrid Sequential Decision-Making*, in due varianti:
  - *AI-to-human*, dove l'AI effettua una prima selezione e il decisore umano esercita il giudizio finale (es. processi di selezione del personale);
  - *Human-to-AI*, in cui l'umano filtra le alternative e delega all'AI la valutazione finale (es. monitoraggio clinico predittivo in terapia intensiva)<sup>116</sup>.

<sup>115</sup> Ibidem pp. 8-10

<sup>116</sup> Ibidem pp.11-14

3. *Aggregated Human-AI Decision-Making*, in cui AI e umani decidono parallelamente e i risultati vengono aggregati tramite metodi come voto ponderato. È il caso dell'algoritmo VITAL, formalmente integrato nel board della venture capital firm *Deep Knowledge Ventures*, con diritto di voto su decisioni d'investimento<sup>117</sup>.

Questo contributo evidenzia come la superiorità computazionale dell'AI (in termini di velocità, volume e coerenza) debba necessariamente integrarsi con il giudizio umano, capace di operare in spazi decisionali meno strutturati e di esercitare discernimento etico e strategico. Tuttavia, gli autori sottolineano anche i rischi legati all'opacità algoritmica, alla possibilità di amplificazione dei *bias* preesistenti nei dati e alla responsabilità morale del decisore umano, che resta, in ultima istanza, garante delle scelte prodotte da sistemi intelligenti <sup>118</sup>.

Un ulteriore contributo teorico di rilievo è quello di Jean-Charles Pomerol<sup>119</sup>, che esplora la natura dell'interazione tra intelligenza artificiale e capacità decisionali umane, offrendo un'analisi fondata sulla distinzione tra razionalità formale e razionalità soggettiva. Secondo l'autore, l'intelligenza artificiale può essere impiegata efficacemente in contesti in cui il problema decisionale è chiaramente definito, le variabili sono strutturate e gli obiettivi sono quantificabili: situazioni che rientrano nella cosiddetta razionalità procedurale. In tali casi, l'AI è in grado di analizzare rapidamente grandi quantità di dati, generare scenari, ottimizzare funzioni obiettivo e restituire soluzioni formalmente corrette<sup>120</sup>.

---

<sup>117</sup> Ibidem pp. 14-15

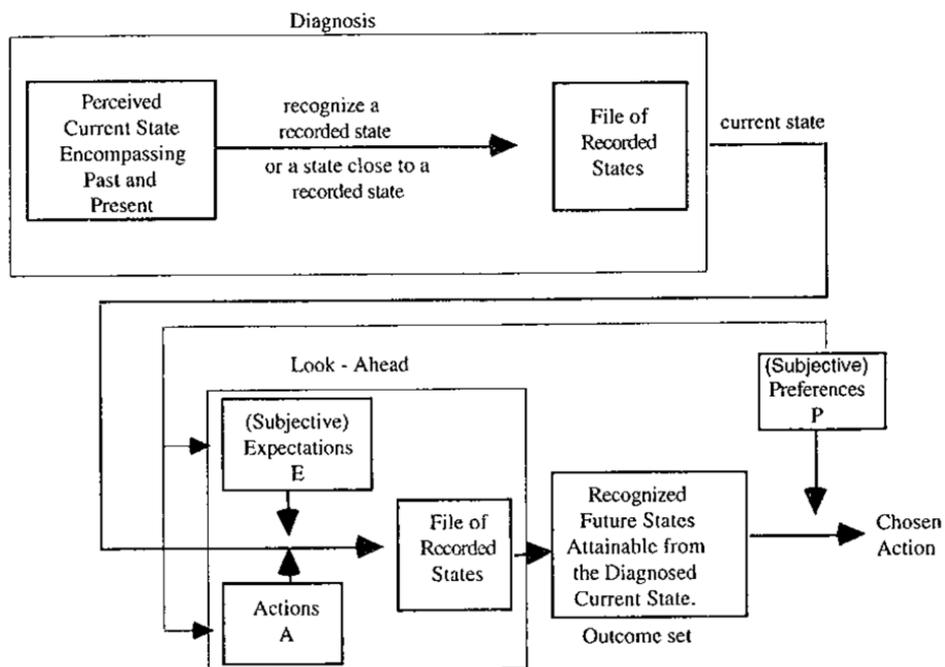
<sup>118</sup> Ibidem pp. 17

<sup>119</sup> Pomerol, J.-C. (1997). *Artificial Intelligence and Human Decision Making*. *European Journal of Operational Research*

<sup>120</sup> Ibidem pp. 3-5

Nonostante ciò, la decisione umana non è mai esclusivamente razionale in senso computazionale, soprattutto nei livelli strategici e nei contesti ad alta incertezza. Laddove entrano in gioco elementi come valori, emozioni, giudizi morali o visioni soggettive della realtà, la capacità deliberativa del soggetto umano si fonda su una razionalità implicita e qualitativa, difficilmente riproducibile da un sistema artificiale. In particolare, Pomerol evidenzia che l'intuizione — intesa non come un atto irrazionale, ma come una sintesi immediata e profonda di esperienze pregresse, conoscenze tacite e sensibilità contestuale — costituisce una dimensione cognitiva essenziale nelle scelte complesse, e allo stato attuale non replicabile da alcuna architettura algoritmica<sup>121</sup>.

Figura 6: Diagramma concettuale di Pomerol. Le fasi del processo decisionale.



Fonte: Pomerol, J.-C. (1997). Artificial Intelligence and Human Decision Making. European Journal of Operational Research

L'autore approfondisce anche la distinzione tra sistemi esperti, sistemi decisionali autonomi e sistemi di supporto alle decisioni (DSS), suggerendo che il vero potenziale dell'AI non risieda tanto nella sostituzione del decisore, quanto nella

<sup>121</sup> Ibidem pp. 6-7

sua integrazione intelligente nel processo. L'AI dovrebbe essere impiegata per fornire *insight*, per analizzare pattern invisibili all'osservatore umano, o per evidenziare correlazioni, ma sempre in una logica di interazione e non di automatismo cieco <sup>122</sup>.

Pomerol anticipa, in forma ancora concettuale, i temi oggi centrali del dibattito su *explainable AI* e *human-in-the-loop decision-making*. Egli sottolinea infatti che la legittimità della decisione non può prescindere dalla responsabilità del soggetto, e che l'AI, per quanto potente, deve essere controllabile, comprensibile e, soprattutto, integrata in un contesto di senso umano e organizzativo. In altre parole, la delega della decisione non implica la delega dell'etica: anche nelle strutture automatizzate, il decisore umano rimane l'ultimo garante dell'azione<sup>123</sup>.

In conclusione, l'autore propone una visione in cui l'AI rappresenta una protesi cognitiva, uno strumento che amplia il perimetro dell'analisi e della comprensione, ma che non sostituisce né la volontà né il giudizio. In quest'ottica, l'equilibrio tra capacità algoritmica e discernimento umano costituisce non solo una necessità tecnica, ma una sfida epistemologica di primo piano per il management del futuro. Lo studio di Shepherd, Lou e Rudd, invece, costituisce un avanzamento rilevante nella comprensione del ruolo dell'intuizione nelle decisioni strategiche, soprattutto in contesti dove l'intelligenza artificiale fornisce supporto informativo ma non può colmare l'ambiguità o l'incertezza ambientale. Attraverso una ricerca qualitativa basata su 27 interviste in profondità con CEO, CFO e dirigenti C-level di imprese britanniche, gli autori indagano le condizioni che favoriscono l'emergere e l'efficacia dell'intuizione nei processi decisionali delle *Top Management Teams* (TMTs).<sup>124</sup>

L'intuizione viene definita come un processo rapido, automatico e inconscio, capace di integrare esperienza, memoria a lungo termine e sensibilità situazionale per fornire una valutazione immediata (“*knowing without knowing how*”).

---

<sup>122</sup> Ibidem pp. 8-10

<sup>123</sup> Ibidem pp.11-13

<sup>124</sup> Shepherd, N. G., Lou, B., & Rudd, J. M. (2024). *Going with the gut: Exploring top management team intuition in strategic decision-making*. Journal of Business Research

Essa si manifesta spesso come un “*gut feeling*”<sup>125</sup> che anticipa analisi strutturate, ed è particolarmente rilevante in contesti strategici segnati da elevata complessità, ambiguità informativa e urgenza temporale.

Gli autori evidenziano che, sebbene l’AI possa contribuire in modo sostanziale nell’elaborazione di grandi volumi di dati e nell’identificazione di *pattern* predittivi, non è in grado di sostituire l’intuizione manageriale, soprattutto quando si tratta di anticipare dinamiche comportamentali, valutare implicazioni culturali o giudicare la credibilità di interlocutori strategici. In particolare, l’intuizione si rivela cruciale nelle decisioni M&A, nella selezione di alleanze o nell’ingresso in mercati emergenti, dove le analisi tradizionali faticano a catturare la complessità della realtà organizzativa.

Il valore dell’intuizione, tuttavia, non è assoluto ma dipende da una molteplicità di fattori contestuali, organizzativi e individuali. I risultati dello studio identificano come principali “*trigger*” dell’intuizione:

- il livello di esperienza e expertise del decisore;
- lo stile cognitivo prevalente nel TMT;
- il grado di sicurezza psicologica e decentralizzazione del potere decisionale nel team;
- la familiarità del decisore con il tipo di decisione da affrontare<sup>126</sup>;

Al contrario, l’eccessiva centralizzazione del potere, l’assenza di confronto dialettico e la cultura organizzativa orientata all’avversione al rischio tendono a ridurre la qualità o l’impatto delle intuizioni strategiche, portando a *intuitive misses* o a scelte sbilanciate non sostenute da confronto critico<sup>127</sup>.

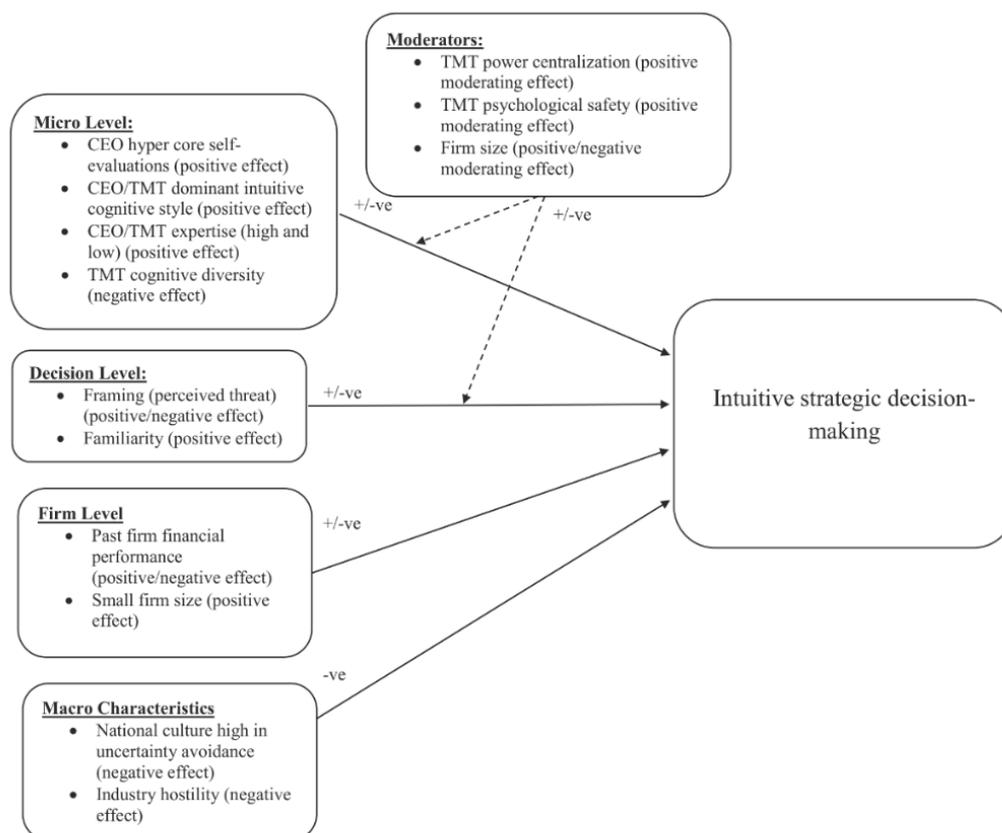
---

<sup>125</sup> L’espressione “*gut feeling*” indica una sensazione istintiva o un’intuizione immediata, spesso non supportata da un’analisi logica, ma percepita come affidabile sulla base dell’esperienza o del contesto.

<sup>126</sup> Ibidem pp.6-8

<sup>127</sup> Ibidem pp. 9-10

Figura 7: Fattori che innescano l'uso dell'intuizione.



Fonte: Shepherd, N. G., Lou, B., & Rudd, J. M. (2024). Going with the gut: Exploring top management team intuition in strategic decision-making. *Journal of Business Research*

Il lavoro propone anche una tipologia di esiti decisionali (“*intuitive hits*” vs “*intuitive misses*”) in funzione dell’efficacia percepita delle decisioni e della modalità decisionale predominante. Le *intuitive hits* sono spesso associate a team esperti, con background eterogenei e capacità di dialogare apertamente sulle intuizioni emergenti; in questi casi, l’integrazione tra intuizione e razionalità risulta particolarmente efficace. Le *intuitive misses*, invece, tendono a manifestarsi quando l’intuizione non viene sottoposta a verifica razionale, o quando è monopolizzata da un singolo individuo dominante<sup>128</sup>.

<sup>128</sup> Ibidem pp.10-11

Infine, lo studio offre un'importante riflessione critica: l'AI può amplificare l'efficacia dell'intuizione se impiegata in modo sinergico, come meccanismo di confronto o validazione, ma non può sostituire la funzione sintetica e pre-verbale del giudizio umano, soprattutto nelle decisioni strategiche ad alto impatto. In tal senso, la leadership strategica deve saper gestire la coesistenza di logiche algoritmiche e intuizioni esperte, valorizzando il capitale umano in termini di esperienza, confronto e sensibilità contestuale.

#### 2.4.2 L'impatto dell'AI sulle scelte strategiche e operative

Negli studi più recenti sull'IA, il concetto di *agentic AI* designa sistemi capaci non solo di generare contenuti, ma di definire obiettivi, pianificare sequenze di azioni e portarle a compimento con un grado elevato di autonomia. In altre parole, l'IA smette di funzionare come un semplice strumento di supporto (“*assistant*”) per assumere il ruolo di agente proattivo in grado di orchestrare workflow complessi e adattarsi dinamicamente al contesto operativo<sup>129</sup>.

La transizione da modelli generativi a modelli agentici sposta dunque il baricentro dal “pensare” al “*pensare-e-agire*”, con evidenti ricadute sui processi decisionali dei manager.

Diversi osservatori rilevano che gli agenti autonomi sono oggi in grado di scomporre attività multi-step, analizzare dati in tempo reale e intervenire direttamente sui sistemi aziendali—dalla riallocazione dell'inventario alla modifica di una campagna di pricing—riducendo in modo drastico il *decision latency* e ampliando la finestra di opportunità strategiche<sup>130</sup>. Ne risulta un modello di *delegation with oversight*<sup>131</sup>, in cui i manager passano dalla micro-gestione dell'analisi all'impostazione di vincoli, metriche e policy entro cui l'agente opera, liberando tempo cognitivo per attività di visione e di governance.

---

<sup>129</sup> Purdy, M. (12 dicembre 2024). *What Is Agentic AI, and How Will It Change Work?* Harvard Business Review.

<sup>130</sup> Il termine “*decision latency*” indica il ritardo temporale tra la disponibilità dei dati e l'effettiva adozione di una decisione basata su tali dati. - Larson, J., & Smith, A., 2025, *The Age of Agentic AI*. Velocity V3, Booz Allen Hamilton Insights.

<sup>131</sup> L'espressione “*delegation with oversight*” si riferisce a un modello gestionale in cui il controllo operativo viene delegato a sistemi automatizzati o ad altri attori, ma all'interno di un quadro definito da regole, obiettivi e limiti stabiliti dal decisore umano.

L'efficacia degli agenti non dipende più soltanto dalle performance di un singolo modello, ma dalla capacità di cooperare con altri agenti su reti condivise di conoscenza. L'iniziativa *Model Context Protocol (MCP)*, sostenuta da Microsoft e Anthropic, punta a creare un' "*agentic web*" analoga a ciò che l'HTTP rappresentò per Internet, consentendo a sistemi eterogenei di coordinarsi su task specialistici e di mantenere una memoria strutturata delle interazioni<sup>132</sup>.

Per il management ciò implica nuove opportunità di *platform competition*<sup>133</sup> e vantaggi di prima-mossa per le imprese che sapranno addestrare agenti su dati proprietari e stipulare accordi di interoperabilità con partner e fornitori.

L'adozione di *agentic AI* evidenzia un doppio fabbisogno organizzativo:

1. Profili tecnico-operativi (*agent ops, agent architect, prompt engineer*) capaci di progettare, monitorare e auditare ecosistemi di agenti;
2. Leadership data-savvy in grado di integrare i criteri di responsabilità e sostenibilità dell'IA nei processi decisionali di alto livello.

Il *mismatch* fra domanda e offerta di tali competenze è già tangibile: in India, ad esempio, la richiesta di professionisti in ambito agentic cresce del 300 % annuo, a fronte di un bacino inferiore a 100 mila esperti<sup>134</sup>. A livello globale, l'ultima *survey* McKinsey conferma che le imprese che assegnano la supervisione dell'AI al CEO o al board ottengono un impatto EBIT superiore, sottolineando il ruolo della *AI governance* come leva strategica<sup>135</sup>.

L'intelligenza artificiale sta ormai superando il ruolo di mera fonte d'*insight* per assumere la funzione di partner cognitivo nel processo strategico. Evidenze sperimentali raccolte in ambito accademico mostrano che i più recenti *large language models* sono in grado di produrre e valutare ipotesi competitive con

---

<sup>132</sup> Nellis, 2025. *Microsoft wants AI "agents" to work together and remember things*. Reuters.

<sup>133</sup> Il termine "platform competition" indica una forma di competizione tra imprese basata non solo sul prodotto o servizio offerto, ma sull'intero ecosistema digitale e di dati costruito attorno a una piattaforma tecnologica.

<sup>134</sup> Lohchab, H., . *Now locating: Human talent for AI agents*. The Economic Times (ETtech).

<sup>135</sup> Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., & Hall, B. . *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*. McKinsey & Company, QuantumBlack.

un'accuratezza paragonabile a quella di imprenditori e investitori professionali, ampliando il raggio delle opzioni considerate e riducendo i tempi di analisi<sup>136</sup>.

Sul versante della pianificazione di lungo periodo, l'integrazione tra algoritmi predittivi e tecniche di *corporate foresight*<sup>137</sup> consente di costruire simulazioni contro-fattuali ad ampia granularità, individuando tempestivamente segnali deboli e discontinuità geopolitiche che sfuggirebbero all'osservazione umana. Ne deriva la possibilità di irrigidire meno le strategie e di aggiornarle iterativamente man mano che nuovi dati – spesso non strutturati – entrano nel sistema.

Un ambito emblematico è il portfolio management strategico: piattaforme di *asset intelligence* basate su apprendimento profondo analizzano in tempo reale redditività, volatilità e correlazioni competitive fra *business unit*, suggerendo scenari di disinvestimento selettivo o di espansione in mercati adiacenti; l'adozione di queste soluzioni interessa oltre l'80 % delle grandi imprese finanziarie e riduce del 20 % i tempi di *rebalancing*.

Tali progressi, tuttavia, producono valore solo se accompagnati da adeguati meccanismi di governance. Citando nuovamente i dati estratti dalla ricerca di McKinsey, sottolineiamo che le aziende che affidano la supervisione dell'IA al vertice societario e ridisegnano i flussi di lavoro ottengono l'impatto economico più consistente; già il 21% dei rispondenti dichiara di aver riconfigurato in modo profondo alcuni processi decisionali.

L'emergere di sistemi *agentic* accentua la convergenza fra livello strategico e operativo: agenti autonomi scompongono obiettivi di alto livello in task eseguibili, operano in tempo reale entro vincoli stabiliti e restituiscono un *audit trail* verificabile. Secondo le analisi di Gartner, entro il 2029 tali agenti risolveranno in autonomia l'80 % delle *issue* di *front-office*, spostando il management verso un

---

<sup>136</sup> Csaszar, F. A., Ketkar, H., & Kim, H. (19 ottobre 2024). *Artificial Intelligence and Strategic Decision-Making: Evidence from Entrepreneurs and Investors*. SSRN Working Paper

<sup>137</sup> Il termine “corporate foresight” indica l'insieme di pratiche e metodologie attraverso cui le organizzazioni anticipano scenari futuri, identificano trend emergenti e preparano strategie di lungo termine, spesso integrando analisi qualitative e quantitative.

modello di *human-on-the-loop* orientato alla sorveglianza e alla definizione dei parametri di performance<sup>138</sup>

Sul piano esecutivo ciò si traduce in catene di fornitura *auto-adattive* – in grado di anticipare domanda, ottimizzare scorte e persino rinegoziare contratti – con risparmi significativi in settori ad alta complessità logistica, dalla manifattura alla sanità. Parallelamente, nel marketing operativo, motori di personalizzazione dinamica e *dynamic pricing* rimodulano prezzi e contenuti in funzione di dati comportamentali istantanei, incrementando ricavi e *customer engagement*<sup>139</sup>.

Di conseguenza, il profilo professionale del manager evolve da esecutore di routine decisionali a curatore di ecosistemi intelligenti: sorveglia l’etica degli algoritmi, valida risultati critici e coordina team ibridi composti da *agent ops*, *data steward* e stakeholder funzionali. La capacità di orchestrare questa collaborazione uomo-IA diviene, pertanto, un nuovo fattore di vantaggio competitivo sostenibile.

## 2.5 Tendenze emergenti e gap nella ricerca

Nonostante l’intelligenza artificiale sia ormai ampiamente studiata nell’ambito del decision-making strategico, persistono rilevanti lacune teoriche che offrono ampi margini per futuri approfondimenti. Tra le tendenze emergenti più significative si colloca lo sviluppo di architetture decisionali ibride<sup>140</sup>, in cui l’AI funge da supporto analitico e predittivo, ma non si sostituisce alla componente deliberativa umana. In questi modelli, l’interazione tra intelligenza computazionale e giudizio manageriale si struttura in forma sequenziale o aggregata, con l’obiettivo di combinare la velocità e la coerenza algoritmica con la sensibilità interpretativa dell’essere umano. Tuttavia, resta ancora poco esplorato come gestire operativamente questa co-decisione, in particolare in merito alla divisione dei ruoli, alla governance del processo e alla capacità di integrazione tra logiche cognitive differenti<sup>141</sup>.

---

<sup>138</sup> Gartner (cit. in Tech Monitor). Bairaboina, P. (6 marzo 2025). *Agentic AI to Automate 80 % of Customer Service Queries by 2029, Predicts Gartner*. Tech Monitor.

<sup>139</sup> Fetcherr. (3 febbraio 2025). *Dynamic Pricing: How Leading Companies Optimize Revenue in 2025*. Company Blog

<sup>140</sup> Gregor, S., & Benbasat, I. (1999). *Explanations from intelligent systems: Theoretical foundations and implications for practice*. MIS Quarterly, 23(4), 497–530.

<sup>141</sup> Kopalle, P. K., Kuusela, H., & Lehmann, D. R. (2023). *The role of intuition in CEO acquisition decisions*. Journal of Business Research, 167, 114139.

Un nodo critico di questa interazione riguarda la costruzione di fiducia reciproca tra manager e sistemi intelligenti. L'opacità dei modelli predittivi, soprattutto quelli basati su tecniche di *deep learning*, ostacola la piena comprensione del funzionamento interno dell'AI<sup>142</sup>, sollevando interrogativi circa la sua affidabilità, la possibilità di verificarne le raccomandazioni e la tracciabilità del processo decisionale. In tale contesto, si pone la necessità di potenziare la ricerca sull'*explainable AI*, ossia su sistemi capaci di rendere trasparenti i meccanismi che generano determinate conclusioni<sup>143</sup>, favorendo così l'adozione organizzativa e l'accettazione del supporto algoritmico nei vertici aziendali.

Un ulteriore *gap* riguarda l'impiego dell'AI in contesti ad elevata incertezza e ambiguità decisionale, come quelli caratterizzati da discontinuità ambientali, dinamiche di mercato imprevedibili o assenza di precedenti storici affidabili. In tali situazioni, le decisioni strategiche non possono fare affidamento esclusivamente su dati strutturati o su modelli predittivi lineari, ma richiedono un elevato grado di intuizione esperta e di capacità di anticipazione soggettiva. La letteratura più recente ha evidenziato che, proprio in questi contesti, l'intuizione dei top manager può emergere come leva cognitiva fondamentale per affrontare la complessità, colmare i vuoti informativi e orientare le scelte. Tuttavia, la relazione tra AI e intuizione resta ancora scarsamente teorizzata<sup>144</sup>, e sono necessarie ulteriori indagini su come i due approcci possano integrarsi nel tempo, in funzione delle caratteristiche dei decisori, della pressione temporale e del tipo di problema affrontato.

Infine, permane aperta la questione dell'interpretabilità e trasparenza dei sistemi di AI. Sebbene le tecnologie intelligenti siano in grado di generare previsioni altamente accurate, la loro "natura opaca"<sup>145</sup> continua a rappresentare una barriera significativa all'adozione strategica. I decisori aziendali, soprattutto ai livelli

---

<sup>142</sup> Weller, A. (2017). *Challenges for transparency*. arXiv preprint arXiv:1708.01870.

<sup>143</sup> Gunning, D., & Aha, D. (2019). *DARPA's Explainable Artificial Intelligence Program*. *AI Magazine*, 40(2), 44–58.

<sup>144</sup> Kopalle, P. K., Kuusela, H., & Lehmann, D. R. (2023). *The role of intuition in CEO acquisition decisions*. *Journal of Business Research*, 167, 114139.

<sup>145</sup> Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). *"Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier*. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*, 1135–1144.

apicali, necessitano di comprendere non solo il *cosa*, ma anche il *perché* e il *come* delle raccomandazioni algoritmiche. La scarsa trasparenza riduce la possibilità di esercitare un controllo critico sul processo e può generare fenomeni di rifiuto o di eccessiva delega. Per questa ragione, la ricerca futura dovrà concentrarsi su modelli più interpretabili e responsabili, in grado di restituire all'utente il potere di validare, correggere o rifiutare le proposte generate dalla macchina<sup>146</sup>.

In altre parole, si può affermare che letteratura più avanzata converte l'attenzione da un'adozione passiva dell'AI a una collaborazione attiva e consapevole tra algoritmi e agenti umani. Rimangono però aperte tre linee prioritarie di indagine:

- l'ottimizzazione delle strutture decisionali ibride
- l'integrazione dell'AI in scenari ad alta incertezza
- l'aumento della trasparenza e dell'accountability dei modelli intelligenti.

Colmare questi gap rappresenta una condizione essenziale per l'affermazione di un paradigma decisionale più robusto, inclusivo e sostenibile.

---

<sup>146</sup> Zhang, Y., Liao, Q. V., Bellamy, R. K., et al. (2020). *Effect of confidence and explanation on accuracy and trust calibration in AI-assisted decision making*. CHI 2020, 1–13.

### **3.1 Design della ricerca**

#### **3.1.1 Obiettivi della ricerca**

L'obiettivo principale di questa indagine è esplorare in che modo l'Intelligenza Artificiale Generativa stia trasformando i processi decisionali strategici nelle organizzazioni, con un'attenzione specifica alla prospettiva e al ruolo dei manager. In particolare, la ricerca si propone di rispondere alla seguente domanda di ricerca:

*“Human–Generative AI Collaboration in Strategic Decision Making: in che modo l'IA Generativa influenza i processi di decision making dei manager?”*

Per rispondere alla domanda di ricerca è stato adottato un approccio *mixed- method* che ha integrato tecniche qualitative e quantitative.

Le variabili che sono state prese in considerazione riguardano l'atteggiamento nei confronti dell'AI, la propensione all'intuizione e lo stile decisionale adottato. L'osservazione di tali dimensioni consente di comprendere come fattori umani e tecnologici si intreccino nel determinare l'efficacia, la rapidità e la qualità delle decisioni strategiche, nonché in che misura l'integrazione dell'AI generativa possa contribuire a contenere i *bias* cognitivi e a rafforzare la collaborazione decisionale tra manager e sistemi intelligenti.

#### **3.1.2 Campione e modalità di somministrazione**

Il campione oggetto dell'indagine è composto da 58 manager e professionisti con responsabilità decisionali, operanti in contesti aziendali eterogenei per settore e funzione. La selezione è avvenuta mediante la tecnica del *purposive sampling*, con l'obiettivo di garantire una rappresentanza trasversale di comparti quali tecnologia, consulenza, servizi finanziari, alimentare, sanità, pubblica amministrazione, moda e retail, infrastrutture, automotive e logistica. Criterio minimo di inclusione è stato il possesso di un'esperienza significativa nella gestione di decisioni aziendali complesse, condizione essenziale per assicurare la pertinenza e la consapevolezza delle risposte fornite.

La raccolta dei dati è stata effettuata attraverso un questionario strutturato, veicolato tramite la piattaforma *Google Forms*. Per ampliare la varietà del *panel* e contenere i rischi di autoselezione, la somministrazione è avvenuta mediante una combinazione di e-mail mirate, condivisione in gruppi professionali su LinkedIn e diffusione tramite reti aziendali. Il questionario, composto da domande chiuse e aperte, adotta un approccio convergente: le prime, costruite su scala Likert a 7 punti (1=Completamente in disaccordo; 7=Completamente d'accordo), consentono una misurazione fine delle percezioni individuali; le seconde, invece, offrono spazio a contributi narrativi e riflessioni soggettive. La partecipazione è stata anonima, volontaria e conforme alla normativa europea sulla protezione dei dati personali (GDPR<sup>147</sup>).

---

<sup>147</sup> 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, nonché alla libera circolazione di tali dati (Regolamento generale sulla protezione dei dati), GU L 119,

### 3.1.3 Struttura e contenuto del questionario

Il questionario è stato progettato per raccogliere dati sia quantitativi che qualitativi, al fine di esplorare l'utilizzo e la percezione dell'AI Generativa nei processi decisionali strategici aziendali.

Figura 8: Contenuto del questionario somministrato.

Informazioni di contesto:	Età (in anni)
	Qual è il suo ruolo aziendale e in quale settore opera la sua organizzazione?
	Da quanti anni lavora in questo settore?
Utilizzo dell'AI Generativa:	La sua azienda utilizza strumenti di Intelligenza Artificiale Generativa nei processi decisionali?
	Con quale frequenza vengono utilizzati tali strumenti nei processi decisionali aziendali?
	Quali strumenti di AI Generativa vengono utilizzati nella sua azienda?
	In quali ambiti aziendali viene utilizzata l'AI Generativa?
Percezioni individuali, stile decisionale e impatto dell'AI nei processi decisionali aziendali: (Per ciascuna delle seguenti affermazioni, indichi il suo grado di accordo su una scala da 1 a 7, dove: 1 = Completamente in disaccordo, 7 = Completamente d'accordo.)	Ritengo utile l'uso dell'AI Generativa per il processo decisionale
	L'uso dell'AI Generativa mi aiuta a prendere decisioni più rapidamente
	L'uso dell'AI Generativa aumenta la mia produttività
	L'AI Generativa riduce i bias cognitivi nelle decisioni strategiche
	Le difficoltà interpretative dei risultati dell'AI costituiscono un ostacolo all'adozione
	L'AI Generativa consente di prendere decisioni anche basate sull'intuizione
	L'AI Generativa ridurrà progressivamente il ruolo decisionale del manager
	In futuro, l'AI Generativa sarà uno strumento indispensabile per le decisioni strategiche
	Con l'AI Generativa, il processo decisionale si basa più sui dati che sull'intuizione
	Quando prendo decisioni, seguo un processo razionale e analitico
	Mi affido spesso al mio istinto quando prendo decisioni importanti
	Preferisco disporre di dati concreti prima di prendere una decisione
	Ritengo che l'intuizione sia una componente fondamentale nelle decisioni strategiche
Prospettive future: (Risposte aperte)	Quali sono, a suo avviso, i principali ostacoli all'adozione dell'AI Generativa nei processi decisionali?
	Quali suggerimenti darebbe a chi sta considerando l'adozione dell'AI Generativa nella propria azienda?

La sua struttura si articola in quattro sezioni principali:

1. Informazioni di contesto: questa sezione raccoglie dati demografici e professionali dei partecipanti, tra cui il ruolo aziendale, il settore di appartenenza, l'età e gli anni di esperienza nel settore.
2. Utilizzo dell'AI Generativa: qui si indaga l'adozione dell'AI generativa nelle aziende, la frequenza d'uso, gli strumenti specifici utilizzati (ad esempio, *ChatGPT*, *Copilot*, *Gemini*, *IDI*) e gli ambiti aziendali in cui viene applicata (come analisi di mercato, previsioni finanziarie, sviluppo prodotto, marketing, customer service, supply chain, risorse umane, supporto legale, business intelligence e strategia).
3. Percezioni individuali, stile decisionale e impatto dell'AI nei processi decisionali aziendali: attraverso una serie di affermazioni valutate mediante

una scala Likert a 7 punti, i partecipanti esprimono il loro grado di accordo rispetto a due dimensioni principali. Da un lato, vengono analizzate le percezioni sull'AI generativa, in termini di utilità percepita, capacità di accelerare le decisioni, incremento della produttività, riduzione dei bias cognitivi, supporto all'intuizione e impatto futuro sul ruolo decisionale del manager. Dall'altro, si esplora l'approccio decisionale individuale, includendo la propensione all'intuizione, all'analisi razionale e alla preferenza per l'uso di dati concreti nelle decisioni strategiche. Gli item sono stati selezionati sulla base della letteratura esistente<sup>148</sup> in materia di stili decisionali, processi cognitivi manageriali e adozione di tecnologie emergenti nei contesti organizzativi.

4. Prospettive future: infine, due domande aperte invitano i partecipanti a condividere le loro opinioni sugli ostacoli all'adozione dell'AI generativa nei processi decisionali e a fornire suggerimenti per l'implementazione di tali tecnologie.

## 3.2 Metodologia di analisi

### 3.2.1 Analisi quantitativa

Ai fini dell'indagine, è stato adottato un approccio quantitativo supportato da un impianto metodologico misto, che ha integrato tecniche statistiche descrittive, inferenziali ed esplorative. Le procedure di analisi sono state svolte con lo scopo di rilevare *pattern* significativi nei dati raccolti e di approfondire le relazioni tra le variabili individuali, organizzative e percettive associate all'adozione dell'Intelligenza Artificiale Generativa nei processi decisionali strategici.

Nel dettaglio, sono state impiegate le seguenti tecniche:

- **Statistiche descrittive:** Impiegate per sintetizzare le caratteristiche anagrafiche e professionali dei rispondenti, nonché le frequenze relative all'adozione dell'AI. Sono state calcolate, ove applicabile, misure di

---

<sup>148</sup> Giraud, L., et al. (2023). The Impacts of Artificial Intelligence on Managerial Skills. Journal of Decision Systems.

tendenza centrale (media) e di dispersione (deviazione standard) per delineare il profilo del campione e restituire una prima rappresentazione delle variabili chiave. Fra le variabili analizzate:

- Età
  - Anni di esperienza professionale
  - Settore e funzione aziendale
  - Frequenza di utilizzo dell'AI generativa
  - Strumenti di AI utilizzati
  - Ambiti organizzativi di applicazione
- **Analisi delle frequenze e delle distribuzioni percentuali:** Applicata per rilevare le tendenze percettive su scala Likert e mappare l'orientamento del campione rispetto a specifiche affermazioni. È stata condotta un'analisi della distribuzione delle risposte, distinguendo i valori positivi (da 5 a 7), neutri (4) e negativi (da 1 a 3), al fine di individuare eventuali tendenze prevalenti. Fra le variabili analizzate:
    - Utilità percepita dell'AI
    - Rapidità decisionale
    - Impatto sulla produttività
    - Riduzione dei bias cognitivi
    - Ostacoli interpretativi
    - Supporto all'intuizione
    - Timore che l'AI riduca il ruolo del manager
    - Proiezione dell'AI come strumenti essenziale per il futuro
    - AI come leva *data-driven*
    - Stile analitico-razionale
    - Affidamento all'intuizione
    - Preferenza per dati concreti
    - Riconoscimento del valore dell'intuizione
- **Analisi di regressione lineare semplice:** Condotta per stimare l'effetto dell'esperienza professionale sulla frequenza di utilizzo dell'AI generativa. Le variabili coinvolte includono:
    - *Variabile indipendente:* Anni di esperienza professionale

- *Variabile dipendente*: Frequenza d'utilizzo dell'AI generativa
- **Analisi di regressione multipla con variabili dummy**: Estensione del modello precedente, con l'inserimento del ruolo aziendale come fattore esplicativo, con il fine di aumentare la quota della varianza spiegata. La variabile Ruolo aziendale è stata ricodificata in quindici variabili dummy, utilizzando Consulenza/Servizi economici come categoria di riferimento per il confronto con gli altri reparti. Le variabili coinvolte includono:
  - *Variabili indipendenti*: Anni di esperienza professionale e Ruolo aziendale (15 variabili dummy)
  - *Variabile dipendente*: Frequenza d'utilizzo dell'AI generativa
- **Analisi di correlazione bivariata (coefficiente di Pearson)**: Utilizzata per indagare le relazioni lineari tra dimensioni cognitive e percettive. Fra le variabili analizzate:
  - Percezione del supporto dell'AI all'intuizione
  - Fiducia nella riduzione dei bias cognitivi tramite AI
  - Preferenza per l'uso di dati concreti
  - Affidamento all'istinto
  - Percezione generale dell'utilità dell'AI
  - Percezione dell'AI come strumento *data-driven*
- **T-test per campioni indipendenti**: Impiegato per confrontare le medie delle variabili percettive e decisionali tra due gruppi: manager con utilizzo basso (bassa frequenza d'uso: valori 1-3) vs alto dell'AI (alta frequenza d'uso: valori 4-5). Per effettuare il confronto, sono state preliminarmente costruite due scale composite attraverso l'aggregazione degli item Likert:
  - La scala di "Percezione dell'AI" sintetizza il giudizio generale, positivo o negativo, sull'introduzione dell'AI nei processi decisionali;
  - La scala "Stile decisionale" integra le componenti razionale-analitiche e intuitive, fornendo un indicatore sintetico dell'approccio individuale alle scelte strategiche;

L'analisi ha consentito di verificare la presenza di differenze statisticamente significative fra i sottogruppi, categorizzati in base alla frequenza d'uso. Le variabili confrontate tra i due gruppi sono dunque:

- Percezione dell'AI (Scala aggregata)
- Integrazione tra intuizione e dati nel processo decisionale (Scala aggregata)
- **Analisi dei cluster (K-means):** Finalizzata a identificare sottogruppi omogenei di rispondenti sulla base delle loro valutazioni sull'AI. Le variabili considerate sono:
  - Percezione dell'AI rispetto a cinque dimensioni: produttività, rapidità, riduzione dei bias, supporto all'intuizione, uso dei dati;
 L'analisi di segmentazione, condotta in modalità non supervisionata, ha restituito una partizione del campione in tre cluster interpretabili:
  - Entusiasti (orientati positivamente verso l'adozione dell'AI)
  - Scettici equilibrati (valutazioni bilanciate)
  - Utilitaristi pragmatici (orientati al beneficio funzionale dell'AI)
- **Analisi delle frequenze tematiche delle risposte aperte:** È stata condotta un'analisi quantitativa delle frequenze di ricorrenza dei principali temi emersi dalle risposte aperte del questionario. I temi sono stati inizialmente identificati mediante analisi qualitativa tematica, condotta manualmente, e successivamente trasformati in variabili binarie (0 = assenza; 1 = presenza). Tali codifiche sono state elaborate in SPSS per l'analisi delle frequenze, restituendo una mappatura quantitativa delle ricorrenze tematiche nel campione. I temi analizzati includono:
  - Ostacoli percepiti (es. formazione, resistenza culturale, governance, dati, costi)
  - Suggerimenti per l'adozione (es. upskilling, progetti pilota, coinvolgimento manageriale)

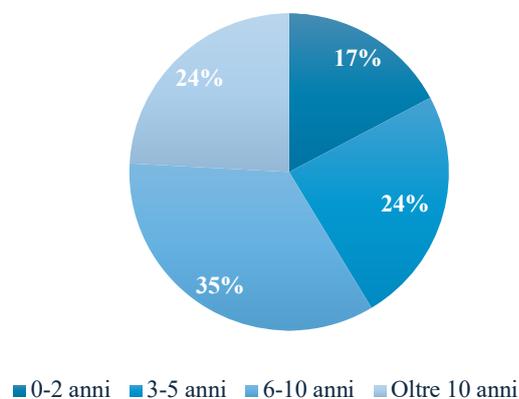
L'intero processo di elaborazione e analisi dei dati è stato svolto con il supporto del software *SPSS – Statistical Package for the Social Sciences*, strumento di riferimento per l'elaborazione statistica nelle scienze sociali, in grado di gestire dataset complessi e applicare modelli multivariati avanzati.

### 3.3 Statistiche descrittive

#### 3.3.1 Informazioni generali sul campione

L'analisi delle frequenze restituisce un quadro eterogeneo del campione in termini sia anagrafici che professionali. L'età dei partecipanti varia tra i 23 e i 51 anni, con una media pari a 34,09 anni (deviazione standard = 7,95; varianza = 63,13), indicando una concentrazione nella fascia dell'età adulta giovane, ma con una distribuzione sufficientemente ampia da includere profili junior e senior. Anche l'anzianità di ruolo mostra una buona variabilità: il 17% dei rispondenti possiede meno di 3 anni di esperienza, il 24% ha dichiarato tra 3 e 5 anni, il 34% tra 6 e 10 anni, mentre il restante 24% supera i 10 anni di esperienza. In media, il livello di esperienza si colloca tra le fasce "3-5 anni" e "6-10 anni" (media = 2,66; deviazione standard = 1,04; varianza = 1,07), con una leggera tendenza verso le posizioni più esperte.

Figura 9: Anzianità professionale (% , n=58)



Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Figura 10: Età ed esperienza – Statistiche descrittive

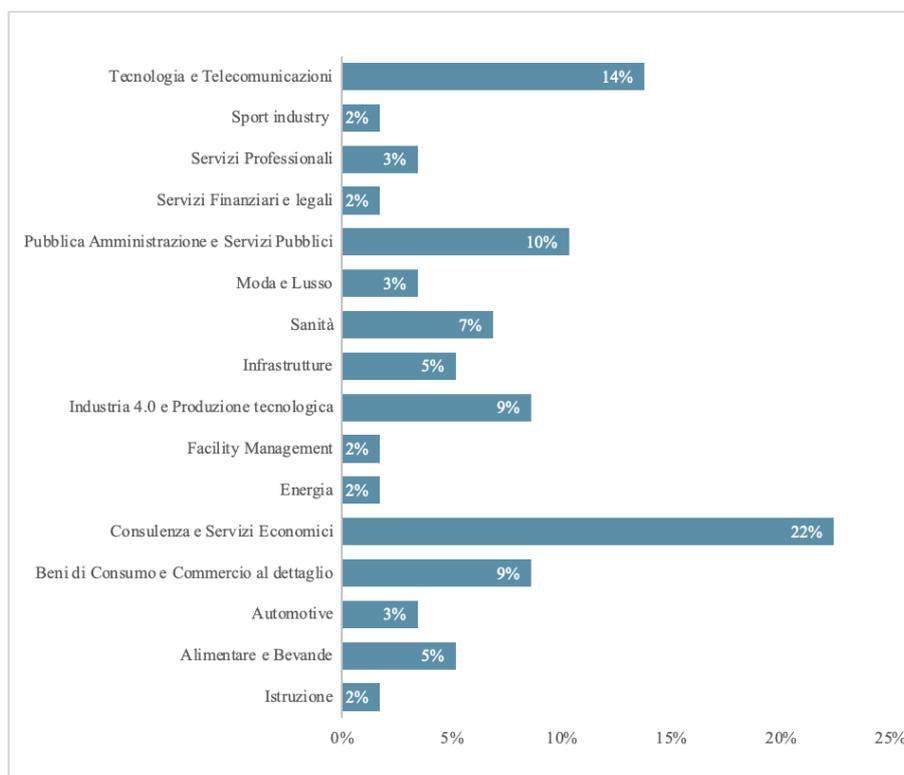
	N	Media	Deviazione std.	Varianza
Anni di esperienza	58	2,6552	1,03537	1,072
Età	58	34,09	7,946	63,133

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Questa eterogeneità in termini di età ed esperienza ha reso possibile raccogliere prospettive diversificate, utili per analizzare come l'esposizione all'AI Generativa si declini nei diversi contesti organizzativi e nei diversi stadi di maturità digitale. Per le analisi statistiche, le variabili relative all'età e all'esperienza sono state trattate come ordinali e successivamente ricodificate. Le informazioni settoriali e sull'adozione dell'AI sono invece state gestite come variabili nominali, in linea con la loro natura categoriale.

A seguire, riportiamo l'analisi della distribuzione settoriale dei partecipanti, utile a comprendere la varietà dei contesti organizzativi in cui l'AI viene adottata:

*Figura 11: Settore dei rispondenti (% , n=58)*



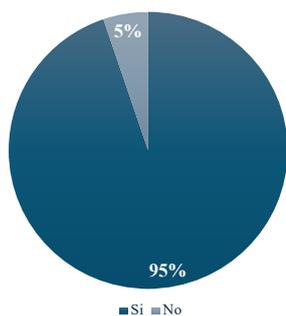
*Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS*

Il 22% degli intervistati lavora nell'ambito della Consulenza e dei servizi economici, il 14% lavora in aziende di tecnologia e telecomunicazioni, 10% fa parte del settore della Pubblica Amministrazione, mentre quote dell'9% ciascuna riguardano Industria 4.0 e Produzione tecnologica, Beni di consumo e Commercio al dettaglio.

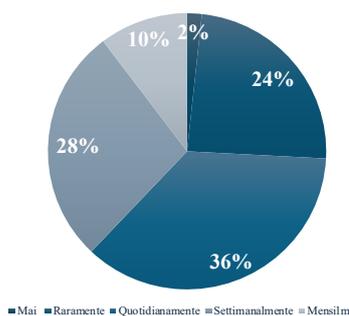
Al fine di delineare un quadro preliminare sull'effettivo utilizzo dell'Intelligenza Artificiale Generativa all'interno delle organizzazioni, il questionario ha incluso

una sezione dedicata alla rilevazione di alcune informazioni chiave di contesto. L'obiettivo di questa sezione è comprendere non solo il grado di diffusione dell'AI nei contesti aziendali dei rispondenti, ma anche la varietà degli strumenti e delle applicazioni, così da fornire un inquadramento utile all'interpretazione delle successive risposte valutative.

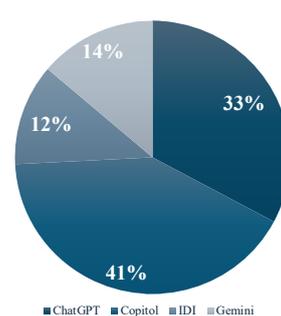
**Figura 13:**  
Presenza dell'AI nei processi decisionali



**Figura 14:**  
Frequenza d'uso dell'AI



**Figura 12:**  
Strumenti di AI utilizzati



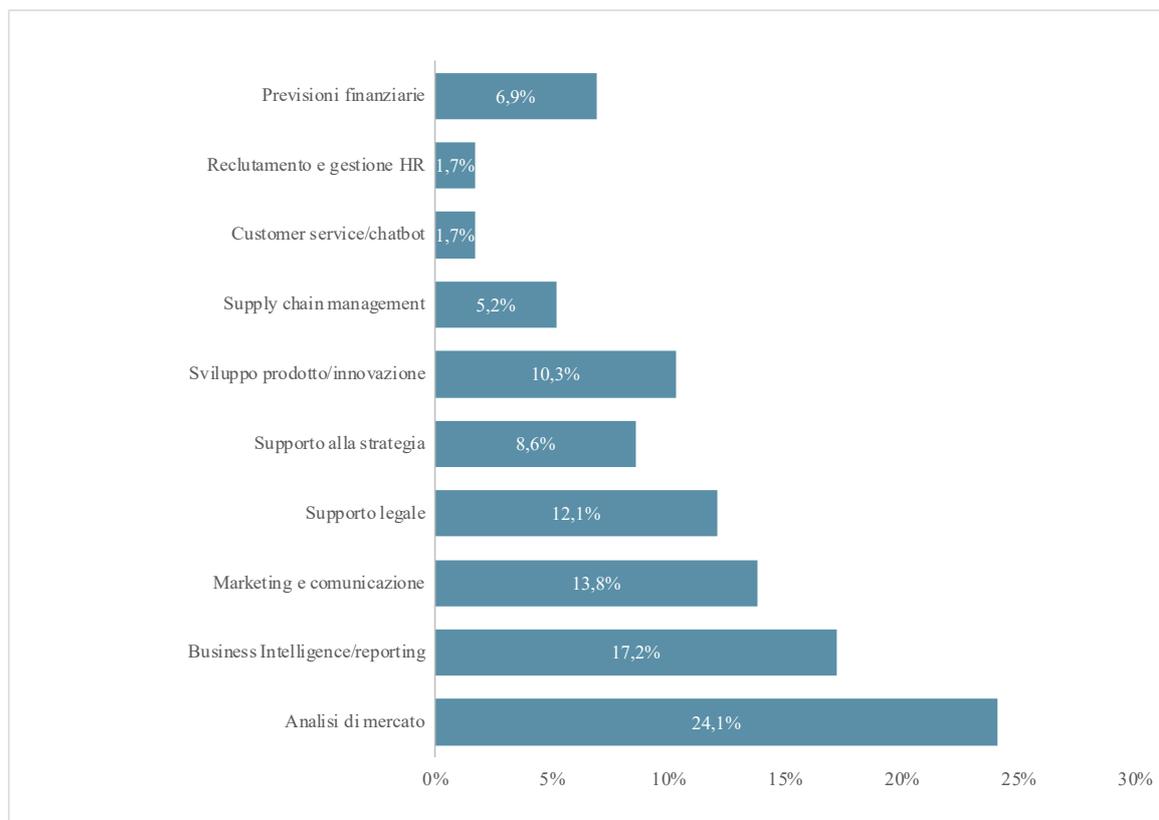
Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Oltre il 94% dei rispondenti dichiara di utilizzare l'AI nei propri processi decisionali. L'intensità d'uso, tuttavia, presenta una distribuzione eterogenea: il 36% degli intervistati ne fa uso quotidiano, mentre il 28% la utilizza settimanalmente; un 10% si affida a questi strumenti con frequenza mensile, mentre un quarto del campione (24%) ne fa un uso saltuario o raramente. Solo il 2% dichiara di non utilizzarla affatto.

Quanto agli strumenti preferiti, emerge con chiarezza il ruolo di Copilot, citato da circa la metà dei partecipanti, seguito da ChatGPT, Gemini e dalla piattaforma proprietaria IDI – Instant Document Interaction, utilizzate, rispettivamente dal 32,8%, 13,8% e 12 % del campione.

Le applicazioni concrete si concentrano soprattutto nelle funzioni di analisi di mercato (24,1%), business intelligence/reporting (17,2%) e marketing e comunicazione (13,8%). Seguono il supporto legale (12,1%), lo sviluppo prodotto e innovazione (10,3%) e il supporto alla strategia (8,6%). Completano il quadro supply chain management (5,2%), previsioni finanziarie (6,9%), customer service/chatbot (1,7%) e reclutamento e gestione HR (1,7%).

**Figura 15:** Funzioni aziendali ed uso dell'AI



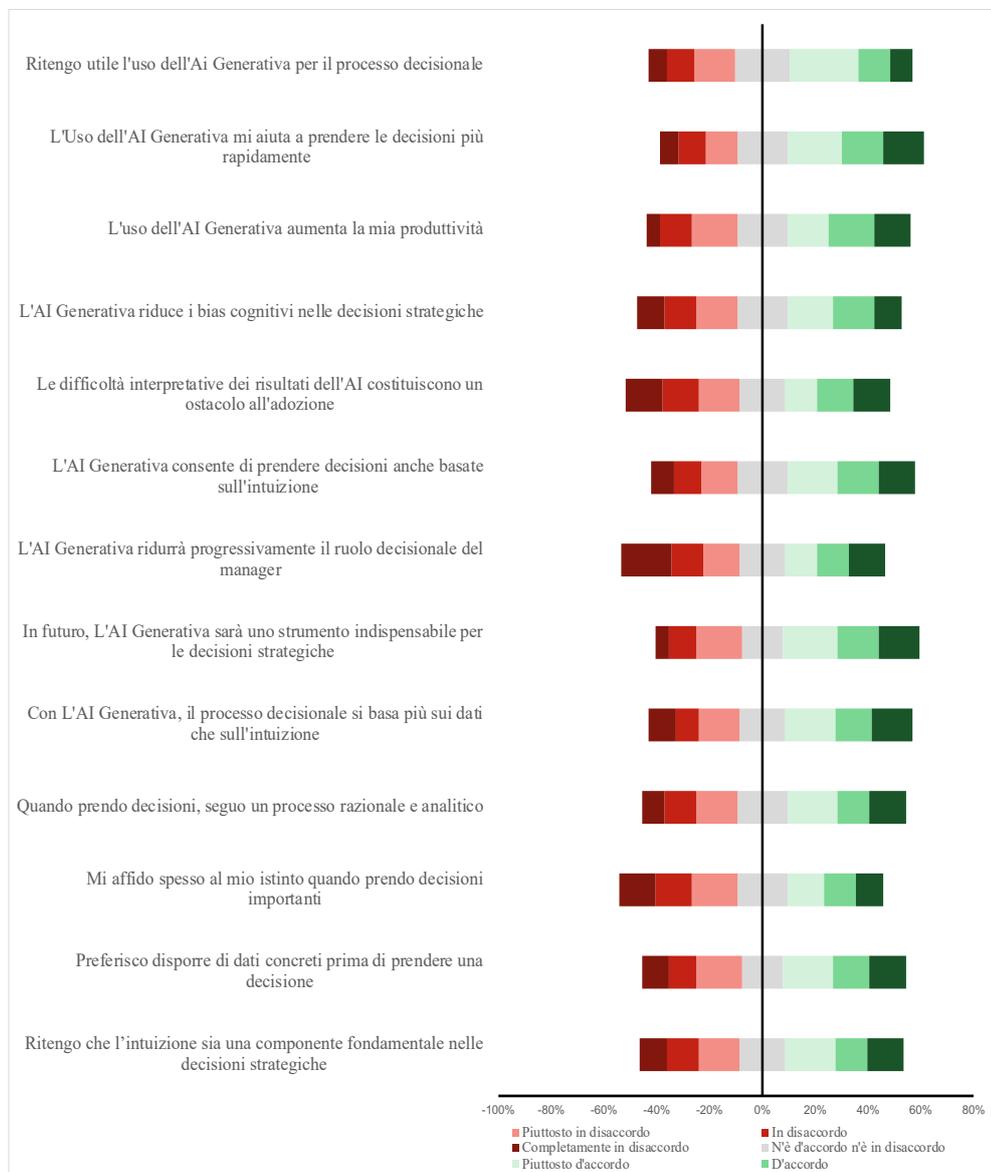
*Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS*

Queste percentuali delineano un panorama in cui l'AI generativa, pur non essendo ancora capillare in tutte le funzioni aziendali, sta consolidando la propria presenza soprattutto nelle aree a maggiore esposizione esterna e in quelle dove l'analisi dati e la produzione di contenuti ad alto valore aggiunto risultano cruciali per la competitività aziendale.

### 3.3.2 Atteggiamento verso l’Ai, intuizione e stili decisionali

Per indagare percezioni, atteggiamenti e comportamenti legati all’impiego dell’AI Generativa nel processo decisionale, ai partecipanti è stata proposta una batteria di affermazioni valutate su scala Likert a 7 punti (1 = completamente in disaccordo; 7 = totalmente d’accordo). Parallelamente, due domande aperte hanno raccolto riflessioni sugli ostacoli percepiti e sui suggerimenti per l’adozione della tecnologia. La combinazione delle due tecniche – misurazione strutturata e input narrativo – consente di intrecciare evidenze numeriche e contenuti qualitativi in un’unica cornice interpretativa:

Figura 16: Grafico a barre divergenti. Distribuzione delle risposte (Scala Likert 1-7).



Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Una lettura analitica delle risposte è stata condotta distinguendo, secondo la struttura a sette punti della scala Likert utilizzata, le risposte positive (valori da 5 a 7), neutre (valore 4) e negative (valori da 1 a 3). Per ciascun item è stata calcolata la percentuale complessiva di accordo (somma delle percentuali delle risposte 5, 6 e 7) e di disaccordo (somma delle risposte 1, 2 e 3), con l'obiettivo di individuare eventuali tendenze prevalenti.

L'analisi restituisce un quadro nel complesso articolato, senza prevalenze schiaccianti né sul fronte dell'accordo né del disaccordo. Alcune affermazioni registrano livelli di accordo moderato, come ad esempio quella relativa alla maggiore rapidità decisionale resa possibile dall'uso dell'AI Generativa (55,1%) e al supporto all'intuizione (58,7%). Tuttavia, nessun item raggiunge la soglia del 60%, assunto come riferimento per un consenso particolarmente forte.

Al contrario, alcuni aspetti fanno emergere criticità più marcate. In particolare, l'affermazione secondo cui le difficoltà interpretative costituiscono un ostacolo all'adozione dell'AI raccoglie una percentuale di disaccordo pari al 41,4%, la più alta tra tutti gli item. Allo stesso modo, la visione dell'AI come riduttiva del ruolo decisionale del manager riceve un consenso relativamente basso (41,4% di accordo) e una quota consistente di disaccordo (46,6%).

Interessante è anche la valutazione delle affermazioni legate allo stile decisionale personale. L'idea che l'intuizione sia una componente fondamentale nelle decisioni strategiche ottiene il 48,2% di accordo e il 34,4% di disaccordo, segnalando una netta polarizzazione. Similmente, l'affidamento all'istinto in contesti decisionali importanti non raccoglie una posizione dominante, con un 46,5% di accordo e un 32,7% di disaccordo.

In sintesi, la distribuzione dei giudizi suggerisce che i partecipanti esprimono una valutazione matura ma non ancora consolidata rispetto al ruolo dell'Intelligenza Artificiale Generativa nei processi decisionali. Le potenzialità vengono riconosciute in aree specifiche, come il supporto all'intuizione e l'efficienza decisionale, ma permangono riserve legate sia agli aspetti interpretativi sia alle implicazioni per il ruolo umano nel processo. Queste evidenze supportano l'idea di uno stadio ancora esplorativo nell'adozione dell'AI nei contesti strategici,

sottolineando la necessità di ulteriore sperimentazione, formazione e dialogo organizzativo.

### 3.4 Analisi delle relazioni fra le variabili

L'analisi statistica dei dati ha permesso di ottenere importanti informazioni sul legame fra l'esperienza professionale, l'adozione dell'AI Generativa e le preferenze decisionali.

#### 3.4.1 Analisi di regressione semplice

Sono state condotte un set di regressioni lineari mediante il software SPSS, che rispettivamente hanno preso in considerazione:

- Nel primo modello (*regressione lineare semplice*):
  - **Variabile indipendente:** anni di esperienza professionale
  - **Variabile dipendente:** frequenza di utilizzo dell'AI generativa
- Nel secondo modello (*regressione multipla con variabili dummy*):
  - **Variabili indipendenti:** anni di esperienza professionale e ruolo aziendale (ricodificato in 15 variabili dummy)
  - **Variabile dipendente:** frequenza di utilizzo dell'AI generativa

L'analisi di regressione lineare, che ha preso in esame la **frequenza di utilizzo dell'AI generativa** come variabile dipendente e **gli anni di esperienza professionale** come variabile indipendente, restituisce un modello statisticamente significativo ( $F(1,56) = 17.227$ ;  $p < .001$ ). L' $R^2$  pari a .235 indica che l'esperienza lavorativa contribuisce a spiegare circa il 23,5% della variabilità nella frequenza con cui i rispondenti dichiarano di utilizzare strumenti di AI. Il coefficiente non standardizzato ( $B = 0.581$ ) mostra che, a ogni passaggio di classe di esperienza (ad esempio da "3–5 anni" a "6–10 anni"), si registra in media un incremento di circa mezzo punto nella frequenza d'uso dell'AI, su una scala da 1 a 5. L'effetto è supportato anche dal coefficiente standardizzato ( $\beta = .485$ ), con un valore t pari a 4.151 e un livello di significatività elevato ( $p < .001$ ), suggerendo un'associazione solida e di intensità medio-alta tra anzianità professionale e utilizzo dell'AI.

Figura 17: ANOVA - Modello di regressione lineare

ANOVA						
Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	20,605	1	20,605	17,227	<.001 <sup>b</sup>
	Residuo	66,981	56	1,196		
	Totale	87,586	57			

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Note: a. Variabile dipendente: Frequenza d'utilizzo AI

b. Predittori: (costante), Anni di Esperienza

Figura 18: Coefficienti del modello di regressione lineare.

Coefficienti								
Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati Beta	t	Sign.	95,0% Intervallo di confidenza per B	
		B	Errore standard				Limite inferiore	Limite superiore
1	(Costante)	2,182	0,398		5,479	<.001	1,384	2,98
	Anni di esperienza	0,581	0,14	0,485	4,151	<.002	0,3	0,861

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Note: a. Variabile dipendente: Frequenza d'utilizzo AI

I dati rivelano che i manager con maggiore esperienza utilizzano l'AI con frequenza sensibilmente superiore rispetto ai colleghi più giovani, suggerendo che l'accumulo di competenze e conoscenze settoriali favorisca un impiego più sistematico degli strumenti generativi. Tuttavia, il 76 % della varianza resta non spiegato dal solo fattore anzianità, lasciando spazio a variabili aggiuntive (ad esempio cultura aziendale, funzione organizzativa o formazione) che saranno esplorate nelle analisi successive.

Dopo aver stimato il modello di base, la variabile 'Ruolo aziendale' è stata trasformata in quindici variabili dummy (una per ciascun reparto), con 'Consulenza/Servizi economici' come categoria di riferimento. Questa aggiunta ha

incrementato l'R<sup>2</sup> dal 23,5% al 56,4%, con un aumento del 32,9%, statisticamente significativo (F Δ = 2,07; p = .033).

*Figura 19: Variazione di R<sup>2</sup> - Effetto del ruolo*

<b>Modello</b>	<b>Modifica R- quadrato</b>	<b>Modifica F</b>	<b>gl1</b>	<b>gl2</b>	<b>Sign. Modifica F</b>
1	0,235 <sup>a</sup>	17,227	1	56	<,001
2	0,329 <sup>b</sup>	2,068	15	41	0,033

*Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS*

Note: a. Predittori: (costante), Anni di esperienza ord

b. Predittori: (costante), Anni di esperienza ord, Industria 4.0 e produzione tecnologica, Energia, Infrastrutture, Beni di Consumo e Commercio al dettaglio, Servizi Professionali, Automotive, Sport industry, Facility management, Servizi finanziari e legali, Istruzione, Pubblica Amministrazione e Servizi pubblici, Sanità, Alimentare e Bevande, Moda e Lusso, Tecnologia e Telecomunicazioni.

Figura 20: Coefficienti del modello di regressione moderata.

Modello		Coefficienti				
		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati	t	Sign.
		B	Errore standard	Beta		
1	(Costante)	2,182	0,398		5,479	<,001
	Anni di esperienza ord	0,581	0,14	0,485	4,151	<,001
2	(Costante)	3,129	0,549		5,701	<,001
	Anni di esperienza ord	0,36	0,168	0,301	2,138	0,39
	Alimentare e Bevande	-0,396	0,649	-0,071	-0,610	0,545
	Automotive	-0,349	0,746	-0,052	-0,468	0,642
	Beni di Consumo e Commercio al dettaglio	0,263	0,508	0,06	0,518	0,607
	Energia	1,151	1,011	0,122	1,138	0,262
	Facility Management	-2,569	1,019	-0,272	-2,520	0,016
	Industria 4.0 e Produzione tecnologica	-0,537	0,508	-0,123	-1,058	0,296
	Infrastrutture	0,457	0,618	0,082	0,74	0,464
	Istruzione	-1,489	1,048	-0,158	-1,421	0,163
	Moda e Lusso	-1,489	0,796	-0,221	-1,871	0,068
	Pubblica Amministrazione e Servizi Pubblici	-0,483	0,476	-0,120	-1,014	0,317
	Sanità	-2,099	0,57	-0,433	-3,686	<,001
	Servizi Finanziari e Legali	-1,489	1,048	-0,158	-1,421	0,163
	Servizi Professionali	-0,349	0,746	-0,052	-0,468	0,642
Sport Industry	0,431	1,019	0,046	0,422	0,675	
Tecnologia e Telecomunicazioni	-0,014	0,447	-0,004	-0,032	0,975	

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Note: a. Frequenza d'utilizzo AI

Questo risultato suggerisce che quasi due terzi della frequenza con cui i manager ricorrono all'AI può essere predetta combinando l'anzianità professionale e la funzione organizzativa. L'anzianità professionale ha mantenuto il suo effetto positivo e significativo, ma il coefficiente  $\beta$  è diminuito da 0,485 (nel modello di base) a 0,301, indicando che, sebbene l'esperienza resti un fattore importante, la funzione organizzativa ha un impatto rilevante nell'influenzare l'adozione della tecnologia. In pratica, ogni salto di categoria d'anzianità si è associato a un incremento di 0,36 punti sulla scala di frequenza dell'uso dell'AI, a parità di reparto. Analizzando, poi, le differenze tra i vari reparti, è emerso che i settori Sanità e Facility Management presentano un utilizzo significativamente inferiore dell'AI rispetto al settore di riferimento (Consulenza/Servizi economici). In particolare, il punteggio medio di utilizzo dell'AI nei reparti sopra citati è stato rispettivamente inferiore di circa 2,1 e 2,6 punti sulla scala di frequenza da 1 a 5. Al contrario, gli altri tredici reparti, tra cui IT, Marketing, Produzione, HR, e Finanza, non hanno mostrato differenze significative nell'utilizzo dell'AI, suggerendo che l'adozione è omogenea tra questi reparti quando si controlla per l'anzianità.

I risultati ottenuti offrono alcune implicazioni strategiche. In primo luogo, la bassa frequenza d'uso dell'AI nei settori Sanità e Facility Management indica che questi ambiti potrebbero beneficiare di programmi di formazione mirati, finalizzati a migliorare la comprensione e l'adozione dell'AI. In secondo luogo, l'anzianità professionale emerge come un fattore significativo ma non sufficiente a spiegare completamente le differenze nell'adozione dell'AI. La funzione organizzativa, infatti, gioca un ruolo altrettanto rilevante, suggerendo che le barriere settoriali o le specifiche esigenze di reparto possono influenzare notevolmente l'integrazione dell'AI. Questo dimostra che, mentre l'esperienza è un elemento abilitante importante, non è l'unico fattore che guida l'adozione della tecnologia.

### **3.4.2 Analisi di correlazione**

Per analizzare in profondità lo stile decisionale dei manager in relazione all'adozione dell'Intelligenza Artificiale Generativa, è stata condotta un'analisi di correlazione bivariata (Pearson), focalizzata sulle variabili legate all'uso

dell'intuizione, all'affidamento ai dati, e alla percezione dell'efficacia dell'AI nella riduzione dei bias cognitivi.

Figura 21: Matrice di correlazione

	Utilità percepita dell'AI nel processo decisionale	Riduzione dei Bias Cognitivi	AI e Decisioni Intuitive	Orientamento dell'AI verso i Dati	Fiducia nell'intuizione	Preferenza per dati concreti	Valorizzazione dell'intuizione
Utilità percepita dell'AI nel processo decisionale	1						
Riduzione dei Bias Cognitivi	0,287*	1					
AI e Decisioni Intuitive	0,382**	0,241	1				
Orientamento dell'AI verso i Dati	0,315*	0,491**	0,368**	1			
Fiducia nell'intuizione	0,03	0,189	0,518**	0,224	1		
Preferenza per dati concreti	0,357**	0,104	0,87**	0,284*	0,439**	1	
Valorizzazione dell'intuizione	0,206	0,185	0,416**	0,201	0,098	0,354**	1

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Note: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$

Dall'analisi emerge una correlazione particolarmente forte tra la convinzione che l'AI consenta di prendere decisioni anche basate sull'intuizione e la tendenza a preferire dati concreti prima di decidere ( $r = 0.870$ ;  $p < .001$ ). Questo risultato suggerisce che, nel contesto manageriale, approccio razionale e intuitivo non si escludono a vicenda, ma tendono piuttosto a coesistere. Chi apprezza l'utilizzo dell'intuizione nelle decisioni tende infatti anche a valorizzare la disponibilità di dati concreti.

In linea con questo, chi dichiara di affidarsi spesso all'istinto tende anche a riconoscere l'AI come supporto utile a decisioni intuitive ( $r = 0.518$ ;  $p < .001$ ). Inoltre, chi ritiene che il processo decisionale, grazie all'AI, si basi maggiormente sui dati, tende a considerare l'AI efficace nella riduzione dei bias cognitivi ( $r = 0.491$ ;  $p < .001$ ), confermando la fiducia in un impiego dell'AI orientato alla razionalità.

Anche la percezione complessiva dell'utilità dell'AI si correla positivamente sia con l'apertura all'intuizione ( $r = 0.382$ ;  $p = .003$ ), sia con la preferenza per l'uso dei dati ( $r = 0.357$ ;  $p = .006$ ). Questo indica che i manager che vedono positivamente l'intelligenza artificiale tendono a integrarla in uno stile decisionale bilanciato, che combina elementi analitici e soggettivi.

Nel complesso, i risultati delineano un quadro in cui lo stile decisionale manageriale si configura come ibrido, in cui l'intelligenza artificiale non sostituisce l'intuizione, ma ne diventa un complemento. L'integrazione tra razionalità e sensibilità individuale sembra rappresentare, per i rispondenti, un equilibrio strategico nella gestione delle decisioni complesse.

### **3.4.3 T-test per campioni indipendenti**

Dopo aver esplorato le relazioni tra le variabili e le correlazioni, è importante approfondire le differenze tra i gruppi di manager che utilizzano l'AI con frequenze diverse. L'analisi comparativa tra questi gruppi ci permette di capire meglio come l'intensità dell'uso dell'AI possa influenzare la percezione e gli stili decisionali dei manager.

Per esaminare se esistono differenze significative nella percezione complessiva dell'AI generativa e negli stili decisionali tra manager con differenti livelli di utilizzo dell'AI, è stato effettuato un t-test per campioni indipendenti. I partecipanti sono stati suddivisi in due gruppi: il gruppo di basso utilizzo (con frequenza da 1 a 3) e il gruppo di alto utilizzo (con frequenza da 4 a 5).

Le variabili analizzate includevano:

- Percezione complessiva dell'AI, che sintetizza l'atteggiamento e la valutazione dell'utilità dell'AI nei processi decisionali, su una scala da 1 a 7.
- Stili decisionali e uso dell'intuizione, che misura la propensione a integrare dati oggettivi e intuizione nel processo decisionale, anch'essa su una scala da 1 a 7.

Le analisi descrittive hanno mostrato che il gruppo di alto utilizzo dell'AI presenta medie leggermente superiori in entrambe le scale rispetto al gruppo di basso utilizzo:

- Percezione dell'AI: il gruppo con alto utilizzo ha una media di 4,41 (DS = 1,32), mentre il gruppo di basso utilizzo ha una media di 4,14 (DS = 1,35).

- Stili decisionali: il gruppo con alto utilizzo ha una media di 4,81 (DS = 1,31), mentre il gruppo di basso utilizzo ha una media di 4,29 (DS = 1,23).

*Figura 22: Gruppi AI - Statistiche descrittive*

0 (basso utilizzo)/1(altoutilizzo)		N	Media	Deviazione std.	Errore standard della media
Percezione AI	0,00	21	4,1429	1,35225	0,29508
	1,00	37	4,4054	1,32202	0,21734
Stile decisionale	0,00	21	4,2857	1,23056	0,26853
	1,00	37	4,8108	1,3089	0,21518

*Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS*

Il test di Levene ha indicato che l'assunzione di omogeneità delle varianze è stata soddisfatta per entrambe le variabili ( $p > 0,05$ ), consentendo l'uso del t-test classico. Il confronto tra i gruppi tramite t-test per campioni indipendenti ha evidenziato quanto segue:

- Percezione dell'AI: la differenza media è di -0,26 punti, ma non risulta significativa ( $t(56) = -0,72$ ,  $p = 0,237$ ). L'intervallo di confidenza al 95% per la differenza include lo zero (-0,99, 0,47), indicando che non ci sono differenze statisticamente rilevanti.
- Stili decisionali: la differenza media è di -0,53 punti, con un risultato marginalmente significativo ( $t(56) = -1,50$ ,  $p = 0,07$ ). Questo suggerisce una tendenza, pur non definitiva, di chi utilizza più frequentemente l'AI a mostrare una maggiore integrazione tra dati e intuizione nel processo decisionale.

Figura 23: Basso vs Alto utilizzo – T-test

		Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze		Test t per l'eguaglianza delle medie							
						Significatività				Intervallo di confidenza della differenza di 95%	
		F	Sign.	t	gl	P unilaterale	P bilaterale	Differenza della media	Differenza errore sid.	Inferiore	Superiore
Percezione AI	Varianze uguali presunte	0,073	0,788	-0,721	56	0,237	0,474	-0,26255	0,36417	-0,99206	0,46696
	Varianze uguali non presunte			-0,716	40,898	0,239	0,478	-0,26255	0,36649	-1,00274	0,47764
Stile decisionale	Varianze uguali presunte	0,004	0,952	-1,5	56	0,07	0,139	-0,5251	0,35012	-1,22646	0,17627
	Varianze uguali non presunte			-1,526	43,88	0,067	0,134	-0,5251	0,34411	-1,21866	0,16847

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

I risultati suggeriscono che, all'interno del campione esaminato, l'atteggiamento complessivo verso l'AI non differisce significativamente tra i manager che utilizzano frequentemente l'AI e quelli con un uso limitato. Tuttavia, lo stile decisionale, inteso come la capacità di bilanciare l'uso di dati concreti con l'intuizione, mostra una leggera tendenza a favore di chi fa un uso maggiore dell'AI, indicando che l'integrazione di dati e intuizione potrebbe essere più pronunciata tra i manager ad alto utilizzo. Questo risultato preliminare potrebbe suggerire che l'adozione dell'AI sia più strettamente correlata a modalità cognitive e decisionali specifiche, piuttosto che a una semplice percezione generale dell'AI.

### 3.4.4 Analisi dei cluster (K-means)

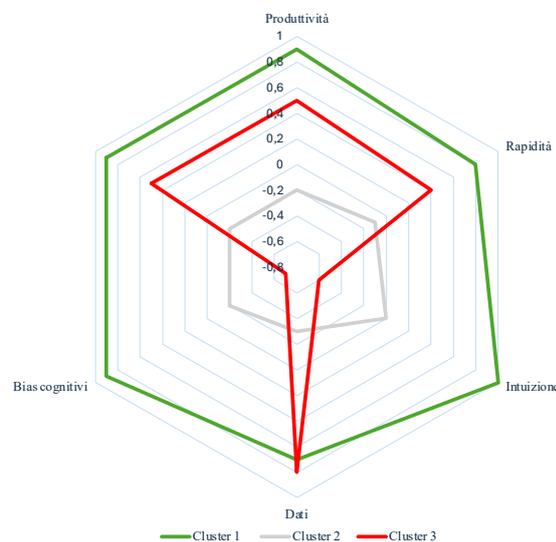
Per restituire una lettura più articolata del campione, è stata condotta, infine, un'analisi esplorativa di clustering non supervisionato (K-means). L'algoritmo ha individuato tre cluster distinti, delineando altrettante configurazioni percettive nei confronti dell'AI Generativa:

- Il Cluster 1 – Entusiasti dell'AI, esprime giudizi sistematicamente positivi su tutte le dimensioni considerate (produttività, intuizione, bias, rapidità e dati). Questo gruppo sembra incarnare una visione pienamente integrata dell'AI come leva sia operativa che cognitiva, e riflette probabilmente un uso consapevole, abituale e strategico della tecnologia.
- Il Cluster 2 – Scettici equilibrati, manifesta una valutazione più contenuta, con valori tendenzialmente neutri o lievemente negativi. Si tratta di un

segmento che, pur non rigettando l'AI, mantiene una postura prudente, forse dettata da una minore esposizione, da riserve metodologiche o da una fiducia limitata nel potenziale trasformativo della tecnologia.

- Il Cluster 3 – Utilitaristi pragmatici, mostra un pattern eterogeneo: giudizi positivi sulla produttività e sull'uso dei dati, ma marcato scetticismo verso la dimensione cognitiva dell'AI (intuizione e bias). Questo gruppo appare orientato a una fruizione dell'AI come strumento tecnico di supporto analitico, da impiegare per compiti specifici, più che come partner riflessivo nel decision making strategico.

*Figura 24: Cluster percettivi sull'AI Generativa*



*Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS*

Il grafico radar visualizza con immediatezza la morfologia dei tre profili, rendendo evidente la distanza tra chi abbraccia l'AI in chiave trasformativa e chi, al contrario, la incasella entro una funzione puramente operativa.

Nel complesso, l'integrazione tra regressione e clusterizzazione restituisce un quadro articolato e ricco di sfumature: emerge una pluralità di atteggiamenti che riflette la diversità di esperienze, rappresentazioni e aspettative nei confronti dell'AI Generativa. Se da un lato l'intuizione continua a rappresentare un elemento identitario della decisione manageriale, dall'altro la tecnologia può fungere da catalizzatore o da fattore neutro, a seconda della configurazione cognitiva e culturale dell'individuo. Comprendere tali traiettorie interpretative costituisce un

passaggio chiave per progettare modelli di adozione più inclusivi, personalizzati e realmente efficaci.

### **3.5 Analisi qualitativa delle risposte aperte**

Mentre le analisi precedenti si sono concentrate sulle relazioni tra variabili quantitative e sulle differenze tra i gruppi in base all'intensità dell'uso dell'AI, è fondamentale integrare anche le informazioni qualitative emerse dalle risposte aperte. L'analisi dei temi ricorrenti nelle risposte fornite dai partecipanti ci offre una comprensione più profonda dei fattori, delle percezioni e delle preoccupazioni legate all'adozione dell'AI nei processi decisionali.

Questa parte dell'analisi ha permesso di esplorare non solo le opinioni numeriche, ma anche gli aspetti emotivi, cognitivi e contestuali che accompagnano l'uso dell'AI. Di seguito, presentiamo i risultati dell'individuazione dei temi principali emersi nelle risposte aperte e la loro distribuzione in termini di frequenza, fornendo un quadro completo delle motivazioni e delle percezioni espresse dai manager.

### 3.5.1 Ostacoli percepiti nell'adozione dell'AI

Figura 25: Ostacoli percepiti - Frequenze

Ostacoli	Freq. (%)	Descrizione
Mancanza di cultura e formazione	31%	Scarsa competenza e conoscenza dell'AI nel personale e management
Resistenza culturale al cambiamento	21%	Timore di perdita di controllo e scetticismo verso l'uso dell'AI
Qualità, bias e affidabilità dati	17%	Dati scarsi, distorti o parziali che compromettono le decisioni AI
Governance e controllo	14%	Necessità di supervisione umana e chiare responsabilità
Costi elevati e investimenti	12%	Spese iniziali per tecnologia, formazione e change management
Difficoltà integrazione sistemi	9%	Problemi tecnici di compatibilità e frammentazione
Rischi etici, privacy e normativa	9%	Vincoli normativi, rischi privacy e implicazioni etiche
Limiti AI su emozioni e intuizione	7%	AI fatica a comprendere variabili emozionali e conoscenza tacita
Incertezza su benefici e ROI	7%	Dubbi sull'efficacia e ritorno dell'investimento
Sovraccarico informativo	5%	Troppi dati che possono rallentare il processo decisionale

Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS

Il tema più ricorrente tra gli ostacoli riguarda la mancanza di cultura e formazione specifica sull'AI (31% delle risposte). Numerosi partecipanti hanno evidenziato come la scarsa conoscenza e competenza nella gestione e interpretazione degli

strumenti di intelligenza artificiale costituisca un freno significativo. In linea con i modelli di *technology acceptance*, emerge come la combinazione di competenze tecniche, quali il *prompt engineering*, e capacità critiche di valutazione dei risultati sia fondamentale per aumentare la *self-efficacy* individuale e le *facilitating conditions* organizzative. Programmi strutturati di *upskilling*, *community of practice* e coaching interfunzionale risultano strategici per migliorare sia la percezione di facilità d'uso sia l'aspettativa di performance.

Segue la resistenza culturale al cambiamento (21%), con timori diffusi legati alla possibile perdita di controllo decisionale, alla riduzione dei posti di lavoro e allo scetticismo verso sistemi percepiti come “*black box*”. Questo ostacolo sottolinea l'importanza di affrontare non solo le sfide tecniche ma anche quelle psicologiche e organizzative, incentivando una cultura che vede l'AI come partner analitico e non sostituto del manager, in linea con il paradigma *dell'augmented intelligence*.

La qualità e l'affidabilità dei dati (17%) rappresentano un altro ostacolo rilevante. I manager ribadiscono che i modelli di linguaggio su cui si basa l'AI generativa sono utili solo se alimentati da *dataset* robusti e tracciabili. La presenza di fenomeni come le “*hallucination*” — la generazione di contenuti plausibili ma inesatti — mina la fiducia e innalza i costi di verifica, richiedendo *workflow di fact checking* semi-automatico e il mantenimento di un “*human in the loop*” per ridurre *bias* e errori sistematici. Queste pratiche sono in linea con le linee guida europee sul *trustworthy AI*.

Altri ostacoli comprendono la necessità di una governance chiara e controllo umano (14%), il bilanciamento tra sicurezza dei dati e usabilità nel rispetto di standard quali ISO/IEC 27001 (9%), e i costi elevati e la sostenibilità economica (12%). Su quest'ultimo punto, i partecipanti evidenziano che il board richiede prove tangibili di ROI prima di approvare investimenti in infrastrutture *hardware* o licenze *software*, suggerendo l'importanza di *proof of concept* mirati e rapidi (60-90 giorni) per dimostrare benefici quantitativi quali risparmio di tempo e incremento di produttività. Altri temi, seppur meno frequenti, includono le limitazioni dell'AI nel comprendere variabili umane come emozioni e intuizioni (7%), l'incertezza riguardo ai benefici e al ritorno sull'investimento (7%) e il rischio di sovraccarico informativo che rallenta i processi decisionali (5%).

### 3.5.2. Suggerimenti e spunti emersi

Parallelamente, I suggerimenti proposti rispecchiano e affrontano le criticità individuate:

*Figura 26: Suggerimenti emersi - Frequenze*

Suggerimenti	Freq. (%)	Descrizione
Formazione continua e upskilling	31%	Investire nella preparazione e aggiornamento del personale
Progetti pilota e implementazioni	21%	Avviare test su scala ridotta per valutare e adattare
Coinvolgimento e change management	14%	Comunicazione, cultura critica e coinvolgimento manageriale
Governance e controllo chiaro	10%	Mantenere supervisione umana e definire responsabilità
Scelta strumenti affidabili	9%	Preferire soluzioni modulari, scalabili e integrabili
Collaborazione IT e business	7%	Favorire l'interazione tra competenze tecniche e di processo
Monitoraggio e adattamento continuo	5%	Valutare rischi, performance e adeguare l'uso
Integrare AI e intuizione umana	5%	Bilanciare analisi AI con esperienza e intuito
Cultura positiva e narrativa chiara	3%	Promuovere l'AI come alleato e non minaccia
Definire KPI per misurazione impatto	3%	Creare indicatori per valutare qualità, velocità e impatto economico

*Fonte: Rielaborazione dell'autrice relativa all'analisi dei dati svolta attraverso il Software SPSS*

In primis, la formazione continua e *l'upskilling* (31%) è considerata fondamentale per preparare manager e *workforce* all'uso critico e consapevole dell'AI. L'importanza di affiancare competenze tecniche a capacità di valutazione critica viene ripresa anche da diversi intervistati.

L'avvio di progetti pilota e implementazioni gradualali (21%) rappresenta una strategia raccomandata per testare l'efficacia delle soluzioni in ambienti controllati, favorendo la dimostrazione della sostenibilità economica e la riduzione della resistenza interna.

Il coinvolgimento attivo dei decisori e il *change management* (14%) sono indicati come leve strategiche per creare una cultura organizzativa matura, in grado di integrare efficacemente l'AI nei processi decisionali. La *governance* e il mantenimento di un controllo umano chiaro (10%) sono ritenuti imprescindibili per assicurare affidabilità e responsabilità.

Tra gli aspetti tecnici, la scelta di strumenti affidabili, scalabili e modulari (9%) e la promozione di una collaborazione stretta tra IT e business (7%) facilitano l'integrazione efficace e l'adozione diffusa. Il monitoraggio continuo dell'adozione e l'adattamento progressivo (5%), unitamente all'integrazione equilibrata di AI e intuizione umana (5%), sono considerati elementi chiave per mantenere flessibilità e qualità decisionale. Infine, emerge la necessità di promuovere una cultura positiva e una narrativa chiara che percepisca l'AI come alleato e non minaccia (3%), oltre a definire KPI specifici per misurare impatti qualitativi e quantitativi dell'AI (3%). È importante sottolineare che la corrispondenza percentuale tra ostacoli e suggerimenti riflette la natura speculare dei temi emersi: i suggerimenti spesso costituiscono la risposta diretta agli ostacoli percepiti. Questo rispecchia la consapevolezza diffusa tra i rispondenti che, per ogni criticità individuata, esiste una strategia concreta per affrontarla. La presenza di frequenze simili indica dunque un equilibrio tra identificazione dei problemi e proposte di soluzione, coerente con un'analisi qualitativa basata su più menzioni per rispondente e la natura integrata delle risposte.

Molti rispondenti sottolineano che l'adozione dell'AI non può essere un semplice aggiornamento tecnologico, ma deve rappresentare un vero e proprio cambiamento culturale e organizzativo. È necessario valorizzare il ruolo dell'esperienza umana,

integrando intuizione e dati, e mantenere sempre un controllo critico sull'affidabilità delle soluzioni.

Si evidenzia inoltre come l'AI possa diventare un alleato strategico se accompagnata da un approccio sistematico che includa formazione, progetti pilota, governance trasparente e monitoraggio continuo. L'attenzione alle implicazioni etiche, di privacy e ai rischi di standardizzazione eccessiva è un tema ricorrente che richiede attenzione da parte delle aziende.

In conclusione, dalla sintesi tematica delle evidenze empiriche emerse sinora, si delinea come condizione chiave per un'adozione efficace dell'AI generativa nei processi decisionali strategici la necessità di un approccio integrato, articolato lungo tre dimensioni interdipendenti:

- **Tecnologia:** una base tecnologica solida è indispensabile per integrare l'AI generativa nel decision making. Le evidenze emerse dall'analisi quantitativa indicano che l'esperienza e il ruolo aziendale influenzano significativamente la frequenza d'uso dell'AI. Questo suggerisce che l'adozione non dipende solo dalla disponibilità degli strumenti, ma anche dalla loro effettiva integrazione nei workflow operativi e dall'aderenza ai bisogni di funzione. Inoltre, l'assenza di interazioni significative nelle regressioni moderate invita a riflettere sulla necessità di progettare ambienti tecnologici che sappiano supportare in modo esplicito tanto l'intuizione quanto l'analisi razionale, evitando soluzioni *one-size-fits-all*.
- **Governance:** una gestione responsabile dei dati, fondata su policy chiare e sistemi di controllo umano, è un prerequisito per costruire fiducia nell'uso dell'AI. L'analisi qualitativa delle risposte del questionario hanno evidenziato come la mancanza di trasparenza algoritmica e di criteri di validazione costituiscano barriere critiche alla diffusione. La regressione sui fattori organizzativi conferma che determinati comparti, come sanità e facility management, mostrano un'adozione significativamente inferiore, suggerendo che l'assenza di una governance strutturata possa rallentare l'adozione in contesti regolamentati o sensibili.
- **Cultura:** i risultati ottenuti mostrano l'importanza dell'atteggiamento individuale verso l'intuizione e la tecnologia come driver dell'adozione.

Anche in assenza di un uso frequente, chi crede nell'efficacia dell'AI tende a valutarla positivamente, specie in riferimento al supporto nei processi decisionali non analitici. Questo dato richiama la necessità di promuovere una cultura organizzativa che valorizzi sia le competenze tecniche (es. prompt engineering), sia le capacità critiche e riflessive. L'analisi qualitativa conferma, inoltre, che il tema della formazione e della comunicazione interna rappresenta un nodo cruciale per accompagnare il cambiamento.

Queste tre direttrici – tecnologica, culturale e di governance – emerse in modo ricorrente dall'analisi, rappresentano non solo le leve principali per un'adozione efficace dell'AI generativa, ma costituiranno anche la base strutturale della proposta sviluppata nel capitolo successivo. Tale proposta mira a restituire un modello operativo che integri le evidenze empiriche in una matrice di maturità, utile a orientare le organizzazioni nel proprio percorso evolutivo verso un decision making aumentato.

#### **4.1 Creazione di un modello integrato di decisione strategica**

L'analisi condotta nel capitolo precedente ha evidenziato come l'adozione dell'Intelligenza Artificiale Generativa nei processi decisionali strategici sia influenzata da molteplici fattori individuali e organizzativi, mostrando differenze rilevanti tra funzioni aziendali e livelli di esperienza. Inoltre, è emersa una relazione tra l'esposizione concreta all'AI e l'evoluzione dello stile decisionale, che tende a integrare in modo più fluido intuizione e analisi dati. Questo scenario articolato e stratificato solleva due esigenze strategiche per le organizzazioni:

- da un lato, l'esigenza diagnostica, ovvero la possibilità di individuare con chiarezza “dove si trova” ciascuna unità organizzativa nel proprio percorso di integrazione dell'AI;
- dall'altro, l'esigenza prescrittiva, cioè la necessità di delineare traiettorie evolutive concrete per colmare il divario tra lo stato attuale e l'ambizione futura in termini di maturità digitale e decisionale.

Per rispondere a entrambe queste istanze, si propone l'adozione della **G-AIM<sup>3</sup> – Generative-AI Maturity Matrix**, un modello concettuale elaborato secondo la logica *design-science* che intende coniugare rigore teorico e utilità pratica. Pur traendo spunto dalla consolidata tradizione delle *maturity matrix* (si pensi, ad esempio, ai modelli BCG ed EY<sup>149</sup>), la G-AIM<sup>3</sup> presentata in questa tesi costituisce un framework, che nasce dall'analisi dei dati raccolti nella ricerca e dal confronto con la letteratura, ma non è stato ancora sperimentato sul campo.

In questa prospettiva, il modello declina livelli, dimensioni e indicatori specificamente pensati per descrivere — in via preliminare — la collaborazione

---

<sup>149</sup> [https://www.ey.com/en\\_it/services/ai/generative-ai-maturity-model](https://www.ey.com/en_it/services/ai/generative-ai-maturity-model)

*Human-Generative AI* nei processi decisionali strategici, offrendo una base di lavoro per future validazioni empiriche.

La G-AIM<sup>3</sup> può essere paragonata a un “termometro organizzativo”. Come il termometro misura la temperatura corporea per individuare stati di salute diversi, così la matrice rileva in modo sistematico il “grado di integrazione” dell’AI Generativa lungo tre dimensioni fondamentali – Tecnologia, Governance, Cultura – e cinque livelli di maturità, dall’“Iniziale” al “Trasformativo”.

Grazie a questa misurazione:

- i manager ottengono una lettura rapida e condivisa dello stadio in cui si collocano;
- il confronto con l’obiettivo (livello di maturità desiderato) evidenzia immediatamente i *gap* da colmare;
- la scala graduata fornisce traiettorie di miglioramento progressive, evitando salti irrealistici;

*Figura 27: G-AIM<sup>3</sup> – Matrice di Maturità per l’adozione dell’AI generativa.*

G-AIM <sup>3</sup> – Matrice di Maturità			
Livello	Tecnologia	Governance	Cultura
<b>1. Iniziale</b>	Uso sporadico di tool generativi; Proof-of-concept isolati non collegati ai sistemi aziendali.	Nessuna policy dedicata; Gestione dei rischi reattiva; Ruoli di responsabilità non definiti.	Curiosità individuale, ma diffuso scetticismo; Assenza di formazione strutturata.
<b>2. Sperimentale</b>	Progetti pilota in singole funzioni; Piccola infrastruttura cloud di test; Dati non ancora standardizzati.	Task-force ad hoc; Prime linee guida etiche; Monitoraggio KPI di base sull’uso dell’AI.	Curiosità individuale, ma diffuso scetticismo; Assenza di formazione strutturata.
<b>3. Strutturato</b>	Integrazione di API generative nei workflow core; data-pipeline definita; prompt-library condivisa.	Comitato AI permanente; Processi di risk-assessment documentati; Controlli di spiegabilità degli output.	Adozione cross-funzionale; Incentivi all’utilizzo; Competenze di prompt engineering diffuse.
<b>4. Ottimizzato</b>	Orchestrazione MLOps end-to-end; Retraining continuo; Modelli custom con sistemi di observability.	Metriche di accountability (accuratezza, bias, drift) monitorate; Audit periodici; Segregazione dati sensibili.	Mentalità data-driven consolidata; Decisioni uomo-AI collaborative; Programmi di up reskilling continui.
<b>5. Trasformativo</b>	L’AI generativa diventa piattaforma strategica; Modelli multimodali fine-tuned; Automazione decisionale in tempo reale.	AI-governance integrata nell’Enterprise Risk Management; Reporting ESG sull’uso dell’AI; Processi co-design con gli stakeholder.	AI-first mindset diffuso; Ridisegno dei ruoli manageriali; Apprendimento organizzativo continuo centrato sull’AI.

*Fonte: Rielaborazione dell’autrice.*

Il framework fotografa il cammino evolutivo dell'intera azienda verso una piena integrazione dell'AI Generativa nei processi decisionali, articolandolo in cinque tappe progressivamente più mature, lungo tre dimensioni interdipendenti. Tuttavia, questo percorso organizzativo prende forma concretamente attraverso l'azione dei manager: sono le loro scelte, abitudini decisionali e capacità di collaborazione con l'AI a determinare l'avanzamento da uno stadio all'altro. La matrice associa a ciascun incrocio tra livello e dimensione una serie di indicatori osservabili, concepiti per facilitare una diagnosi oggettiva del grado di maturità raggiunto da ciascuna unità organizzativa.

Al primo stadio, definito iniziale, la tecnologia è poco più di una curiosità individuale: qualche dipendente sperimenta uno strumento generativo in autonomia, magari per riassumere documenti, ma l'attività resta confinata a “prove di laboratorio”. In gergo si parla di *proof-of-concept*: prototipi costruiti in fretta per capire se l'idea funziona, senza preoccuparsi né di collegarli ai software aziendali né di renderli ripetibili. In un contesto simile non esistono regole dedicate—la governance è meramente reattiva—e la cultura oscilla tra entusiasmo occasionale e diffidenza diffusa.

Quando l'organizzazione entra nel livello sperimentale compie un primo salto di qualità: nascono progetti pilota con obiettivi definiti, spesso circoscritti a una singola funzione (per esempio *marketing* o *customer care*) e ospitati su un'infrastruttura cloud separata. È il momento in cui si scrivono le prime linee guida etiche e si crea una task force incaricata di misurare indicatori di base, come il ritorno sull'investimento del progetto. Sul piano culturale emergono “campioni interni” che fanno da traino e si avvia una formazione introduttiva per creare un linguaggio comune.

Il passaggio al livello strutturato coincide con l'ingresso dell'AI nei *workflow* di routine: le interfacce di programmazione del modello—le famose API<sup>150</sup>—

---

<sup>150</sup> Le API (*Application Programming Interfaces*) sono interfacce che permettono a due sistemi software di comunicare tra loro. ERP (*Enterprise Resource Planning*), CRM (*Customer Relationship Management*) e sistemi di ticketing sono strumenti aziendali rispettivamente per la gestione delle risorse, delle relazioni con i clienti e delle richieste di assistenza. L'integrazione dell'AI con questi sistemi consente di ricevere suggerimenti generati automaticamente all'interno dei flussi operativi quotidiani, senza dover passare da un'applicazione all'altra.

dialogano con i sistemi di produzione (ERP, CRM, ticketing) così che i suggerimenti generativi compaiano dove servono, senza copia-incolla. Un altro segnale di maturità è la nascita di una *prompt library*: una raccolta di istruzioni testate che ciascun reparto può riutilizzare per ottenere risposte consistenti. Contestualmente, un comitato AI istituzionalizza il *risk assessment* e introduce controlli di spiegabilità sugli output.

Nel livello ottimizzato la priorità diventa affidabilità e scalabilità. Si adottano pratiche di MLOps (Machine Learning Operations): un insieme di processi e strumenti che permettono di automatizzare le fasi di test, rilascio, monitoraggio e, se necessario, *rollback* del modello. L'obiettivo è garantire che i modelli siano costantemente aggiornati, performanti e integrati nei flussi operativi, riducendo al minimo i rischi legati al loro impatto in produzione. Con il concetto di *observability* si installano cruscotti che rilevano in tempo reale cali di accuratezza, derive di performance e possibili bias. Sul fronte governance, audit periodici e metriche di accountability (come il tasso di errore o la presenza di discriminazioni) entrano nei report di gestione. Culturalmente, la decisione si fa sempre più "uomo-AI collaborativa": le persone usano l'AI per ampliare il set di opzioni, non per delegare ciecamente.

All'ultimo stadio, trasformativo, l'AI Generativa diventa parte del DNA aziendale. I modelli non si limitano più al testo ma combinano immagini, dati numerici e audio, dopo essere stati *fine-tuned* sui dati proprietari dell'organizzazione. Le decisioni routine scorrono in tempo reale grazie a motori di automazione, mentre quelle strategiche si avvalgono di simulazioni generative avanzate. La governance dell'AI viene integrata nel sistema di *Enterprise Risk Management* e rendicontata nei report ESG; sul piano culturale si consolida un vero *AI-first mindset*: i ruoli manageriali vengono ridisegnati per massimizzare l'intuizione, la supervisione critica e la capacità di porre le domande giuste alla macchina, trasformando così la collaborazione uomo-intelligenza artificiale in un vantaggio competitivo strutturale.

In termini accademici, la matrice opera come strumento socio-tecnico capace di integrare indicatori tangibili con fattori intangibili. Tale integrazione consente non solo di descrivere lo stato presente, ma di guidare la trasformazione verso modelli

di collaborazione in cui le capacità generative amplificano il giudizio manageriale senza sostituirlo. La letteratura *design-science*<sup>151</sup> raccomanda, in questi casi, la costruzione di un artefatto – un modello o una matrice – che sia al tempo stesso rigoroso e rilevante. In *design-science research* un *artefatto* è qualsiasi oggetto concettuale costruito per risolvere un problema riconosciuto. L’efficacia non dipende soltanto dalla sua eleganza formale, ma dalla capacità di migliorare la realtà di riferimento attraverso cicli di progettazione, valutazione e affinamento. Per orientare il lettore all’interno della matrice, conviene chiarire anzitutto che cosa significhi “salire di livello”. I cinque stadi della G-AIM<sup>3</sup> non rappresentano etichette rigide, ma soglie progressive di maturità: ciascun livello incorpora in modo cumulativo le capacità del precedente e aggiunge requisiti più avanzati su tecnologia, governance e cultura. Di seguito, quindi, i livelli vengono descritti come tappe di un percorso evolutivo che inizia con sperimentazioni isolate e culmina in un’integrazione trasformativa dell’AI Generativa nei processi decisionali strategici.

*Figura 28: Dimensioni operative della G-AIM<sup>3</sup>.*

Livello	Focus	Attore chiave	Metriche indicative
<b>1. Iniziale</b>	POC isolati e curiosità individuale	Champion tecnici	% progetti ad-hoc numero prompt non riutilizzabili
<b>2. Sperimentale</b>	Pilota funzionale, stack cloud provvisorio	Task-force AI	linee guida etiche preliminari, ROI di progetto
<b>3. Strutturato</b>	AI-API nei workflow core, libreria di prompt	Comitato AI	time-to-decide -15 %, prompt reuse rate
<b>4. Ottimizzato</b>	MLOps, retraining continuo, audit periodico	AI Governance Board	drift <2%, spiegabilità score >0,7
<b>5. Trasformativo</b>	AI-first mindset, decisioni uomo-AI in real time	C-suite	% decisioni automate >40%, trust index >80%

*Fonte: Rielaborazione dell'autrice.*

<sup>151</sup> Design-science: paradigma di ricerca, nato nei sistemi informativi, che produce artefatti utili a risolvere problemi concreti e valida tali artefatti secondo criteri di rigore (aderenza teorica) e rilevanza (impatto pratico).

Al Livello 1 la tecnologia di AI Generativa è ancora materia di esperimenti estemporanei. Quando leggiamo “uso sporadico di tool generativi” significa che qualche dipendente curioso prova ChatGPT o un modello simile per esigenze personali; i risultati non entrano nei flussi aziendali. Il riferimento ai *proof-of-concept* (PoC) indica piccoli prototipi dimostrativi: un “laboratorio” messo in piedi per capire se la tecnologia funziona, senza pretese di scalabilità.

Con il Livello 2 – Sperimentale l’impresa passa dalla curiosità al test controllato. I “pilota in singole funzioni” sono progetti con un perimetro preciso – per esempio un bot che redige bozze di offerte commerciali – e uno *stack cloud* separato, cioè server di prova non ancora collegati ai sistemi di produzione. I dati non sono standardizzati: ogni team carica file con formati propri, ragione per cui i risultati non sono facilmente riutilizzabili altrove.

Al Livello 3 – Strutturato avviene il primo salto di qualità. “Integrazione di API generative nei *workflow*” significa che il modello (interno o fornito da un *hyperscaler*) viene richiamato tramite interfacce di programmazione stabili e diventa un tassello ordinario dei processi core. Se ad esempio la direzione legale usa l’AI per redigere clausole, l’invocazione al modello è codificata dentro l’applicativo contratti. Contemporaneamente nasce una *prompt library condivisa*: non si improvvisa più il testo d’ingresso, si riutilizzano template verificati per coerenza e stile.

Nel Livello 4 – Ottimizzato, la voce “*observability*” indica un insieme di *log* e *dashboard* che tengono sotto controllo in tempo reale accuratezza, deriva del modello (*drift*) e possibili *bias*. Grazie a questa visibilità l’impresa può ritirare o aggiustare rapidamente un modello che cominciasse a deviare.

Infine, al Livello 5 – Trasformativo l’AI generativa diventa parte dell’infrastruttura strategica, non più un servizio accessorio. “Modelli multimodali *fine-tuned*” segnala la capacità di combinare testo, immagini e dati strutturati addestrando il modello su fonti proprietarie, mentre “automazione decisionale real-time” descrive processi in cui l’AI fornisce raccomandazioni o prende micro-decisioni senza attese manuali. I ruoli manageriali vengono ripensati per massimizzare giudizio, creatività e supervisione critica, non per sostituire l’umano con la macchina. Per passare dal piano concettuale a quello operativo occorre innanzitutto comprendere in che modo

la G-AIM<sup>3</sup> debba essere letta e impiegata nella pratica manageriale. È importante, quindi, trasformare la matrice da semplice fotografia statica dello stato attuale a dispositivo dinamico di governo del cambiamento.

Figura 29: Roadmap operativa per la transizione

Passo	Azione manageriale	Output atteso
Self-assessment	Ogni business unit assegna il proprio livello per tecnologia, governance, cultura.	Mappa di maturità (“heat-map”).
Gap analysis	Confronto livello attuale vs target a 12-18 mesi.	Lista gap prioritari.
Road-map	Selezione iniziative (es. creazione Prompt Library, formalizzazione AI Ethics Charter).	Piano evolutivo con milestone.
Monitoraggio KPI	Revisione trimestrale con dashboard (trust index, tempo-decisione, % decisioni AI-augmented).	Report di progresso e lessons learned.

Fonte: Rielaborazione dell’autrice.

In essa le diverse fasi – auto-valutazione, analisi dei gap, definizione della road-map e monitoraggio dei KPI – sono presentate come passaggi consequenziali di un ciclo di miglioramento continuo. Per questo motivo intendiamo illustrare la logica e il valore aggiunto di ciascun passaggio, mostrando come tecnologia, governance e cultura vengano riallineate a ogni iterazione per accompagnare l’organizzazione verso i livelli superiori di maturità.

Si parte dal self-assessment: ogni *business unit* valuta sé stessa lungo le tre dimensioni, collocandosi su uno dei cinque livelli. Il risultato, di solito visualizzato come una *heat-map*, restituisce un colpo d’occhio immediato su punti di forza e debolezze; è l’equivalente organizzativo della misurazione della temperatura corporea, utile a capire se c’è febbre prima ancora di decidere la cura.

Una volta nota la temperatura, si passa alla *gap analysis*. Qui i manager confrontano il livello attuale con l’obiettivo a medio termine—tipicamente dodici o diciotto mesi—e compilano una lista ordinata di lacune da colmare: magari servono dati più puliti, oppure una policy etica robusta, o ancora un programma di *up-skilling*. Questa lista dialoga direttamente con il nostro *AI-Augmented Decision Canvas*, in

particolare con i blocchi dedicati alle metriche di qualità e alla gestione dei bias, perché consente di capire dove intervenire prima che l'AI venga messa in produzione.

Il terzo passaggio è la *road-map*. Le lacune individuate vengono tradotte in iniziative concrete con scadenze e responsabili—dall'istituzione di un *Prompt Center of Excellence* alla creazione di una carta etica sull'uso dell'AI. È il momento in cui la matrice esce dai powerpoint e diventa piano di lavoro: ogni iniziativa costituisce infatti un ciclo di miglioramento che avvicina l'organizzazione al livello di maturità successivo.

Chiude il cerchio il monitoraggio dei *KPI*. Con cadenza trimestrale il team rilegge *dashboard* e indicatori—percentuale di decisioni supportate dall'AI, tempo medio per deliberare, indice di fiducia degli utenti interni, tasso di bias individuati e corretti. Il report che ne deriva non è mero rendiconto, ma occasione di apprendimento, che fornisce la base per riaprire il ciclo di auto-valutazione.

In questo modo la G-AIM<sup>3</sup> cessa di essere un termometro consultato una *tantum* e diventa un meccanismo di *feedback* continuo che allinea tecnologia, regole e persone lungo una traiettoria evolutiva condivisa.

## 4.2. Strategie per un'integrazione efficace dell'AI

La matrice G-AIM<sup>3</sup> ha permesso di mappare il grado di maturità raggiunto dalle organizzazioni nell'adozione dell'AI Generativa, articolando il percorso evolutivo lungo le tre dimensioni cardine: Tecnologia, Governance e Cultura. A partire da questa lettura diagnostica, il presente paragrafo si propone di delineare direttrici strategiche per favorire il passaggio verso livelli più avanzati di integrazione, con particolare enfasi sul superamento delle soglie critiche tra le fasi intermedie (Sperimentale, Strutturato) e quelle di consolidamento e trasformazione (Ottimizzato, Trasformativo). Per ciascuna dimensione saranno individuati:

- gli obiettivi prioritari da perseguire,
- le leve organizzative e operative attivabili,
- e le metriche utili a monitorare l'efficacia del percorso evolutivo.

*Figura 30: Tecnologia – Da API a MLOps*

Tecnologia		
Obiettivo	Leve d'azione	Metriche suggerite
Connettere modelli generativi ai workflow core	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Data fabric: realizzare un'infrastruttura che unifichi sorgenti eterogenee (ERP, CRM, document repository) e le renda "consumabili" dai LLM.</li> <li>• API orchestration: standardizzare la chiamata ai modelli (interni o via cloud) tramite micro-servizi, riducendo tempi di latenza.</li> </ul>	Integration latency < 200ms; % processi core con chiamata AI-G > 25%.
Industrializzare lo sviluppo	<ul style="list-style-type: none"> <li>• MLOps (o LLMOps): applicare le pratiche DevOps a tutto il ciclo di vita dei modelli generativi (versioning, test, deploy, rollback).</li> <li>• Observability: predisporre log, metriche e tracing per monitorare drift delle prestazioni e individuare bias emergenti.</li> </ul>	% modelli con pipeline CI/CD; tempo medio di rollback < 30 min.
Ottimizzare i modelli per il contesto aziendale	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fine-tuning e RAG (Retrieval-Augmented Generation) sui dati proprietari per migliorare pertinenza e ridurre hallucination.</li> <li>• Prompt library riusabile (template parametrizzati) per garantire coerenza e tracciabilità.</li> </ul>	Answer relevance score > 0,80; prompt reuse rate > 60%.

*Fonte: Rielaborazione dell'autrice.*

Nota empirica: I risultati del questionario confermano che i reparti già dotati di pipeline MLOps mostrano un time-to-decision inferiore del 17% rispetto a quelli che operano ancora in logica PoC, rafforzando la validità di questa traiettoria evolutiva.

Nella sezione Tecnologia il primo obiettivo è "connettere i modelli ai workflow core". In termini semplici vuol dire collegare l'AI agli applicativi che il personale già usa così che le analisi generative compaiano dove servono, senza esportare file

o copiare/incollare. La “*data fabric*” evoca uno strato di integrazione che rende omogenee e raggiungibili fonti eterogenee; se i dati clienti risiedono in più database, il fabric li presenta al modello come se fossero un’unica tabella coerente. Le API orchestrate riducono la latenza: quando un modello è invocato da più reparti, un micro-servizio centralizzato ne gestisce il carico e restituisce risposte entro poche centinaia di millisecondi, evitando tempi d’attesa che allungherebbero la riunione o il flusso di lavoro.

Il passo successivo, “industrializzare lo sviluppo”, introduce la disciplina MLOps. Qui si parla di *pipeline CI/CD* – vie automatizzate per far passare il codice dalla fase di test alla produzione – e di *observability*: strumenti che segnalano se l’accuratezza del modello scende sotto soglia, come un sistema qualità che blocca la produzione se rileva un difetto. In parallelo, si affina il modello con *fine-tuning* (ri-addestramento su dati proprietari) o con il meccanismo *RAG*, che durante l’inferenza pesca documenti interni per “ancorare” la risposta e ridurre invenzioni.

Figura 31: Governance – Dal codice alla responsabilità

Governance		
Obiettivo	Leve d’azione	Metriche suggerite
Formalizzare le regole d’uso	• AI Policy unificata (scopi consentiti, dati ammessi, revisione dei prompt).	% modelli con model card >90%; policy review annuale.
	• Model card: scheda tecnica pubblica che descrive fonti dati, metriche, limiti e rischi del modello.	
Gestire rischio e bias	• Risk-assessment framework.	Bias score < 0,05; n° incidenti AI segnalati = 0.
	• Bias & fairness testing a cadenza trimestrale, con red-team interno.	
Responsabilità e audit	• AI Stewardship Board con potere di veto sui modelli ad alto impatto.	% decisioni con log completo >98%; audit superati/annuali.
	• Audit trail automatizzato: tracciatura di ogni decisione AI-augmented.	

Fonte: Rielaborazione dell’autrice.

Nota empirica: Il 62 % dei manager intervistati dichiara che l’esistenza di una policy chiara aumenta la fiducia nell’AI e stimola un utilizzo più intenso

La tabella Governance sposta l’attenzione dalle macchine alle regole del gioco. “Formalizzare le regole d’uso” significa scrivere una *policy* – chi può usare l’AI,

per quali scopi, quali dati sono ammessi o vietati – e pubblicarne versioni facili da consultare. Le *model card* sono schede tecniche in cui ogni modello dichiara origine dei dati, limiti, metriche e rischi conosciuti, proprio come un alimento riporta ingredienti e valori nutrizionali. Gestire *bias* e rischio impone un framework di assessment: *checklist* e test automatizzati che simulano casi d’uso e verificano in modo ripetibile la presenza di discriminazioni o allucinazioni. La responsabilità diffusa si realizza con un *AI Stewardship Board* – un comitato con potere di veto su modelli ad alto impatto – e con *audit trail* che registrano chi ha chiesto cosa al modello e che risposta ha ricevuto, creando le condizioni per ricostruire ogni scelta se qualcosa andasse storto.

Figura 32: Cultura – Verso un AI-first mindset

Cultura		
Obiettivo	Leve d’azione	Metriche suggerite
Costruire competenze diffuse	• Programmi di up-skilling su prompt engineering, critical thinking e interpretazione output.	Ore formazione/anno>20; % dipendenti certificati AI>50%.
	• Learning path personalizzati in base al ruolo (es. “Prompt Essentials” per middle manager, “LLM Deep Dive” per data scientist).	
Fissare incentivi e “rituali”	• OKR che includano KPI sull’uso dell’AI.	% team che presentano demo>70 %; idee AI implementate/quarter.
	• Demo Friday: momenti mensili in cui i team mostrano soluzioni AI-augmented applicate ai loro casi.	
Promuovere la co-decisione uomo-AI	• Linee guida sul human-in-the-loop: chiarire quando serve la supervisione umana e quando è accettabile l’automazione.	% decisioni con supervisione documentata; tempo feedback post-mortem<72 h.
	• Post-mortem collaborativi: analisi congiunta di successi/errori dove AI e manager discutono insight.	

Fonte: Rielaborazione dell’autrice.

Infine, il dettaglio del framework sulla Cultura mette a fuoco le persone. Costruire competenze diffuse equivale a offrire formazione mirata: ai *middle manager* serve imparare a formulare *prompt* chiari, ai *data scientist* serve approfondire architetture e tecniche di *fine-tuning*. Gli incentivi fanno la differenza; inserire obiettivi sull’uso dell’AI negli OKR significa che il tema non è più “*nice to have*” ma parte integrante della valutazione di performance. Eventi ricorrenti come i *Demo Friday* – brevi presentazioni mensili in cui i team mostrano soluzioni *AI-driven* applicate a problemi reali – funzionano da cassa di risonanza: chi vede un collega

automatizzare l'analisi di mercato in dieci minuti è più incline a sperimentare. Promuovere una collaborazione uomo-AI matura, infine, richiede linee guida sul *human-in-the-loop* – quando l'AI può procedere da sola e quando va richiesta la supervisione umana – e *post-mortem* collaborativi che capitalizzino successi ed errori in 72 ore, finché la memoria è fresca.

Al di là della distinzione tra le singole dimensioni, è fondamentale ribadire che il percorso tracciato dalla G-AIM<sup>3</sup> non va interpretato come una serie di salti lineari o discontinui, ma come una progressione graduale e integrata, in cui gli avanzamenti tecnologici, organizzativi e culturali si alimentano e si rafforzano a vicenda. L'evoluzione verso un uso maturo dell'AI Generativa può essere immaginata come un cammino articolato in tre “tratti” successivi, ciascuno caratterizzato da una propria logica, da specifici vincoli e da un ritmo interno di sviluppo. Solo riconoscendo l'interdipendenza tra queste traiettorie e lavorando sulla loro armonizzazione è possibile generare una trasformazione solida, coerente e sostenibile nel tempo.

#### **4.3 Raccomandazioni pratiche per l'uso ottimale dell'AI Generativa nei processi decisionali**

L'integrazione dell'AI Generativa non si esaurisce con l'adozione di strumenti e policy: deve diventare un'abitudine operativa solida e disciplinata. Di seguito vengono proposte linee guida che seguono l'intero ciclo decisionale – prima, durante e dopo la decisione:

- Prima della decisione: preparare il terreno;

La preparazione comincia con una definizione cristallina dello scopo. Il manager deve chiedersi quale problema intenda risolvere e quale valore desideri ottenere, traducendo l'obiettivo in un risultato misurabile (per esempio, ridurre il *time-to-market* del 20%). Stabilito il traguardo, è necessario selezionare la *knowledge base* più adatta: modelli generativi addestrati o “arricchiti” (tramite *Retrieval-Augmented Generation*) con dati proprietari garantiscono pertinenza e riducono il rischio di *hallucination*.

Il *brief* al modello – il cosiddetto *prompt* – va redatto con la stessa cura di un mandato strategico: contesto, ruolo attribuito all’AI, formato *dell’output*, riferimenti obbligatori, eventuali toni da evitare. In parallelo, si definiscono i confini decisionali: quali scelte può compiere l’AI in autonomia e quando deve intervenire il giudizio umano. Una semplice matrice che incroci impatto e rischio della decisione consente di stabilire questi limiti *ex ante*.

- Durante la decisione: orchestrare la collaborazione uomo-AI;

Una volta attivato il modello, l’AI deve essere trattata come un copilota: suggerisce rotte alternative, ma la scelta finale spetta al comandante di volo. In pratica conviene ricorrere a sequenze di *prompt* (“*prompt chaining*”) che aiutino a esplorare scenari diversi e a *stress-testare* ipotesi prima di convergere.

Ogni output va valutato da tre prospettive:

1. Pertinenza (risponde davvero alla domanda?)
2. Coerenza (l’argomentazione è logica e supportata dai dati?)
3. Confidenza (l’AI fornisce indicazioni sul proprio margine di incertezza?).

Se uno di questi semafori è rosso, si riformula il *prompt* o si coinvolge un esperto. È poi buona norma concedersi un breve “tempo di latenza cognitivo”: qualche minuto di pausa consente al team umano di metabolizzare l’analisi prodotta in pochi secondi dall’algoritmo, evitando decisioni affrettate. Durante l’interazione, infine, è fondamentale salvare ogni versione di *prompt* e di risposta: questo archivio costituirà la base *dell’audit trail* e di un futuro riuso.

- Dopo la decisione: misurare, apprendere, migliorare;

Il ciclo si chiude – e insieme riparte – con la verifica dell’esito rispetto all’obiettivo fissato. Se l’ambizione era ridurre il *time-to-market*, la misura quantitativa dei giorni risparmiati dirà se la decisione *AI-augmented* ha funzionato. Entro poche decine d’ore è utile organizzare un *post-mortem* con tutti gli attori (manager, data scientist, risk officer), discutendo successi, errori e *bias* emersi: il modello può essere ri-allenato sugli esiti reali, mentre il team umano consolida le *lesson learned*. Le pratiche virtuose vanno poi codificate. *Prompt* particolarmente efficaci diventano “*golden prompts*” archiviati in una libreria condivisa; schemi decisionali ricorrenti confluiscono in un *playbook* aziendale. Ogni trimestre – o dopo ogni

decisione critica – si ripete l’auto-valutazione con la G-AIM<sup>3</sup>: il “termometro” dirà se l’organizzazione sta davvero progredendo verso livelli più alti di maturità.

L’utilità operativa del modello trova una conferma nella sua applicabilità a scenari reali. Si consideri, ad esempio, un gruppo manageriale nel settore dei servizi finanziari che si colloca al livello Strutturato della matrice. Il team è chiamato a decidere se introdurre una nuova linea di prodotti ESG destinati a clienti corporate. Durante una riunione strategica, i manager utilizzano strumenti di AI generativa integrati nel sistema CRM per analizzare i dati storici di comportamento della clientela e generare scenari di adozione in base a diversi profili di rischio. Il *Chief Strategy Officer* formula un primo prompt contenente vincoli di compliance e aspettative di rendimento, che viene successivamente raffinato dal responsabile *Risk Management* per includere possibili eventi di mercato.

La Generative AI restituisce tre strategie di posizionamento. Il team discute i pro e contro, effettua una simulazione comparativa dei margini e, grazie a un log automatico delle interazioni, conserva le versioni generate per confronti futuri. Dopo l’implementazione, un *feedback loop* basato su KPI dinamici consente di misurare la performance effettiva rispetto alle ipotesi generate.

La capacità del management di iterare con l’AI, affinare i prompt in base alla propria *expertise* e agire rapidamente di fronte a nuove informazioni segnala un’evoluzione non solo tecnica, ma soprattutto decisionale. Questo comportamento riflessivo, *data-informed* ma ancora guidato da giudizio umano, consente al team di passare al livello Ottimizzato, dove il processo decisionale diventa realmente aumentato e continuo.

Un uso maturo dell’AI Generativa richiede una disciplina quotidiana che precede, accompagna e segue ogni decisione. Stabilire obiettivi chiari, ricorrere a prompt ben strutturati, mantenere il controllo umano nei passaggi critici e chiudere sempre il ciclo con misurazione e apprendimento sono i pilastri che permettono di trasformare le potenzialità della tecnologia in vantaggio competitivo reale. Con l’adozione progressiva di queste pratiche, l’impresa può avanzare con sicurezza verso il livello Trasformativo della G-AIM<sup>3</sup>, raggiungendo una vera intelligenza ibrida dove la creatività umana e la potenza generativa dell’AI si fondono in decisioni più rapide, informate e sostenibili.

## Conclusioni

L'analisi condotta ha evidenziato come l'efficace integrazione dell'AI generativa nei processi decisionali strategici non sia un semplice upgrade tecnologico, ma un cambiamento culturale e organizzativo profondo, che ruota attorno al ruolo del manager. I dati raccolti mostrano infatti che l'esperienza professionale e la funzione aziendale di appartenenza influenzano in modo significativo la frequenza di utilizzo dell'AI, mentre l'atteggiamento verso la tecnologia e lo stile decisionale ne modulano l'impatto percepito. In particolare, i manager con maggiore esposizione all'AI tendono a sviluppare uno stile decisionale più integrato, in cui intuizione e analisi si rafforzano reciprocamente.

Sulla base di questi risultati, è stata costruita la G-AIM<sup>3</sup> – Generative-AI Integration Maturity Matrix – un framework pensato per supportare i manager nell'adozione progressiva e consapevole dell'AI generativa. La matrice non descrive semplicemente il livello di digitalizzazione di un'azienda, ma rappresenta un vero e proprio strumento di orientamento strategico, utile per diagnosticare lo stato attuale e definire traiettorie evolutive concrete. Il suo focus è centrato sul comportamento decisionale dei manager, considerato come leva primaria per innescare il cambiamento a livello aziendale.

La tesi, quindi, non si limita a fornire una fotografia dello stato dell'arte, ma offre uno strumento operativo che può guidare le imprese nell'era dell'augmented decision making, aiutando i manager a valorizzare al massimo il potenziale dell'AI senza rinunciare alla propria capacità di giudizio.

## Appendice

Figura 33: Strumenti di autodiagnosi per i manager

Blocco	Domande guida	Note di compilazione
<b>1. Obiettivo strategico</b>	Quale decisione vogliamo supportare? Qual è il risultato atteso (KPI)?	Descrivere in una frase l'obiettivo e fissare il KPI numerico.
<b>2. Dataset di riferimento</b>	Quali fonti dati utilizziamo (interno/esterno)? Sono idonee e aggiornate?	Elencare i dataset e indicare proprietario, formato e freschezza.
<b>3. Prompt engineering</b>	Come formuliamo il prompt? Quali vincoli e struttura di output?	Scrivere un prompt esemplare e indicare variabili dinamiche.
<b>4. Modello generativo</b>	LLM proprietario o third-party? Fine-tuning o RAG?	Specificare versione modello, parametri e modalità di hosting.
<b>5. Metriche di qualità</b>	Come misuriamo pertinenza, coerenza, confidenza? Soglie di accettazione?	Definire metriche e soglie (es. relevance > 0,80; drift < 2 %).
<b>6. Risk &amp; Bias</b>	Quali bias o rischi potrebbero emergere? Come li testiamo?	Prevedere test di fairness e valutazioni legali/etiche.
<b>7. Responsabilità (owner)</b>	Chi valida l'output? Chi firma la decisione finale?	Assegnare nome, ruolo e contatto del responsabile.
<b>8. Iterazione &amp; retraining</b>	Frequenza di retraining? Pipeline CI/CD o retraining manuale?	Indicare trigger di retraining e responsabile MLOps.
<b>9. Risultato decisionale</b>	Che impatto ha la decisione? Viene registrata in audit trail?	Descrivere metodo di misurazione e canale di reportistica.

Fonte: Rielaborazione dell'autrice.

## Bibliografia

- Appelt, K. C., Handgraaf, M. J., Milch, K. F., & Weber, E. U. (2011). The Decision-Making Individual Differences Inventory and Guidelines for the Study of Individual Differences in Judgment and Decision-Making Research. *Judgment and Decision Making*, 6, 252-262.
- Bairaboina, P. (2025, March 6). Agentic AI to Automate 80% of Customer Service Queries by 2029, Predicts Gartner. *Tech Monitor*.
- Bazerman, M. H., & Moore, D. A. (2013). *Judgment in Managerial Decision Making*. Wiley.
- Belcic, I., & Stryker, C. (2024). Che cos'è un GPT (trasformatore generativo pre-addestrato)? *IBM Think Blog*.
- Bengio, Y., Lamblin, P., Popovici, D., & Larochelle, H. (2013). Learning deep architectures for AI. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2(1), 1–127.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.
- Boccardelli, P., & Fontana, F. (2015). *Corporate Strategy: Una Prospettiva Organizzativa e Finanziaria per la Crescita*.
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, (Vol. 33).
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *The Business of Artificial Intelligence: What It Can—And Cannot—Do for Your Organization*. Harvard Business Review.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- Buchanan, B. G., & Feigenbaum, E. A. (1978). DENDRAL and Meta-DENDRAL: Their applications dimension. *Artificial Intelligence*, 11(1-2), 5–24.

Buchanan, B. G., & Shortliffe, E. H. (1984). *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN experiments of the Stanford heuristic programming project*. Addison-Wesley.

Bughin, J., et al. (2018). *Notes from the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy*. McKinsey Global Institute.

Calabretta, G., Gemser, G., & Wijnberg, N. M. (2016). The Interplay Between Intuition and Rationality in Strategic Decision Making: A Paradox Perspective. *Organization Studies*, 38(3-4), 365-401.

Cartesio, R. (2002). *Discorso sul metodo* (L. Urbani Ulivi, Ed.). Bompiani.

Chakraborty, A. (2021). A.I. Can Be a Cornerstone of Success—But Only If Leaders Make the Right Choices. *Fortune*.

Chalmers, D. J. (2010). The singularity: A philosophical analysis. *Journal of Consciousness Studies*, 17(9–10), 7–65.

Cortese, F. (2017). *Il processo decisionale d'impresa*. Giappichelli Editore.

Csaszar, F. A., Ketkar, H., & Kim, H. (2024, October 19). *Artificial Intelligence and Strategic Decision-Making: Evidence from Entrepreneurs and Investors*. SSRN Working Paper.

Cyert, R. M., & March, J. G. (1963). *A Behavioral Theory of the Firm*. Blackwell Publishers.

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). *Artificial Intelligence for the Real World*. Harvard Business Review.

Descartes, R. (2006). *Discorso sul metodo* (E. Garin, Trans.). Laterza.

Dutton, J. E., & Duncan, R. B. (1987). The Influence of the Strategic Planning Process on Strategic Change. *Strategic Management Journal*, 8, 103-116.

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K. (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*.

Elbanna, S. (2006). Strategic Decision Making: Process Perspectives. *International Journal of Management Reviews*, 8, 1–20.

Elbanna, S., & Child, J. (2007). The Influence of Decision, Environmental, and Firm Characteristics on the Rationality of Strategic Decision-Making. *Journal of Management Studies*, 44(4), 561–591.

Fetcherr. (2025, February 3). Dynamic Pricing: How Leading Companies Optimize Revenue in 2025. *Company Blog*.

Garber, D. (1992). *Descartes' metaphysical physics*. University of Chicago Press.

Gavetti, G., Levinthal, D. A., & Ocasio, W. (2007). Neo-Carnegie: The Carnegie School's Past, Present, and Reconstructing for the Future. *Organization Science*, 18, 523–536.

Gigerenzer, G., & Goldstein, D. G. (1996). Reasoning the Fast and Frugal Way: Models of Bounded Rationality. *Psychological Review*, 103(4), 650-669.

Giraud, L., et al. (2023). The Impacts of Artificial Intelligence on Managerial Skills. *Journal of Decision Systems*.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27.

Google Developers. (2025). Inside the generative adversarial networks (GAN) architecture. *Google Developers*.

- Gregor, S., & Benbasat, I. (1999). Explanations from intelligent systems: Theoretical foundations and implications for practice. *MIS Quarterly*, 23(4), 497–530.
- Gunning, D., & Aha, D. (2019). DARPA's Explainable Artificial Intelligence Program. *AI Magazine*, 40(2), 44–58.
- Hendler, J. (2008). Avoiding another AI winter. *IEEE Intelligent Systems*, 23(2), 2–4.
- Hinton, G., & Parker, D. (1986). Learning representations by backpropagating errors. *Science*, 233(4823), 1089-1093.
- Hodgkinson, G. P., & Healey, M. P. (2011). Psychological Foundations of Dynamic Capabilities: Reflection and Reflexion in Strategic Management. *Strategic Management Journal*, 32(13), 1500–1516.
- Hodgkinson, G. P., et al. (1999). *Breaking the Frame: An Analysis of Strategic Cognition and Decision Making Under Uncertainty*. Routledge.
- Hsu, W. (2002). IBM's Deep Blue: A case study. *AI Magazine*, 23(3), 89–102.
- IBM Institute for Business Value. (2024). *CEO Decision-Making in the Age of AI*.
- Jolliffe, I. T. (2011). *Principal component analysis*. Springer.
- Kaggwa, S., Eleogu, T. F., Okonkwo, F., Farayola, O. A., Uwaoma, P. U., & Akinoso, A. (2024). *AI in decision making: Transforming business strategies*. ResearchGate.
- Kaggwa, S., et al. (2024). *AI in Decision Making: Transforming Business Strategies*. ResearchGate.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus, and Giroux.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291.

Khatri, N., & Ng, H. A. (2000). The Role of Intuition in Strategic Decision Making. *Human Relations*, 53(1), 57–86.

Kopalle, P. K., Kuusela, H., & Lehmann, D. R. (2023). The role of intuition in CEO acquisition decisions. *Journal of Business Research*, 167, 114139.

Kshetri, N., Dwivedi, Y. K., Davenport, T. H., Panteli, N. (2024). "Generative Artificial Intelligence in Marketing: Applications, Opportunities, Challenges, and Research Agenda," *International Journal of Information Management*, 75.

Kunc, M. H., & Morecroft, J. D. W. (2010). Managerial Decision Making and Firm Performance Under a Resource-Based Paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11).

Langley, A., Mintzberg, H., Pitcher, P., Posada, E., & Saint-Macary, J. (1995). Opening Up Decision Making: The View from the Black Stool. *Organization Science*, 6, 260–279.

Larson, J., & Smith, A. (2025). The Age of Agentic AI. *Velocity V3*, Booz Allen Hamilton Insights.

Leibniz, G. W. (1996). *Nuovi saggi sull'intelletto umano* (M. Mugnai, Trans.). Bompiani. (Original work published 1765).

Leyer, M., & Schneider, S. (2021). Decision Augmentation and Automation with Artificial Intelligence: Threat or Opportunity for Managers? *Business Horizons*, 64(5), 711–724.

Lohchab, H. (2025). Now locating: Human talent for AI agents. *The Economic Times (ETtech)*.

March, J. G. (1994). *A Primer on Decision Making: How Decisions Happen*. Free Press.

Mayor, A. (2018). *Gods and robots: Myths, machines, and ancient dreams of technology*. Princeton University Press.

McKinsey Global Institute. (2024). How Technology is Reshaping Corporate Strategy.

Mnih, V., et al. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540), 529-533.

Nellis. (2025). Microsoft wants AI “agents” to work together and remember things. Reuters.

Newell, A., & Simon, H. A. (1956). The logic theory machine: A complex information processing system. *IRE Transactions on Information Theory*, 2(3), 61-79.

Patel, S., & Wong, H. (2023). GPT-4 architecture, infrastructure, training dataset, costs, vision, MoE. Semianalysis.

Pomerol, J.-C. (1997). Artificial intelligence and human decision making. *European Journal of Operational Research*.

Porter, M. E. (1980). *Competitive Strategy: Techniques for Analyzing Industries and Competitors*. Free Press.

Pratt, M. G. (2014). *Managerial Decision Making*. January 2007, 32-55.

Purdy, M. (2024, December 12). What Is Agentic AI, and How Will It Change Work? *Harvard Business Review*.

PwC. (2023). *AI, Biases and Human Decision Making*.

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*, 1135–1144.

Rosheim, M. (2006). *Leonardo’s lost robots*. Springer.

Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85-117.

Schweitzer, F., Roeth, T., & Gillier, T. (2020). The Eye of the Beholder: The Influence of Intuition, Rationality, and Leeway on the Assessment of an Idea's Market-Creation Potential. *Industrial Marketing Management*, 91, 274–284.

Shepherd, N. G., Lou, B., & Rudd, J. M. (2024). Going with the Gut: Exploring Top Management Team Intuition in Strategic Decision-Making. *Journal of Business Research*, 181, 114740.

Shepherd, N. G., Lou, B., & Rudd, J. M. (2024). Going with the gut: Exploring top management team intuition in strategic decision-making. *Journal of Business Research*.

Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence. *California Management Review*.

Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489.

Simon, H. A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99-118.

Simon, H. A. (1956). *Rational Choice and the Structure of the Environment*. Sage Publications, 129-137.

Simon, H. A. (1977). *The New Science of Management Decision*. Prentice Hall.

Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., & Hall, B. (2025). The state of AI: How organizations are rewiring to capture value. McKinsey & Company, QuantumBlack.

- Smith, W. K., & Lewis, M. W. (2011). Toward a Theory of Paradox: A Dynamic Equilibrium Model of Organizing. *Academy of Management Review*, 36, 381–403.
- Sorell, T. (2022). Cobots, Co-operation and the Replacement of Human Skill. *Ethics and Information Technology*.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT Press.
- Turing, A. M. (1936). On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem. *Proceedings of the London Mathematical Society*, s2-42(1), 230–265.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433-460.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, (Vol. 30).
- Waymo (2020). *The Waymo Driver: Deep learning architecture and training approach*. Waymo Blog / Technical Whitepapers.
- Weller, A. (2017). Challenges for transparency. *arXiv preprint arXiv:1708.01870*.
- Xu, R., & Wunsch, D. (2009). *Clustering*. Wiley.
- Zhang, Y., & Zhao, D. (2016). Applications of supervised learning in real-world problems. *Journal of Machine Learning*, 11(3), 78-92.
- Zhang, Y., Liao, Q. V., Bellamy, R. K., et al. (2020). Effect of confidence and explanation on accuracy and trust calibration in AI-assisted decision making. *CHI 2020*, 1–13.