



UNIVERSITÀ DEL PIEMONTE ORIENTALE
DIPARTIMENTO DI STUDI PER L'ECONOMIA E L'IMPRESA

Corso di Laurea Magistrale in Management e Finanza
Curriculum Marketing and Operations Management

TESI DI LAUREA

**L'Intelligenza Artificiale nei processi decisionali aziendali:
implicazioni manageriali e organizzative**

Relatrice:

Professoressa Silvia Gandini

Candidata:

Margherita Martinaj

20040808

Anno accademico 2025/2026

INDICE

Introduzione	1
1. La digitalizzazione dell'impresa	3
1.1. La trasformazione digitale dell'impresa	3
1.2. I sistemi informativi aziendali nell'era digitale	8
1.3. Trend emergenti nella gestione delle informazioni aziendali	12
1.4. Verso la Business Intelligence	19
2. L'Intelligenza Artificiale nei sistemi informativi	26
2.1. Definizione e concetti chiave	26
2.2. Il ruolo dell'AI nella nuova economia dei dati	31
2.3. Tecnologie e applicazioni dell'AI in ambito aziendale	38
2.3.1. Operations e supply chain	39
2.3.2. Marketing e customer Analytics	41
2.3.3. Finanza e risk management	45
2.3.4. Accounting e business controlling	48
2.3.5. Risorse umane	51
2.4. AI e Analytics nei processi decisionali aziendali	53
2.5. Dall'Analytics all'AI generativa: nuove logiche decisionali	60

3. Implicazioni strategiche e rischi dell'Intelligenza Artificiale.....	67
3.1. L'AI come leva strategica di competitività.....	67
3.2. Trasformazioni organizzative e culturali	77
3.3. Rischi e criticità nell'adozione dell'Intelligenza Artificiale.....	84
3.3.1. Barriere organizzative, culturali, finanziarie e strategiche	85
3.3.2. Explainability, qualità dei dati e affidabilità dei sistemi di AI	90
3.3.3. Bias algoritmici, discriminazione, sostenibilità e governance etica.....	94
3.3.4. Sicurezza informatica, privacy e tutela della proprietà intellettuale	98
3.4. Prospettive future.....	101
Conclusioni.....	108
Bibliografia.....	111

Introduzione

Negli ultimi decenni, l'evoluzione e la diffusione delle tecnologie digitali ha profondamente trasformato il contesto competitivo, organizzativo e strategico delle imprese, determinando l'emergere di nuovi modelli di business e nuove modalità di creazione del valore. La crescente digitalizzazione delle attività economiche, l'intensificazione della concorrenza globale e l'aumento della complessità dei mercati hanno progressivamente reso i dati una risorsa centrale per le organizzazioni.

In questo scenario, le imprese si configurano sempre più come ecosistemi informativi integrati, nei quali la capacità di raccogliere, elaborare, gestire, interpretare e valorizzare grandi quantità di informazioni rappresenta una leva strategica fondamentale. La diffusione dei *Big Data*, dei sistemi di *Business Intelligence* e gli strumenti di *Analytics* ha, infatti, trasformato il processo decisionale aziendale, favorendo il passaggio da modelli basati prevalentemente sull'intuizione manageriale a logiche sempre più *data-driven*.

È proprio in tale contesto che si inserisce l'affermazione dell'*Intelligenza Artificiale*¹, destinata a rappresentare uno dei fenomeni più rilevanti della trasformazione digitale contemporanea. A differenza dei tradizionali strumenti di analisi, orientati principalmente alla descrizione di fenomeni passati, i sistemi di AI sono in grado di apprendere dai dati, elaborare previsioni, riconoscere pattern complessi, automatizzare i processi e supportare attivamente le decisioni aziendali.

L'AI non costituisce soltanto un'evoluzione tecnologica, ma introduce un cambiamento profondo nelle logiche organizzative e manageriali delle imprese.

Il presente elaborato non affronta l'AI da una prospettiva puramente informatica o tecnica, bensì analizza il fenomeno in chiave economica e manageriale, concentrandosi sulle implicazioni organizzative, strategiche e decisionali derivanti dall'adozione di tali

¹ Nel presente elaborato, per esigenze di sintesi espositiva, il termine *Intelligenza Artificiale* sarà indicato mediante l'acronimo *AI*.

tecnologie. Parallelamente, il lavoro sviluppa anche una riflessione critica sulle principali problematiche e sui rischi connessi all'adozione dell'AI.

Dal punto di vista metodologico, il presente lavoro si configura come una tesi compilativa, sviluppata attraverso un'analisi critica della letteratura scientifica nazionale e internazionale in materia di management, sistemi informativi e AI. L'analisi teorica è stata integrata con lo studio di report istituzionali e indagini empiriche, al fine di fornire una rappresentazione aggiornata delle dinamiche evolutive nell'attuale contesto aziendale.

L'elaborato si articola in tre capitoli principali.

Il primo capitolo analizza il processo di digitalizzazione dell'impresa e l'evoluzione dei sistemi informativi aziendali, approfondendo il ruolo dei Big Data, della Business Intelligence e degli strumenti di Analytics nella gestione delle informazioni e nel supporto ai processi decisionali.

Il secondo capitolo introduce i fondamenti teorici dell'AI e ne approfondisce il ruolo nella nuova economia dei dati. Successivamente, vengono analizzate le principali applicazioni dell'AI nelle diverse funzioni aziendali – Operations, Marketing, Finanza, Accounting, Business Controlling e Risorse umane – fino ad arrivare all'evoluzione delle nuove logiche decisionali dell'AI generativa.

Infine, il terzo capitolo, affronta le implicazioni strategiche e organizzative derivanti dall'integrazione dell'AI nelle imprese. In particolare, vengono esaminati il ruolo dell'AI come leva strategica di competitività, le trasformazioni culturali e organizzative, le principali barriere all'adozione, i rischi legati all'affidabilità dei sistemi e le problematiche, etiche, sostenibili, normative e di governance. Il lavoro si conclude delineando le prospettive future dell'AI nel management e nei processi decisionali.

1. La digitalizzazione dell'impresa

1.1. La trasformazione digitale dell'impresa

Negli ultimi decenni, l'evoluzione e la diffusione delle tecnologie digitali hanno profondamente trasformato il contesto competitivo, organizzativo e strategico delle imprese, determinando l'emergere di nuovi modelli di creazione del valore. L'accelerazione dell'innovazione tecnologica, l'aumento della complessità dei mercati, l'intensificazione della concorrenza e i processi di globalizzazione hanno reso il digitale non più un elemento accessorio, bensì uno strumento strategico nelle mani delle organizzazioni.

In questo scenario, si è sviluppato un modo completamente innovativo di fare business, basato sull'utilizzo di nuove tecnologie informatiche per gestire e organizzare le attività aziendali. In particolare, è possibile individuare almeno tre trasformazioni fondamentali che stanno ridefinendo il contesto competitivo delle organizzazioni.²

In primo luogo, le innovazioni tecnologiche stanno modificando significativamente quello che si può definire come il modo tradizionale di fare business su scala globale. Tecnologie come il cloud computing, i sistemi di Enterprise Resource Planning (ERP), l'analisi dei big data, gli strumenti di business Analytics e l'utilizzo dei social network in ambito manageriale, stanno introducendo nuove modalità di gestione delle informazioni e dei processi aziendali.

Allo stesso tempo, queste tecnologie favoriscono la nascita di nuovi modelli di business, spesso basati su piattaforme digitali e servizi online. Molte imprese hanno iniziato a sviluppare la propria strategia su logiche economiche completamente digitali, che consentono di distribuire prodotti e servizi attraverso piattaforme online. Questo fenomeno non solo ha portato alla trasformazione di interi settori economici, mettendo in discussione i modelli tradizionali di produzione e distribuzione, ma ha favorito la diffusione del

² K. C. Laudon, J. P. Laudon, *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*, Harlow (UK), Pearson Education Limited, 2018, pp. 35-36.

commercio elettronico, che ha modificato a sua volta il modo in cui le imprese producono e distribuiscono i propri beni e servizi.

Le innovazioni tecnologiche hanno, inoltre, determinato importanti cambiamenti nelle modalità di gestione delle imprese. La diffusione di tecnologie sempre più integrate consente ai manager di accedere in tempo reale alle informazioni aziendali, migliorando la qualità e la tempestività dei processi decisionali. Inoltre, gli strumenti digitali favoriscono la comunicazione interna e la condivisione di informazioni tra i membri dell'organizzazione. Di conseguenza, questi processi di digitalizzazione stanno contribuendo a trasformare anche la struttura delle organizzazioni, che tendono a diventare più flessibili, meno gerarchiche e maggiormente orientate alla collaborazione, alla condivisione delle informazioni e alla valorizzazione delle competenze, conoscenze e capacità.

Come evidenziato in letteratura³, la trasformazione digitale comporta un ripensamento dei processi aziendali, delle strutture organizzative e dei modelli di business, con il fine di integrare le tecnologie digitali nelle varie dinamiche operative e decisionali dell'impresa. Non si tratta, dunque, della semplice introduzione di software o strumenti informatici, e nemmeno di un aggiornamento o miglioramento tecnologico delle infrastrutture esistenti, bensì di un cambiamento più profondo, che incide in modo strategico sulla struttura dell'impresa e sulla capacità della stessa di generare valore.

Risulta importante, a tal proposito, distinguere tra digitalizzazione e trasformazione digitale, termini spesso utilizzati come sinonimi ma concettualmente differenti. La digitalizzazione consiste nel processo di trasformazione delle informazioni e delle attività che, da analogiche, diventano sempre più digitali. Questo coincide con l'introduzione di strumenti tecnologici a supporto dei processi esistenti.

La digitalizzazione migliora i processi di un'impresa, ma non li cambia. La trasformazione digitale, invece, implica un cambiamento più ampio e strategico che coinvolge l'intero modello organizzativo e di business, modificando le modalità attraverso cui l'impresa crea

³ G. Elia, A. Margherita, G. Secundo, *Impresa digitale: scenari, tecnologie e percorsi di trasformazione digitale*, Milano, Egea, 2020.

e distribuisce valore. In questo senso, la digitalizzazione rappresenta una componente della trasformazione digitale, ma on la esaurisce.

Tabella 1.1 – Differenze tra digitalizzazione e trasformazione digitale

Aspetto	Digitalizzazione	Trasformazione digitale
Definizione	Processo di trasformazione delle informazioni e delle attività da analogiche a digitali	Cambiamento più ampio e strategico che coinvolge l'intera azienda
Obiettivo	Ottimizzare e migliorare i processi operativi aziendali esistenti	Innovare strategicamente il modello organizzativo e di business per generare valore
Impatto	Supporta l'attività operativa introducendo nuovi strumenti tecnologici	Modifica radicalmente le modalità operative e strategiche dell'azienda
Risultato	Maggiore efficienza, riduzione delle inefficienze e dei costi operativi	Innovazione, vantaggio competitivo e nuovi modelli di business.
Relazione reciproca	Rappresenta una componente e un requisito fondamentale della trasformazione digitale	Include la digitalizzazione come componente fondamentale, ma non si esaurisce in essa

Fonte: G. Elia, A. Margherita, G. Secundo, *Impresa digitale: scenari, tecnologie e percorsi di trasformazione digitale*.

L'impresa contemporanea si configura come un sistema aperto, che interagisce costantemente con l'ambiente esterno e che deve adattarsi ai cambiamenti del contesto competitivo. Come sistema aperto, l'organizzazione riceve degli input dall'ambiente esterno – sotto forma di informazioni, risorse, segnali, bisogni – e li elabora internamente, al fine di generare output, come beni, servizi e relazioni economiche. In tale prospettiva, ogni processo aziendale deve basarsi sulla raccolta di informazioni, che devono essere poi elaborate e trasmesse all'interno e verso l'esterno dell'organizzazione, attraverso l'utilizzo dei mezzi digitali. Le informazioni, che devono essere tempestive e di qualità, costituiscono la base su cui vengono prese le decisioni operative e strategiche.

È in questo contesto che assume rilievo l'*Information and Communication Technology* (ICT), intesa come l'insieme delle tecnologie digitali che consentono la gestione,

l'elaborazione, l'archiviazione e il coordinamento delle informazioni all'interno e all'esterno dell'organizzazione.⁴

In tale prospettiva, l'impresa digitale si configura come un ecosistema integrato in cui le tecnologie, le competenze e i processi concorrono alla generazione di valore, attraverso la gestione strategica dell'informazione. Questo processo non può limitarsi alla sola introduzione di nuovi strumenti e software informatici, ma richiede il coinvolgimento dell'intera organizzazione, al fine di ripensare i processi in un'ottica di integrazione e di coordinamento.⁵ Le tecnologie digitali devono essere accompagnate non solo da adeguate competenze, ma anche da una cultura orientata all'innovazione e alla trasformazione digitale. Altrimenti, il rischio in cui si incorre è che la digitalizzazione dell'impresa si riduca a un mero aggiornamento tecnico, senza alcun impatto strategico reale.

È proprio in questo scenario che si afferma il concetto di *digital firm*,⁶ intesa come un'organizzazione in cui le relazioni con clienti, fornitori e dipendenti sono sviluppate e mantenute grazie alle tecnologie digitali. Non solo, tutti i processi core del business vengono svolti attraverso strumenti digitali. In una digital firm, tutti gli assets chiave – come la proprietà intellettuale, le competenze, le risorse finanziarie e il capitale umano – sono gestiti tramite le tecnologie digitali, in modo da garantire che le informazioni necessarie alle decisioni siano accessibili in ogni momento.

La digitalizzazione oggi rappresenta un fattore strategico in quanto incide direttamente sulla struttura e sul funzionamento dei processi aziendali. L'automazione e l'integrazione digitale delle attività riducono le inefficienze operative, migliorando il coordinamento tra le diverse funzioni organizzative e generando effetti positivi sia in termini di efficienza che di riduzione dei costi. La crescente disponibilità di dati favorisce una maggiore flessibilità organizzativa, permettendo alle imprese di prendere decisioni più tempestive e di adattarsi rapidamente ai continui cambiamenti del mercato e del contesto competitivo. In tal senso, la digitalizzazione non si traduce esclusivamente in un miglioramento dei processi, ma in una trasformazione

⁴ G. Neri, *L'impresa digitale nell'era digitale: tecnologie informatiche e rivoluzione digitale al servizio dell'impresa*, Rimini: GualadiLAB, 2015.

⁵ PwC, *L'importanza della trasformazione digitale per innovare i processi produttivi e aumentare l'efficienza*, Piattaforma Italia, 2026, disponibile all'indirizzo: <https://piattaformaitalia.pwc.it/articles/importanza-della-trasformazione-digitale-per-innovare-i-processi-produttivi-e-aumentare-lefficienza/>

⁶ K. C. Laudon, J. P. Laudon, *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*, Harlow (UK), Pearson Education Limited, 2018, pp 40-41.

strutturale che rafforza la competitività dell'impresa lungo l'intera catena del valore, inclusi i rapporti con fornitori e partner della supply chain.

L'impatto delle tecnologie digitali non si limita alla singola organizzazione, ma si estende ai sistemi produttivi e all'economia nel complesso, coinvolgendo anche interi settori industriali. In questo contesto, le tecnologie digitali possono assumere una triplice funzione.⁷ In primo luogo, esse si configurano come output dei processi produttivi, in quanto danno luogo a nuovi beni e servizi digitali che diventano essi stessi oggetti di scambio, come hardware e software. In secondo luogo, ricoprono il ruolo di *enabler della trasformazione organizzativa*, portando alla riorganizzazione dei processi interni. Infine, le tecnologie digitali agiscono come driver di nuove attività economiche e modelli di business, favorendo forme innovative di creazione del valore.

La digitalizzazione ridefinisce dunque l'impresa e il suo ruolo all'interno del sistema economico. L'impresa, da semplice unità produttiva, evolve in un sistema integrato di gestione e valorizzazione dell'informazione. Il vantaggio competitivo non risiede più soltanto nelle risorse materiali o finanziarie, ma nella capacità di raccogliere, integrare e interpretare dati in modo strategico.

In questa prospettiva, le imprese investono nei sistemi informativi per perseguire obiettivi strategici quali:⁸ eccellenza operativa, innovazione di prodotti, servizi e modelli di business, miglioramento dei rapporti con clienti e fornitori, miglioramento del processo decisionale, vantaggio competitivo e, in molti settori, la stessa sopravvivenza nel mercato.

Tale centralità dell'informazione rende necessaria l'adozione di sistemi in grado di supportare in modo efficace i flussi informativi aziendali, tema che sarà approfondito nel paragrafo successivo.

⁷ G. Elia, A. Margherita, G. Secundo, *Impresa digitale: scenari, tecnologie e percorsi di trasformazione digitale*, Milano: Egea, 2020, pp. 20-21.

⁸ K. C. Laudon, J. P. Laudon, *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*, Harlow (UK): Pearson Education Limited, 2018, pp 41-44.

1.2. I sistemi informativi aziendali nell'era digitale

I sistemi informativi aziendali sono definiti in letteratura⁹ come l'insieme organizzato di elementi finalizzati alla raccolta, all'elaborazione e alla distribuzione delle informazioni ai diversi livelli dell'organizzazione. Essi comprendono dati, procedure, risorse umane e tecnologie che, operando in modo integrato, consentono il coordinamento delle attività aziendali e il supporto ai processi decisionali. Nell'attuale contesto digitale, tali sistemi non si limitano a supportare le attività operative, ma assumono una funzione strategica nella creazione e valorizzazione dell'informazione.

Un sistema informativo aziendale efficace non si limita alla mera produzione di dati, ma deve possedere specifici requisiti qualitativi e quantitativi.¹⁰ In particolare, i requisiti di efficacia riguardano la capacità del sistema di supportare in modo razionale il processo decisionale. In tale prospettiva, assumono rilievo la selettività delle informazioni fornite, che devono essere rilevanti e coerenti rispetto alle esigenze aziendali, nonché l'elasticità del sistema, ossia la capacità di un sistema di adattarsi ai mutamenti dei fabbisogni informativi e all'evoluzione tecnologica. Ulteriori requisiti fondamentali dei sistemi informativi aziendali sono l'affidabilità dei dati e la verificabilità delle informazioni prodotte, che dipendono dalla correttezza delle procedure di rilevazione ed elaborazione dei dati, nonché dalla tempestività con cui tali informazioni vengono rese disponibili agli utenti. L'accettabilità, intesa come il grado di fiducia riposto dagli utilizzatori nei confronti del sistema, completa il quadro dei requisiti di efficacia.

Accanto all'efficacia, il sistema informativo deve garantire l'efficienza, che riguarda più nello specifico l'aspetto economico. L'efficienza è intesa come l'equilibrio tra il valore delle informazioni prodotte e i costi sostenuti per la loro produzione. In tale prospettiva, assume particolare rilevanza il principio dell'utilizzazione plurima dei dati, che consente di evitare duplicazioni e di massimizzare l'impiego delle informazioni raccolte.

Nel complesso, l'obiettivo del sistema informativo aziendale è quello di garantire, a tutti i livelli organizzativi, le informazioni necessarie per lo svolgimento delle varie attività aziendali e per supportare i processi decisionali. In questa prospettiva, il sistema informativo

⁹ R. Candioto, *Il sistema informativo aziendale*, Torino: Giappichelli, 2013, pp. 10-11

¹⁰ Ivi, pp. 13-15

non rappresenta un semplice strumento tecnico, ma una vera e propria infrastruttura organizzativa fondamentale per il corretto funzionamento dell'impresa.

Nel corso degli ultimi decenni, in un contesto caratterizzato dall'intensificazione della competizione e dall'espansione dei mercati globali, i sistemi informativi aziendali hanno conosciuto una significativa evoluzione, strettamente connessa al crescente sviluppo delle tecnologie digitali. Se in una fase iniziale tali sistemi erano prevalentemente orientati alla gestione delle attività operative, con la diffusione delle tecnologie digitali hanno progressivamente assunto un ruolo più ampio e strategico.

Per analizzare e comprendere in modo più approfondito l'evoluzione dei sistemi informativi aziendali, è utile richiamare la classificazione proposta da Robert N. Anthony, il quale distingue le attività organizzative in tre livelli: strategiche, tattiche (o direzionali) e operative¹¹. Tale articolazione consente di capire come i sistemi informativi si siano progressivamente sviluppati per rispondere a esigenze informative differenti, a seconda del livello decisionale coinvolto.

In una fase iniziale, i sistemi informativi erano prevalentemente orientati al supporto delle attività operative. Le informazioni erano strutturate e analitiche e venivano rese disponibili in modo tempestivo al fine di garantire l'efficienza delle operazioni quotidiane. In questa fase, il sistema informativo svolgeva principalmente una funzione di gestione e diffusione dei dati, al fine di supportare i processi aziendali.

Con il progressivo aumento della complessità organizzativa e competitiva, i sistemi informativi hanno iniziato a supportare il controllo e la programmazione direzionale. Le informazioni diventano più sintetiche e omogenee, orientate alla produzione di dati consuntivi e prospettici utili al monitoraggio delle performance, alla pianificazione delle attività e al controllo manageriale, anche in situazioni eccezionali che richiedono decisioni tempestive.

Infine, nel contesto contemporaneo, i sistemi informativi assumono una funzione più strategica. Non si limitano a supportare il controllo, ma forniscono strumenti analitici avanzati a supporto della definizione di strategie e degli obiettivi aziendali a lungo termine

¹¹ Candiottò, R., *Il sistema informativo aziendale*, Torino: Giappichelli, 2013., pp. 20-26.

e della creazione di vantaggio competitivo, contribuendo in modo diretto alla governance dell'impresa.

Tabella 1.2 – I livelli organizzativi nel modello di Anthony

Livello	Caratteristiche	Informazioni	Obiettivo
Operativo	Gestione delle attività quotidiane, esecuzione dei processi aziendali di base	Analitiche, strutturate, tempestive	Efficienza operativa
Tattico (o direzionale)	Controllo e programmazione direzionale, gestione di situazioni aziendali complesse	Sintetiche, omogenee, prospettiche, consuntive	Supporto manageriale, pianificazione delle attività
Strategico	Definizione di strategie, governance, ricerca del vantaggio competitivo	Complesse, aggregate, analitiche	Definizione di strategie e di obiettivi a lungo termine

Fonte: Candiottio, R., Il sistema informativo aziendale

Nel processo di evoluzione dei sistemi informativi aziendali, un ruolo centrale è stato assunto dai sistemi *Enterprise Resource Planning (ERP)*, che rappresentano una delle principali innovazioni nel campo della gestione integrata delle informazioni aziendali. I sistemi ERP vengono definiti in letteratura¹² come piattaforme informatiche basate su un insieme integrato di moduli software e su un database centrale condiviso, che consente di raccogliere dati provenienti dalle diverse funzioni aziendali, quali produzione, finanza, risorse umane, marketing e vendite. Grazie a tale integrazione, le informazioni inserite all'interno di un determinato processo diventano immediatamente disponibili per tutte le divisioni organizzative, favorendo una gestione più coordinata delle attività aziendali.

L'introduzione dei sistemi ERP ha consentito di superare i limiti dei sistemi informativi tradizionali, portando a una maggiore integrazione dei dati attraverso l'utilizzo di un unico database condiviso tra i diversi livelli organizzativi.¹³ L'unicità del database ha, infatti,

¹² K. C. Laudon, J. P. Laudon, *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*, Harlow (UK): Pearson Education Limited, 2018, pp 368.

¹³ Candiottio, R., *Il sistema informativo aziendale*, Torino: Giappichelli, 2013., pp. 72-86.

permesso di diminuire diverse criticità derivanti dall'utilizzo di sistemi informativi autonomi e separati per le diverse funzioni aziendali, quali incoerenze informative, duplicazioni dei dati, difficoltà nello scambio di informazioni tra le diverse aree organizzative e un maggiore rischio di commettere degli errori.

In questa prospettiva, il database permette di raccogliere i dati in un'unica base di dati condivisa e di utilizzarli in modo integrato nei vari livelli organizzativi. In questo modo, le informazioni generate durante lo svolgimento delle attività vengono registrate una sola volta e rese immediatamente disponibili alle altre funzioni aziendali.

L'integrazione dei dati rappresenta una condizione fondamentale per garantire coerenza e razionalità nei processi decisionali aziendali. In assenza di un sistema informativo unitario, il rischio è quello di avere informazioni frammentate, che possono generare incoerenze o errori. Al contrario, la disponibilità di dati integrati favorisce analisi più accurate e decisioni allineate con gli obiettivi strategici dell'impresa. In tale prospettiva, l'integrazione non costituisce solamente un miglioramento operativo, ma un elemento essenziale per la governance aziendale.

Oltre all'integrazione dei dati, i sistemi ERP consentono anche una gestione integrata dei processi aziendali. Le diverse attività operative vengono infatti collegate tra loro all'interno di un unico sistema informativo, permettendo di gestire in modo coordinato i flussi informativi. In questo modo, le informazioni generate durante le diverse fasi dei processi aziendali risultano immediatamente disponibili per le altre funzioni dell'organizzazione, favorendo una maggiore coerenza e trasparenza.

In conclusione, l'evoluzione dei sistemi informativi aziendali verso soluzioni sempre più integrate, come i sistemi ERP, ha trasformato il modo in cui le imprese raccolgono, elaborano, gestiscono e condividono le informazioni. In questo contesto, assumono crescente rilevanza le tecnologie e gli strumenti in grado di supportare la gestione, la valorizzazione e l'analisi avanzata delle informazioni e dei dati aziendali, aprendo la strada a sistemi sempre più avanzati.

1.3. Trend emergenti nella gestione delle informazioni aziendali

Negli ultimi anni, la crescente digitalizzazione delle attività economiche ha determinato un'intensa produzione di dati che le imprese si trovano a dover raccogliere, gestire, elaborare e valorizzare. I dati sono sempre stati una componente fondamentale di qualsiasi sistema di comunicazione e informatico. Tuttavia, negli ultimi anni, a seguito della diffusione di sistemi sempre più complessi e interconnessi, le informazioni hanno assunto una valenza sempre più strategica. L'*overload di dati* costituisce oggi una sfida senza precedenti per le imprese.¹⁴

Il concetto di *Big Data* viene utilizzato per descrivere un insieme di informazioni, spesso di origine esterna alle imprese, caratterizzate dalla presenza di dati non necessariamente strutturati e frequentemente generati nell'ambito di applicazioni e piattaforme digitali basate su Internet.¹⁵

In letteratura¹⁶ si è giunti alla conclusione che non tutti i tipi di informazione possono essere considerati realmente Big Data. Per poter rientrare in questa categoria, i dati devono possedere alcuni requisiti fondamentali, generalmente descritti attraverso il modello delle "3V": volume, varietà e velocità. Il volume fa riferimento alla grande quantità di dati generati e raccolti dalle organizzazioni; la varietà riguarda, invece, la molteplicità delle fonti e l'eterogeneità delle informazioni disponibili, che possono presentarsi in forma strutturata, semi-strutturata o non strutturata; infine, la velocità indica la rapidità con cui i dati si generano, si raccolgono, si aggiornano e si elaborano. In questo contesto, la velocità si riferisce soprattutto alla necessità di ridurre i tempi di gestione e di analisi delle informazioni, in quanto un dato può diventare rapidamente obsoleto.

Nel tempo, la letteratura ha ampliato questo modello introducendo ulteriori due dimensioni: la variabilità e la viralità. La prima evidenzia l'instabilità e la variabilità dei flussi informativi nel tempo, sottolineando la necessità di contestualizzare il dato, in quanto le informazioni possono assumere significati diversi in base al contesto e al luogo in cui vengono reperite;

¹⁴ G. Neri, *L'impresa digitale nell'era digitale: tecnologie informatiche e rivoluzione digitale al servizio dell'impresa*, Rimini: GualadiLAB, 2015, pp. 539

¹⁵ N. Castellano (a cura di), *Big Data e Analytics. Profili di controllo manageriale, organizzativi e giuridici*, Giappichelli, Torino, 2019, p. 1.

¹⁶ G. Neri, *L'impresa digitale nell'era digitale: tecnologie informatiche e rivoluzione digitale al servizio dell'impresa*, Rimini: GualadiLAB, 2015, pp. 546-548

invece, la viralità si riferisce alla capacità dei dati e delle informazioni di diffondersi rapidamente all'interno delle reti digitali e delle piattaforme online.

Tabella 1.3 – Il modello delle 5V

Dimensione	Descrizione
<i>Volume</i>	Grande quantità di dati generati e raccolti dalle organizzazioni
<i>Varietà</i>	Eterogeneità delle informazioni disponibili e molteplicità delle fonti
<i>Velocità</i>	Rapidità di generazione, raccolta ed elaborazione dei dati
<i>Variabilità</i>	Instabilità e variabilità dei flussi informativi nel tempo
<i>Viralità</i>	Diffusione rapida delle informazioni nelle reti digitali

Fonte: G. Neri, L'impresa digitale nell'era digitale: tecnologie informatiche e rivoluzione digitale al servizio dell'impresa

La crescente disponibilità di grandi quantità di dati ha aperto nuove prospettive per l'analisi e l'interpretazione di fenomeni economici, organizzativi e anche sociali. I Big Data, infatti, offrono importanti opportunità per individuare pattern e differenze strutturali all'interno di una popolazione analizzata, che difficilmente emergerebbero attraverso dataset di dimensioni ridotte. L'analisi dei Big Data consente così alle imprese di migliorare la comprensione e il monitoraggio di fenomeni aziendali complessi. In quest'ottica, i dati non rappresentano soltanto un supporto alle attività operative, ma diventano una vera e propria risorsa strategica per la creazione di valore e per il conseguimento di vantaggi competitivi.¹⁷

Tuttavia, l'utilizzo dei Big Data presenta anche alcune criticità e sfide rilevanti. Infatti, l'elevata dimensione dei dataset e la crescente complessità delle informazioni disponibili pongono importanti problemi di natura diversa. In primo luogo, la grande dimensionalità richiede infrastrutture informatiche adeguate e strumenti di analisi avanzati, in grado di elaborare un elevato numero di informazioni in tempi rapidi. Inoltre, la presenza di dati eterogenei e possibilmente incompleti può generare difficoltà nell'interpretazione dei risultati e aumentare così il rischio di individuare relazioni non significative, oltre a

¹⁷ Fan J., Han F., Liu H., *Challenges of Big Data Analysis*, National Science Review, 2014, pp. 293-314.

comportare costi elevati. Un'ulteriore criticità riguarda la qualità dei dati e la presenza di informazioni ridondanti o rumorose, che possono compromettere l'affidabilità delle analisi effettuate.

In questo contesto, diventa fondamentale sviluppare metodologie e strumenti in grado di selezionare, elaborare, valutare, integrare e analizzare in modo efficace le informazioni disponibili. Per questo motivo, la crescente diffusione dei Big Data ha favorito lo sviluppo di nuove tecnologie e di sistemi avanzati di analisi dei dati, che consentono di trasformare grandi quantità di informazioni in conoscenza utile per il supporto ai processi decisionali aziendali.

Tra le principali tecnologie che hanno favorito la diffusione dei Big Data, assume un ruolo particolarmente rilevante il *cloud computing* che ha progressivamente trasformato le modalità di accesso, di gestione e di utilizzo delle risorse informatiche nelle organizzazioni. Il cloud computing può essere definito come un modello che consente l'accesso, tramite Internet, a un insieme condiviso di risorse informatiche – quali reti, server, sistemi di archiviazione, applicazioni e servizi – che possono essere rapidamente fornite e rilasciate con un minimo sforzo di gestione o interazione con il fornitore del servizio.¹⁸

Il cloud computing rappresenta una delle innovazioni più rilevanti nel campo delle infrastrutture tecnologiche ma, nonostante le numerose opportunità, non mancano anche alcune criticità.¹⁹

Tra le principali opportunità offerte dal cloud computing vi è la possibilità di accedere a risorse virtuali illimitate e immediatamente disponibili su richiesta, in modo da poterle allocare in modo rapido e flessibile in base alle necessità operative dell'azienda. In questo modo, le imprese non devono pianificare ingenti investimenti in infrastrutture tecnologiche. Un ulteriore vantaggio è rappresentato dal modello economico *pay-as-you-go*, ovvero un modello che consiste nel pagamento in funzione dell'utilizzo delle risorse. Le imprese, infatti, sempre nell'ottica di evitare elevati costi iniziali, possono pagare le risorse

¹⁸ P. Mell, T. Grance, *The NIST Definition of Cloud Computing*, National Institute of Standards and Technology, Special Publication 800-145, Gaithersburg, 2011.

¹⁹ Armbrust M., Fox A., Griffith R., Joseph A. D., Katz R., Konwinski A., Lee G., Patterson D., Rabkin A., Stoica I., Zaharia M., *A View of Cloud Computing*, Communications of the ACM, , 2010, pp. 50-58.

informatiche in base all'effettivo utilizzo delle stesse. In questo modo si favorisce una maggiore efficienza economica nella gestione dei sistemi informativi.

Nonostante tali opportunità, come anticipato precedentemente, l'adozione del cloud computing presenta anche alcune criticità e sfide rilevanti. La prima riguarda la continuità del servizio e l'affidabilità delle infrastrutture, perché eventuali interruzioni dei servizi possono compromettere la disponibilità dei dati aziendali. Un ulteriore problema è il cosiddetto *data lock-in*, ovvero la difficoltà di trasferire i dati da un provider cloud ad un altro, aumentando il rischio di dipendenza tecnologica da un singolo fornitore. Un'altra criticità che merita attenzione riguarda la sicurezza e la riservatezza dei dati, in quanto l'archiviazione delle informazioni dall'interno di infrastrutture gestite da terzi può generare preoccupazioni in merito alla protezione dei dati sensibili. Infine, l'elevata quantità di dati trasferiti possono generare alcuni problemi tecnici.

Tabella 1.4 – Opportunità e criticità del cloud computing

Opportunità e Benefici	Rischi e Criticità
Flessibilità e disponibilità	Continuità del servizio
Efficienza economica	Data lock-in
Agilità aziendale	Sicurezza e protezione dei dati
Ottimizzazione delle risorse	Problemi tecnici operativi

Fonte: Armbrust M., Fox A., Griffith R., Joseph A. D., Katz R., Konwinski A., Lee G., Patterson D., Rabkin A., Stoica I., Zaharia M., A View of Cloud Computing

Nel complesso, il cloud computing rappresenta una delle principali innovazioni nell'evoluzione dei sistemi informativi aziendali. La capacità delle aziende di sfruttare le opportunità e, allo stesso tempo, mitigare e controllare i rischi, rappresenta un elemento strategico fondamentale per l'evoluzione dei sistemi informativi aziendali.

In questo contesto, la crescente disponibilità di dati e lo sviluppo di infrastrutture tecnologiche avanzate hanno favorito la diffusione di nuovi approcci alla gestione delle informazioni aziendali. Le imprese non si limitano più a raccogliere e archiviare dati, ma

puntano sempre più a ricavare un valore strategico dalle informazioni disponibili. Ciò ha portato alla diffusione di strumenti e metodologie di *data Analytics*, che consentono di analizzare grandi quantità di dati e supportare i processi decisionali aziendali.

La crescente diffusione del cloud computing ha avuto, e continua ad avere, implicazioni anche di carattere economico e organizzativo per le imprese. Nonostante l'evoluzione delle tecnologie informatiche abbia portato ad una progressiva riduzione del costo unitario delle risorse informatiche, la gestione delle infrastrutture stesse è diventata sempre più complessa e onerosa. In questo senso, il cloud computing rappresenta un possibile soluzione a tale paradosso, perché consente alle imprese di accedere a risorse informatiche avanzate senza dover sostenere i costi connessi alla gestione delle infrastrutture tecnologiche e dei dati.²⁰

Uno degli aspetti più critici e rilevanti riguarda il fatto che una parte significativa della capacità computazionale – ovvero l'efficienza e la velocità con cui un sistema informatico elabora dati ed esegue algoritmi – delle aziende risulta spesso sottoutilizzata. Diverse analisi hanno evidenziato come molti server aziendali utilizzino solo una piccola parte della capacità informatica disponibile, generando inefficienze nell'uso delle risorse informatiche. In questo contesto, il cloud computing consente di migliorare l'efficienza complessiva dell'utilizzo delle infrastrutture informatiche,

Infine, risulta importante evidenziare come il cloud computing introduca anche importanti vantaggi in termini di agilità aziendale, offrendo la possibilità di implementare rapidamente nuovi servizi digitali, scalare le risorse informatiche in base alle esigenze operative e decisionali e accedere a strumenti di analisi avanzata, permettendo alle imprese di usare le tecnologie informatiche come leva strategica per migliorare la propria competitività. In questo senso, il cloud computing non rappresenta soltanto un'evoluzione delle infrastrutture tecnologiche, ma contribuisce a trasformare il ruolo dei sistemi informativi all'interno delle organizzazioni, rendendoli sempre più centrali nei processi decisionali e nelle strategie aziendali.

Negli ultimi anni, la crescente disponibilità dei dati ha portato molte imprese a sviluppare strategie basate sull'analisi delle informazioni aziendali, che diventano così un elemento di

²⁰ S. Marston, Z. Li, S. Bandyopadhyay, J. Zhang, A. Ghalsasi, *Cloud computing — The business perspective*, Decision Support Systems, 2011, pp. 176-189

differenziazione e di competitività. È in questo contesto che si inserisce il concetto di *data Analytics*, inteso come l'insieme di strumenti, tecniche e modelli utilizzati per raccogliere, elaborare e interpretare grandi quantità di dati al fine di supportare i processi decisionali.²¹

Secondo Davenport, alcune organizzazioni hanno costruito il proprio vantaggio competitivo proprio sulla capacità di raccogliere, analizzare e utilizzare i dati nei diversi processi aziendali. In un mercato sempre più caratterizzato da elevata concorrenza e da prodotti spesso simili tra di loro, le imprese non possono più differenziarsi esclusivamente attraverso l'offerta, ma devono individuare nuove leve strategiche. L'analisi avanzata dei dati consente alle organizzazioni di migliorare i propri processi decisionali, comprendere e analizzare più a fondo il comportamento e le preferenze dei clienti e ottimizzare le attività aziendali e i processi operativi, come la gestione delle scorte, la definizione dei prezzi e l'analisi dei costi e della marginalità. Non solo, l'analisi dei dati permette di valutare anche il contributo delle risorse umane, a qualsiasi livello organizzativo.

Alcune imprese digitali sono state definite “*born through Analytics companies*”,²² ossia organizzazioni i cui processi principali sono costruiti fin dall'origine sull'analisi dei dati. Tra gli esempi più significativi vi sono Amazon e Facebook, che hanno basato le loro attività fondamentali – come il pricing, la gestione della supply chain e la pubblicità – sui sistemi automatizzati di *data Analytics*.

Amazon ha costruito una parte rilevante del proprio modello di business sull'analisi dei dati. L'azienda utilizza sofisticati sistemi di raccomandazione per suggerire ai clienti prodotti in linea con i loro interessi e comportamenti d'acquisto. Secondo uno studio del McKinsey Global Institute,²³ circa il 30% delle vendite di Amazon è stato generato da questo sistema di raccomandazione basato sull'analisi dei dati, dimostrando come la stessa possa incidere direttamente sui risultati economici dell'impresa e come possa rappresentare una leva strategica di competitività.

²¹ T. Davenport, J. Harris, *Competing on Analytics: The New Science of Winning*, Harvard Business School Press, Boston, 2007, pp. 2-10.

²² McKinsey & Company, *Getting Big Impact from Big Data*, McKinsey on Marketing & Sales, 2013, p. 11.

²³ McKinsey Global Institute, *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition and Productivity*, McKinsey & Company, 2011, pp. 67-71.

L'utilizzo dei dati non si limita ai sistemi di raccomandazione, ma consente di sviluppare strategie di marketing sempre più personalizzate, basate su una micro-segmentazione dei clienti resa possibile dall'analisi di grandi quantità di dati, che sarebbe impossibile senza i nuovi sistemi informativi aziendali. A questo consegue il fatto che l'azienda possa ottimizzare le politiche di prezzo attraverso modelli di domanda elastici, migliorare la gestione della supply chain grazie a previsioni più accurate della domanda, ridurre e controllare le scorte di magazzino e anche migliorare la qualità, l'efficacia e la sicurezza dei propri prodotti e servizi.

Durante la crisi economica tra il 2008 e il 2021, nel Nord America, Amazon ha registrato tassi di crescita tra il 30% e il 40% a trimestre, mentre molte altre aziende registravano contrazioni e difficoltà economiche che, in alcuni casi, hanno portato le imprese a dover uscire dal mercato. Tra il 2006 e il 2010 l'azienda ha, inoltre, investito circa il 5,6% di propri ricavi in tecnologie informatiche, che hanno consentito lo sviluppo di sistemi di raccomandazione e modelli di pricing dinamico, permettendo ad Amazon di monitorare il mercato e modificare i prezzi anche ogni 15 secondi, sulla base delle condizioni della domanda monitorata in tempo reale e dei prezzi dei concorrenti.²⁴

Questo esempio dimostra come la capacità di raccogliere, elaborare e interpretare grandi quantità di dati rappresenti oggi una competenza strategica fondamentale per le imprese. In un contesto economico sempre più guidato dalle informazioni, i data Analytics consentono alle organizzazioni di trasformare i dati in conoscenza utile, supportando il management nei processi decisionali e contribuendo non solo alla sopravvivenza dell'organizzazione, ma anche il suo successo competitivo e duraturo.

È in questo scenario che si afferma il concetto di *data-driven organization*, ovvero un'organizzazione in cui le decisioni strategiche e operative sono supportate dall'analisi dei dati e delle informazioni. In tale contesto, diventa fondamentale valorizzare i Big Data nei diversi ambiti del management, in modo che possano guidare in modo più efficace i processi decisionali e le scelte aziendali.²⁵

²⁴ McKinsey & Company, *Getting Big Impact from Big Data*, McKinsey on Marketing & Sales, 2013, p. 11.

²⁵ G. Petrini, A. Gandolfo, G. Negri (a cura di), *Data Driven Management: Gestire l'impresa partendo dai dati dei processi*, Consorzio QUINN, 2024, p. 35.

In conclusione, in un contesto caratterizzato da una crescente centralità dei dati nei processi decisionali, le imprese necessitano di strumenti in grado di raccogliere, organizzare e trasformare grandi quantità di informazioni in conoscenza utile e strategica. È proprio da questa esigenza che si sviluppano i sistemi di *Business Intelligence*, che rappresentano uno degli strumenti principali attraverso cui le organizzazioni possono valorizzare i dati a supporto dell'azienda e del suo business.

1.4. Verso la Business Intelligence

La crescente disponibilità di dati e l'importanza sempre maggiore che assumono nei processi decisionali, operativi e strategici, hanno portato le imprese a sviluppare strumenti e sistemi in grado di raccogliere, elaborare, integrare e analizzare grandi quantità di informazioni, provenienti da diverse aree aziendali. In un contesto caratterizzato da aziende sempre più data-driven, la semplice disponibilità di dati non è più sufficiente. È necessario disporre di strumenti capaci di trasformare tali dati in informazioni significative e interpretabili per il management.

Proprio da questa esigenza nasce il concetto di *Business Intelligence* (BI). Il termine è stato introdotto negli anni Novanta dall'analista Howard Dresner²⁶ per indicare l'insieme delle metodologie finalizzate a migliorare il processo decisionale aziendale attraverso l'utilizzo di sistemi basati sui dati.

Successivamente, la Business Intelligence è stata definita come un insieme di modelli matematici e metodologie di analisi che sfruttano in modo sistematico i dati disponibili al fine di generare informazioni e conoscenza utili a supportare i processi decisionali all'interno delle organizzazioni e a permettere al management di monitorare in modo più efficace le performance aziendali.²⁷

Nell'ambito della Business Intelligence è fondamentale distinguere tra dati, informazioni e conoscenza. I dati rappresentano elementi grezzi, primari, non ancora interpretati, costituiti

²⁶ Dresner H., *The Performance Management Revolution: Business Results Through Insight and Action*, Wiley, 2007.

²⁷ C. Vercellis, *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*, Wiley, 2009, pp. 1-7.

da valori o osservazioni relativi a fenomeni aziendali. Quando tali dati vengono processati ed elaborati, assumono un significato e diventano informazioni. Infine, le informazioni si trasformano in conoscenza nel momento in cui le informazioni stesse vengono interpretate e utilizzate per supportare i processi decisionali ed operativi.

La Business Intelligence si colloca nel più ampio ambito dei *Decision Support Systems (DSS)*²⁸, ossia sistemi informativi progettati per supportare i processi decisionali del management, attraverso l'utilizzo di tecnologie informatiche avanzate, strumenti di elaborazione dei dati e modelli analitici. I DSS si sono sviluppati con l'obiettivo di supportare il processo decisionale, fornendo informazioni utili per valutare diverse alternative decisionali, soprattutto di fronte a problemi complessi. In questo senso, la Business Intelligence può essere considerata come un'evoluzione dei sistemi di supporto alle decisioni, resa possibile dallo sviluppo delle tecnologie informatiche e dalla crescente disponibilità di dati.

Per poter supportare efficacemente i processi decisionali, i sistemi di Business Intelligence si basano su un'architettura composta da diversi livelli e strumenti tecnologici che permettono di raccogliere, elaborare, integrare e analizzare grandi quantità di dati provenienti da fonti diverse. Tali sistemi permettono di trasformare i dati grezzi raccolti dai vari sistemi informativi aziendali, in informazioni strutturate e conoscenza utile per il management.

In generale, l'architettura della Business Intelligence può essere rappresentata come un processo articolato in più livelli, che partono dalla raccolta dei dati e conducono verso attività di analisi sempre più avanzate fino al supporto alle decisioni aziendali. Vercellis rappresenta l'architettura di un sistema di Business Intelligence in forma piramidale.²⁹

²⁸ E. Turban, R. Sharda, D. Delen, *Business Intelligence and Analytics: Systems for Decision Support*, Pearson, 2011, pp. 9–16

²⁹ C. Vercellis, *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*, Wiley, 2009, pp. 9–17

Figura 1.1 – La Piramide di Vercellis



Fonte: C. Vercellis, *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*, Wiley

Alla base della piramide di Vercellis si collocano le *fonti dei dati*, che comprendono i dati provenienti dai sistemi operativi aziendali, documenti e informazioni provenienti da fonti esterne. Questi dati sono spesso diversi per forma o origine e devono essere raccolti e integrati per poter essere utilizzati nei processi di analisi.

Il livello successivo è costituito dal *data warehouse* e dai *data mart*, ossia archivi progettati per supportare le attività di analisi dei dati. Attraverso i processi di *ETL* (*Extract, Transform, Load*) i dati vengono estratti dalle diverse fonti, trasformati per garantire coerenza delle informazioni, oltre che la loro qualità, e infine caricati dentro strutture dedicate all'analisi.

Nel terzo livello della piramide si collocano le attività di *data exploration*, che comprendono gli strumenti di analisi statistica e di reporting, utilizzati per esplorare i dati e individuare eventuali pattern o anomalie. In questa fase gli analisti formulano ipotesi e utilizzano strumenti di analisi per verificare e approfondire le informazioni contenute nei dati. Tra gli strumenti più diffusi rientrano query, report, dashboard e sistemi di analisi multidimensionale. Questi strumenti consentono di rappresentare i dati attraverso grafici, indicatori di performance (KPI) e altre forme di visualizzazione.

Il livello successivo è rappresentato dalle tecniche di *data mining*, che consentono di individuare automaticamente relazioni e modelli presenti tra i dati, attraverso l'utilizzo di

algoritmi e modelli statistici. Queste metodologie permettono di estrarre conoscenza utile dai dati, di imparare dagli stessi e, di conseguenza, supportare le attività aziendali.

Avvicinandosi al vertice, si collocano i *modelli di ottimizzazione*, che consentono di individuare la migliore alternativa decisionale tra diverse opzioni possibili sulla base di modelli e algoritmi. Infine, al vertice della piramide si trovano le *decisioni*, che rappresentano l'obiettivo finale dell'intero processo di Business Intelligence, ovvero il risultato dell'analisi delle informazioni generate nei livelli precedenti.

Watson ha sottolineato il ruolo fondamentale dei sistemi di Business Intelligence nel supportare i processi decisionali all'interno delle organizzazioni. Watson definisce la Business Intelligence come un insieme di tecnologie, applicazioni e pratiche finalizzate alla raccolta, integrazione, analisi e presentazione dei dati aziendali al fine di supportare il processo decisionale manageriale.³⁰ In questo senso, i sistemi di Business Intelligence consentono alle organizzazioni di trasformare grandi quantità di dati in conoscenza utile per il management, che utilizza tali dati per orientare le proprie scelte strategiche.

I sistemi di Business Intelligence permettono alle imprese di migliorare la qualità delle proprie decisioni, riducendo l'incertezza e aumentando la capacità di monitorare le proprie performance. Attraverso l'analisi dei dati, i manager possono individuare tendenze, opportunità e criticità nei processi aziendali, supportando così sia le decisioni operative sia quelle strategiche.

Secondo Watson, non tutti gli strumenti di Business Intelligence hanno le stesse caratteristiche e lo stesso impatto all'interno delle organizzazioni. Infatti, Watson individua tre diversi livelli di utilizzo della Business Intelligence che si differenziano principalmente per obiettivo, ambito di applicazione, impatto aziendale e strategico e benefici.

Il primo livello riguarda lo sviluppo di applicazioni di Business Intelligence limitate a dipartimenti aziendali specifici, come il marketing o il controllo di gestione. In questo caso, la Business Intelligence viene utilizzata come strumento di supporto a decisioni operative circoscritte a specifiche funzioni aziendali. Il secondo livello è rappresentato dalla creazione

³⁰ H. J. Watson, *Business Intelligence: Past, Present, and Future*, Communications of the Association for Information Systems, 2009, pp. 488-503.

di un'infrastruttura basata tipicamente su un data warehouse, che consente di supportare in modo più efficace i processi decisionali. In questo caso, i benefici della BI coinvolgono l'impresa nella sua totalità, migliorando l'integrazione dei dati e la coerenza delle informazioni. Infine, il livello più avanzato è quello della trasformazione organizzativa, dove la Business Intelligence diventa un elemento centrale della strategia aziendale e contribuisce a modificare il modo in cui l'impresa compete sul mercato.

Tabella 1.5 – Livelli di utilizzo della Business Intelligence secondo Watson

Livello utilizzo BI	Ambito di applicazione	Obiettivo	Impatto
Livello 1	Singoli dipartimenti aziendali specifici	Supportare le decisioni operative dipartimentali	Operativo
Livello 2	Infrastruttura estesa, basata su un data warehouse	Migliorare l'integrazione decisionale aziendale	Organizzativo
Livello 3	Ruolo centrale nella trasformazione organizzativa	Integrare la BI nella strategia competitiva	Strategico e vantaggio competitivo

Fonte: H. J. Watson, Business Intelligence: Past, Present, and Future, Communications of the Association for Information Systems

Un elemento critico per il successo dei sistemi di Business Intelligence è rappresentato dalla qualità dei dati, in quanto dati incompleti o non accurati possono compromettere l'affidabilità e la correttezza delle analisi e delle decisioni. Le organizzazioni devono quindi adottare efficaci meccanismi di data governance efficaci e definire ruoli e responsabilità nella gestione dei dati.

Nel contesto competitivo attuale, la Business Intelligence è passata dall'essere uno strumento di supporto ad essere una componente strategica fondamentale per le imprese. Oggi alcune organizzazioni vengono definite *BI-based organizations*, in quanto fondano il proprio funzionamento e il proprio vantaggio competitivo sull'utilizzo sistematico dei dati.

In questo contesto, i dati non rappresentano soltanto un supporto operativo, ma diventano una risorsa strategica centrale nella definizione delle scelte aziendali e dei modelli di business.

In particolare, l'adozione di sistemi di Business Intelligence consente alle organizzazioni di trasformare grandi quantità di dati in informazioni rilevanti, migliorando in modo significativo la qualità delle decisioni, sia a livello strategico che operativo. La BI, in tale ottica, permette al management di prendere decisioni sulla base di evidenze concrete e quantitative, aumentando così la razionalità dei processi decisionali.³¹

Uno dei principali benefici della Business Intelligence riguarda la riduzione dell'incertezza. Infatti, la disponibilità di dati accurati, tempestivi e integrati consente di monitorare costantemente l'andamento aziendale e di individuare eventuali criticità o opportunità in modo tempestivo. Allo stesso tempo, la BI favorisce una maggiore trasparenza informativa, in quanto permette di rendere accessibili le informazioni a tutti i diversi livelli organizzativi. Ciò contribuisce, di conseguenza, ad un miglioramento del coordinamento tra le diverse funzioni aziendali e, quindi, ad una maggiore efficienza interorganizzativa.

I sistemi di Business Intelligence trovano impiego in numerosi ambiti del management.³² Nell'ambito del controllo di gestione, o *business controlling*, la BI permette di superare la semplice reportistica tipica del ruolo, avvicinandosi a modelli sempre più complessi che collegano i costi operativi alle performance finanziarie. Per esempio, La Business Intelligence viene utilizzata nelle analisi del capitale umano, permettendo di calcolare non solo il costo della forza lavoro, ma anche l'esatto contributo della stessa ai profitti finali. Non solo, la BI consente di sviluppare calcoli statistici complicati al fine di prevedere, analizzare e soprattutto gestire il rischio.

Un'altra applicazione della Business Intelligence si trova nel marketing e nelle vendite. Il marketing storicamente è un ambito legato ad aspetti prevalentemente emotivi e psicologici. La BI, invece, ha contribuito a rendere il marketing una disciplina sempre più quantitativa, portando le aziende a non chiedersi solamente cosa desiderano i clienti, ma a prevedere

³¹ P. Trkman, K. McCormack, M. P. V. de Oliveira, M. B. Ladeira, *The impact of business analytics on supply chain performance*, Decision Support Systems, 2010.

³² T. H. Davenport, J. Harris, *Competing on Analytics: The New Science of Winning*, Harvard Business School Press, Boston, 2007, pp. 2-10.

quando sono disposti a pagare e cosa alimenta la loro fedeltà. Le aziende hanno iniziato a utilizzare modelli predittivi basati sulla Business Intelligence per identificare i segmenti di clientela più redditizi e quelli che hanno maggiore probabilità di abbandono. In aggiunta, le imprese hanno sviluppato sistemi di ottimizzazione dei prezzi e delle promozioni, stabilendo in tempo reale il prezzo che consenta di ottenere il rendimento maggiore.

Un ultimo campo di applicazione rilevante è la gestione della supply chain che, con la Business Intelligence, da reattiva diventa predittiva. Questo comporta il fatto che le aziende non si limitano a tracciare la situazione esistente, ma cercano di prevedere le fluttuazioni della domanda, per evitare – o ridurre al minimo – carenze o eccessi nelle scorte e, in generale, ottimizzare i flussi logistici.

Il successo della Business Intelligence non dipende solo dalla tecnologia, ma da un *enterprise approach*, ovvero un approccio a livello di intera azienda. Questo comporta che la leadership debba non solo investire personale con elevate competenze, ma che debba puntare all'integrazione dei vari dipartimenti aziendali, al fine di evitare confusione e errori.

In conclusione, l'evoluzione dei sistemi informativi e la crescente disponibilità di dati hanno profondamente trasformato il modo in cui le imprese operano e prendono decisioni. La progressiva digitalizzazione delle attività aziendali ha trasformato i dati in una risorsa centrale e strategica per la creazione di valore. Allo stesso tempo, lo sviluppo della Business Intelligence ha consentito alle organizzazioni di raccogliere, elaborare, integrare e analizzare le informazioni in modo analitico e sistematico, trasformandole in strumenti fondamentali per supportare il management e i processi decisionali. La capacità di utilizzare i dati in modo efficace rappresenta, quindi, una leva strategica fondamentale per la competitività e la sopravvivenza delle imprese.

L'evoluzione e la complessità dei dati hanno continuato a crescere, negli ultimi anni, portando le imprese a dover sviluppare tecniche analitiche più evolute, che superano gli strumenti tradizionali di Business Intelligence. È da questa evoluzione che emergono i nuovi strumenti di analisi avanzata supportati dall'AI, che permettono alle organizzazioni non solo di analizzare i dati, ma anche di prevedere scenari futuri e supportare decisioni sempre più complesse. Su queste tecnologie si concentrerà il capitolo successivo.

2. L'Intelligenza Artificiale nei sistemi informativi

2.1. Definizione e concetti chiave

Nel capitolo precedente è stato analizzato il processo di digitalizzazione dell'impresa e il ruolo crescente dei dati all'interno dei sistemi informativi aziendali, evidenziando come la capacità di raccogliere, integrare e analizzare informazioni rappresenti oggi un elemento fondamentale per il supporto al management e ai processi decisionali. In tale contesto, l'evoluzione tecnologica ha progressivamente portato allo sviluppo di strumenti sempre più avanzati, tra cui l'AI, che consente di superare i limiti dei sistemi tradizionali.

L'attuale diffusione dell'AI all'interno delle organizzazioni contemporanee non rappresenta un fenomeno improvviso, bensì il risultato di un lungo percorso scientifico e tecnologico avviato a metà del XX secolo. Per comprendere pienamente il ruolo che l'AI riveste oggi nei sistemi informativi aziendali, è necessario risalire alle sue origini teoriche, individuabili nel *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*.³³ Tale progetto è considerato in letteratura l'atto di nascita ufficiale della disciplina, a partire dalla congettura secondo cui ogni aspetto dell'apprendimento e, più in generale, dell'intelligenza umana possa essere descritto in modo sufficientemente preciso da consentirne la simulazione mediante una macchina.

Questo principio di “*simulabilità*” costituisce il fondamento teorico dell'AI e ha aperto la strada allo sviluppo di sistemi capaci di utilizzare un linguaggio, di formare concetti e di risolvere problemi che precedentemente erano riservati solo all'intelligenza umana.

Già nella proposta originaria emergono alcuni concetti che anticipano i pilastri dell'AI contemporanea. Tra questi, assume primaria rilevanza l'elaborazione del linguaggio, basata sull'idea che il pensiero umano possa essere interpretato secondo regole logiche. Successivamente, emerge l'analisi delle reti neurali, volta a comprendere come disporre i neuroni per formare dei concetti. Un ulteriore elemento riguarda il tema dell'auto-miglioramento dei sistemi, che consiste nella capacità delle macchine di apprendere dai dati

³³ McCarthy J., Minsky M., Rochester N., Shannon C., *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*, 1956.

e di migliorare le proprie prestazioni nel tempo. Infine, si aggiunge una prima riflessione sul ruolo della creatività e dell'intuizione, considerate come processi potenzialmente simulabili e replicabili.

Alla luce di quanto esposto, i principi teorici delineati nella proposta di Dartmouth costituiscono il punto di partenza per lo sviluppo delle moderne tecnologie di AI, oggi sempre più integrate nei sistemi informativi aziendali a supporto dei processi decisionali.

L'AI può essere definita come una disciplina scientifica e ingegneristica che cerca di comprendere i meccanismi dell'intelligenza e di progettare e realizzare sistemi intelligenti.³⁴ In questa prospettiva, l'AI si configura come un ambito interdisciplinare che integra conoscenze provenienti dall'informatica, dalla matematica, dalla logica e dalle scienze cognitive.

Secondo la formulazione proposta da Russell e Norvig, le diverse definizioni di AI possono essere ricondotte a due dimensioni fondamentali: da un lato, la distinzione tra sistemi che simulano i processi di pensiero e sistemi che si concentrano sul comportamento osservabile; dall'altro, la differenza tra approcci che assumono come riferimento il comportamento umano e quelli che si basano su un concetto ideale di razionalità.

Dalla combinazione di queste due dimensioni derivano quattro approcci principali allo studio dell'AI: sistemi che pensano come gli esseri umani, sistemi che agiscono come gli esseri umani, sistemi che pensano in modo razionale e sistemi che agiscono in modo razionale. Il primo approccio si concentra sulla modellazione dei processi cognitivi umani, con l'obiettivo di riprodurre il funzionamento della mente. Il secondo, invece, definisce l'intelligenza in termini di comportamento osservabile, in cui una macchina è considerata intelligente se non si è in grado di distinguere il suo comportamento da quello umano. Gli approcci basati sulla razionalità, invece, si allontanano dall'imitazione dell'uomo e assumono come riferimento la razionalità, definita come un criterio ideale di comportamento ottimale. Il pensare razionalmente implica l'utilizzo di modelli logici in grado di risolvere qualsiasi problema in modo corretto, mentre l'agire razionalmente consiste nel cercare di

³⁴ Russell, S. J., & Norvig, P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, pp. 1-36.

ottenere il miglior risultato possibile e massimizzare il raggiungimento di un determinato obiettivo.

Figura 2.1 – Approcci teorici dell'AI

Pensare come gli esseri umani Riprodurre i processi cognitivi e della mente	Agire come gli esseri umani Simulare il comportamento umano osservabile
Pensare razionalmente Utilizzare modelli logici razionali per risolvere problemi	Agire razionalmente Massimizzare il raggiungimento degli obiettivi

Fonte: Russell, S. J., & Norvig, P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*

Tra questi, l'approccio dell'agente razionale rappresenta oggi il paradigma prevalente. In tale prospettiva, un *agente razionale* è quello che seleziona le azioni più appropriate al fine di massimizzare il raggiungimento di un determinato obiettivo, sulla base delle informazioni disponibili. Tale impostazione consente di superare i limiti dei modelli fondati sulla mera imitazione del comportamento umano, introducendo un criterio di valutazione basato sull'efficacia delle decisioni.

Il passaggio dai sistemi informatici tradizionali all'AI non rappresenta soltanto un'evoluzione tecnologica, ma un vero e proprio cambiamento del modo in cui le imprese elaborano le informazioni, prendono decisioni e risolvono problemi.³⁵

Una prima differenza riguarda la logica di funzionamento dei sistemi. I sistemi tradizionali si basano su un approccio procedurale, dove il programmatore deve prevedere ogni possibile scenario e, di conseguenza, codificare le istruzioni da eseguire. Al contrario, l'AI adotta un approccio dichiarativo e orientato agli agenti intelligenti, in cui i sistemi ricevono solamente degli obiettivi generali dall'uomo, in quanto sono dotati della capacità di determinare autonomamente le azioni più appropriate sulla base dell'ambiente in cui operano.

³⁵ Davenport, T. H., & Ronanki, R., *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018, pp. 110-117.

Un ulteriore elemento distintivo emerge nell'ambito dell'analisi dei dati. Mentre l'analisi analitica tradizionale si basa su regole fisse e su modelli statici, l'AI introduce il cosiddetto *cognitive insight*, caratterizzato dalla capacità di gestire volumi e varietà di dati – i *Big Data* – che superano la capacità dei sistemi tradizionali. Inoltre, i modelli AI vengono addestrati sui dataset per individuare e riconoscere un pattern, piuttosto che essere programmati tramite regole rigide. Infine, tali sistemi sono capaci di migliorare le proprie prestazioni nel tempo grazie all'esperienza e all'automiglioramento.

I sistemi tradizionali risultano limitati in contesti caratterizzati da dati incompleti o variabili incerte, mentre l'AI si basa su modelli probabilistici che permettono di operare anche in condizioni di incertezza o in ambienti non osservabili, assumendo decisioni razionali e adeguate in funzione delle informazioni disponibili.

Anche nei processi di automazione esiste una netta differenza. Le soluzioni più recenti, come la *Robotic Process Automation* (RPA), risultano più avanzate rispetto agli strumenti più tradizionali, in quanto sono capaci di replicare attività tipicamente svolte dagli operatori umani, interagendo con sistemi differenti e gestendo anche dati non strutturati. Al contrario, i sistemi tradizionali risultano meno flessibili rispetto a contesti operativi più complessi.

L'introduzione dell'AI comporta anche alcune criticità. A differenza dei sistemi tradizionali basati su regole esplicite e facilmente interpretabili, molte tecnologie di AI presentano un livello ridotto di trasparenza, rendendo complessa la comprensione dei processi decisionali. A questo si aggiunge la difficoltà di integrazione con i sistemi informativi esistenti, che rappresenta una delle principali sfide per le organizzazioni contemporanee.

Tabella 2.1 – Differenze tra sistemi informatici tradizionali e Intelligenza Artificiale

Sistemi tradizionali	Intelligenza Artificiale
Approccio procedurale	Approccio orientato agli agenti
Regole fisse	Apprendimento continuo dai dati
Modelli statici	Modelli adattivi
Scarsa gestione dell'incertezza	Modelli probabilistici
Automazione rigida	Automazione intelligente
Facile interpretazione	Ridotta trasparenza
Integrazione consolidata	Complessa integrazione

Fonte: Davenport, T. H., & Ronanki, R., Artificial Intelligence for the Real World

Il passaggio dai sistemi programmati manualmente ai sistemi in grado di migliorare automaticamente attraverso l'esperienza è segnato dal *Machine Learning* (ML), che rappresenta il cuore tecnologico dell'AI moderna.

Secondo la definizione proposta da Mitchell,³⁶ un programma apprende da un'esperienza in relazione a un determinato compito e a una misura di prestazione, quando le sue performance nel compito, valutate attraverso la misura di prestazione, migliorano grazie all'esperienza. In questa prospettiva, l'apprendimento non è inteso come semplice esecuzione di istruzioni predefinite, ma come un processo dinamico di adattamento basato sui dati.

Tale impostazione permette di sviluppare sistemi capaci di adattarsi a contesti variabili e complessi, trovando ampie applicazioni anche in ambito aziendale, dove l'analisi dei dati rappresenta un elemento centrale per il supporto dei processi decisionali. In questo contesto, il machine learning permette alle imprese di migliorare progressivamente le proprie prestazioni nel tempo, grazie alla capacità dei sistemi di apprendere dall'esperienza e di affinare i modelli decisionali.

Un aspetto centrale nello sviluppo dell'AI nell'era moderna riguarda il ruolo sempre più rilevante dei dati. In particolare, la letteratura evidenzia come l'attenzione si sia

³⁶ Mitchell, T. M., *Machine Learning*, McGraw-Hill, 1997, pp. 2-13.

progressivamente spostata dalla progettazione degli algoritmi alla disponibilità di grandi quantità di dati, dando origine al fenomeno dei cosiddetti *Big Data*.³⁷ In tale prospettiva, la quantità e la qualità dei dati disponibili possono incidere significativamente sulle prestazioni dei modelli. Infatti, un algoritmo relativamente semplice, se addestrato su una quantità rilevante di dati, può superare le prestazioni di un ottimo algoritmo più sofisticato addestrato su un campione ridotto.

Questo cambiamento ha permesso di superare il cosiddetto “*knowledge bottleneck*”, ovvero il collo di bottiglia della conoscenza, tipico dei sistemi tradizionali, in cui le informazioni dovevano essere codificate in modo esplicito. Nei sistemi basati su AI, infatti, la conoscenza viene estratta direttamente dai dati attraverso processi di apprendimento automatico.

Non tutti i dati, tuttavia, presentano le stesse caratteristiche. Essi possono essere organizzati e rappresentati in modi differenti, influenzando le modalità con cui vengono analizzati e interpretati.³⁸ In questo senso, è possibile distinguere tra dati strutturati, organizzati secondo schemi predefiniti e dati più complessi caratterizzati dalla presenza di relazioni e informazioni non immediatamente formalizzabili.

Alla luce di quanto esposto, l’AI si configura come un insieme di tecnologie e approcci in grado di trasformare il modo in cui i dati vengono elaborati, gestiti e utilizzati all’interno delle imprese. A partire da questi concetti teorici, risulta necessario approfondire il ruolo che l’AI assume nei contesti aziendali, in una nuova economia basata sui dati.

2.2. Il ruolo dell’AI nella nuova economia dei dati

L’attuale scenario economico è caratterizzato da una crescente digitalizzazione delle attività e da un processo di *datafication*, che ha progressivamente trasformato i dati in una risorsa centrale per le economie moderne, diventando un elemento chiave del cosiddetto *Knowledge-Based Capital*, ossia del capitale basato sulla conoscenza.³⁹ In questo contesto, i dati non sono più considerati semplici sottoprodotti dei processi digitali, ma si configurano

³⁷ Russell, S. J., & Norvig, P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall, 2010, pp. 27-28.

³⁸ Ivi., pp. 58-60

³⁹ OECD, *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*, OECD Publishing, Paris, 2015, pp. 3-5.

come una vera e propria infrastruttura strategica, in grado di supportare molteplici applicazioni produttive senza esaurirsi.

Tuttavia, la crescente disponibilità di dati e la riduzione dei costi di archiviazione pongono un problema rilevante: i dati, da soli, non bastano, non sono sufficienti a generare valore. La letteratura,⁴⁰ infatti, evidenzia come l'accumulo di grandi volumi di informazioni, tipico dei Big Data, presenti un valore limitato in assenza di adeguate capacità analitiche. In tali condizioni, le organizzazioni rischiano di incorrere in fenomeni di *information overload*, in cui l'accesso a dati non filtrati compromette la qualità dei processi decisionali.

Il reale vantaggio competitivo non risiede nella semplice disponibilità di dati, bensì nella capacità, attraverso strumenti analitici avanzati, di trasformarli in *insight*, ovvero informazioni che emergono dall'analisi di dati e che permettono di comprendere meglio un fenomeno e guidare le decisioni strategiche.

Per questo motivo, diventa fondamentale completare il ciclo del valore dei dati, che prevede una trasformazione progressiva dei dati in informazioni e, infine, in conoscenza.⁴¹ Infatti, i dati sono rappresentazioni oggettive e grezze di fatti, mentre le informazioni emergono dalla loro interpretazione, rendendo visibili le relazioni e le strutture sottostanti. La conoscenza, infine, deriva dall'assimilazione di tali informazioni attraverso un processo di apprendimento che consente di supportare decisioni più consapevoli ed efficaci.

In questo processo di trasformazione, l'AI e le tecniche di analisi avanzata assumono un ruolo centrale, diventando lo strumento fondamentale per estrarre valore dai dati, individuare pattern nascosti e generare insight utili. Se i dati rappresentano l'infrastruttura della nuova economia dei dati, l'AI ne costituisce il principale strumento di valorizzazione, trasformando un potenziale informativo in un concreto vantaggio competitivo.

L'evoluzione verso un'economia sempre più basata sui dati ha portato alla diffusione del concetto di *data-driven economy*, definita in letteratura come un sistema economico che si

⁴⁰ McKinsey Global Institute, *The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World*, McKinsey & Company, 2016, p. 43.

⁴¹ OECD, *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*, OECD Publishing, Paris, 2015, pp. 32-33

basa sul capitale intellettuale e cognitivo e sull'uso strategico dei dati, dei software e delle tecniche avanzate per la creazione del valore.⁴²

All'interno di questo paradigma, il principale motore della creazione di valore è rappresentato dalla *Data-Driven Innovation* (DDI), ossia dalla capacità di analizzare enormi volumi di dati, spesso quasi in tempo reale, al fine di migliorare o sviluppare nuovi prodotti, processi, mercati e metodi organizzativi. I dati, in questo modo, diventano non solo una risorsa informativa, ma un elemento fondamentale nei processi di innovazione e trasformazione economica.

All'interno della data-driven economy, l'AI assume un ruolo centrale non tanto come strumento in grado di replicare il pensiero umano, quanto piuttosto come tecnologia capace di ridurre drasticamente il costo di una sua componente fondamentale: la *predizione*. La predizione può essere definita come il processo attraverso cui, a partire dai dati disponibili, si colmano le informazioni mancanti al fine di supportare le decisioni. In questa prospettiva, la predizione non si limita a prevedere eventi futuri, ma si estende alla classificazione e interpretazione del presente e del passato.⁴³

Fino all'avvento dell'AI, i sistemi di predizione e le prime forme di automazioni si basavano su regole di tipo “*if-then*”, per le quali al verificarsi di una determinata condizione, allora sarebbe dovuta seguire un'azione precisa. Questa logica tradizionale è stata progressivamente sostituita da altre logiche probabilistiche fondate sul machine learning e sul deep learning. In tali sistemi, le macchine non vengono più programmate attraverso regole e istruzioni predefinite, ma apprendono autonomamente dai dati, identificando pattern e formulando previsioni sulla base dell'esperienza. Questo cambiamento consente di gestire una complessità informativa e un numero di variabili e di risultati che sarebbero impossibili da trattare con approcci tradizionali o da un programmatore umano.⁴⁴

Tuttavia, la predizione rappresenta solo una componente del processo decisionale, in quanto è necessario che venga affiancata dall'automazione. L'automazione si verifica quando i modelli predittivi raggiungono livelli di affidabilità tali da consentire la codifica o la pre-

⁴² Ivi, pp. 19-22.

⁴³ Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2018, pp- 23-27.

⁴⁴ Ivi, pp 107-120

codifica da parte degli ingegneri, oppure l'apprendimento automatico di tali criteri decisionali a partire dall'osservazione delle scelte degli esseri umani.

In questo scenario, l'automazione determina una profonda trasformazione dell'organizzazione e dell'architettura aziendale. Si sviluppano modelli in cui l'esecuzione delle attività viene affidata a sistemi di AI. Questo consente di ridurre il coinvolgimento diretto del lavoro umano nei processi operativi, riducendo i costi marginali e sviluppando rendimenti di scala crescenti. In tale contesto, il ruolo delle risorse umane passa dall'esecuzione alla progettazione e supervisione dei processi automatizzati.⁴⁵

Il *data-driven decision making* (DDD) rappresenta un cambiamento profondo nei modelli decisionali delle organizzazioni, segnando il passaggio da logiche basate sull'intuizione e sull'esperienza dei leader, all'analisi sistematica dei dati. In questo contesto, le decisioni non sono più guidate dalle cosiddette *HiPPOs* (*Highest Paid Person's Opinions*), ossia dalle opinioni dei soggetti con maggiore autorità, ma da evidenze empiriche e dati oggettivi.⁴⁶

Tabella 2.2 – Modelli decisionali tradizionali e Data-Driven Decision Making

Modello decisionale tradizionale	Data-Driven Decision Making
Centralità dell'esperienza manageriale	Centralità delle evidenze empiriche
Approccio gerarchico	Approccio analitico-sperimentale
Decisioni basate sull'intuizione in contesti incerti	Decisioni basate sui dati e validate attraverso esperimenti e test

Fonte: Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence

Tale trasformazione si riflette anche nelle pratiche manageriali, sempre più orientate allo sviluppo di esperimenti e test, attraverso i quali le imprese validano le proprie scelte strategiche e idee di business, prima della loro implementazione e lancio sul mercato.

⁴⁵ Iansiti, M., & Lakhani, K. R., *Competing in the Age of AI*, Harvard Business Review Press, 2020, pp. 15-20.

⁴⁶ Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Kim, H. H., *Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decision Making Affect Firm Performance?*, MIT, 2011. pp. 2-5, 9.

L'adozione del data-driven decision making non dipende esclusivamente dalla disponibilità di infrastrutture tecnologiche o budget informatici, bensì dipende dalla presenza di specifiche pratiche organizzative. In particolare, il grado di adozione del DDD all'interno di un'azienda può essere valutato sulla base di tre dimensioni principali: l'utilizzo effettivo dei dati per lo sviluppo di nuovi prodotti o servizi, l'impiego dei dati per supportare i processi decisionali aziendali e la disponibilità e accessibilità delle informazioni necessarie a supportare tali decisioni.

Le evidenze empiriche mostrano come questo approccio produca benefici significativi in termini di performance. Le imprese che adottano il DDD registrano livelli di produttività e di output superiori del 5-6% rispetto a quanto atteso sulla base degli input tradizionali e degli investimenti in tecnologia.⁴⁷ Inoltre, un alto livello di DDD è associato positivamente anche a una maggiore redditività e, di conseguenza, ad un miglioramento del rendimento del capitale proprio (ROE).

La capacità di prendere decisioni basate sui dati assume, quindi, la natura di un vero e proprio asset immateriale, in grado di contribuire alla creazione di valore nel lungo periodo. Tuttavia, la diffusione del data-driven decision making incontra ancora alcune resistenze, legate in particolare a difficoltà organizzative e costi richiesti per la trasformazione dei processi decisionali.

L'AI crea valore dai dati attraverso processi di analisi avanzata che consentono di individuare pattern nascosti e relazioni complesse all'interno di grandi volumi di informazioni, dando origine a quella che viene definita *cognitive insights*, ovvero l'intuizione cognitiva. A differenza delle tecniche analitiche tradizionali, tali modelli sono caratterizzati da un'elevata intensità di dati e da una capacità di apprendimento continuo nel tempo, migliorando progressivamente le proprie performance man mano che vengono alimentati con nuove informazioni.⁴⁸

Le evidenze teoriche trovano conferma anche dai dati empirici, che evidenziano come la crescente diffusione dell'AI abbia un impatto significativo sulle performance aziendali.

⁴⁷ Ivi., pp. 14-17

⁴⁸ Davenport, T. H., Ronanki, R., *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018, pp. 108-116.

Secondo un'indagine globale di McKinsey condotta nel 2023,⁴⁹ circa il 55% delle imprese intervistate ha adottato soluzioni di AI, mentre un terzo delle stesse dichiara di utilizzare regolarmente strumenti di AI generativa in almeno una funzione aziendale. Questo fenomeno ha catturato l'attenzione dei vertici aziendali, determinandone un forte coinvolgimento: circa un quarto dei dirigenti utilizza direttamente tali strumenti e, in molte imprese, l'AI è ormai entrata stabilmente nell'agenda dei consigli di amministrazione.

Di conseguenza, le prospettive di investimento risultano essere in forte crescita: il 40% delle organizzazioni prevede di aumentare i propri investimenti in AI nel breve e nel medio periodo.

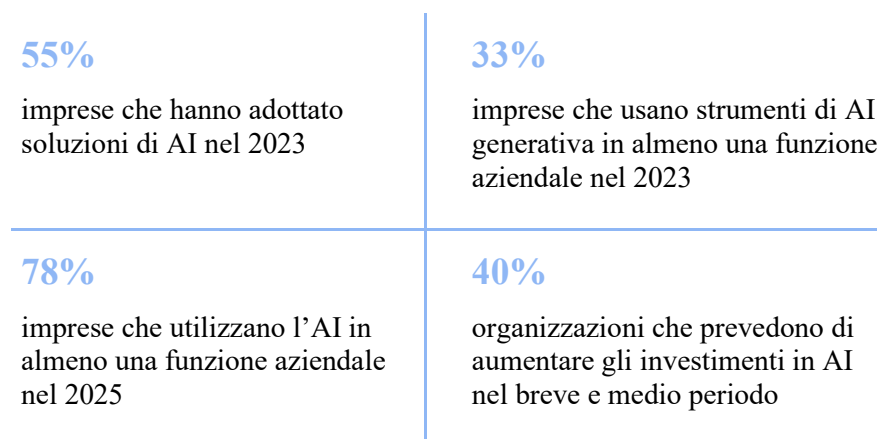
Tuttavia, emerge un netto divario tra le organizzazioni, in termini di capacità di sfruttamento di tali tecnologie. Dalle aziende comuni, infatti, si distinguono i cosiddetti *AI high performers*, ovvero le imprese in cui almeno il 20% del reddito operativo (EBIT) è attribuibile all'uso dell'AI. Queste aziende si distinguono anche per i livelli di adozione più elevati e per un utilizzo orientato non solo all'efficienza e alla riduzione dei costi, ma anche alla creazione di nuovi modelli di business e fonti di ricavo.

McKinsey nel 2025 ha svolto nuovamente un'indagine che non solo ha confermato le evidenze del 2023, ma ha rafforzato le dinamiche evolutive trattate.⁵⁰ Nel nuovo report emerge come l'AI abbia registrato un'accelerazione significativa: il 78% delle organizzazioni dichiara di utilizzarla in almeno una funzione aziendale, rispetto al 55% rilevato due anni prima.

⁴⁹ McKinsey & Company, *The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year*, 2023, pp. 1-21.

⁵⁰ McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*, 2025, pp. 2-22.

Figura 2.2 – Diffusione e prospettive dell'AI secondo McKinsey



*Fonte: McKinsey & Company, The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year;
The state of AI: How organizations are rewiring to capture value.*

Parallelamente, si osserva un ampliamento dell'ambito di applicazione: per la prima volta le imprese impiegano l'AI in più funzioni contemporaneamente, con una media di tre diverse aree aziendali coinvolte, segnando il passaggio da una logica sperimentale a una vera e propria integrazione sistemica su scala aziendale.

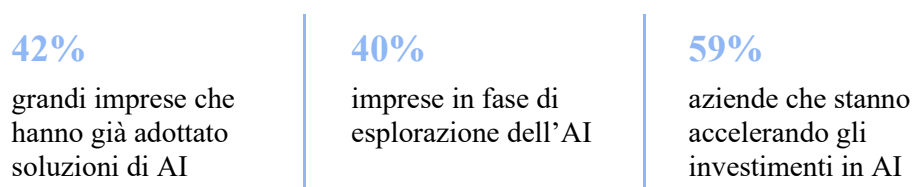
Superato l'entusiasmo iniziale (l' "hype"), i vertici aziendali hanno iniziato ad esigere ritorni economici concreti dagli investimenti iniziali in AI. L'indagine evidenzia, in tal senso, che tra 25 diverse pratiche organizzative analizzate, quella con il maggiore impatto sulla capacità di generare reddito operativo (EBIT) tramite l'AI generativa è risultata essere la riprogettazione dei flussi di lavoro (*workflow redesign*). Dal report emerge che il 21% delle organizzazioni che utilizzano l'AI dichiara di aver già riprogettato radicalmente almeno una parte dei propri flussi di lavoro.

Altri dati confermano la crescente centralità dell'AI nella nuova economia dei dati e nelle strategie aziendali. Secondo IBM,⁵¹ il 42% delle grandi imprese ha già adottato soluzioni di AI, mentre un ulteriore 40% si trova in fase di esplorazione. Anche gli investimenti in AI hanno visto una forte accelerazione, interessando quasi il 59% delle aziende già attive su questo fronte.

⁵¹ IBM, *Global AI Adoption Index – Enterprise Report*, 2023, pp. 3-31.

Da ulteriori evidenze emerge come l'AI venga considerata una delle tecnologie più influenti per le imprese, con un mercato globale passato da circa 10,1 miliardi di dollari nel 2018 a una stima superiore ai 126 miliardi entro il 2025.⁵²

Figura 2.3 – Adozione e investimenti in AI secondo IBM



Fonte: IBM, *Global AI Adoption Index – Enterprise Report*

In conclusione, l'AI si configura come un elemento chiave della nuova economia dei dati, in quanto consente di trasformare grandi volumi di informazioni in conoscenza utile e valore economico, di supportare le decisioni strategiche e migliorare le performance aziendali complessive. Tuttavia, il suo impatto dipende sempre più dalla capacità delle organizzazioni di integrarla efficacemente nei propri processi e modelli operativi.

In questo contesto, l'adozione dell'AI si estende progressivamente alle diverse funzioni aziendali, all'interno delle quali emergono benefici concreti in termini di aumento dei ricavi e miglioramento dell'efficienza operativa. L'analisi delle principali applicazioni dell'AI nei diversi ambiti aziendali sarà approfondita nel paragrafo successivo.

2.3. Tecnologie e applicazioni dell'AI in ambito aziendale

Negli ultimi anni, l'AI ha trovato un'applicazione sempre più diffusa all'interno delle imprese, contribuendo alla trasformazione dei processi operativi, decisionali e strategici. Grazie alla capacità di analizzare grandi quantità di dati, l'AI consente alle aziende di migliorare l'efficienza, ottimizzare le performance e sviluppare nuove opportunità di

⁵² Vlačić, B., Corbo, L., Costa e Silva, S., Dabić, M., *The evolving role of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda*, Journal of Business Research, 2021, pp. 187-203.

business. In questo contesto, le applicazioni dell'AI si estendono a diverse funzioni aziendali, assumendo un ruolo sempre più centrale all'interno delle organizzazioni.

I principali ambiti di applicazione dell'AI nei contesti aziendali contemporanei includono le operations e la supply chain, il marketing e la customer analytics, la finanza e il risk management, l'accounting e il controlling, nonché la gestione delle risorse umane.

Tali ambiti verranno analizzati nei paragrafi successivi.

2.3.1. Operations e supply chain

L'AI trova una delle sue principali applicazioni nell'ambito delle operations e della gestione della supply chain. In particolare, l'adozione di sistemi intelligenti consente alle imprese di migliorare la pianificazione e il controllo della produzione, rendendo i sistemi più flessibili, reattivi e tempestivi in un ambiente sempre più dinamico, caratterizzato da cambiamenti continui della domanda e variazioni operative.

Nell'ambito dei processi produttivi, l'AI trasforma la gestione operativa attraverso tre pilastri principali: la pianificazione e il controllo della produzione, il controllo qualità automatizzato e il supporto decisionale.⁵³

In primo luogo, attraverso l'impiego di algoritmi avanzati, le aziende sono in grado di ottimizzare l'utilizzo delle risorse produttive e dei macchinari, migliorando l'efficienza dell'intero processo produttivo, garantendo che la consegna del prodotto finito avvenga puntualmente. Allo stesso tempo, l'integrazione delle tecnologie di *machine learning* e di sistemi di visione artificiale permette di automatizzare i processi di controllo qualità, passando da verifiche a campione a ispezioni complete dei prodotti in tempo reale. Questo consente di ridurre gli scarti e di migliorare gli standard qualitativi, permettendo contestualmente agli esperti di concentrarsi su azioni correttive strategiche piuttosto che su attività manuali e ripetitive. Un ulteriore ambito di applicazione riguarda il supporto decisionale, in cui l'AI non sostituisce completamente l'intervento umano, bensì lo affianca e lo supporta nella gestione di scenari complessi, consentendo di analizzare un numero molto

⁵³ Helo, P., & Hao, Y., *Artificial intelligence in operations management and supply chain management: an exploratory case study*, Production Planning & Control, 33(16), 2022, pp. 1573–1588.

elevato di variabili e di individuare soluzioni più efficienti. In questo modo, i responsabili operativi possono concentrarsi su decisioni di livello strategico.

Nell'ambito della supply chain, l'AI contribuisce a migliorare la comunicazione tra cliente e azienda, che diventa più efficiente e immediata, riducendo i tempi e migliorando la qualità. Grazie all'integrazione di dati provenienti da diverse fonti, è possibile migliorare le previsioni della domanda, ridurre le inefficienze e ottimizzare la gestione delle scorte in magazzino. L'integrazione delle tecnologie IoT consente, inoltre, di monitorare lo stato degli asset e prevenire eventuali guasti o anomalie, riducendo i tempi di fermo e i costi operativi. Infine, l'AI contribuisce ad aumentare la trasparenza e la capacità di adattamento dei sistemi logistici.

Nel complesso, l'adozione dell'AI nelle operations e nella supply chain consente alle imprese di migliorare l'efficienza, aumentare la flessibilità e rafforzare la propria competitività, trasformando i sistemi produttivi in strutture sempre più integrate e orientate al dato.

Tabella 2.3 – Applicazioni dell'AI nelle operations e nella supply chain

Applicazione AI	Funzione principale	Benefici
Pianificazione della produzione	Ottimizzazione delle risorse e dei flussi produttivi	Efficienza e riduzione di costi e tempi
Controllo qualità automatizzato	Ispezione in tempo reale	Riduzione degli scarti e miglioramento qualitativo
Supporto decisionale	Analisi di scenari complessi	Decisioni più rapide e accurate
Previsione della domanda	Analisi predittiva dei bisogni dei clienti	Migliore gestione delle scorte
Manutenzione predittiva	Monitoraggio degli asset	Riduzione di guasti, fermi e costi operativi
Comunicazione e relazione con il cliente	Gestione dei contatti aziendali	Interazioni più efficienti, immediate e di qualità

Fonte: Helo, P., & Hao, Y., Artificial intelligence in operations management and supply chain management

In particolare, lo studio di Cannas et al.⁵⁴, basato sull'analisi di 17 casi aziendali, evidenzia come l'adozione di soluzioni di AI consenta alle imprese di rendere i propri processi di pianificazione, produzione e consegna più reattivi e resilienti, anche in contesti caratterizzati da elevata volatilità della domanda e crescente pressione verso la digitalizzazione.

Nonostante i benefici dell'adozione dell'AI nei processi di operations e di supply chain, emergono comunque alcune criticità. In particolare, emergono barriere di natura tecnologica, legate alla qualità e all'integrazione dei dati, barriere organizzative, dovute alla carenza di competenze specialistiche e alla resistenza al cambiamento e barriere di natura finanziaria, connesse agli elevati investimenti iniziali e alle difficoltà di valutazione del ritorno economico.

2.3.2. Marketing e customer Analytics

Nel nuovo contesto della crescente centralità dei dati, l'AI sta trasformando profondamente il marketing, ridefinendo le modalità con cui le imprese analizzano i comportamenti dei consumatori e progettano le proprie strategie, favorendo il passaggio da un approccio tradizionale basato sull'intuizione a modelli data-driven fondati sull'analisi predittiva e sulla personalizzazione avanzata.

Secondo Sterne,⁵⁵ l'AI rappresenta l'evoluzione naturale dei sistemi informatici tradizionali, configurandosi come un insieme di tecnologie in grado di apprendere e migliorare le proprie prestazioni nel tempo.

In ambito marketing, il valore dell'AI può essere sintetizzato nel modello delle “Tre D”: *Detect*, ovvero la capacità di individuare pattern e attributi rilevanti all'interno di grandi volumi di dati; *Deliberate*, ossia l'elaborazione di inferenze e la costruzione di regole decisionali; *Develop*, che indica la capacità del sistema di evolversi progressivamente, aggiornando le proprie interpretazioni sulla base dei risultati ottenuti.

⁵⁴ Cannas, V. G., Ciano, M. P., Saltalamacchia, M., & Secchi, R., *Artificial Intelligence in Operations and Supply Chain Management: a Multiple Case Study Analysis*, International Journal of Production Research, 2024, pp. 3333–3354.

⁵⁵ J. Sterne, *Artificial Intelligence for Marketing: Practical Applications*, John Wiley & Sons, Hoboken, 2017, pp. 3-5

L'adozione dell'AI comporta una trasformazione significativa anche nelle attività di ricerca di mercato e segmentazione. I sistemi intelligenti consentono, infatti, di analizzare grandi quantità di dati eterogenei per estrarre insight immediatamente utilizzabili. La segmentazione del mercato non si limita più a categorie predefinite, ma diventa dinamica e data-driven. Grazie a tecniche come il *lookalike modeling*, l'AI è in grado di individuare nuovi segmenti di clientela potenzialmente profittevoli, anche quando non sono immediatamente identificabili con approcci tradizionali.⁵⁶

Un ulteriore ambito di applicazione riguarda la gestione della *customer experience* lungo l'intero *customer journey*. In questo contesto, l'AI supporta i processi di persuasione personalizzata tramite diversi strumenti. Le chatbot e gli assistenti virtuali, ad esempio, sono in grado di rispondere in tempo reale alle domande e richieste dei clienti, migliorando progressivamente grazie all'apprendimento automatico. I motori di raccomandazione sono un ulteriore strumento a supporto delle attività di marketing, che permette di superare le logiche tradizionali di "filtraggio", con l'obiettivo di integrare informazioni più contestualizzate. Allo stesso modo, i sistemi di pricing dinamico permettono di adattare i prezzi in funzione dell'elasticità della domanda individuale, ovvero delle caratteristiche e dei comportamenti individuali.

L'AI assume, inoltre, un ruolo centrale nelle strategie di *retention*, volte a mantenere il cliente, piuttosto che trovarne uno nuovo. Questa strategia si basa sulla statistica per la quale acquisire un nuovo cliente è fino a sette volte più costoso che mantenerne uno esistente. Non solo, l'AI si focalizza sull'analisi del *churn rate*, ovvero del tasso di abbandono della clientela. Attraverso l'integrazione di dati provenienti da diverse fonti – come CRM, sistemi di fatturazione e dati comportamentali – è possibile sviluppare modelli predittivi in grado di identificare i clienti a rischio abbandono. A questo si affianca l'impiego di tecniche di *sentiment analysis*, basate sul *Natural Language Processing* (NLP), che consentono di analizzare i feedback dei clienti non solo per comprenderne le motivazioni, ma soprattutto per intercettare tempestivamente eventuali segnali di insoddisfazione.

Infine, l'introduzione dell'AI ridefinisce il ruolo del *marketer*. Come anticipato, le soluzioni intelligenti non nascono per sostituire l'intervento umano, bensì sono progettate per

⁵⁶ Ivi, pp. 128–132, 165–187, 202–209, 262–294.

amplificarne le capacità decisionali. Il professionista del marketing assume così il ruolo di guida e supervisione dei sistemi intelligenti, orientandone l'analisi attraverso la definizione di ipotesi e obiettivi.

L'AI assume un ruolo estremamente strategico anche nella gestione delle relazioni con i clienti (*Customer Relationship Management*, CRM). In quest'ottica, le aziende possono prevedere con maggiore accuratezza le risposte delle campagne di marketing, favorendo un approccio sempre più customer-centric e orientato alla co-creazione di valore. Questo è facilitato dall'integrazione dell'AI, che permette di analizzare variabili demografiche, comportamentali e psicografiche in modo più veloce, tempestivo ed efficiente.⁵⁷

L'impatto dell'AI si manifesta lungo tutte le fasi del ciclo di vita della relazione con il cliente, trasformando profondamente le funzioni di marketing, vendite e customer service. Nella prima fase di acquisizione, l'AI facilita l'identificazione di nuovi clienti attraverso campagne di marketing mirate. Durante la fase di conversione e vendita, l'impiego di analisi predittive e sistemi di raccomandazione consente di ottimizzare le strategie commerciali, individuando le caratteristiche dei prodotti di maggior successo e suggerendo offerte personalizzate. Infine, nella fase di retention e assistenza post-vendita, la lealtà del consumatore viene rafforzata grazie a chatbot intelligenti, strumenti di sentiment analysis e soluzioni di advisory automatizzate capaci di fornire supporto personalizzato in tempo reale.⁵⁸

Tuttavia, l'integrazione dell'AI nei sistemi CRM richiede di affrontare numerose sfide organizzative, tecnologiche ed etiche. Le strategie CRM si fondano sull'integrazione di dati provenienti da fonti eterogenee, quali piattaforme di marketing automation, social media, sistemi di supporto clienti ed e-commerce. La gestione di tali informazioni, spesso altamente sensibili, solleva problematiche legate alla privacy, alla sicurezza dei dati e alla necessità di garantire equità e trasparenza nei processi decisionali.

⁵⁷ Vlačić, B., Corbo, L., Costa e Silva, S., & Dabić, M., *The evolving role of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda*, Journal of Business Research, 2021, 187-203

⁵⁸ Cfr. C. Ledro, D. Nosella, P. Vinelli, *Artificial Intelligence in Customer Relationship Management: A Systematic Framework for a Successful Integration*, Journal of Business Research, 2025, pp. 1-3.

Un ulteriore contributo è dato dalla *network theory*, secondo cui l'AI è in grado di identificare i nodi più influenti all'interno delle reti sociali e digitali, consentendo alle imprese di ottimizzare e massimizzare l'impatto delle strategie di comunicazione.

Infine, l'introduzione dell'AI comporta una trasformazione dei tradizionali modelli di marketing, in particolare di quelli che sono i processi di segmentazione, targeting e posizionamento (STP), che diventano sempre più dinamici e basati sui dati. Questo permette addirittura di anticipare i comportamenti di acquisto.

Tabella 2.4 – Applicazioni dell'AI nel Marketing e nel customer Analytics

Applicazione AI	Funzione principale	Benefici
Customer Analytics	Analisi dei dati dei consumatori	Migliore conoscenza del cliente e decisioni oggettive
Segmentazione dinamica	Identificazione dei target tramite <i>lookalike modeling</i>	Personalizzazione delle strategie
Chatbot e assistenti virtuali	Assistenza automatizzata ai clienti	Maggiore rapidità ed efficienza
Recommendation systems	Personalizzazione delle offerte	Miglioramento della customer experience
Dynamic pricing	Adattamento dei prezzi alla domanda	Ottimizzazione dei prezzi e ricavi
Churn prediction	Identificazione dei clienti a rischio abbandono	Interventi proattivi e maggiore retention
Sentiment analysis	Analisi dei feedback e delle emozioni	Individuazione tempestiva dell'insoddisfazione
CRM intelligente	Integrazione e analisi dei dati del cliente	Strategie più customer-centric
Network analysis	Identificazione delle reti e delle interazioni sociali	Maggiore efficacia comunicativa

Fonte:

Cannas, V. G., Ciano, M. P., Saltalamacchia, M., & Secchi, R., Artificial Intelligence in Operations and Supply Chain Management: a Multiple Case Study Analysis;

J. Sterne, Artificial Intelligence for Marketing: Practical Applications;

Cfr. C. Ledro, D. Nosella, P. Vinelli, Artificial Intelligence in Customer Relationship Management: A Systematic Framework for a Successful Integration.

In conclusione, l'AI sta assumendo un ruolo sempre più centrale nel marketing e nella gestione delle relazioni con i clienti. È in questo contesto che si è sviluppato il concetto di *Marketing AI*, che si riferisce a sistemi in grado di elaborare informazioni relative a consumatori, concorrenti e contesto aziendale, al fine di supportare o automatizzare decisioni orientate alla massimizzazione dei risultati di business.

2.3.3. Finanza e risk management

L'AI trova un'ampia applicazione anche nell'ambito della finanza e del risk management, dove consente in particolare di migliorare significativamente la capacità di previsione e di supportare processi decisionali complessi. La previsione viene definita in letteratura come il processo volto a completare informazioni mancanti, utilizzando i dati disponibili.⁵⁹ L'AI non solo consente di migliorare la previsione, ma permette di ridurre il costo.

In ambito finanziario, tale capacità si traduce in un'evoluzione dei processi di valutazione del rischio, in particolare nella gestione del credito. L'affidabilità creditizia (*credit worthiness*) dei soggetti viene, infatti, trattata come un problema predittivo standardizzato, permettendo alle imprese di stimare con maggiore accuratezza la probabilità di insolvenza. L'utilizzo dell'AI permette, inoltre, di automatizzare e velocizzare i processi di analisi, riducendo significativamente i tempi di valutazione da settimane a pochi giorni, offrendo alle aziende la possibilità di basare la gestione del rischio sui flussi di dati aggiornati piuttosto che su informazioni statiche, rendendo l'attività più dinamica. Questo si traduce in una riduzione dell'incertezza, in quanto una previsione accurata del rischio di insolvenza permette alle aziende di ottimizzare l'allocazione del capitale e di definire termini contrattuali più precisi.

Un ulteriore ambito di applicazione riguarda il rilevamento delle frodi e la gestione delle transazioni. Le tecniche di machine learning consentono di analizzare in tempo reale grandi volumi di operazioni, individuando anomalie e possibili transazioni fraudolente. Nonostante questo, l'adozione dell'AI non elimina il ruolo del giudizio umano, ma ne aumenta il valore, rimanendo fondamentale nella valutazione dei trade-off decisionali. Ad esempio, un'azienda

⁵⁹ Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2028, pp. 12-14, 24-28, 61-87, 105-109.

potrebbe trovarsi a dover bilanciare il rischio di perdita economica derivante da una frode, con il rischio di perdere il cliente o di comprometterne il rapporto, in caso di falsi positivi.

Storicamente, la scarsa capacità previsionale ha obbligato le aziende a dover investire in soluzioni d'emergenza per gestire il rischio. Le imprese, in tal senso, cercavano di mantenere ampi margini di sicurezza, come scorte eccessive o riserve finanziarie. L'AI permette, invece, di adottare soluzioni e modelli di gestione più flessibili, in cui le decisioni vengono prese sulla base di scenari probabilistici (*"se accade X, allora Y"*), riducendo le inefficienze e i costi operativi.

Oltre alla gestione del rischio, l'AI trova applicazione anche nella pianificazione e nella gestione finanziaria, contribuendo a migliorare la capacità previsionale e il supporto alle decisioni aziendali.

In particolare, uno degli ambiti più rilevanti riguarda la previsione dei flussi di cassa, in cui l'AI consente di integrare un'ampia varietà di dati e variabili, superando i limiti dei modelli statistici tradizionali e permettendo una gestione più efficiente della liquidità.⁶⁰ Grazie a tecniche di analisi avanzata, le imprese possono monitorare in tempo reale indicatori finanziari critici, al fine di ottimizzare la gestione della liquidità aziendali e, eventualmente, di intervenire in modo proattivo prima che si verifichino degli impatti negativi sulla cassa, senza attendere la chiusura dei bilanci. L'AI, inoltre, ottimizza il capitale circolante andando a valutare in tempo reale il rischio di credito, prima che si verifichino delle conseguenze sulla liquidità aziendale, a partire dalla cronologia dei pagamenti dei clienti.

L'AI assume un ruolo centrale anche nei processi di budgeting e gestione delle performance, trasformando un'attività tradizionalmente statica in un processo dinamico e continuo. I sistemi di AI sono in grado di analizzare automaticamente gli scostamenti rispetto al budget, individuandone i driver e le cause, e suggerendo soluzioni e azioni correttive in tempi più rapidi. Inoltre, l'integrazione dei modelli predittivi consente di migliorare la pianificazione finanziaria, rendendo possibile una maggiore coerenza tra obiettivi strategici e allocazione delle risorse.

⁶⁰ McKinsey & Company, *McKinsey on Finance: Gen AI – A guide for CFOs*, 2023, pp. 11-24

Un ulteriore ambito di applicazione riguarda il forecasting e la pianificazione strategica, in cui l'AI permette di gestire sistemi complessi caratterizzati da relazioni non lineari tra i dati.⁶¹ In particolare, i sistemi di AI vengono utilizzati per prevedere l'andamento dei ricavi e della domanda, supportando il management nella valutazione delle performance e nella definizione delle strategie future.

Infine, le capacità predittive dell'AI trovano applicazione anche nella gestione degli investimenti e dei costi, permettendo una più efficiente allocazione del capitale e l'ottimizzazione degli investimenti.⁶² A partire dall'analisi dei dati storici e dei trend di mercato, è possibile valutare in modo più accurato le opportunità di business e ottimizzare le decisioni finanziarie, riducendo le inefficienze operative e contribuendo a un miglior utilizzo delle risorse aziendali.

Tabella 2.5 – Applicazioni dell'AI nella finanza e nel risk management

Applicazione AI	Funzione principale	Benefici
Credit scoring	Valutazione del rischio creditizio	Riduzione del rischio di insolvenza
Fraud detection	Identificazione di anomalie e transazioni fraudolente	Maggiore sicurezza
Cash flow forecasting	Previsione dei flussi di cassa	Migliore gestione della liquidità
Budgeting e performance	Analisi automatica degli scostamenti	Decisioni più rapide e accurate
Forecasting finanziario	Analisi predittiva di ricavi e scenari finanziari	Pianificazione strategica più accurata
Ottimizzazione degli investimenti	Analisi di trend e scenari	Allocazione efficiente del capitale e delle risorse

Fonte: McKinsey & Company, *McKinsey on Finance: Gen AI – A guide for CFOs*; Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*;

⁶¹ Cannas, V. G., Ciano, M. P., Saltalamacchia, M., & Secchi, R., *Artificial Intelligence in Operations and Supply Chain Management: a Multiple Case Study Analysis*, International Journal of Production Research, 2024, p. 3333.

⁶² McKinsey & Company, *McKinsey on Finance: Gen AI – A guide for CFOs*, 2023, pp. 11-13.

Nel complesso, l'AI rappresenta un elemento chiave per lo sviluppo di quelle che sono le funzioni finanziarie all'interno di un'organizzazione, in quanto consente alle imprese di migliorare la qualità delle proprie decisioni finanziarie e strategiche, ridurre l'incertezza e i rischi e adottare modelli di business sempre più dinamici e data-driven.

2.3.4. Accounting e business controlling

L'AI trova applicazione anche nelle funzioni di accounting e di business controlling, contribuendo a migliorare l'efficienza dei processi contabili e a rafforzare il supporto ai processi decisionali aziendali attraverso l'analisi avanzata dei dati.

L'integrazione dell'AI nei processi di accounting rappresenta uno dei principali elementi dell'evoluzione della funzione amministrativa, consentendo di automatizzare le attività tradizionalmente svolte dall'uomo e di migliorare l'efficienza e l'affidabilità delle informazioni contabili.

Dal punto di vista applicativo, l'AI trova impiego in numerosi processi contabili.⁶³ In particolare, nel ciclo attivo e passivo, dove consente l'automazione della lettura di fatture e ricevute attraverso tecnologie di riconoscimento ottico dei caratteri (OCR) e attraverso l'Intelligent Document Recognition (IDR), permettendo l'estrazione e l'inserimento automatico dei dati, eliminando la probabilità di errore umano, risparmiando tempo e incrementando notevolmente l'efficienza operativa. Analogamente, l'utilizzo dell'AI consente di simulare l'intervento umano e di gestire in tempo reale operazioni come la fatturazione, i pagamenti, le riconciliazioni bancarie, l'individuazione di anomalie, fino alla redazione del bilancio mediante sistemi di riclassificazione automatica dei conti, con elevati livelli di accuratezza e nel rispetto delle normative.

L'AI, oltre a migliorare la precisione dei sistemi algoritmici, consente ai professionisti di liberarsi dalle attività più ripetitive e di orientarsi verso soluzioni a maggiore valore aggiunto, come l'analisi e il supporto decisionale e strategico. Inoltre, contribuisce a garantire maggiore trasparenza e tracciabilità delle informazioni contabili.

⁶³ Calandra, D., *Accounting e Intelligenza Artificiale. Profili applicativi e nuove tendenze*, Torino, Giappichelli Editore, 2023, pp. 42-58, 87-95

Nonostante i numerosi vantaggi, l'implementazione dell'AI nell'accounting presenta anche alcune criticità e rischi. Tra queste emerge il gap di competenze, legato alla difficoltà di integrare conoscenze contabili e informatiche. Un ulteriore ostacolo è rappresentato dalla resistenza al cambiamento e la tendenza a mantenere processi tradizionali, oltre alla difficoltà di automatizzare alcune attività contabili. Infine, si verificano rischi legati alla sicurezza e alla protezione dei dati, alla limitata trasparenza dei modelli algoritmici e ai limiti di alcuni sistemi in relazione all'affidabilità.

La maggiore disponibilità di dati strutturati, precisi, e tempestivi, resa possibile dall'evoluzione dei processi di accounting a seguito dell'integrazione dell'AI, costituisce la base per un'evoluzione del business controlling, che inizia a configurarsi sempre più come una funzione orientata all'analisi prospettica dei dati e al supporto dei processi decisionali, in ottica strategica.

Il controllo di gestione – o business controlling – è tradizionalmente definito come il processo attraverso il quale i manager assicurano che le risorse siano impiegate in modo efficace ed efficiente per il raggiungimento degli obiettivi aziendali. In tale prospettiva, esso svolge una funzione di collegamento tra la pianificazione strategica e le attività operative.⁶⁴

In questo contesto, la crescente digitalizzazione delle imprese ha determinato un profondo cambiamento nei sistemi di management control, dando origine alla cosiddetta “*datafication*”, ovvero la possibilità di tracciare digitalmente un numero sempre maggiore di attività con un livello di accuratezza senza precedenti. Tale evoluzione ha determinato un cambiamento radicale nelle architetture di calcolo dei costi e nei sistemi di controllo di gestione. La tradizionale logica lineare, basata su relazioni sequenziali tra strategia, operazioni e risultati, è stata superata dai nuovi sistemi informativi e di controllo che si fondano sull'integrazione di dati strutturati e non strutturati, tra cui i cosiddetti “*trace data*”, ovvero dati che, pur non avendo un legame diretto con un impatto economico immediatamente misurabile, risultano altamente rilevanti ai fini del supporto decisionale.⁶⁵

⁶⁴ Robert N. Anthony, *Planning and Control Systems: A Framework for Analysis*, Boston, Harvard Business School Press, 1965.

⁶⁵ Alnoor Bhimani, *Digital data and management accounting: why we need to rethink research methods*, Journal of Management Control, 2020, pp. 8-12.

In questo scenario, l'AI gioca un ruolo fondamentale nel potenziare le capacità del business controlling, consentendo di analizzare grandi moli di dati, individuare pattern nascosti e trasformare rapidamente gli insight in azioni concrete. Questo permette di superare un approccio meramente descrittivo, orientato all'analisi dei risultati passati, a favore di un controlling di tipo predittivo e prospettico, in grado di supportare in modo più efficace i processi decisionali aziendali. Inoltre, l'analisi dei Big Data può rilevare modelli inaspettati che portano all'identificazione di nuove strategie organizzative, superando le teorie tradizionali legate alla formulazione delle strategie.

L'adozione dell'AI nei sistemi di controllo di gestione non è priva di criticità. In particolare, l'elevata disponibilità di dati non garantisce necessariamente decisioni più razionali, anzi può condurre a decisioni errate se non accompagnata da adeguate capacità interpretative. Inoltre, l'utilizzo di dati provenienti da fonti digitali può essere soggetto a bias e distorsioni, soprattutto quando tali dati non risultano pienamente rappresentativi del fenomeno analizzato.

Alla luce di tali trasformazioni il business controlling assume un ruolo sempre più strategico all'interno dell'organizzazione, passando dall'essere una funzione di monitoraggio e di reporting all'essere uno strumento fondamentale di supporto alle decisioni e di creazione di valore.

Tabella 2.6 – Applicazioni dell'AI nell'accounting e nel business controlling

Applicazione AI	Funzione principale	Benefici
OCR e IDR	Automazione della lettura e classificazione documentale	Riduzione degli errori e maggiore efficienza
Automazione contabile	Gestione automatica di pagamenti, riconciliazioni e riclassificazione di bilanci	Riduzione dei tempi operativi e focus dei professionisti su analisi e strategia
Rilevazione delle anomalie	Identificazione di errori e incongruenze	Maggiore accuratezza e controllo
Predictive controlling	Analisi prospettica e previsione degli scenari	Pianificazione strategica più accurata e decisioni più rapide
Analisi dei trace data	Individuazione di pattern nascosti	Sviluppo di nuove strategie strategiche

Fonte:

Calandra, D., Accounting e Intelligenza Artificiale. Profili applicativi e nuove tendenze;

Robert N. Anthony, Planning and Control Systems: A Framework for Analysis;

Alnoor Bhimani, Digital data and management accounting: why we need to rethink research methods

2.3.5. Risorse umane

L'ambito delle risorse umane rappresenta l'ultima area di applicazione analizzata nel presente capitolo, completando il quadro delle principali funzioni aziendali interessate dall'integrazione dell'AI.

Dal punto di vista applicativo, uno degli ambiti maggiormente interessati è quello del recruiting e della selezione del personale. Nello specifico, l'AI generativa consente di migliorare la definizione e la stesura dei requisiti professionali, aiutando i manager a individuare le competenze effettivamente necessarie per il ruolo. Inoltre, permette di personalizzare l'interazione con i candidati, rendendo le comunicazioni più rapide ed efficaci.⁶⁶

L'AI trova anche applicazione nei processi di sviluppo professionale, diventando uno strumento di supporto alla crescita individuale. Attraverso l'utilizzo di assistenti virtuali, i lavoratori possono esplorare nuovi percorsi di carriera, individuando opportunità coerenti con le proprie competenze e aspirazioni, ricevendo indicazioni e suggerimenti personalizzati sui percorsi formativi necessari. Ciò contribuisce ad aumentare la trasparenza organizzativa e a favorire una maggiore autonomia dei dipendenti nella gestione del proprio sviluppo professionale. Inoltre, tali tecnologie risultano particolarmente efficaci nel favorire l'inserimento dei nuovi dipendenti, consentendo loro di accedere rapidamente alle conoscenze organizzative e raggiungere livelli elevati di autonomia e di produttività in tempi più brevi.

Un ulteriore ambito di applicazione riguarda la gestione delle performance. In questo contesto, l'AI generativa può supportare i manager nel sintetizzare grandi quantità di

⁶⁶ McKinsey & Company, *Generative AI and the future of HR*, 2023, pp. 2–7.

feedback e informazioni, facilitando la redazione delle valutazioni e migliorando l'efficienza dei processi valutativi.

Un'evoluzione particolarmente significativa dell'AI nell'ambito delle risorse umane è rappresentata dallo sviluppo dell'*Intelligenza Artificiale Emotiva* (IAE), che consente ai sistemi intelligenti di analizzare e interpretare le emozioni umane. L'IAE si basa sulla consapevolezza che le emozioni sono strettamente connesse a processi cognitivi quali attenzione, apprendimento e memoria, risultando quindi rilevanti anche nei contesti decisionali e organizzativi. L'IAE consente, ad esempio, di analizzare il comportamento non verbale dei candidati, rilevando elementi quali lo stato emotivo, l'ansia, il livello di coinvolgimento o eventuali incongruenze tra quanto dichiarato e le reazioni osservate. Inoltre, l'IAE permette di valutare competenze difficilmente misurabili con strumenti tradizionali, come le capacità relazionali e l'intelligenza emotiva.⁶⁷

Tabella 2.7 – Applicazioni dell'AI nelle Risorse Umane

Applicazione AI	Funzione principale	Benefici
Recruiting e selezione	Supporto alla selezione del personale	Processi di assunzione più rapidi ed efficaci
Sviluppo professionale	Suggerimenti su percorsi di carriera e formativi	Maggiore trasparenza e autonomia dei dipendenti
Onboarding intelligente	Accesso rapido alle conoscenze organizzative	Riduzione dei tempi di inserimento
Performance management	Analisi automatizzata di feedback e valutazioni	Maggiore efficienza valutativa
Intelligenza Artificiale Emotiva	Analisi delle emozioni e del comportamento	Valutazione più avanzata delle soft skills

Fonte: McKinsey & Company, *Generative AI and the future of*

Nonostante i numerosi benefici, l'adozione dell'AI generativa nelle risorse umane presenta alcune criticità e sfide rilevanti. In primo luogo, l'utilizzo di dati storici può determinare la

⁶⁷ Feola, M. L., Lo Presti, A., *Intelligenza Artificiale emotiva e assessment delle risorse umane*, TOPIC - Temi di Psicologia dell'Ordine degli Psicologi della Campania, 2023, pp. 14–29.

riproduzione e l'amplificazione di bias, con possibili effetti discriminatori nei processi di selezione. Inoltre, l'elevata velocità di produzione dei contenuti può ridurre il tempo dedicato sia al pensiero critico che a quello creativo. In questo contesto, emerge infatti la necessità di mantenere un approccio "*human-in-the-loop*", in cui il giudizio umano rimane centrale nei processi decisionali, sia per garantire l'accuratezza dei risultati, sia per assicurare il rispetto di principi etici e normativi.

2.4. AI e Analytics nei processi decisionali aziendali

In un contesto di mercato caratterizzato da una crescente disponibilità di dati e da una progressiva digitalizzazione dei processi aziendali, l'Analytics ha assunto un ruolo sempre più centrale nel supporto delle decisioni. *L'Analytics*⁶⁸ viene definita in letteratura come l'impiego di tecnologie e metodologie quantitative per la raccolta e l'analisi dei dati, finalizzato a supportare e migliorare i processi decisionali aziendali. A differenza delle statistiche descrittive, che si limitano a rappresentare fenomeni del passato, l'Analytics consente di elaborare modelli predittivi e strumenti di ottimizzazione. In ambito informatico, queste pratiche e i relativi software rientrano nel concetto di *business intelligence*, trattato precedentemente.

Le organizzazioni più avanzate non si limitano alla semplice raccolta e archiviazione delle informazioni, ma adottano strumenti di analisi e tecnologie informatiche per estrarre valore dai dati.

In questo scenario, l'Information Technology e l'Analytics si trasformano da semplici strumenti di supporto operativo a elementi chiave dei processi decisionali, in quanto consentono di analizzare in modo sistematico fenomeni complessi e di ridurre l'incertezza associata alle scelte aziendali. Le decisioni non sono più basate esclusivamente sull'intuizione o sull'esperienza dei manager, ma vengono progressivamente affiancate da evidenze empiriche.

⁶⁸ T. H. Davenport, J. Harris, *Competing on Analytics: The New Science of Winning*, Harvard Business School Press, Boston, 2007, p. 1.

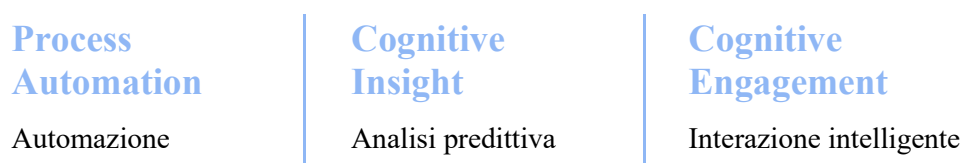
L'integrazione dell'AI rappresenta, dunque, un ulteriore passo evolutivo, in grado di ampliare significativamente le potenzialità dell'Analytics nei processi decisionali.

L'integrazione dell'AI nei processi decisionali aziendali richiede un approccio pragmatico e progressivo. Le evidenze empiriche mostrano come le organizzazioni tendano inizialmente a sovrastimare le potenzialità dell'AI, puntando a progetti altamente trasformativi e iper-ambiziosi, spesso definiti come *moon shots*. Tuttavia, questi progetti si rivelano spesso difficili da implementare, oltre a essere caratterizzati da elevati livelli di complessità tecnica e organizzativa.⁶⁹

Al contrario, i progetti meno ambiziosi e più mirati, i cosiddetti *low-hanging fruit*, risultano essere meno rischiosi, consentendo allo stesso tempo alle imprese di acquisire esperienza, sviluppare competenze, ottenere risultati tangibili, aumentare la soddisfazione e migliorare nel complesso le performance finanziarie.

In tale contesto, l'AI può essere analizzata non come una tecnologia unica, ma come un insieme di capacità operative a supporto delle decisioni aziendali, attraverso la lente delle “*capacità di business*”. In quest'ottica, è possibile distinguere tre principali ambiti di utilizzo: l'automazione dei processi operativi (*Process Automation*), la generazione di insight attraverso l'analisi dei dati (*Cognitive Insight*) e il supporto delle interazioni con utenti e clienti (*Cognitive Engagement*).

Figura 2.4 – Principali capacità di business dell'AI



Fonte: T. H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*

L'adozione dell'AI nei processi decisionali richiede, pertanto, un percorso strutturato, articolato in diverse fasi. In primo luogo, è necessario sviluppare una comprensione adeguata

⁶⁹ T. H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018, pp. 110-115.

delle tecnologie disponibili, tenendo in considerazione che esistono delle differenze importanti tra sistemi trasparenti e modelli più complessi e difficilmente interpretabili. Successivamente, le organizzazioni devono individuare le aree in cui l'AI può generare valore decisionale, costruendo un portafoglio di progetti coerente con le proprie esigenze operative. Infine, risulta fondamentale adottare un approccio graduale basato su progetti pilota, che consentano di testare le soluzioni prima di una loro implementazione su larga scala. In tal senso, nella fase di sviluppo e scalabilità, risulta importante prestare attenzione alla gestione del cambiamento (*change management*) per gestire le paure e le resistenze dei dipendenti che si sentono minacciati dalla tecnologia.

I processi aziendali sono spesso influenzati da limiti cognitivi intrinseci. Come evidenziato da Daniel Kahneman⁷⁰, il pensiero umano si articola in due modalità: una intuitiva, rapida e automatica e una più lenta e analitica. Nella pratica, la maggior parte delle decisioni aziendali è guidata o influenzata dalla componente intuitiva. Poiché questa componente – oltre ad essere soggetta a errori sistematici – non può essere “spenta”, risulta necessario affiancare i sistemi di Analytics e AI al giudizio umano, in modo da poter elaborare i dati in modo più strutturato e coerente, contribuendo a migliorare la qualità delle decisioni.

Tra i principali bias che influenzano il processo decisionale vi è il principio WYSIATI (“*What You See Is All There Is*”)⁷¹, secondo cui gli individui tendono a formulare giudizi e giungere a conclusioni basandosi esclusivamente sulle informazioni immediatamente disponibili, ignorando del tutto i dati mancanti o incompleti. Questo porta i manager a sovrastimare la qualità delle proprie decisioni e a fenomeni di *overconfidence*, in cui la fiducia soggettiva non riflette la realtà, essendo basata su informazioni limitate.

Le decisioni umane in condizioni di incertezza sono ulteriormente distorte dalle *euristiche*, ovvero scorciatoie mentali che semplificano decisioni complesse. In particolare, l'*euristica della disponibilità* porta a valutare la probabilità di un evento o di un rischio sulla base della facilità con cui esempi simili affiorano alla memoria. A questa si aggiunge l'*euristica dell'affetto* che, invece, induce a formulare giudizi influenzati da fattori emozionali o preferenze personali. Tali meccanismi risultano particolarmente rischiosi e critici nei contesti

⁷⁰ D. Kahneman, *Thinking, Fast and Slow*, Farrar, Straus and Giroux, New York, 2011, pp. 32-40.

⁷¹ Ivi, pp. 84-104.

decisionali caratterizzati da elevata incertezza. L'adozione dell'AI e degli strumenti di Analytics contribuisce a ripulire il processo da queste influenze.

L'ultimo limite che si ritiene doveroso approfondire è rappresentato dalla *planning fallacy*, ovvero la fallacia della pianificazione, che porta i decisori e i manager a formulare previsioni e stime eccessivamente ottimistiche riguardo a tempi, costi e risultati, avvicinandosi il più possibile allo scenario ideale, a scapito di dati storici e casi analoghi. A ciò si aggiunge l'*illusione di validità*, ovvero la tendenza a sovrastimare l'accuratezza delle proprie valutazioni, anche in presenza di evidenze contrarie.

In questo quadro, emerge che in contesti caratterizzati da incertezza e complessità, le previsioni basate su modelli statistici e algoritmi risultino spesso più accurate, razionali e coerenti rispetto a quelle formulate da professionisti ed esperti. Gli algoritmi, infatti, sono in grado di individuare pattern nei dati difficilmente percepibili e di applicare i criteri decisionali in modo costante, senza essere influenzati da fattori emotivi, personali o contestuali. L'AI diventa a tutti gli effetti uno strumento in grado di supportare il processo decisionale, senza cercare di sostituire il giudizio umano, bensì supportandolo e contribuendo a compensarne i limiti.

Tabella 2.8 – Bias cognitivi e contributo razionalità algoritmica

Bias cognitivo	Effetti sul processo decisionale	Supporto dell'AI e dell'Analytics
WYSIATI	Decisioni basate su informazioni immediatamente disponibili e incomplete	Analisi integrata di grandi quantità di dati
Overconfidence	Sovrastima della qualità delle proprie decisioni	Valutazioni basate su evidenze empiriche
Euristiche	Decisioni guidate da ricordi recenti o da emozioni e preferenze personali	Applicazione di criteri logico-statistici
Planning fallacy	Stime eccessivamente ottimistiche	Utilizzo di dati storici e scenari predittivi
Illusione di validità	Eccessiva fiducia nelle proprie valutazioni	Verifica tramite evidenze empiriche

Fonte: D. Kahneman, *Thinking, Fast and Slow*

L'evoluzione dei processi decisionali aziendali è strettamente connessa alla crescente disponibilità di dati e può essere sintetizzata da una celebre affermazione di due teorici del management, W. Edwards Deming e Peter Drucker: *“Non puoi gestire ciò che non puoi misurare”*. In questo contesto, i Big Data rappresentano un elemento chiave per migliorare la qualità delle decisioni, consentendo ai manager di misurare e conoscere le proprie dinamiche di business e di analizzare fenomeni complessi con un livello di precisione e profondità senza precedenti.⁷²

A differenza degli approcci di Analytics tradizionali, l'analisi dei Big Data si caratterizza per tre dimensioni fondamentali: volume, velocità e varietà. Le organizzazioni si trovano oggi a gestire enormi quantità di dati provenienti da fonti eterogenee, spesso non strutturate, che devono essere analizzate in tempo reale per anticipare il mercato. È proprio la capacità di integrare e interpretare queste informazioni che consente di ottenere una visione più completa e dinamica dei fenomeni aziendali, migliorando il supporto delle decisioni.

L'utilizzo dei dati nei processi decisionali trova un forte riscontro empirico. Infatti, studi condotti evidenziano come le organizzazioni che adottano un approccio data-driven registrino livelli più elevati di produttività e performance. Un esempio emblematico è quello di Sears Holdings: l'azienda possedeva enormi quantità di dati su clienti e prodotti, ma questi erano isolati in diversi database separati. Questa frammentazione rendeva la creazione di promozioni mirate un processo lungo che poteva durare fino a otto settimane. Adottando un'architettura integrata, oltre all'adozione di strumenti di Analytics e di AI, i tempi si sono ridotti a una sola settimana, permettendo di conseguenza al management di prendere decisioni più rapide.

L'affermazione dei Big Data ha portato, nel complesso, un cambiamento nel modo in cui le decisioni vengono prese all'interno delle organizzazioni. Il modello decisionale basato sull'intuizione del decisore è stato progressivamente superato da un modello orientato ai dati, dove le decisioni non sono guidate esclusivamente dall'esperienza o dalla posizione gerarchica, ma sono supportate da evidenze empiriche, portando ad un maggiore grado di oggettività dei processi decisionali.

⁷² Andrew McAfee & Erik Brynjolfsson, *Big Data: The Management Revolution*, Harvard Business Review, 2012, pp. 62–68.

Nonostante le potenzialità offerte dai Big Data, dall'Analytics e dall'AI, la loro efficacia nei processi decisionali non è automatica, ma dipende dalla presenza di alcune condizioni fondamentali, riconducibili a tre pilastri operativi principali: le persone, la tecnologia e il focus.⁷³

In primo luogo, il ruolo del personale risulta centrale. Non è sufficiente disporre di personale che sappia usare i software o che possieda capacità ingegneristiche, le organizzazioni orientate ai dati richiedono solide competenze analitiche e quantitative, oltre che la capacità di interpretare i dati, di comprendere i bisogni dei manager e di contribuire, quindi, in modo attivo ai processi decisionali.

In secondo luogo, la tecnologia rappresenta un elemento fondamentale dei processi decisionali. L'infrastruttura informativa deve consentire la raccolta, l'integrazione e l'elaborazione di grandi quantità di dati provenienti da fonti diverse. Questo implica l'adozione di sistemi integrati, come ERP e CRM, nonché la presenza di strumenti di Business Intelligence in grado di supportare tutte le attività che vanno dall'estrazione, alla trasformazione, alla visualizzazione, gestione e diffusione dei dati.

Infine, risulta fondamentale la capacità di orientare il focus dell'analisi verso le decisioni più rilevanti, in linea con la strategia generale dell'azienda. Poiché le attività analitiche richiedono risorse significative, è necessario sapersi focalizzare sulle aree ad alto impatto.

Tabella 2.9 – I tre pilastri del Data-Driven Decision Making

Pilastro	Ruolo nei processi decisionali
Persone	Interpretazione dei dati e sviluppo di competenze analitiche
Tecnologia	Raccolta, integrazione ed elaborazione dei dati
Focus	Orientamento dell'analisi dei dati verso decisioni ad alto impatto strategico

Fonte: T. H. Davenport, Competing on Analytics

⁷³ T. H. Davenport, *Competing on Analytics*, Harvard Business Review, 2006, pp. 1-2.

In tale contesto, la capacità di trasformare i dati in conoscenza utile per il processo decisionale trova la sua espressione massima nella *Data Science*. La Data Science rappresenta un elemento fondamentale che consente la connessione tra i dati e le decisioni. In un panorama caratterizzato dalla crescente disponibilità di Big Data e da una maggiore potenza di calcolo, è necessario distinguere tra le tecnologie di gestione ed elaborazione dei Big Data e la Data Science vera e propria. Le infrastrutture tecnologiche consentono di raccogliere e processare grandi volumi di informazioni, ma è la Data Science che, tramite principi matematici e algoritmi, permette di trasformare tali dati in conoscenza utile per il processo decisionale. In questo senso, la Data Science può essere interpretata come un vero e proprio “tessuto connettivo” tra l’infrastruttura tecnologica e il Data-Driven Decision Making.⁷⁴

L’efficacia di un approccio decisionale basato sui dati non è supportata solamente dalla teoria, ma trova conferma anche da evidenze empiriche. Diversi studi hanno dimostrato che le organizzazioni più propense all’analisi dei dati registrano livelli più elevati di produttività – compreso tra il 4% e il 6% – rispetto alle aziende che, invece, si affidano prevalentemente all’intuito dei decisori. Un maggiore utilizzo dei dati nei processi decisionali risulta associato a un maggiore rendimento delle attività (ROA), del capitale proprio (ROE) e del valore di mercato.

Al fine di generare un effettivo miglioramento dei processi decisionali, è necessario sviluppare una diffusa capacità di “*data-Analytics thinking*” all’interno dell’organizzazione, a tutti i livelli. Risulta, infatti, cruciale che i leader strategici, i manager e persino i dipendenti delle varie business units sviluppino un “pensiero analitico”, comprendendo i principi base della Data Science, della Data Analysis e dei Big Data.

L’adozione dell’Analytics e, più in generale, dell’AI nei processi decisionali non rappresenta un traguardo immediato, bensì un percorso evolutivo lungo e spesso complicato, che richiede continuità. Le organizzazioni devono, infatti, accumulare nel tempo uno storico di dati sufficientemente ampio e affidabile, al fine di poter sviluppare modelli predittivi accurati e per poter garantire previsioni affidabili. A questo si aggiunge anche la necessità di sviluppare

⁷⁴ F. Provost, T. Fawcett, *Data Science and its relationship to Big Data and data-driven decision making*, 2013, pp. 6-12.

e raffinare i sistemi informatici, di assumere personale qualificato e di acquisire competenze specialistiche. Il processo richiede, inoltre, di effettuare progetti pilota prima di decidere di utilizzarli su larga scala.⁷⁵

In questo senso, l'integrazione dell'Analytics nei processi decisionali può essere interpretata come un processo graduale di trasformazione organizzativa, che coinvolge non solo gli strumenti tecnologici, ma anche le competenze e le modalità con cui vengono prese le decisioni.

In conclusione, l'evoluzione dell'Analytics e dell'AI ha profondamente trasformato il modo in cui le organizzazioni affrontano i processi decisionali, segnando un passaggio da un approccio prevalentemente intuitivo a uno fondato sui dati. Le decisioni non risultano più esclusivamente legate all'esperienza e all'intuito dei manager, ma vengono supportate da evidenze empiriche e modelli analitici in grado di ridurre l'incertezza e migliorare la qualità delle decisioni.

Tale trasformazione rappresenta il presupposto per un'evoluzione in cui l'AI non si limita più solamente ad analizzare e supportare le decisioni, ma è in grado di generare contenuti, suggerire soluzioni e simulare scenari complessi.

2.5. Dall'Analytics all'AI generativa: nuove logiche decisionali

Negli ultimi anni, l'evoluzione delle tecnologie di analisi dei dati ha progressivamente trasformato il modo in cui le organizzazioni supportano i processi decisionali. Se inizialmente l'Analytics si limitava a descrivere fenomeni passati e a fornire strumenti di supporto al decisore, l'introduzione dell'AI ha segnato un passaggio fondamentale verso i modelli predittivi e automatizzati trattati nei precedenti paragrafi.

Oggi, con l'emergere dell'AI generativa, si assiste a un ulteriore cambiamento: le tecnologie non si limitano più ad interpretare i dati e a supportare i processi decisionali aziendali, ma

⁷⁵ T. H. Davenport, *Competing on Analytics*, Harvard Business Review, 2006, pp. 9-10.

sono in grado di generare contenuti, simulare scenari e contribuire attivamente alla costruzione delle decisioni e alla formulazione di soluzioni.

L'emergere dell'AI generativa rappresenta un punto di discontinuità, un salto evolutivo netto, rispetto ai modelli di Analytics e di AI tradizionale analizzati nei paragrafi precedenti. Se questi ultimi risultavano orientati alla previsione e all'ottimizzazione dei processi decisionali, la Generative AI introduce una capacità nuova: la produzione di contenuti originali e la simulazione di scenari complessi, sempre a supporto dei processi decisionali del management.

L'AI generativa può essere definita come una particolare tipologia di AI in grado di creare contenuti originali, quali testi, immagini, video, audio o codici, in risposta all'input o alla richiesta di un utente.⁷⁶ Tali sistemi si basano su modelli di deep learning addestrati su grandi quantità di dati, attraverso i quali apprendono pattern e relazioni che vengono successivamente utilizzati per generare nuovi output coerenti e contestualizzati.

Dal punto di vista applicativo e aziendale, tali sistemi si basano sui cosiddetti *foundation models*, ovvero modelli di grandi dimensioni addestrati su quantità estremamente ampie di dati non strutturati e privi di etichette, come testi, immagini e audio. A differenza dei modelli tradizionali, progettati per svolgere compiti specifici, i *foundation models* risultano essere *general-purpose* e sono in grado di eseguire molteplici task complessi “*out of box*”, quindi senza necessità di una riprogrammazione dedicata. Questa caratteristica consente all'AI di superare il ruolo di mero strumento analitico, acquisendo la capacità di comprendere il linguaggio naturale e generare output coerenti e contestualizzati.⁷⁷

In questo nuovo contesto, l'AI generativa si configura come un vero e proprio “*esperto virtuale*” a supporto delle decisioni. Grazie alle avanzate capacità di elaborazione, i manager e i dipendenti possono interrogare vastissimi archivi di documentazione aziendale semplicemente dialogando con la macchina, come se stessero facendo una domanda a un collega umano. Parallelamente, l'AI assume il ruolo di “*collaboratore virtuale*”, essendo in

⁷⁶ IBM, *What is generative AI?*, New York, IBM Corporation, 2023.

⁷⁷ McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*, 2023, pp. 6-10, 12-19.

grado di analizzare informazioni non strutturate, sintetizzare contenuti, proporre intuizioni e alternative strategiche, contribuendo attivamente alla formulazione delle decisioni.

Tabella 2.10 – Evoluzione dall’Analytics tradizionale all’AI generativa

Dimensione	Analytics e AI tradizionale	AI generativa
Funzione primaria	Previsione e ottimizzazione	Generazione di contenuti e simulazione di scenari
Approccio operativo	Modelli predittivi e algoritmi specializzati	Foundation model
Tipologia di output	Previsioni, classificazioni e insight	Testi, immagini, codici e contenuti originali
Impatto sul lavoro	Automazione di attività ripetitive e operative	Automazione del knowledge work
Ruolo per il decisore	Strumento di supporto analitico/quantitativo	Collaboratore virtuale interattivo
Livello di autonomia	Supporto all’ottimizzazione decisionale	Partecipazione attiva alla formulazione delle decisioni

Fonte: IBM, What is generative AI; McKinsey & Company, The economic potential of generative AI: The next productivity frontier

L’impatto più rilevante di questa evoluzione si manifesta nel cosiddetto *knowledge work*, ovvero l’insieme delle attività basate sulla conoscenza, sulla comunicazione e sul problem solving. Mentre le precedenti tecnologie di automazione si concentravano su attività ripetitive e strutturate, l’AI generativa estende il proprio raggio d’azione anche a compiti ad elevato contenuto cognitivo, tradizionalmente considerati difficilmente automatizzabili.⁷⁸

Questa evoluzione determina un significativo aumento del potenziale di automazione anche per le attività manageriali e decisionali. Tale fenomeno si accompagna a un’inversione delle dinamiche tradizionali dell’automazione: mentre in passato le tecnologie impattavano maggiormente sulle professioni a bassa qualificazione, l’AI generativa esercita un effetto più rilevante sulle attività ad alta intensità di conoscenza e caratterizzate da elevati livelli di

⁷⁸ Ivi, pp. 40-46.

istruzione e di reddito. Evidenze empiriche dimostrano come, con l'integrazione dell'AI generativa, la percentuale di automazione tecnica abbia visto un incremento del 34% dal 2017 al 2023.

L'introduzione dell'AI generativa nei processi decisionali aziendali non rappresenta solamente un avanzamento tecnologico, bensì configura una vera e propria trasformazione macroeconomica. Pur rimanendo fondamentali gli strumenti di Analytics e di Machine Learning tradizionali per l'ottimizzazione dei processi aziendali, le nuove logiche generative promettono di creare un valore aggiunto senza precedenti, introducendo un ulteriore livello di creazione di valore.

Secondo le stime di McKinsey & Company⁷⁹, le applicazioni di AI generativa potrebbero, da sole, aggiungere fino a 4.400 miliardi di dollari annui all'economia globale. Allargando lo spettro, se si calcola anche l'incremento della produttività e i nuovi casi d'uso, il valore economico potenziale complessivo si trova tra i 6.100 e i 7.900 miliardi di dollari annui. Tale contributo rappresenta un incremento stimato tra il 15% e il 40% rispetto al valore generato dalle precedenti applicazioni di AI e Analytics.

Figura 2.5 – Impatto economico potenziale dell'AI generativa

4.400 mld \$ contributo diretto annuo dell'AI generativa all'economia globale	6.100-7.900 mld \$ valore economico potenziale complessivo annuo	+ 15% - 40% incremento rispetto al valore generato da AI e Analytics tradizionali
---	--	---

Fonte: McKinsey & Company, What's the future of generative AI? An early view in 15 charts.

L'aspetto più rilevante delle nuove logiche decisionali automatizzate riguarda la rapidità con cui i sistemi di AI generativa stanno riducendo il divario rispetto alle capacità cognitive umane. Se in precedenza si stimava che i sistemi informatici avrebbero impiegato decenni per eguagliare la mente umana, l'evoluzione recente dei foundation models ha

⁷⁹ McKinsey & Company, *What's the future of generative AI? An early view in 15 charts*, 2023, pp. 2, 7, 17.

significativamente accorciato tali tempistiche. Le proiezioni indicano che l'AI generativa potrebbe arrivare a competere con il 25% dei migliori professionisti prima del 2040.⁸⁰

L'impatto economico dell'AI generativa non si distribuisce in modo uniforme, ma tende a concentrarsi in specifiche aree operative e in determinati settori. A livello di funzioni aziendali, il Marketing e le Vendite risultano quelle che ottengono i benefici maggiori, grazie alla possibilità di implementare strategie di personalizzazione avanzata, analisi in tempo reale dei clienti e ottimizzazione delle campagne. Dal punto di vista settoriale, i comparti ad alta intensità tecnologica e il settore bancario sono i principali beneficiari, grazie all'automazione dello sviluppo software e della gestione avanzata delle informazioni. Il potenziale nel settore bancario è stimato tra i 200 e i 300 miliardi di dollari annui, corrispondenti al 3-5% dei ricavi globali del settore. Infine, nel settore retail e nei beni di consumo, l'utilizzo di strumenti generativi può generare un valore compreso tra i 400 e i 660 miliardi di dollari annui.

Per comprendere a fondo le implicazioni dell'AI generativa sulle decisioni aziendali, è necessario chiarirne non solo il funzionamento tecnico, ma anche i suoi effetti cognitivi sui decisori e le implicazioni strategiche a livello organizzativo e sistemico.

A differenza degli algoritmi tradizionali, basati su logiche lineari e relativamente trasparenti, i modelli generativi si fondano su architetture estremamente complesse, caratterizzate da miliardi di parametri. Questa complessità pone un problema rilevante in termini di explainability: risulta difficile ricostruire, comprendere e spiegare il percorso logico esatto che ha portato l'algoritmo a suggerire una specifica decisione.⁸¹

Un ulteriore elemento critico che può compromettere l'affidabilità del sistema è noto come fenomeno delle “*allucinazioni*”: la macchina genera contenuti e risposte formalmente corretti e plausibili, ma logicamente e fattualmente inesatte. A questo si aggiunge il rischio di *bias algoritmici*, derivanti dai dati utilizzati nella fase di addestramento, che possono influenzare la qualità e l'imparzialità delle decisioni.

⁸⁰ Ivi, p. 4-8.

⁸¹ McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*, 2023, pp. 48-50.

I sistemi di AI, come già anticipato, non “ragionano” nel senso umano e non attingono da un database statico di conoscenze e nozioni, ma si fondano sui *foundation models*, ovvero modelli base addestrati su quantità enormi di dati non strutturati. L’obiettivo di tali sistemi è apprendere la distribuzione di probabilità sottostante ai dati. Quando un manager interroga l’AI, il sistema utilizza questa mappa probabilistica per prevedere e generare le parole o i concetti statisticamente più coerenti con la richiesta iniziale, creando contenuti nuovi ma simili per stile e struttura ai dati di addestramento. Proprio questa natura probabilista costituisce l’origine del fenomeno chiamato “allucinazioni”, accennato in precedenza.⁸²

Un ulteriore elemento di criticità riguarda la dimensione infrastrutturale e strategica. Infatti, a differenza degli strumenti di Analytics tradizionali, sviluppabili e gestibili internamente alle organizzazioni, i sistemi di AI generativa richiedono risorse estremamente elevate, con costi di sviluppo e addestramento che possono oscillare tra i 9 e i 23 milioni di dollari. Di conseguenza, le imprese si trovano inevitabilmente a dover dipendere da altre aziende, che spesso presentano limitata trasparenza, non rilasciando informazioni in merito all’architettura, alle dimensioni del modello o ai dati di addestramento.

Infine, l’adozione dell’AI generativa pone nuove sfide anche in relazione alla qualità delle informazioni disponibili. La drastica riduzione dei costi di produzione dei contenuti ha favorito la diffusione di contenuti artificiali e potenzialmente fuorvianti, contribuendo all’inquinamento informativo. In tale contesto, per i manager diventa sempre più complesso distinguere tra contenuti affidabili e contenuti generati automaticamente. Di fronte a queste sfide, emerge una nuova competenza direzionale fondamentale per estrarre valore: il *prompt design*, ovvero la capacità di formulare richieste precise e contestualizzate all’AI, al fine di orientare l’output verso risultati coerenti, pertinenti, accurati e strategicamente utili.⁸³

⁸² C. Frediani, S. Montegiove, F. Nejrotti, *Generazione AI: una monografia sull'Intelligenza Artificiale*, Guerre di Rete, 2023, pp. 72-74.

⁸³ Ivi, pp. 56-77.

Tabella 2.11 – Principali criticità dell'AI generativa nei processi decisionali

Criticità	Descrizione
Explainability limitata	Difficoltà nel comprendere il percorso logico delle decisioni generate dall'AI
Allucinazioni	Generazione di contenuti plausibili ma fattualmente inesatti
Bias algoritmici	Riproduzione di distorsioni derivanti dai dati di addestramento
Dipendenza infrastrutturale	Necessità di risorse elevate e dipendenza da provider esterni
Inquinamento informativo	Diffusione di contenuti artificiali e potenzialmente fuorvianti

Fonte: McKinsey & Company, The economic potential of generative AI: The next productivity frontier; C. Frediani, S. Montegiove, F. Nejrotti, Generazione AI: una monografia sull'Intelligenza Artificiale.

Alla luce di tali elementi, l'AI generativa non può essere considerata come un sostituto del decisore umano, ma piuttosto come uno strumento il cui valore dipende dalla capacità dei manager di utilizzare lo strumento, interpretandone gli output in modo critico e integrandolo in modo consapevole nei processi decisionali.

In questo contesto, l'integrazione dell'AI nei processi decisionali richiede l'adozione di adeguati meccanismi di controllo e la presenza di un approccio *human in the loop*, in cui il giudizio umano mantiene un ruolo centrale nella validazione degli output generati, garantendo che gli stessi siano pertinenti e veritieri.⁸⁴

In conclusione, il passaggio dall'Analytics tradizionale all'AI generativa segna un cambiamento profondo nelle logiche decisionali aziendali: si passa da strumenti di supporto basati sull'analisi dei dati a sistemi in grado di generare contenuti e soluzioni. In questo scenario, l'AI generativa non sostituisce il decisore, ma ne ridefinisce il ruolo, rendendo sempre più centrale la capacità di interpretare gli output al fine di supportare decisioni più consapevoli, rapidi ed efficaci.

⁸⁴ McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*, 2023, pp. 48-50.

3. Implicazioni strategiche e rischi dell'Intelligenza Artificiale in azienda

3.1. L'AI come leva strategica di competitività

In un contesto competitivo caratterizzato da una crescente omogeneità dell'offerta e da tecnologie sempre più accessibili, l'ottimizzazione dei processi aziendali rappresenta uno dei principali fattori di differenziazione. Le organizzazioni più avanzate non si limitano alla raccolta dei dati, ma sviluppano la capacità di analizzarli e integrarli nei processi operativi al fine di generare valore. In tale prospettiva, l'Information Technology, gli strumenti di Business Intelligence, l'Analytics e l'AI si trasformano, passando dall'essere semplici strumenti operativi e di supporto, all'assumere un ruolo strategico all'interno dell'impresa.

Le organizzazioni che adottano questo approccio sono definite “*analytics competitors*”⁸⁵. Esse integrano sistematicamente l'analisi dei dati nei propri processi decisionali e all'interno delle proprie strategie competitive globali, trasformando sia le decisioni strategiche che quelle operative in leve di vantaggio competitivo.

In questo contesto, conoscere i costi non basta più: l'attenzione delle aziende si estende alla valutazione del contributo esatto delle risorse umane ai risultati economici, alla previsione delle criticità nella supply chain e alla comprensione approfondita del comportamento dei clienti, inclusi i loro bisogni, la disponibilità a pagare e il livello di fidelizzazione.

Come approfondito nei capitoli precedenti, per supportare efficacemente tali decisioni, l'approccio strategico richiede il superamento delle statistiche tradizionali puramente descrittive, a favore di un utilizzo estensivo di modelli predittivi e algoritmi di ottimizzazione. Inoltre, affinché le logiche data-driven possano essere pienamente efficaci, è necessario superare la tradizionale gestione a compartimenti stagni, in quanto le divisioni in dipartimenti tendono a generare dati incoerenti e non verificati. Tali criticità hanno storicamente prodotto tassi di errore stimati tra il 20% e il 40%. Le organizzazioni più

⁸⁵ T. H. Davenport, *Competing on Analytics*, Harvard Business Review, 2006, pp. 1–4.

avanzate adottano un approccio centralizzato (*enterprise approach*), fondato su piattaforme integrate e standard di reportistica comuni.

Le decisioni strategiche guidate dai dati si fondano, inoltre, sull'integrazione di tre risorse fondamentali: il capitale umano, l'infrastruttura tecnologica e il focus direzionale e strategico. In primo luogo, risulta essenziale integrare nell'architettura organizzativa figure professionali con eccellenti competenze analitiche e spiccate doti relazionali e comunicative. Sul fronte tecnologico, l'infrastruttura diventa un elemento abilitante imprescindibile, richiedendo investimenti in sistemi integrati, data warehouse e potenza di calcolo avanzata. Infine, le risorse analitiche devono essere indirizzate verso ambiti ad alto impatto strategico.

In tale prospettiva, l'AI può essere interpretata come un *runtime* organizzativo⁸⁶, ovvero un motore in grado di ridefinire profondamente non solo le modalità di esecuzione delle attività, ma la natura stessa dell'organizzazione e delle sue dinamiche competitive.

La competitività delle imprese contemporanee si fonda sulla stretta coerenza e sincronia tra il *modello di business*, inteso come il modo in cui l'azienda crea e cattura valore, e il *modello operativo*, ovvero l'insieme dei processi, dei sistemi e delle risorse che ne consentono l'erogazione e la distribuzione.

Nei modelli tradizionali, la crescita dimensionale comportava un aumento della complessità gestionale, oltre che l'emergere di inefficienze e difficoltà legate alla necessità di coordinamento delle risorse umane. Le organizzazioni basate sull'AI, al contrario, riescono a superare questi ostacoli integrando algoritmi e software nei processi di creazione del valore, soprattutto nei percorsi critici (*critical path*). In questo modo, i dipendenti vengono rimossi dalle attività più ripetitive e vengono riallocati verso le funzioni di supervisione, progettazione e controllo. Questo consente di ridurre significativamente i costi marginali, ampliare le economie di scala e diversificare l'offerta, favorendo una capacità di apprendimento continuo senza precedenti.

L'adozione dell'AI come leva strategica consente di amplificare sia gli effetti di rete (*network effect*), sia gli effetti di apprendimento (*learning effects*). A differenza delle

⁸⁶ Iansiti, M., Lakhani, K. R., *Competing in the Age of AI*, Harvard Business Review Press, 2020, pp. 8, 25-29, 35-37.

economie di scala tradizionali, soggette a rendimenti decrescenti, i sistemi basati sui dati presentano rendimenti crescenti: all'aumentare dell'utilizzo, gli algoritmi migliorano le proprie prestazioni, diventando sempre più precisi nel risolvere problemi complessi, consolidando il vantaggio competitivo e creando barriere all'ingresso difficilmente replicabili dai concorrenti.⁸⁷

Di conseguenza, quando un'organizzazione fondata su modelli operativi guidati dall'AI entra in competizione diretta con un'azienda basata su approcci tradizionali, si verifica una “*collisione strategica*”. Il divario in termini di scalabilità, capacità di personalizzazione e gestione della complessità tende a favorire le imprese digitali, contribuendo a ridefinire profondamente gli equilibri complessivi e la struttura di interi settori.

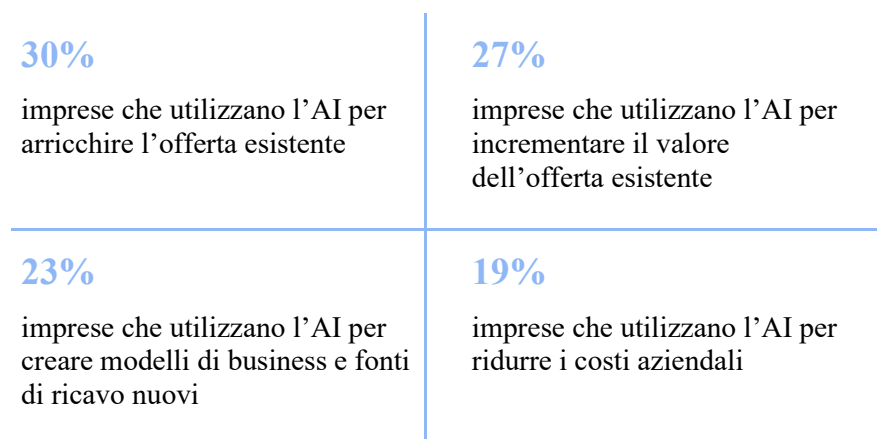
L'efficacia dell'AI come leva strategica di competitività trova oggi ampi riscontri empirici, evidenziando una rapida evoluzione sia nei livelli di adozione che nei risultati economici delle imprese. Già nelle prime fasi di diffusione su larga scala, le aspettative del mondo aziendale risultavano particolarmente elevate: un'indagine condotta da McKinsey & Company nel 2023 ha rilevato che il 75% dei professionisti prevedeva che l'AI generativa avrebbe determinato cambiamenti significativi, o addirittura dirompenti, nella struttura competitiva del settore entro un orizzonte temporale di tre anni.⁸⁸

La rilevanza strategica dell'AI emerge con particolare evidenza osservando le cosiddette imprese *AI high performers*, ovvero quelle organizzazioni in grado di generare almeno il 20% del proprio reddito operativo (EBIT) grazie all'utilizzo dell'AI. A differenza delle imprese tradizionali che tendono a impiegare l'AI prevalentemente come uno strumento per ridurre i costi, le aziende leader la utilizzano come strumento di creazione di valore e di differenziazione competitiva. Risulta, inoltre, che il 30% degli *high performers* impiega l'AI per arricchire l'offerta esistente attraverso nuove funzionalità, il 27% la sfrutta per incrementare il valore dell'offerta esistente, il 23% per creare modelli di business e fonti di ricavo completamente nuovi, e solo il 19% la sfrutta con l'obiettivo primario di ridurre i costi aziendali.

⁸⁷ Ivi, pp. 101-104, 136, 126-128.

⁸⁸ McKinsey & Company, *The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year*, 2023, pp. 2-11.

Figura 3.1 – Utilizzi strategici dell'AI nelle imprese high performers



Fonte: McKinsey & Company, *The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year*

A distanza di due anni, l'integrazione dell'AI ha registrato una fortissima accelerazione, passando da una fase sperimentale ed esplorativa, ad un vero e proprio requisito competitivo. I dati di McKinsey & Company aggiornati al 2025, mostrano come l'adozione dell'AI in almeno una funzione aziendale sia cresciuta in modo rilevante rispetto agli anni precedenti, passando dal 55% del 2023 al 78% del 2025. Anche l'uso regolare di applicazioni di AI Generativa si è diffuso in modo trasversale tra le organizzazioni, interessando il 71% delle imprese.⁸⁹

L'efficacia strategica delle logiche guidate dai dati e dall'AI è strettamente legata alla capacità delle imprese di integrare velocemente ed efficacemente il *data-driven decision-making* (DDD) all'interno delle proprie routine organizzative. Infatti, la transizione verso questi modelli decisionali sta avvenendo a ritmi estremamente rapidi, dimostrando come l'analisi dei dati sia percepita ormai come un requisito competitivo essenziale.

Evidenze empiriche condotte sul settore manifatturiero statunitense mostrano una crescita esponenziale nell'adozione di tali pratiche: in un arco temporale di soli cinque anni, la quota di stabilimenti che ha implementato un approccio decisionale fortemente basato sui dati è quasi triplicata, passando dall'1% al 30%.⁹⁰

⁸⁹ McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*, 2025, pp. 14-17.

⁹⁰ E. Brynjolfsson, K. McElheran, *The Rapid Adoption of Data-Driven Decision-Making*, AEA Papers and Proceedings, vol. 106, n. 5, 2016, pp. 133-135.

Tuttavia, il vantaggio competitivo derivante da questa transizione non si distribuisce in modo uniforme sul mercato, ma tende a concentrarsi nelle organizzazioni che possiedono tre specifiche caratteristiche strutturali. In primo luogo, la dimensione aziendale gioca un ruolo fondamentale, evidenziando forti economie di scala: le imprese di maggiori dimensioni e multi-impianto presentano livelli di adozione significativamente più elevati – tendenzialmente più del doppio – rispetto alle singole unità operative. In secondo luogo, la competitività basata sui dati richiede massicci investimenti complementari: l'adozione del DDD risulta fortemente correlata sia all'intensità degli investimenti in capitale informatico (IT), sia alla presenza di una forza lavoro altamente qualificata, spesso dotata di istruzione universitaria. Infine, un ruolo determinante è svolto dalla consapevolezza organizzativa, ovvero dalla capacità dell'impresa di apprendere e assimilare nuove pratiche manageriali, attraverso il ricorso a molteplici fonti esterne, quali consulenti, concorrenti, fornitori e clienti.

Di contro, l'analisi empirica evidenzia come l'adozione di approcci decisionali basati sui dati sia influenzata da specifiche caratteristiche organizzative interne. In particolare, la probabilità di implementare pratiche di data-driven decision-making tende a ridursi in presenza di figure caratterizzate da elevata anzianità organizzativa o da un forte accentramento decisionale, come nel caso di coinvolgimento diretto del CEO nei processi operativi. Tali evidenze suggeriscono come l'esperienza e la conoscenza tacita possano, in alcuni casi, affiancarsi o sostituirsi all'utilizzo sistematico dei dati.⁹¹

Nel complesso, tali evidenze suggeriscono come l'adozione dell'AI non sia di per sé sufficiente a generare vantaggio competitivo. Questo emerge, piuttosto, dalla capacità dell'azienda di utilizzare e integrare efficacemente i dati, le tecnologie e le competenze all'interno dei propri modelli organizzativi e decisionali.

Un'ulteriore chiave interpretativa per comprendere l'impatto competitivo dell'AI deriva dall'analisi microeconomica. Sotto questa prospettiva, l'AI non deve essere intesa come una mera simulazione dell'intelligenza umana, quanto piuttosto come una tecnologia in grado di ridurre in modo drastico il costo della “previsione”, ovvero la capacità di generare informazioni utili a partire dai dati disponibili. Quando l'accuratezza predittiva supera

⁹¹ Ivi, p. 137

determinate soglie di affidabilità, le imprese non si limitano a ottimizzare i processi esistenti, ma acquisiscono la possibilità di ripensare i propri modelli di business.

Un esempio emblematico proposto dalla letteratura è quello del settore dell'e-commerce, in cui i sistemi predittivi avanzati consentono di anticipare con elevata precisione le preferenze dei consumatori. In tali contesti, i modelli tradizionali "*shopping-then-shipping*" possono evolvere verso configurazioni più proattive, in cui la merce viene spedita ancora prima di essere esplicitamente ordinata ("*shipping-then-shopping*"). L'adozione di simili modelli innesca un circolo virtuoso di apprendimento continuo, in cui una maggiore capacità predittiva attrae utenti, i quali generano un volume maggiore di dati che, a sua volta, migliora le performance dell'algoritmo.⁹²

La competitività garantita dall'AI si manifesta in modo particolarmente evidente nella gestione dei dilemmi strategici legati all'incertezza, con effetti misurabili sui margini operativi.

Un caso emblematico analizzato in letteratura è rappresentato da Otto Group, un colosso tedesco nel commercio elettronico, che si trovava ad affrontare il tradizionale trade-off tra la necessità di garantire consegne rapidissime per non perdere clienti e i costi elevati di gestione delle scorte e di mantenimento dei magazzini. Sfruttando un database di oltre 3 miliardi di transazioni passate, l'azienda ha sviluppato un sistema predittivo in grado di stimare con elevata accuratezza – quasi del 90% – la domanda futura di specifici prodotti che sarebbero stati venduti il mese seguente. La significativa riduzione dell'incertezza ha consentito una profonda riorganizzazione dei processi logistici, con una diminuzione del 20% delle giacenze di magazzino e una riduzione dei resi di oltre 2 milioni di articoli all'anno.⁹³

In un contesto caratterizzato da trasformazioni tecnologiche sempre più rapide, il consolidamento dell'AI come asset strategico è confermato dal fatto che i leader che stanno percependo l'impatto sempre più velocemente. A differenza delle precedenti rivoluzioni tecnologiche, i cui effetti si sono dispiegati nell'arco di decenni, l'AI riduce drasticamente le tempistiche, riduce i margini di errore strategico e penalizza l'inazione, ovvero

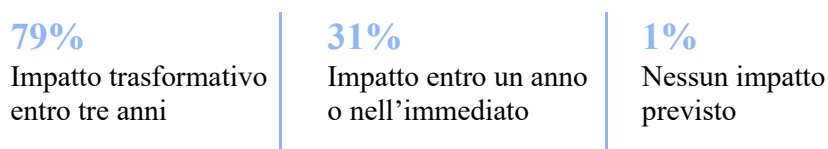
⁹² A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2018, pp. 7, 16-17.

⁹³ Ivi, pp. 151-152.

l'atteggiamento di quelle aziende che prediligono un “sperimentare all'infinito”, piuttosto che scegliere di prendere decisioni strategiche sull'adozione dell'AI.

Secondo un'indagine globale condotta da Deloitte nel 2024,⁹⁴ il 79% dei vertici aziendali e tecnologici prevede che l'AI – nello specifico quella generativa – guiderà una trasformazione sostanziale della propria organizzazione e dell'intero settore industriale entro un massimo di tre anni, mentre il 31% del campione si aspetta un impatto trasformativo entro un solo anno o addirittura nell'immediato. Solo l'1% del campione ha un approccio negativo, non aspettandosi nessun impatto.

Figura 3.2 – Aspettative dei leader aziendali sull'impatto dell'AI



Fonte: Deloitte, The State of Generative AI in the Enterprise: Now decides next

Nell'analizzare le dinamiche di adozione dell'AI emerge, tuttavia, una chiara distinzione tra i benefici tattici di breve termine e il reale vantaggio di lungo periodo. Attualmente, infatti, l'integrazione dell'AI sta seguendo un percorso evolutivo in cui la maggioranza delle organizzazioni si concentra sul catturare i vantaggi operativi immediati, i cosiddetti *low-hanging fruit*. Dalle evidenze empiriche emerge che il 56% delle imprese utilizza l'AI principalmente per incrementare l'efficienza e la produttività, mentre il 35% punta alla mera riduzione dei costi.⁹⁵

Questo approccio iniziale è sicuramente fisiologico per familiarizzare con la tecnologia, ma la vera sfida competitiva consiste piuttosto nella capacità di reinvestire strategicamente i “dividendi” dell'efficienza – in termini di tempo, risorse e capacità organizzative – per generare innovazione e differenziazione.

Questa transizione da una logica prevalentemente tattica e operativa a una logica più strategia risulta già evidente nelle organizzazioni che dichiarano un livello di *expertise* molto

⁹⁴ Deloitte, *The State of Generative AI in the Enterprise: Now decides next*, 2024, pp. 3-5, 8.

⁹⁵ Ivi, pp. 11-13.

elevato nello sviluppo dell'AI. Le analisi dimostrano che queste organizzazioni all'avanguardia si stanno progressivamente allontanando da una visione dell'AI orientata esclusivamente al contenimento dei costi, utilizzandola invece come motore di innovazione e creazione di valore. I leader di mercato puntano maggiormente sulla generazione di nuovi insight e sulla scoperta di opportunità innovative, integrando strutturalmente l'AI nelle attività di Ricerca e Sviluppo (*R&D*) e di sviluppo del prodotto, pratica riscontrata nel 73% delle imprese leader.

In questo stadio di maturità, l'AI cessa di essere un semplice strumento di supporto all'ottimizzazione e diventa il nucleo portante per la creazione di prodotti, servizi e modelli di business difficilmente replicabili dai concorrenti.

Affinché l'adozione dell'AI superi la dimensione puramente operativa e diventi una prerogativa strategica dei vertici aziendali, la teoria economica suggerisce la necessaria coesistenza di tre fattori fondamentali.⁹⁶ In primo luogo, deve esistere un trade-off strutturale all'interno del modello di business dell'impresa, ovvero un compromesso fondamentale e inevitabile che un'impresa deve accettare per poter operare sul mercato. In secondo luogo, tale trade-off deve dipendere da una condizione di forte incertezza. Infine, l'AI implementata deve essere in grado di ridurre tale incertezza in misura sufficiente da modificare la convenienza economica del trade-off originario, rendendo profittevole una strategia che in precedenza non lo era.

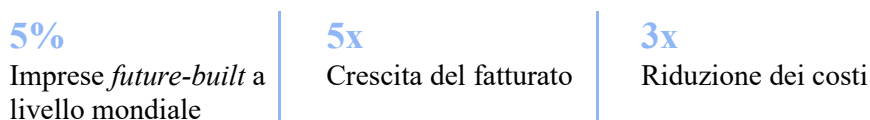
Questa drastica riduzione dell'incertezza comporta, come diretta conseguenza, una profonda ridefinizione dei confini stessi dell'impresa, influenzando le tradizionali decisioni manageriali di *make-or-buy*. Nei modelli economici tradizionali, infatti, le imprese ricorrono all'integrazione verticale principalmente per proteggersi dall'incertezza e dalle difficoltà di coordinamento e di contrattazione con i fornitori. Poiché l'AI riduce significativamente l'incertezza, aumenta la possibilità di stipulare contratti esterni più chiari, prevedibili ed efficienti. Di conseguenza, le organizzazioni tendono ad esternalizzare attività operative, capitale e infrastrutture, concentrando le proprie risorse soprattutto sui processi decisionali

⁹⁶ A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2018, pp. 151-153, 163.

e sulle attività che richiedono capacità di giudizio umano e competenze non completamente codificabili.⁹⁷

L'entità del vantaggio competitivo derivante dall'AI sta generando una crescente polarizzazione nel mercato globale, delineando un *value gap* destinato ad ampliarsi rapidamente. Le analisi più recenti del *Boston Consulting Group*⁹⁸ evidenziano come esista una ristrettissima élite di organizzazioni che ha sviluppato le capacità necessarie per utilizzare l'AI come leva di reale innovazione e trasformazione strategica. Tali aziende vengono definite *future-built*, rappresentano appena il 5% delle imprese a livello mondiale e registrano incrementi di fatturato cinque volte superiori e riduzioni dei costi tre volte maggiori rispetto alle performance medie ottenute dall'adozione dell'AI.

Figura 3.3 – Performance delle organizzazioni future-built



Fonte: Boston Consulting Group (BCG), *The Widening Gap: Build for the Future 2025*

Parallelamente, una quota significativa del mercato continua ad incontrare difficoltà nell'estrazione di valore economico concreto dagli investimenti effettuati in AI. Secondo le analisi di BCG, circa il 60% delle organizzazioni si trova ancora in una fase di stallo, senza riuscire a generare benefici materiali o finanziari realmente significativi.

Il vantaggio competitivo delle imprese leader risiede nella capacità di attivare un meccanismo di reinvestimento strategico continuo. Le organizzazioni *future-built* accelerano, infatti, la creazione di valore reinvestendo sistematicamente i ritorni ottenuti dai primi progetti di AI nelle infrastrutture tecnologie e nello sviluppo delle competenze interne. In questo modo, destinano all'AI quote di budget significativamente superiori – fino al 64% – rispetto ai concorrenti meno maturi.

⁹⁷ Ivi, pp. 164-167, 176.

⁹⁸ Boston Consulting Group (BCG), *The Widening Gap: Build for the Future 2025*, 2025.

Affinché l'AI possa tradursi in una reale barriera all'ingresso, la gestione dei dati assume una valenza strategica centrale. Sebbene, dal punto di vista statistico, l'accumulo di informazione produca rendimenti decrescenti, sotto il profilo economico e competitivo esso genera rendimenti crescenti: le imprese che dispongono di dataset più ampi sono infatti in grado di affrontare con maggiore efficacia situazioni complesse e casi rari meglio di chiunque altro, andando pertanto a consolidare il proprio vantaggio competitivo.

Questo fenomeno risulta particolarmente evidente nei mercati digitali, come dimostra il caso Google, dove una quota significativa delle ricerche quotidiane – circa il 20% – è costituita da ricerche uniche o comunque poco frequenti. La capacità di gestire efficacemente questa “coda lunga” della domanda, grazie alla disponibilità di grandi volumi di dati, contribuisce a rafforzare la propria posizione di mercato.⁹⁹

Infine, l'implementazione strategica dell'AI solleva il tema cruciale dell'appropriazione del valore generato. Le evidenze suggeriscono che i benefici economici non si concentrano esclusivamente negli sviluppatori di algoritmi o nei fornitori di tecnologie. Al contrario, il vantaggio competitivo si manifesta nelle imprese capaci di integrare efficacemente le capacità predittive nei propri processi, traducendole in azioni concrete sul mercato. In questo scenario, anche le imprese tradizionali possono mantenere una posizione competitiva solida, a condizione che riescano ad incorporare l'AI all'interno delle proprie strutture operative e decisionali.¹⁰⁰

Tuttavia, la capacità di estrarre un reale valore economico dall'AI non dipende esclusivamente dall'adozione della tecnologia, bensì richiede profonde trasformazioni organizzative. Le evidenze empiriche mostrano come una delle leve più rilevanti sia rappresentata dalla riprogettazione dei processi aziendali (*workflow redesign*): le imprese più competitive e avanzate non si limitano ad integrare soluzioni di AI nei sistemi esistenti, ma li ridisegnano dalle fondamenta, ridefinendo la struttura in funzione delle nuove logiche data-driven, un'azione strutturale già intrapresa dal 21% delle organizzazioni che utilizzano l'AI generativa.¹⁰¹

⁹⁹ A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2018, pp. 47-49, 215-217.

¹⁰⁰ Ivi, pp. 160-162.

¹⁰¹ McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*, 2025, p. 2.

Nel complesso, le evidenze teoriche ed empiriche analizzate mostrano come l'AI non rappresenti semplicemente una nuova tecnologia di supporto ai processi aziendali, bensì una leva strategica capace di ridefinire profondamente le logiche competitive contemporanee. Il vantaggio competitivo derivante dall'AI non dipende esclusivamente dall'adozione degli algoritmi, ma dalla capacità delle organizzazioni di integrare dati, competenze, infrastrutture e modelli decisionali all'interno di una strategia coerente e orientata all'apprendimento continuo.

In questo scenario, le imprese maggiormente competitive non sono quelle che adottano più tecnologia, ma quelle che riescono a trasformare l'AI in una componente strutturale del proprio modello organizzativo e operativo, superando i modelli organizzativi tradizionali e adottando assetti più integrati, flessibili e orientati all'apprendimento continuo.

Le principali trasformazioni connesse all'integrazione dell'AI all'interno delle organizzazioni saranno approfondite nel paragrafo successivo.

3.2. Trasformazioni organizzative e culturali

L'AI all'interno dell'architettura aziendale non si limita a un mero aggiornamento tecnologico, ma impone una profonda revisione delle strutture aziendali, dei modelli decisionali, della cultura organizzativa e delle dinamiche lavorative.

In contrasto con i diffusi timori di una progressiva e totale sostituzione della forza lavoro umana da parte delle macchine, la prospettiva maggiormente adottata – perché più valida e realistica – dalle imprese contemporanee è quella della cosiddetta *augmentation strategy*, ovvero una logica di potenziamento reciproco tra uomo e sistema intelligente. In questo modello organizzativo, le capacità analitiche e predittive dell'AI non sostituiscono il giudizio umano, ma si integrano con esso, creando una collaborazione nella quale ciascuna componente compensa i limiti dell'altra.¹⁰²

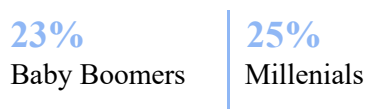
¹⁰² T. H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018, pp. 114-116.

In questo contesto, gli algoritmi vengono progressivamente impiegati per automatizzare attività ripetitive e ad alta intensità di elaborazione dei dati, mentre agli individui rimangono affidate le attività a maggiore contenuto interpretativo, strategico e decisionale. I decisori umani continuano, infatti, a svolgere un ruolo centrale nell'interpretazione e nella contestualizzazione delle informazioni, nella valutazione degli scenari e nella gestione delle decisioni non strutturate, caratterizzate da elevata complessità e incertezza.

La diffusione delle tecnologie di AI generativa sta, inoltre, favorendo un processo di assimilazione culturale sorprendentemente rapido e trasversale all'interno delle imprese. L'adozione di questi strumenti coinvolge manager e dipendenti a tutti i livelli gerarchici, modificando progressivamente il rapporto tra individui, tecnologie e processi decisionali.

Particolarmente interessante risulta il dato relativo alla distribuzione anagrafica dell'utilizzo dell'AI all'interno dei luoghi di lavoro. Le statistiche globali evidenziano, infatti, che i professionisti appartenenti alla generazione dei *Baby Boomers* – ovvero i soggetti nati prima del 1964 – mostrano tassi di adozione sorprendentemente elevati: il 23% del campione utilizza regolarmente strumenti di AI generativa per finalità lavorative. Questo dato si avvicina notevolmente al 25% registrato dalla generazione più giovanile dei *Millennials*.¹⁰³

Figura 3.4 – Utilizzo dell'AI per finalità lavorative per fascia generazionale



Fonte: McKinsey & Company, *What's the future of generative AI? An early view in 15 charts*

Di riflesso, anche il mercato del lavoro e delle competenze si sta adattando rapidamente a questa trasformazione tecnologica: tra il 2021 e il 2022 gli annunci lavorativi globali relativi a posizioni legate all'AI generativa sono aumentati del 44%, rendendola la tendenza tecnologica con il più elevato tasso di crescita occupazionale a livello globale.¹⁰⁴

¹⁰³ McKinsey & Company, *What's the future of generative AI? An early view in 15 charts*, 2023, p. 13.

¹⁰⁴ Ivi, p. 14.

Tuttavia, l'adozione tecnologica non è di per sé sufficiente a generare valore economico. Le organizzazioni che ottengono i risultati migliori sono quelle capaci di ripensare ai propri processi operativi, integrando l'AI all'interno dei processi aziendali e ridefinendo le modalità di lavoro. In questo contesto, la riprogettazione dei flussi di lavoro (*workflow redesign*) rappresenta una delle pratiche maggiormente associate all'incremento dei profitti operativi derivanti dall'utilizzo dell'AI generativa.¹⁰⁵

Le evidenze empiriche confermano come la creazione di valore attraverso l'AI richieda una profonda revisione dei processi organizzativi. Secondo le analisi più recenti, il 21% delle organizzazioni che utilizzano i sistemi di AI ha già riprogettato in modo sostanziale almeno una parte dei propri flussi operativi.

Affinché tali trasformazioni producano risultati concreti, diventa necessario definire nuovi modelli di *governance* e chiarire la distribuzione delle responsabilità organizzative. Le attività legate alla gestione del rischio, alla conformità normativa e alla data governance tendono ad essere centralizzate attraverso strutture dedicate, come i Centri di Eccellenza (*Centers of Excellence*), al fine di garantire uniformità strategica e controllo. Al contrario, le funzioni relative all'adozione operativa delle soluzioni di AI e alla gestione dei talenti seguono spesso modelli più flessibili e decentralizzati, in modo da rimanere più integrati e coerenti con le esigenze specifiche delle diverse aree aziendali.

Parallelamente, anche il coinvolgimento diretto del vertice aziendale emerge come un elemento determinante: la supervisione della *governance* dell'AI da parte del CEO – una pratica adottata attualmente dal 28% delle imprese – rappresenta il fattore maggiormente correlato ad un impatto positivo sui profitti operativi (EBIT), confermando i limiti di un approccio confinato esclusivamente ai dipartimenti IT.

In quest'ottica, le organizzazioni che affidano la *governance* e la supervisione dell'AI direttamente al CEO o al Consiglio di Amministrazione mostrano livelli significativamente elevati di creazione di valore rispetto a quelle che delegano tali responsabilità esclusivamente ai dipartimenti IT. Questo elemento evidenzia come l'AI non possa essere

¹⁰⁵ McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*, 2025, pp. 1-4.

interpretata soltanto come una questione tecnologica, ma rappresenti piuttosto una leva strategica capace di influenzare l'intero modello organizzativo dell'impresa.

In questo scenario di profonda trasformazione organizzativa, il ruolo tradizionale del management viene progressivamente ridefinito. L'automazione delle attività segna il superamento del modello manageriale fondato prevalentemente sulla supervisione operativa dei dipendenti. Il manager contemporaneo assume, invece, nuove funzioni strategiche, configurandosi come *designer* dei sistemi digitali, *innovatore* dei processi organizzativi, *integratore* tra tecnologie e stakeholder e, infine, *guardiano* della qualità, dell'affidabilità, della sicurezza e delle implicazioni etiche dei sistemi intelligenti.¹⁰⁶

Tabella 3.1 – L'evoluzione del ruolo manageriale nell'era dell'AI

Dimensione	Approccio Manageriale Tradizionale	Approccio nell'Era dell'AI
Funzione primaria	Supervisione operativa e controllo diretto dei dipendenti	Designer dei sistemi, innovatore dei processi e integratore delle tecnologie
Modello decisionale	Decisioni basate su esperienza e intuizione manageriale	Decisioni supportate da dati, analytics e sistemi intelligenti
Gestione delle persone	Coordinamento e controllo delle attività operative	Valorizzazione delle competenze e collaborazione uomo-AI
Rapporto con la tecnologia	Tecnologia come supporto delle attività	Integrazione strategica delle tecnologie nei processi aziendali
Creazione di valore	Ottimizzazione delle attività esistenti	Innovazione continua e trasformazione organizzativa
Responsabilità principali	Efficienza operativa e raggiungimento degli obiettivi	Governance dell'AI, gestione dei rischi e supervisione etica

Fonte: McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*

Questa evoluzione implica necessariamente anche un cambiamento della cultura organizzativa. L'integrazione dell'AI nei processi decisionali richiede, infatti, la diffusione

¹⁰⁶ M. Iansiti, K. R. Lakhani, *Competing in the Age of AI*, Harvard Business Review Press, 2020, pp. 79-80.

di modelli manageriali orientati alla valorizzazione dei dati, dell'analisi quantitativa e della sperimentazione continua. In tale contesto, dirigenti e CEO assumono un ruolo centrale nella promozione e nella diffusione di una cultura decisionale *fact-based*, nella quale le decisioni vengono supportate da evidenze empiriche e informazioni verificabili.¹⁰⁷

Anche in assenza di competenze tecniche avanzate, i leader aziendali devono comprendere i principi fondamentali alla base dei sistemi analitici, riconoscerne potenzialità e limiti e collaborare con figure specialistiche capaci di tradurre la complessità dei dati in indicazioni strategiche comprensibili per il business. La leadership assume, quindi, un ruolo determinante nel promuovere un contesto organizzativo orientato all'utilizzo sistematico dei dati e dell'analisi quantitativa nei processi decisionali.

Nelle organizzazioni maggiormente orientate ai dati, la misurazione delle performance e l'analisi quantitativa tendono ad estendersi a molteplici ambiti aziendali, inclusi i sistemi di incentivazione e valutazione del personale.

Si sviluppa così una cultura del *test and learn*, nella quale prodotti, processi e iniziative organizzative vengono sperimentati prima su scala ridotta e successivamente vengono validati attraverso l'analisi dei risultati. Solo alla fine di questo processo vengono implementati su scala estesa.

Tuttavia, anche all'interno delle organizzazioni più data-driven, il contributo umano mantiene un ruolo fondamentale. I leader più capaci, infatti, devono essere in grado di riconoscere le situazioni nelle quali il tempo a disposizione per prendere una decisione non consente di effettuare analisi approfondite, oppure i casi in cui risulta necessario bilanciare i risultati quantitativi con l'esperienza, l'intuito e la capacità di giudizio manageriale.

In questa prospettiva di profonda trasformazione organizzativa e culturale, molte imprese si trovano a dover valutare l'adozione di una strategia *AI-first*, nella quale l'AI assume un ruolo prioritario nella definizione dei processi, degli investimenti e delle logiche competitive aziendali.¹⁰⁸

¹⁰⁷ T. H. Davenport, *Competing on Analytics*, Harvard Business Review, 2006, pp. 1, 4-7.

¹⁰⁸ Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2028, pp. 181-182, 193.

L'adozione di un simile approccio non coincide con un semplice aggiornamento tecnologico, ma implica un vero e proprio cambiamento strategico: le organizzazioni devono infatti destinare risorse significative alla raccolta dei dati, allo sviluppo delle infrastrutture digitali e all'addestramento degli algoritmi, privilegiando obiettivi di apprendimento e crescita di lungo periodo rispetto a risultati immediati di breve termine.

Un ulteriore aspetto centrale della trasformazione organizzativa riguarda l'impatto diretto sul capitale umano. Anche sotto questo profilo, le evidenze empiriche disponibili tendono a ridimensionare le visioni più allarmistiche relative a una sostituzione massiva della forza lavoro. Nella maggior parte dei casi, infatti, il tempo liberato dall'automazione viene reinvestito nello svolgimento di nuove attività o nel rafforzamento di responsabilità già esistenti che richiedono capacità relazionali, interpretative o creative non automatizzabili.

Anche i dati empirici tendono a ridimensionare fortemente le previsioni allarmistiche su una disoccupazione di massa. Una quota significativa di imprese – il 38% – ritiene, infatti, che l'AI generativa avrà un impatto nullo sulle dimensioni complessive della propria forza lavoro nei prossimi anni.

Dal punto di vista della possibile riduzione degli organici, l'impatto occupazionale dell'AI appare fortemente differenziato tra le diverse funzioni aziendali. Le riduzioni del personale vengono previste principalmente nelle aree operative caratterizzate da maggiore ripetitività, come le *service operations* (per esempio, il *customer care*) e alcune attività della *supply chain*. Al contrario, i comparti maggiormente strategici e ad alta intensità intellettuale (tra cui, lo sviluppo di software, l'innovazione di prodotto e l'Information Technology) mostrano prospettive di crescita della domanda di lavoro, alimentate dalla necessità di sviluppare nuove soluzioni digitali e di governare sistemi tecnologici sempre più complessi.¹⁰⁹

Di conseguenza, la diffusione dell'AI sta trasformando rapidamente anche il mercato delle competenze. Negli ultimi anni, il fabbisogno di talenti specializzati ha registrato una crescita esponenziale, evolvendosi costantemente. Se da un lato si conferma la domanda strutturale per ingegneri del *Machine Learning* e *Data Scientist*, dall'altro si assiste all'emergere di ruoli del tutto inediti.

¹⁰⁹ McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*, 2025, pp. 13.

Tra questi si trovano nuove figure professionali specializzate nell'interazione con i sistemi generativi e nella gestione delle problematiche etiche e normative associate all'AI. Le più recenti evidenze empiriche mostrano che il 13% delle imprese dichiara di aver già inserito specialisti in *AI compliance*, ovvero figure professionali incaricate a garantire che i sistemi di AI siano conformi alle normative e a gestire i rischi legati all'AI. Inoltre, la letteratura evidenzia che il 6% delle imprese ha già introdotto ruoli focalizzati sull'etica dell'AI.¹¹⁰

La difficoltà di reperire sul mercato esterno tutte le competenze necessarie sta, inoltre, spingendo molte organizzazioni a investire in programmi di *reskilling* e aggiornamento interno del personale. In questa prospettiva, l'AI non rappresenta soltanto uno strumento di automazione, ma anche un acceleratore dell'apprendimento organizzativo e dell'evoluzione delle competenze aziendali. Le imprese maggiormente avanzate nell'adozione dell'AI tendono, infatti, a reinvestire sistematicamente i benefici economici ottenuti dai primi progetti tecnologici nel rafforzamento delle infrastrutture digitali e nella formazione continua delle proprie risorse umane.¹¹¹

I dati empirici mostrano come attualmente circa il 34% delle organizzazioni sta formando attivamente i propri dipendenti affinché possano collaborare efficacemente con i nuovi sistemi intelligenti.¹¹²

Questo processo risulta particolarmente accentuato tra le imprese maggiormente avanzate nell'adozione dell'AI (*AI high performers*): il 73% di tali organizzazioni prevede infatti di riqualificare oltre il 30% della propria forza lavoro nei prossimi tre anni, contro appena il 9% registrato dal resto delle imprese.¹¹³

Dal punto di vista culturale, queste trasformazioni sembrano inoltre essere accompagnate da un clima organizzativo generalmente favorevole all'innovazione. In molte imprese prevalgono atteggiamenti di entusiasmo e apertura verso l'automazione (31% dei casi), mentre le resistenze e i timori legati all'utilizzo dell'AI rimangono relativamente contenuti, interessando appena il 19% dei casi.¹¹⁴

¹¹⁰ Ivi, pp. 10-11.

¹¹¹ Boston Consulting Group (BCG), *The Widening Gap: Build for the Future 2025*, 2025.

¹¹² IBM, *Global AI Adoption Index Report*, 2023, p. 53.

¹¹³ McKinsey & Company, *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*, 2023, p. 16.

¹¹⁴ IBM, *Global AI Adoption Index Report*, 2023, p. 53.

Quando si parla di resistenza culturale all'AI, si pensa sempre ai dipendenti. In realtà, gli studiosi rilevano che una delle resistenze organizzative più forti e inaspettate proviene dai dipartimenti IT tradizionali, che manifestano difficoltà nell'adattarsi ai nuovi modelli AI-driven.¹¹⁵

In conclusione, la trasformazione organizzativa legata all'AI si configura, dunque, come un fenomeno che coinvolge simultaneamente tecnologia, governance, cultura aziendale e capitale umano. In tale scenario, la capacità delle imprese di adattare strutture, competenze e modelli manageriali diventa il prerequisito fondamentale per governare efficacemente l'evoluzione tecnologica e trasformarla in un vantaggio competitivo sostenibile.

Tuttavia, l'integrazione sempre più estesa dei sistemi intelligenti nei processi aziendali apre anche nuove problematiche legate alla trasparenza decisionale, alla gestione dei rischi, alla sicurezza dei dati e alle implicazioni etiche dell'automazione. In tal senso, si rende necessaria un'analisi critica delle principali sfide associate all'adozione dell'AI.

3.3. Rischi e criticità nell'adozione dell'Intelligenza Artificiale

L'implementazione dell'AI nei sistemi aziendali rappresenta un processo trasformativo complesso, in grado di incidere profondamente sulle dinamiche organizzative, sui processi decisionali e sui modelli di business delle imprese. Tuttavia, l'entusiasmo per le potenzialità di queste tecnologie deve essere necessariamente accompagnato da una riflessione critica sui rischi e sulle problematiche connesse alla loro adozione. Le criticità legate all'AI, infatti, non riguardano esclusivamente gli aspetti di natura tecnica, ma si estendono alle sfide organizzative, etiche, legali e strategiche, imponendo alle imprese la necessità di sviluppare adeguati modelli di governance e di gestione del rischio.

Alla luce di tali considerazioni, nei paragrafi seguenti verranno approfonditi i principali rischi e le criticità che le organizzazioni si trovano a dover affrontare nell'implementazione dell'AI.

¹¹⁵ M. Iansiti, K. R. Lakhani, *Competing in the Age of AI*, Harvard Business Review Press, 2020, p. 91.

3.3.1. Barriere organizzative, culturali, finanziarie e strategiche

Nonostante il crescente entusiasmo verso l'AI e il progressivo aumento degli investimenti tecnologici, la letteratura manageriale ed empirica evidenzia una profonda discrepanza tra le aspettative generate dall'AI e il reale valore economico ottenuto dalle organizzazioni. L'implementazione di sistemi intelligenti, infatti, non dipende esclusivamente dalla disponibilità di infrastrutture tecnologiche avanzate, ma richiede un processo di trasformazione organizzativa complesso, capace di coinvolgere strategia, cultura aziendale, competenze e modelli decisionali.

Dal punto di vista strategico e finanziario, una delle principali barriere all'adozione dell'AI è rappresentata dall'assenza di una visione integrata e di lungo periodo, oltre che dagli elevati costi infrastrutturali. Molte organizzazioni, infatti, introducono strumenti di AI senza una strategia organica capace di coordinarne l'utilizzo con gli obiettivi aziendali complessivi.

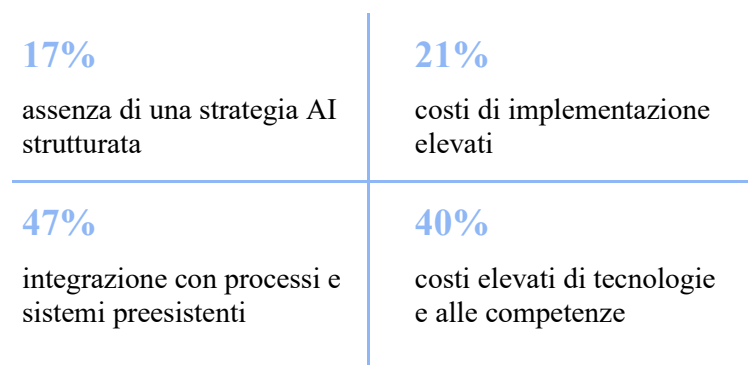
A tal proposito, il Global AI Adoption Index Report evidenzia come il 17% delle imprese intervistate dichiara di non possedere una strategia AI, mentre il 21% individua nei costi elevati uno dei principali ostacoli all'implementazione.¹¹⁶

Analogamente, l'indagine condotta da Davenport e Ronanki mostra che il 47% dei dirigenti considera particolarmente complessa l'integrazione dell'AI con i processi e i sistemi preesistenti, mentre il 40% ritiene eccessivamente onerosi i costi legati alle tecnologie e alle competenze necessarie.¹¹⁷

¹¹⁶ IBM, *Global AI Adoption Index Report*, 2023, p.27.

¹¹⁷ T.H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, Harvard Business Review, 2018, p.113.

Figura 3.5 – Principali barriere all'adozione dell'Intelligenza Artificiale



Fonte: IBM, *Global AI Adoption Index Report*;
 T.H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*.

I cosiddetti *Foundation Models*, ossia i grandi modelli linguistici addestrati su enormi quantità di dati non strutturati, richiedono infatti investimenti economici difficilmente sostenibili per la maggior parte delle organizzazioni. Come evidenziato nei paragrafi precedenti, i costi di sviluppo e di addestramento di tali modelli possono oscillare tra i 9 e i 23 milioni di dollari, generando una significativa barriera all'ingresso e favorendo una crescente concentrazione del potere tecnologico nelle mani di poche Big Tech.¹¹⁸

Questa dinamica determina un fenomeno di dipendenza tecnologica, definito *lock-in*, attraverso il quale le imprese utilizzatrici si trovano a doversi affidare stabilmente ai provider di modelli di base e delle infrastrutture necessarie al loro funzionamento. Questo rischia di compromettere la sovranità tecnologica delle organizzazioni e di ampliare ulteriormente il divario competitivo tra imprese leader e imprese meno digitalizzate.

Le difficoltà economiche non dipendono esclusivamente dall'entità dell'investimento iniziale, ma soprattutto dall'incertezza relativa ai potenziali ritorni economici derivanti dall'adozione dell'AI. Numerosi studi empirici dimostrano, infatti, come le imprese faticino a stimare con sufficiente affidabilità il *Return On Investment* (ROI) dei progetti basati sull'AI, soprattutto nelle prime fasi iniziali di implementazione. Tale incertezza rappresenta un elemento critico per il top management, in particolare nelle organizzazioni

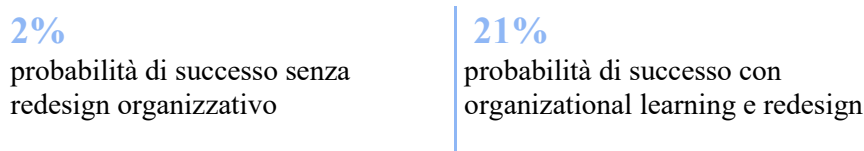
¹¹⁸ C. Frediani, S. Montegiove, F. Nejrotti, *Generazione AI: una monografia sull'Intelligenza Artificiale*, Guerre di Rete, 2023, pp. 59

orientate a logiche di breve periodo, dove la difficoltà di quantificare i benefici futuri tende a rallentare o bloccare le decisioni di investimento.¹¹⁹

Il cosiddetto “*paradosso investimento/ritorni*” rappresenta, infatti, una delle criticità maggiormente evidenziate dalla letteratura. Esso consiste nella distanza tra gli ingenti investimenti effettuati dalle imprese e i limitati benefici economici effettivamente generati dall’AI. Una ricerca condotta dal *MIT Sloan Management Review* in collaborazione con il *Boston Consulting Group* dimostra come soltanto il 10% delle organizzazioni riesca ad ottenere benefici finanziari significativi derivanti dall’utilizzo dell’AI.¹²⁰ Lo studio evidenzia come molte imprese si limitino a sviluppare infrastrutture tecnologiche, accumulare dati e implementare soluzioni senza modificare in profondità i processi organizzativi necessari per poter valorizzare il potenziale. Di conseguenza, i ritorni economici risultano spesso marginali e incrementali.

Il problema risiede principalmente nell’insufficiente investimento nell’*organizational learning*, ovvero nella capacità dell’organizzazione di apprendere e adattarsi continuamente ai nuovi modelli operativi introdotti dall’AI. Secondo le evidenze empiriche, la probabilità di ottenere vantaggi economici concreti cresce significativamente solo quando le imprese riprogettano i propri processi interni per favorire l’apprendimento tra uomo e macchina, passando da una probabilità di successo pari al 2% fino al 21%.¹²¹ Questo dimostra come il vero fattore differenziale non sia solo la disponibilità di tecnologia, bensì la capacità manageriale di integrarla strutturalmente all’interno dell’organizzazione.

Figura 3.6 – Impatto dell’*organizational learning* sul successo dell’AI



Fonte: S. Ransbotham et al., *Expanding AI's Impact With Organizational Learning*

¹¹⁹ V.G. Cannas et al., *Artificial intelligence in supply chain and operations management: a multiple case study research*, 2024, pp. 3352-3353.

¹²⁰ S. Ransbotham et al., *Expanding AI's Impact With Organizational Learning*, MIT Sloan Management Review & Boston Consulting Group, 2020, pp. 1, 8.

¹²¹ Ivi, p. 5.

Questa dinamica determina una crescente polarizzazione competitiva tra le imprese leader e le imprese ritardatarie. Le cosiddette *AI high performers* rappresentano, infatti, una ristretta élite di organizzazioni in grado di attribuire oltre il 20% del proprio EBIT all'utilizzo dell'AI.¹²² In tali contesti, le principali problematiche non riguardano più la definizione della strategia, bensì l'ottimizzazione dei modelli, l'aggiornamento continuo dei dati e il miglioramento degli strumenti algoritmici. Al contrario, la maggior parte delle aziende continua ad incontrare difficoltà legate alla definizione di una visione strategica chiara e coerente, non riuscendo a collegare in modo efficace l'adozione dell'AI alla creazione di valore aziendale.

A questo si aggiunge un ulteriore errore di natura strategica: molte imprese tendono ad avviare progetti eccessivamente ambiziosi, i cosiddetti *Moon Shoots*, caratterizzati da elevata complessità tecnica e organizzativa, invece di adottare approcci gradualisti e progressivi. Mentre i Moon Shoots presentano altissime probabilità di fallimento o difficoltà di implementazione, un approccio più graduale e progressivo consentirebbe di sperimentare l'AI in contesti circoscritti prima di estendere l'applicazione su larga scala.¹²³

Accanto alle problematiche finanziarie, emerge il tema della carenza di competenze specialistiche, ovvero di capitale umano adeguatamente formato. Secondo il Global AI Adoption Index Report, il 33% delle imprese individua nella limitata disponibilità di competenze, conoscenze ed esperienza in materia di AI la causa principale del rallentamento dei processi di trasformazione digitale.¹²⁴

Tuttavia, il problema non riguarda esclusivamente la scarsità di figure altamente tecniche, ma riguarda più ampiamente la capacità delle organizzazioni di sviluppare figure professionali ibride in grado di collegare competenze tecnologiche e obiettivi di business. In tale contesto assume particolare rilevanza la figura del cosiddetto *business translator*, ossia un professionista capace di fungere da collegamento tra i team tecnici e il management aziendale.

¹²² McKinsey & Company, *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*, 2023, p. 9.

¹²³ T.H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*, pp. 112-113.

¹²⁴ IBM, *Global AI Adoption Index Report*, 2023, p.27.

Le criticità legate all'adozione dell'AI non si esauriscono nelle dimensioni economiche e formative, ma coinvolgono anche gli aspetti culturali, psicologici e organizzativi. L'introduzione di sistemi intelligenti all'interno dei processi aziendali genera spesso una forte resistenza al cambiamento da parte dei dipendenti e una generale mancanza di *readiness* (prontezza) *organizzativa*. L'adozione efficace dell'AI richiede, infatti, un cambiamento di mentalità, fondato sulla diffusione di una cultura orientata ai dati e sull'innovazione continua. Tale processo risulta però particolarmente complesso in organizzazioni caratterizzate da strutture rigide o da una limitata maturità digitale.

Un'evidenza empirica di questa resistenza è riscontrabile in casi aziendali del settore manifatturiero. Qui l'introduzione di robot collaborativi guidati dall'AI ha generato inizialmente diffidenza e sfiducia tra gli operatori, i quali percepivano tali strumenti come elementi estranei o potenzialmente sostitutivi del lavoro umano.¹²⁵

Questo dimostra come l'implementazione dell'AI non possa essere affrontata esclusivamente come una questione tecnologica, ma richieda adeguate politiche di *change management*, programmi di formazione continua e strategie di coinvolgimento del personale. In assenza di tali interventi, le resistenze culturali e organizzative rischiano di compromettere i benefici attesi dall'innovazione tecnologica.

¹²⁵ V.G. Cannas et al., *Artificial intelligence in supply chain and operations management: a multiple case study research*, 2024, pp. 3342-3344, 3346-3350.

Tabella 3.2 – Principali barriere organizzative, culturali, finanziarie e strategiche

Rischi e criticità	Categoria	Descrizione e impatto
Costi infrastrutturali	Finanziaria	Elevati investimenti iniziali per lo sviluppo e l'addestramento dei foundation models
Paradosso investimenti/ritorni	Finanziaria	Difficoltà a quantificare i benefici futuri e il ROI, che frena gli investimenti
<i>Lock-in</i> tecnologico	Strategica	Dipendenza dai grandi provider di AI e perdita di autonomia tecnologica
Approccio <i>Moon Shoots</i>	Strategica	Errore che porta ad avviare progetti iper-ambiziosi ad alto rischi di fallimento, anziché testare soluzioni gradualmente
Gap di competenze	Organizzativa	Carenza di profili tecnici e necessità di ridisegnare la struttura inserendo figure ibride
Carenza di <i>organizational learning</i>	Organizzativa	Limitata capacità di apprendimento continuo e adattamento ai nuovi modelli operativi
Resistenza al cambiamento	Culturale	Mancanza di <i>readiness</i> , diffidenza del personale verso la tecnologia e necessità di promuovere un cambiamento di mentalità

Fonte:

V.G. Cannas et al., *Artificial intelligence in supply chain and operations management: a multiple case study research*;
S. Ransbotham et al., *Expanding AI's Impact With Organizational Learning*;
McKinsey & Company, *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*;
T.H. Davenport, R. Ronanki, *Artificial Intelligence for the Real World*;
IBM, *Global AI Adoption Index Report*.

3.3.2. Explainability, qualità dei dati e affidabilità dei sistemi di AI

Se le barriere organizzative e finanziarie rappresentano un freno significativo all'adozione dell'AI, le criticità intrinseche al funzionamento tecnico degli algoritmi sollevano problematiche ancora più complesse in termini di affidabilità decisionale, validità degli output e controllo dei processi.

Una delle problematiche principali è rappresentata dal cosiddetto effetto *black box*, ovvero l'opacità logica che caratterizza i sistemi di machine learning e il deep learning. A differenza dei tradizionali sistemi informatici basati su regole esplicite (*rule-based systems*), nei quali

il processo decisionale può essere ricostruito e verificato, gli algoritmi di AI operano attraverso relazioni matematiche estremamente complesse, spesso non interpretabili dall'essere umano. Tali sistemi, infatti, elaborano quantità di dati troppo articolate per consentire una comprensione completa del percorso logico che conduce ad una determinata decisione o previsione.¹²⁶

Questo limite pone un severo ostacolo all'*explainability*, ovvero la capacità di rendere comprensibili e tracciabili i processi decisionali e i ragionamenti della macchina. La mancanza di trasparenza e spiegabilità compromette significativamente il livello di fiducia riposto nei sistemi intelligenti. Ne deriva che i decisori aziendali e i clienti difficilmente accettano di conformarsi a insight generati da modelli non trasparenti, soprattutto quando le conclusioni prodotte appaiono controintuitive rispetto all'esperienza umana.¹²⁷

Accanto al problema dell'opacità algoritmica emerge la questione della qualità dei dati, elemento centrale per l'affidabilità dei sistemi di AI. In questo contesto risulta doveroso richiamare il noto principio del *garbage in, garbage out*, secondo cui dati inaccurati, incompleti o distorti conducono inevitabilmente a risultati analitici errati.¹²⁸ La qualità degli output prodotti dagli algoritmi dipende quindi dalla qualità delle informazioni utilizzate nelle fasi di addestramento, rendendo fondamentali le attività di *data hygiene*, validazione e pre-elaborazione del dato.

Tuttavia, anche in presenza di dataset accurati, i sistemi predittivi possono manifestare alcune vulnerabilità statistiche significative. Una prima problematica riguarda i cosiddetti *sparse data*, ovvero quei contesti caratterizzati da eventi rari o scarsamente osservabili nei dati storici. In tali situazioni, gli algoritmi non dispongono di un numero sufficiente di esempi per generare previsioni affidabili, aumentando il rischio di errore decisionale. Ancora più insidioso è il fenomeno degli *unknown knows*, che si verifica quando il sistema individua correlazioni statistiche apparentemente solide ma fondate su inferenze causali errate o incomplete. In questi casi, l'algoritmo restituisce previsioni formulate con un elevato livello di confidenza matematica, ma logicamente scorrette o operativamente fuorvianti. Il rischio risulta particolarmente elevato nei contesti aziendali complessi, dove fattori esterni non

¹²⁶ OCSE, *Artificial Intelligence in Society*, 2019, p. 82.

¹²⁷ McKinsey Global Institute, *The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World*, 2016, p.18.

¹²⁸ OCSE, *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*, 2015, pp. 156-157.

osservabili possono alterare le correlazioni individuate dai modelli, inducendo manager e organizzazioni ad assumere decisioni basate su informazioni e dati sbagliati.¹²⁹

Alla luce dell'opacità algoritmica, delle limitazioni statistiche e del rischio di inaccuratezza generativa, la letteratura aziendale converge sulla necessità di mantenere un ruolo centrale dell'essere umano nei processi decisionali supportati dall'AI. Le tecnologie intelligenti, infatti, sono progettate per potenziare le capacità cognitive umane, non per sostituirle integralmente. In tale prospettiva assume particolare rilevanza il paradigma dello *human-in-the-loop*, fondato sulla supervisione umana continua dei sistemi algoritmici e sul controllo qualitativo degli output generati.¹³⁰

L'approccio più diffuso prevede che l'AI venga utilizzata per elaborare grandi volumi di dati e automatizzare attività di routine, mentre l'intervento umano rimane essenziale nei casi caratterizzati da anomalie, incertezza o complessità decisionale. In questo senso, in letteratura viene proposto il modello della *Prediction by Exception*, secondo cui il sistema intelligente dovrebbe essere programmato per richiedere l'intervento del professionista umano ogniqualvolta emergano condizioni anomale o insufficienti.¹³¹

Le criticità relative all'affidabilità degli output generati dell'AI trovano conferma anche nelle più recenti evidenze empiriche. Secondo il report *The State of AI in 2023* di McKinsey & Company, l'inaccuratezza dei risultati – il cosiddetto fenomeno delle “allucinazioni” – rappresenta il rischio principale percepito al 56% delle organizzazioni, sebbene soltanto il 32% abbia implementato misure concrete per mitigarlo.¹³²

Le rilevazioni più recenti mostrano una crescente attenzione verso i modelli di governance dell'AI. A distanza di due anni, infatti, secondo McKinsey il 47% delle organizzazioni ha già sperimentato almeno una conseguenza negativa derivante dall'utilizzo dell'AI generativa. Tale circostanza ha spinto molte imprese a trasferire la supervisione dei sistemi intelligenti direttamente ai vertici aziendali: attualmente, infatti, il 28% delle organizzazioni

¹²⁹ A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, 2018, pp. 55-62.

¹³⁰ McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI*, 2023, p. 30.

¹³¹ A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, 2018, pp. 65-68.

¹³² McKinsey & Company, *The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year*, 2023, pp. 6

affida la governance dell'AI direttamente al CEO, mentre il 17% coinvolge in modo diretto il Consiglio di Amministrazione.¹³³

Nonostante questo crescente coinvolgimento direzionale, il controllo qualitativo degli output prodotti dagli algoritmi risulta ancora fortemente disomogeneo. Le indagini mostrano, infatti, che soltanto il 27% delle imprese sottopone a revisione umana il 10% dei contenuti generati dall'AI prima del loro utilizzo, mentre circa il 30% ne controlla meno del 20%, esponendosi così a significativi rischi operativi, reputazionali e decisionali. Tale scenario conferma ulteriormente la centralità del paradigma *human-in-the-loop*, secondo cui la supervisione umana non rappresenta un elemento accessorio, bensì una componente essenziale per garantire affidabilità, trasparenza e controllo dei sistemi intelligenti.

Tabella 3.3 – Principali criticità tecniche relative all'affidabilità dei sistemi di AI

Rischi e criticità	Categoria	Descrizione e impatto	Soluzione
Effetto <i>Black box</i> ed <i>Explainability</i>	Trasparenza algoritmica	L'opacità dei sistemi impedisce di ricostruire il percorso decisionale, compromettendo la fiducia degli utenti	Mantenimento della supervisione umana
<i>Garbage in, garbage out</i>	Input e gestione dei dati	Dati inaccurati, incompleti o distorti compromettono la qualità degli output generati	Adozione di pratiche di <i>data hygiene</i> e validazione
<i>Sparse data</i> e <i>Unknown knows</i>	Vulnerabilità statistica	Eventi rari e correlazioni spurie possono generare previsioni poco affidabili ed errori decisionali	Applicazione del modello <i>Prediction by Exception</i>
Allucinazioni algoritmiche	Affidabilità dell'output	Risultati plausibili ma fattualmente errati possono compromettere le decisioni strategiche	Adozione del paradigma <i>human-in-the-loop</i>

Fonte:

OCSE, *Artificial Intelligence in Society*;

McKinsey Global Institute, *The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World*;

OCSE, *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*;

A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*;

McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI*

¹³³ McKinsey & Company, *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*, 2025, pp. 2, 5-6.

3.3.3. Bias algoritmici, discriminazione, sostenibilità e governance etica

L'opacità dei sistemi di AI e la loro dipendenza dai dati storici sollevano problematiche che superano il mero perimetro tecnologico, investendo direttamente l'etica aziendale, l'equità sociale e le responsabilità legali delle organizzazioni. Quando decisioni rilevanti vengono delegate a modelli probabilistici, emerge infatti la necessità di governare le implicazioni morali e sociali dell'innovazione tecnologica, evitando che l'AI diventi uno strumento capace di riprodurre o amplificare discriminazioni già presenti nella realtà economica e sociale.

Una delle principali criticità etiche riguarda il fenomeno dei *bias algoritmici*, ossia la capacità dei sistemi intelligenti di codificare e replicare i pregiudizi impliciti contenuti nei dati di addestramento. I modelli di AI apprendono, infatti, dai pattern storici: poiché tali dati riflettono inevitabilmente distorsioni sociali, culturali e organizzative preesistenti, l'utilizzo dell'AI rischia di perpetuare automaticamente discriminazioni ereditate dal passato.¹³⁴ Questo fenomeno assume particolare rilevanza nei processi di gestione delle Risorse Umane e di recruiting.

Per mitigare il rischio di bias e garantire sistemi maggiormente equi e inclusivi, le organizzazioni necessitano di dataset sempre più ampi, rappresentativi e diversificati. Tuttavia, questa esigenza genera un rilevante dilemma etico, definito in letteratura "*privacy paradox*": da un lato, una maggiore disponibilità di dati migliora l'accuratezza dei modelli e riduce il rischio di discriminazioni derivanti da campioni distorti; dall'altro l'aumento della raccolta e dell'elaborazione di informazioni personali incrementa sensibilmente i rischi per la privacy e la sicurezza degli individui monitorati. Bilanciare tali esigenze contrapposte rappresenta una delle principali sfide dell'AI contemporanea.¹³⁵

In questo contesto emerge il concetto di *trustworthy AI*, ossia un'AI affidabile, trasparente e coerente con i principi etici e democratici.¹³⁶ La questione della fiducia assume, infatti, un ruolo centrale: maggiore è il livello di autonomia decisionale affidato alle macchine,

¹³⁴ McKinsey & Company, *Generative AI and the Future of HR*, McKinsey Talks Talent, 2023, p. 5.

¹³⁵ OCSE, *Artificial Intelligence in Society*, OECD Publishing, Paris, 2019, pp. 82-83.

¹³⁶ Ivi, p. 16.

maggiore diventa la necessità di garantire che gli algoritmi operino nel rispetto dei valori umani, dei diritti fondamentali e delle normative vigenti.

La trasparenza algoritmica assume pertanto non solo una funzione tecnica, ma anche una valenza profondamente etica. L'obiettivo verso cui le organizzazioni puntano è quello della cosiddetta *Explainable AI (XAI)*, ossia lo sviluppo di sistemi capaci di rendere interpretabili e comprensibili i processi decisionali della macchina.¹³⁷ Come evidenziato dalla letteratura, la fiducia nei sistemi intelligenti può svilupparsi solo attraverso adeguati livelli di trasparenza, che consentano agli utenti di comprendere non soltanto la decisione finale prodotta dall'algoritmo, ma anche il livello di confidenza della previsione e i dati utilizzati per formularla.

Tale esigenza si scontra, tuttavia, con i limiti strutturali dell'effetto *black box* tipico dei sistemi di deep learning. In molti casi, infatti, risulta impossibile ricostruire completamente il percorso logico seguito dall'algoritmo, rendendo difficile individuare eventuali discriminazioni o violazioni etiche direttamente all'interno del modello. Per questo motivo, la supervisione umana continua ad assumere un ruolo imprescindibile. L'essere umano deve mantenere la capacità di verificare gli output prodotti dall'AI, valutandone le implicazioni etiche, sociali ed organizzative attraverso processi di *ethical reasoning* e controllo critico.¹³⁸

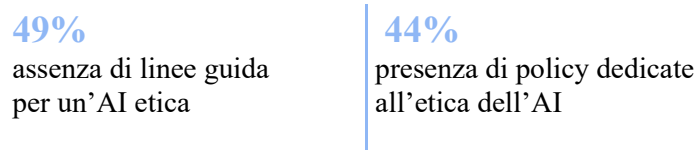
La gestione dei rischi etici e reputazionali connessi all'AI richiede, inoltre, l'adozione di adeguati sistemi di governance e compliance. Le evidenze empiriche mostrano tuttavia come molte organizzazioni risultino ancora vulnerabili sotto questo profilo. Secondo il *Global AI Adoption Index Report*, il 49% delle imprese lamenta l'assenza di linee guida interne per lo sviluppo di un'AI etica e affidabile, mentre soltanto il 44% dichiara di aver sviluppato policy specifiche dedicate all'etica dell'AI.¹³⁹

¹³⁷ J. Sterne, *Artificial Intelligence for Marketing: Practical Applications*, John Wiley & Sons, Hoboken, 2017, pp. 247-249, 258-260.

¹³⁸ P. Cervini, E. Farri, G. Rosani, *Generative AI for Strategy & Innovation*, HBR Italia, 2023, pp. 56-57.

¹³⁹ IBM, *Global AI Adoption Index Report*, 2023, pp. 46-49.

Figura 3.7 – Maturità della governance etica dell'AI nelle organizzazioni



Fonte: IBM, *Global AI Adoption Index Report*

Così come la necessità di mantenere costantemente un controllo qualitativo degli output prodotti dagli algoritmi, anche la crescente complessità delle problematiche etiche impone che la governance dell'AI non venga relegata esclusivamente ai dipartimenti IT, ma venga gestita direttamente dai massimi livelli aziendali.

Oltre al coinvolgimento diretto dei CEO e dei Consigli di Amministrazione, stanno emergendo nuove figure professionali dedicate esclusivamente alla gestione dell'etica algoritmica e della conformità normativa, come gli *AI ethics specialist* e gli specialisti in compliance per l'AI.¹⁴⁰ Tali professionalità hanno il compito di monitorare costantemente l'impatto dei sistemi intelligenti sui diversi stakeholder, promuovendo inclusione, equità e trasparenza, nonché garantendo che le iniziative basate sui dati rimangano coerenti con i principi etici e con gli standard normativi aziendali.

A tali criticità, si aggiunge il cosiddetto *alignment problem*, ovvero la difficoltà di garantire che gli obiettivi perseguiti dall'AI rimangano coerenti con i valori umani, etici e organizzativi. Anche in questo senso, risulta necessario mantenere sempre una supervisione umana sui sistemi automatizzati, per evitare che tali sistemi possano perseguire finalità formalmente corrette ma sostanzialmente disallineate rispetto agli interessi dell'impresa o della collettività.¹⁴¹

L'AI presenta, inoltre, un impatto profondamente ambivalente sul piano della sostenibilità ambientale. Da un lato, i sistemi di AI supportano le organizzazioni nella gestione e nel monitoraggio dei parametri ESG (*Environmental, Social and Governance*), consentendo di migliorare il controllo delle emissioni, la gestione energetica e la rendicontazione non finanziaria. Le moderne piattaforme di analisi dei dati permettono, infatti, di monitorare

¹⁴⁰ P. Cervini, E. Farri, G. Rosani, *Generative AI for Strategy & Innovation*, HBR Italia, 2023, pp. 40-41.

¹⁴¹ J. Sterne, *Artificial Intelligence for Marketing: Practical Applications*, John Wiley & Sons, 2017, pp. 18-20.

simultaneamente consumi energetici, emissioni di CO₂, qualità dell'aria, gestione dei rifiuti e sicurezza ambientale, contribuendo al raggiungimento degli obiettivi di sostenibilità aziendale.¹⁴²

Dall'altro lato, tuttavia, le infrastrutture necessarie per alimentare i modelli generativi comportano un enorme consumo energetico. L'addestramento dei *Large Language Models* (LLM) richiede, infatti, data center che consumano importanti quantità di energia e una capacità computazionale crescente, con conseguenti impatti significativi in termini di emissioni ambientali e sostenibilità ecologica.¹⁴³

Si genera così un vero e proprio paradosso: la stessa tecnologia impiegata per monitorare e migliorare la sostenibilità ambientale, rischia di diventare essa stessa una fonte di elevato impatto energetico e ambientale.

In conclusione, l'emergere di bias algoritmici, problematiche di trasparenza e criticità legate alla governance etica, dimostra come l'AI non rappresenti una tecnologia neutrale, ma un sistema capace di influenzare concretamente decisioni, opportunità ed equilibri sociali. In tale contesto, la capacità delle organizzazioni di sviluppare modelli di AI trasparenti, inclusivi e affidabili assume un ruolo centrale non soltanto ai fini della conformità normativa, ma anche per la tutela della reputazione aziendale e della fiducia degli stakeholder.

¹⁴² D. Calandra, *Accounting e intelligenza artificiale: Profili applicativi e nuove tendenze*, Giappichelli Editore, Torino, 2023, pp. 140-147.

¹⁴³ McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*, 2023, 56-57.

Tabella 3.4 – Principali criticità etiche, sociali e ambientali dell'AI

Rischi e criticità	Categoria	Descrizione e impatto	Soluzione
Bias algoritmici e discriminazione	Etica ed equità sociale	I modelli possono replicare e amplificare pregiudizi presenti nei dati storici	Utilizzo di dataset ampi e diversificati e sviluppo di una <i>Trustworthy AI</i>
<i>Privacy paradox</i>	Tutela dei dati e privacy	Una maggiore disponibilità di dati migliora l'accuratezza dei modelli ma aumenta i rischi per la privacy	Bilanciamento tra qualità dei dati e tutela della privacy
<i>Alignment problem</i>	Governance etica	Gli obiettivi perseguiti dall'AI possono essere disallineati rispetto ai valori umani e organizzativi	Supervisione umana di <i>AI ethics specialist</i> e <i>AI compliance specialist</i>
Impatto energetico e Paradosso ESG	Sostenibilità ambientale	L'AI supporta la sostenibilità ma richiede infrastrutture ad elevato consumo energetico	Efficientamento dei data center e utilizzo responsabile delle risorse

Fonte:

P. Cervini, E. Farri, G. Rosani, Generative AI for Strategy & Innovation;

J. Sterne, Artificial Intelligence for Marketing: Practical Applications;

D. Calandra, Accounting e intelligenza artificiale: Profili applicativi e nuove tendenze;

McKinsey & Company, The economic potential of generative AI: The next productivity frontier.

3.3.4. Sicurezza informatica, privacy e tutela della proprietà intellettuale

La crescente interconnessione dei sistemi intelligenti e l'utilizzo massivo dei dati espongono le imprese a nuove vulnerabilità sul piano della sicurezza informatica, della protezione delle informazioni e della tutela della proprietà intellettuale, ampliando ulteriormente il perimetro dei rischi associati all'adozione dell'AI.

I modelli di machine learning, infatti, operano all'interno di ecosistemi aperti, dinamici e costantemente alimentati da flussi di dati esterni, rendendo il perimetro di sicurezza aziendale molto più difficile da controllare. In tale contesto, la *cybersecurity* non riguarda più soltanto la protezione delle infrastrutture informatiche, ma investe direttamente l'integrità dei dati, l'affidabilità degli algoritmi, la tutela delle informazioni sensibili e la protezione della proprietà intellettuale.

In primo luogo, i sistemi basati sull'apprendimento automatico introducono nuove tipologie di minacce specificamente orientate alla manipolazione dei modelli intelligenti. Tra le più rilevanti, emergono i cosiddetti *adversarial attacks*, ovvero attacchi nei quali soggetti malevoli alterano deliberatamente i dati di input forniti all'algoritmo con l'obiettivo di comprometterne il funzionamento. Tali manipolazioni avvengono spesso attraverso l'inserimento di modifiche minime o impercettibili ai dati originali, sufficienti però a indurre il sistema di AI a commettere errori di classificazione o a produrre previsioni profondamente distorte.¹⁴⁴

Accanto agli attacchi esterni, un ulteriore rischio deriva dalla capacità dei sistemi intelligenti di apprendere continuamente dall'ambiente circostante attraverso meccanismi di *continuous learning e feedback loop*. Quando l'AI acquisisce dati direttamente dagli utenti o da fonti non controllate, esiste infatti il pericolo che il sistema interiorizzi contenuti distorti, offensivi o manipolatori. L'assenza di adeguati sistemi di filtraggio e supervisione può trasformare i meccanismi di apprendimento automatico in una fonte di grave rischio reputazionale.

Le problematiche relative alla sicurezza informatica si intrecciano, inoltre, con i crescenti rischi legati alla tutela della privacy e alla protezione dei dati personali. L'addestramento dei sistemi di AI richiede enormi quantità di informazioni, spesso sensibili o altamente dettagliate, incrementando significativamente il rischio di accessi non autorizzati, utilizzi impropri e violazioni della privacy. Tale problematica non riguarda esclusivamente i dati dei clienti, ma coinvolge direttamente anche i lavoratori e l'ambiente organizzativo interno.¹⁴⁵

Parallelamente, l'espansione dei modelli generativi sta aprendo nuove criticità sul piano della tutela della proprietà intellettuale e del copyright. Nell'attuale ecosistema digitale ed economico, i diritti di proprietà intellettuale non solo soltanto meri strumenti giuridici, ma rappresentano un vero e proprio punto di controllo strategico all'interno dell'infrastruttura informatica ed economica globale.¹⁴⁶

¹⁴⁴ OECD, *Artificial Intelligence in Society*, OECD Publishing, Paris, 2019, pp- 96-99.

¹⁴⁵ M.L. Feola, A. Lo Presti, *Intelligenza artificiale emotiva e assesment delle risorse umane*, TOPIC, 2023, pp. 23-24.

¹⁴⁶ OECD, *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*, OECD Publishing, Paris, 2015, p. 189.

Le problematiche legate alla cybersecurity e alla tutela della proprietà intellettuale risultano oggi ampiamente riconosciute dalle organizzazioni, ma ancora insufficientemente presidiate sul piano operativo. Tale vulnerabilità appare ulteriormente aggravata dal fatto che soltanto un numero limitato di imprese abbia adottato policy utili per regolamentare l'utilizzo delle tecnologie generative da parte dei propri dipendenti: secondo le evidenze empiriche, infatti, appena il 21% delle aziende dispone di linee guida interne formalizzate in materia.¹⁴⁷

In conclusione, la crescente diffusione dell'AI all'interno dei processi aziendali amplia significativamente il perimetro delle vulnerabilità organizzative, informatiche e legali. In tale contesto, la sicurezza informatica non può essere considerata esclusivamente una questione tecnica affidata ai dipartimenti IT, ma deve trasformarsi in una componente strategica della governance aziendale. La tutela dei dati, il controllo degli output generati dall'AI e la definizione di policy rigorose sull'utilizzo degli strumenti intelligenti rappresentano le condizioni essenziali per garantire un'adozione responsabile, sicura e sostenibile dell'AI nei contesti organizzativi contemporanei.

Tabella 3.5 – Principali minacce informatiche e legali dell'AI

Rischi e criticità	Categoria	Descrizione e impatto	Soluzione
<i>Adversal attacks</i>	Sicurezza algoritmica	Manipolazioni intenzionale e impercettibile dei dati di input possono compromettere l'affidabilità dell'AI	Monitoraggio continuo dei modelli e rafforzamento delle misure di cybersecurity
<i>Continuous learning e feedback loop</i>	Sicurezza e reputazione	L'apprendimento da fonti eterne non controllate può portare all'assimilazione di contenuti sbagliati	Adozione di sistemi di filtraggio e supervisione umana continua
Violazione della privacy	Tutela dei dati	L'addestramento su enormi quantità di informazioni incrementa il rischio di violazione della privacy	Sviluppo di policy rigorose e presidi normativi per la protezione dei dati
Violazione del copyright	Tutela legale	L'uso di dati protetti può generare controversie legate alla proprietà intellettuale	Definizione di linee guida interne volte a regolamentare l'uso delle tecnologie di AI

¹⁴⁷ McKinsey & Company, *The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year*, 2023, pp. 6.

Fonte:

OECD, Artificial Intelligence in Society, OECD Publishing;

M.L. Feola, A. Lo Presti, Intelligenza artificiale emotiva e assesment delle risorse umane

OECD, Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being, OECD Publishing

3.4. Prospettive future

L'evoluzione dell'AI sta progressivamente trasformando il ruolo delle organizzazioni, dei processi decisionali e delle competenze manageriali, aprendo scenari inediti sul piano strategico e operativo. In tale contesto, le prospettive future dell'AI non riguardano esclusivamente lo sviluppo tecnologico, ma coinvolgono più ampiamente i modelli di governance, l'organizzazione del lavoro e le modalità attraverso cui le imprese e gli individui interagiranno con sistemi sempre più autonomi e intelligenti.

In primo luogo, la crescente implementazione dell'AI e l'esponenziale disponibilità di informazioni digitali stanno progressivamente ridefinendo la natura stessa del management e dei processi decisionali aziendali. Le prospettive future del management convergono verso modelli organizzativi sempre più data-driven, nei quali l'intuizione umana viene progressivamente affiancata dall'analisi sistematica dei dati e delle capacità predittive degli algoritmi. In tale contesto, l'AI non rappresenta più soltanto uno strumento operativo, bensì una tecnologia destinata a modificare profondamente il modo in cui le organizzazioni interpretano le informazioni, formulano decisioni e costruiscono vantaggio competitivo.

Come già approfondito precedentemente, poiché i sistemi intelligenti sono sempre più in grado di automatizzare attività analitiche, operative e procedurali, il ruolo umano non tende a scomparire, ma a ridefinirsi in chiave strategica e relazionale. È in questo scenario che emerge un nuovo paradigma di leadership, fondato sull'integrazione tra competenze tecnologiche, capacità decisionali e soft skills avanzate.

Uno degli elementi centrali di questa evoluzione riguarda la diffusione dell'*AI literacy* e della *data literacy*, ossia la capacità di comprendere il funzionamento, le potenzialità e i limiti dell'AI e dell'analisi dei dati.¹⁴⁸

Sebbene non tutti i manager debbano possedere necessariamente competenze strettamente tecniche o di programmazione informatica, la letteratura manageriale evidenzia come diventi sempre più indispensabile sviluppare familiarità con i sistemi intelligenti, comprendendone le logiche operative e i principali ambiti applicativi. I professionisti saranno, infatti, chiamati non soltanto ad utilizzare gli strumenti di AI, ma anche a valutarne criticamente l'affidabilità, la coerenza strategica e le implicazioni etiche.

La crescente ibridazione tra competenze manageriali e capacità analitiche favorisce, inoltre, l'emergere di nuove figure professionali, tra le quali assume particolare rilevanza il cosiddetto "*business translator*". Tale figura professionale svolge una funzione di collegamento tra i team tecnici e il management aziendale, traducendo gli output complessi degli algoritmi in informazioni strategiche comprensibili e utilizzabili nei processi decisionali.¹⁴⁹

Come evidenziato dal McKinsey Global Institute, il semplice inserimento di data scientist all'interno delle organizzazioni non è sufficiente per generare valore: le imprese necessiteranno sempre più di professionisti capaci di integrare competenze tecnologiche, conoscenza del business e capacità di interpretazione manageriale.

Parallelamente, l'evoluzione dell'AI sta modificando anche la struttura stessa della leadership organizzativa. I modelli decisionali del futuro sembrano infatti orientarsi verso forme sempre più avanzate di collaborazione uomo-macchina, nelle quali l'AI supporta il management attraverso analisi predittive e simulazioni, mentre l'essere umano mantiene il controllo strategico e interpretativo del processo decisionale. In tale contesto, il manager non assume il ruolo di semplice esecutore delle indicazioni fornite dagli algoritmi, ma diventa il

¹⁴⁸ P. Cervini, E. Farri, G. Rosani, *Generative AI for Strategy & Innovation*, HBR Italia, 2023, pp. 39-41, 49-51.

¹⁴⁹ McKinsey Global Institute, *The Age Of Analytics - Competing in a Data-Driven World*, 2016, p. 5.

soggetto responsabile della valutazione critica, della supervisione e dell'interpretazione degli output generati dall'AI.¹⁵⁰

Questa trasformazione contribuisce a ridefinire il valore delle competenze manageriali tradizionali. Secondo l'approccio teorico proposto da Agrawal, Gans e Goldfarb, il progressivo abbassamento del costo della previsione algoritmica rende ancora più centrale il giudizio umano, attribuendo alle decisioni un significato economico, strategico ed etico. Il management del futuro sarà quindi sempre meno focalizzato sulle attività puramente analitiche e sempre più orientato verso funzioni di valutazione, coordinamento e indirizzo strategico.¹⁵¹

In questo scenario, assumono crescente importanza anche il *critical thinking* e le attitudini esplorative. Di fronte a sistemi intelligenti caratterizzati da elevati livelli di complessità e opacità algoritmica, i professionisti dovranno sviluppare la capacità di interrogare criticamente gli output dell'AI, verificandone la coerenza, l'affidabilità e le possibili implicazioni organizzative. Non solo, dovranno saper contestualizzare le informazioni prodotte dalla macchina e valutarne la compatibilità con gli obiettivi e i valori aziendali.¹⁵²

Accanto alle competenze analitiche e tecnologiche, la trasformazione digitale sta, inoltre, aumentando il valore strategico delle soft skills. La crescente automazione delle attività di routine tende, infatti, a rendere sempre più centrali quelle capacità tipicamente umane che risultano difficilmente replicabili dagli algoritmi, come la creatività, l'empatia, la comunicazione e l'intelligenza emotiva. In tale prospettiva, il ruolo del leader evolverà verso modelli di *authentic* e *compassionate leadership*, fondati sulla capacità di guidare il cambiamento, costruire relazioni e favorire il coinvolgimento delle persone all'interno dei contesti organizzativi sempre più complessi e digitalizzati.¹⁵³

¹⁵⁰ M.L. Feola, A. Lo Presti, *Intelligenza artificiale emotiva e assessment delle risorse umane*, TOPIC, 2023, pp. 24-25.

¹⁵¹ A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb, *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2018, pp. 79-83.

¹⁵² P. Cervini, E. Farri, G. Rosani, *Generative AI for Strategy & Innovation*, HBR Italia, 2023, pp. 54-57.

¹⁵³ OCSE, *Artificial Intelligence in Society*, OECD Publishing, Paris, 2019, pp. 110-111.

Tabella 3.9 – Nuove competenze e attitudini manageriali nell’era dell’AI

Ambito / Categoria	Approccio e competenze tradizionali	Nuove competenze e attitudini nell’era dell’AI
Competenze digitali	Conoscenza informatica di base e utilizzo di software standard	<i>AI e Data Literacy</i> : capacità di comprendere le potenzialità e i limiti degli algoritmi
Ibridazione dei ruoli	Netta separazione tra figure tecniche e decisori di business	<i>Business Translator</i> : capacità di tradurre gli output degli algoritmi in strategie di business
Approccio decisionale	Decisioni basate su esperienza, intuizione e analisi tradizionali	<i>Critical Thinking</i> : capacità di interrogare criticamente gli output dell’AI
Leadership e Soft Skill	Coordinamento operativo e supervisione gerarchica delle attività	<i>Authentic e Compassionate Leadership</i> : creatività, empatia, comunicazione e intelligenza emotiva

Fonte:

P. Cervini, E. Farri, G. Rosani, Generative AI for Strategy & Innovation;
McKinsey Global Institute, The Age Of Analytics - Competing in a Data-Driven World;
M.L. Feola, A. Lo Presti, Intelligenza artificiale emotiva e assessment delle risorse umane

L’avvento dell’AI rappresenta una delle principali forze di trasformazione dei modelli di business contemporanei. A differenza delle precedenti tecnologie digitali, l’AI non si limita ad automatizzare le attività operative o a supportare l’analisi dei dati, ma tende progressivamente a ridefinire le modalità attraverso cui le organizzazioni creano valore e sviluppano i propri processi decisionali. Le prospettive future sembrano orientarsi verso ecosistemi aziendali sempre più basati su piattaforme intelligenti e sull’integrazione strutturale degli algoritmi nei processi *core* dell’impresa.

Secondo Davenport e Ronaki, le organizzazioni più avanzate stanno progressivamente superando la fase sperimentale dell’AI per giungere ad una piena integrazione dei sistemi intelligenti all’interno delle attività centrali del business. In tale contesto emerge il concetto di *cognitive automation*, ossia un modello di automazione avanzata capace non soltanto di

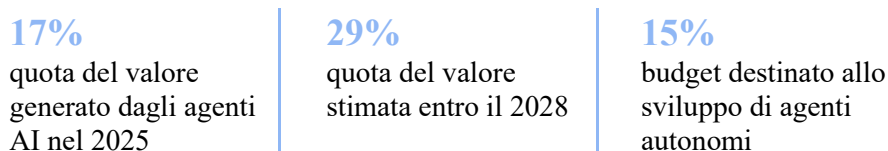
eseguire operazioni ripetitive, ma anche di analizzare dati non strutturati, apprendere dai comportamenti e supportare i processi decisionali.¹⁵⁴

Parallelamente, l'AI generativa si sta diffondendo nelle organizzazioni attraverso sistemi definiti “*copiloti aziendali*”, ossia strumenti progettati per affiancare il lavoratore nello svolgimento delle attività quotidiane. I più recenti studi di McKinsey evidenziano come tali applicazioni siano già in grado di incrementare la produttività, soprattutto nei processi di sviluppo del software, dell'analisi documentale e della gestione delle informazioni.

Le prospettive future, tuttavia, sembrano spingersi oltre il semplice supporto operativo, orientandosi verso l'integrazione di veri e propri *agenti autonomi*, capaci di apprendere, interagire e svolgere attività complesse con livelli crescenti di autonomia decisionale.

È in questo contesto che si sviluppa la nuova frontiera tecnologica, detta “*AI agentica*”. L'impatto degli agenti AI già nel 2025 ha rappresentato circa il 17% del valore totale generato dall'AI. Le proiezioni stimano un raggiungimento del 29% entro il 2028. Consapevoli di questo potenziale, le organizzazioni più avanzate stanno già allocando circa il 15% dei propri budget AI specificamente allo sviluppo di agenti autonomi, puntando ad un salto qualitativo inarrivabile attraverso la tradizionale automazione.¹⁵⁵

Figura 3.8 – Crescita e investimenti negli agenti AI



Fonte: Boston Consulting Group (BCG), *Are You Generating Value from AI? The Widening Gap*

Queste trasformazioni stanno contribuendo a ridefinire anche gli equilibri competitivi tra startup innovative e imprese tradizionali consolidate. Le organizzazioni storicamente dominanti, pur disponendo di maggiori risorse economiche e basi di clienti consolidate, incontrano spesso difficoltà nell'integrare rapidamente le innovazioni basate sull'AI a causa

¹⁵⁴ D. Calandra, *Accounting e intelligenza artificiale: profili applicativi e nuove tendenze*, G. Giappichelli Editore, Torino, 2023, pp. 58-62.

¹⁵⁵ Boston Consulting Group (BCG), *Are You Generating Value from AI? The Widening Gap*, p. 3.

della presenza di strutture burocratiche e modelli organizzativi rigidi. Al contrario, le cosiddette organizzazioni *AI-native* nascono direttamente attorno ai dati e agli algoritmi, costruendo il proprio modello operativo sulla capacità di apprendere continuamente dalle informazioni raccolte.

Questa transizione espone in particolare le imprese consolidate al cosiddetto “*dilemma dell’innovatore*”. Le aziende *incumbent* – ovvero quelle già consolidate e dominanti in un determinato mercato – tendono spesso a mostrare maggiore cautela nell’introduzione di prodotti basati sull’AI ancora imperfetti, per il timore di compromettere il rapporto con la clientela o danneggiare la propria reputazione. Al contrario, le startup tecnologiche, pur non avendo una base stabile di clienti, risultano generalmente più propense a introdurre sul mercato soluzioni meno performanti, con l’obiettivo di accumulare rapidamente i dati necessari al miglioramento dei modelli algoritmici.¹⁵⁶

Tabella 3.10 – Il Dilemma dell’Innovatore nell’era dell’AI

Dimensione competitiva	Imprese Consolidate (<i>Incumbent</i>)	Startup <i>AI-native</i>
Modello operativo	Strutture più rigide e difficoltà nell’integrare le innovazioni	Strutture agili nate direttamente attorno ai dati e agli algoritmi
Propensione al rischio	Maggiore cautela per tutelare reputazione e clientela esistente	Maggiore sperimentazione e tolleranza all’incertezza
Strategia di lancio	Introduzione di soluzioni mature e ampiamente testati	Introduzione di soluzioni anche imperfette per accelerare apprendimento e raccolta dati
Creazione di valore	Necessità di un approccio bimodale per non perdere competitività	Apprendimento continuo dai dati come fonte primaria di vantaggio competitivo

Fonte: Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*

¹⁵⁶ Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2028, pp. 181-182, 193.

In quest'ottica, le prospettive future dell'AI sembrano evidenziare una crescente polarizzazione competitiva tra le organizzazioni capaci di integrare efficacemente i sistemi intelligenti e quelle che, al contrario, faticano nella sperimentazione tecnologica. Le imprese leader, infatti, non si distinguono esclusivamente per il livello di adozione tecnologica, ma soprattutto la capacità di integrare l'AI all'interno della strategia aziendale e dei processi di creazione del valore.

Secondo le più recenti evidenze empiriche, le organizzazioni maggiormente competitive adottano un approccio definito “bimodale” alla generazione del valore, utilizzando l'AI sia per ottimizzare la struttura dei costi sia per sviluppare nuove opportunità di crescita e flussi di ricavo. In particolare, quasi il 45% delle imprese leader applica l'AI per trasformare radicalmente la propria struttura dei costi, contro appena il 10% delle imprese “ritardatarie” nell'implementazione dell'AI. Parallelamente, oltre un terzo delle imprese la sfrutta attivamente per generare nuovi flussi di cassa.

Secondo le stime elaborate dal Boston Consulting Group, entro il 2027 le imprese leader prevedono una crescita dei ricavi generata dall'AI superiore al 60% e una riduzione dei costi maggiore del 50% rispetto alle organizzazioni meno avanzate sul piano tecnologico.¹⁵⁷

In questo contesto, il dato assume progressivamente il ruolo di vero e proprio asset strategico. Come evidenziato in letteratura, le organizzazioni più avanzate non utilizzano più i dati esclusivamente per migliorare i processi esistenti, ma per costruire nuovi modelli di business interamente basati sulle piattaforme digitali e sulle capacità predittive degli algoritmi.

Nel complesso, le prospettive future indicano come l'AI generativa sia destinata a trasformare profondamente non soltanto gli strumenti utilizzati dalle organizzazioni, ma la struttura stessa dei modelli di business e delle dinamiche competitive. In tale prospettiva, le imprese incapaci di adattarsi alle innovazioni tecnologiche e di integrare efficacemente l'AI rischieranno progressivamente di perdere competitività all'interno dei mercati, che saranno sempre più dominati dagli ecosistemi digitali e dall'economia dei dati.

¹⁵⁷ Boston Consulting Group (BCG), *AI Adoption in 2024: 74% of Companies Struggle to Achieve and Scale Value*, 2024.

Conclusioni

Alla luce dell'analisi svolta nel presente elaborato, emerge come l'AI rappresenti una delle principali leve di trasformazione dell'impresa contemporanea. La crescente diffusione delle tecnologie digitali, l'affermazione dei Big Data e l'evoluzione dei sistemi di Analytics hanno progressivamente modificato il ruolo delle informazioni nei processi decisionali aziendali, rendendo i dati una risorsa strategica fondamentale per la creazione di valore e per il conseguimento di vantaggi competitivi.

In questo contesto, l'AI non si configura esclusivamente come uno strumento tecnologico orientato all'automazione e all'efficienza operativa, ma come uno strumento capace di ridefinire profondamente le logiche manageriali, organizzative e decisionali delle imprese. L'evoluzione dei sistemi intelligenti ha, infatti, segnato il passaggio dai modelli decisionali fondati prevalentemente sull'esperienza e sull'intuito dei manager a logiche sempre più data-drive, nelle quali le decisioni sono supportate attivamente dall'analisi dei dati, da modelli predittivi e da algoritmi in grado di elaborare grandi quantità di informazioni in tempo reale.

L'analisi sviluppata ha evidenziato come l'AI stia assumendo un ruolo sempre più centrale all'interno delle organizzazioni, contribuendo non solo all'efficienza operativa, ma anche alla ridefinizione delle strategie competitive e dei modelli di business, assumendo un ruolo trasversale tra le diverse funzioni aziendali. Nell'ambito delle operations e della supply chain, l'AI consente di migliorare la previsione della domanda di mercato, ottimizzare la gestione delle scorte e aumentare l'efficienza dei processi produttivi. Nel marketing, gli strumenti di Customer Analytics e AI generativa permettono, invece, di sviluppare strategie di personalizzazione avanzata, comprendere meglio i comportamenti dei consumatori e ottimizzare le attività di comunicazione e di relazione con il cliente. Analogamente, nelle funzioni finanziarie e di business controlling, l'AI supporta l'analisi predittiva, il risk management e il monitoraggio delle performance aziendali, contribuendo a rendere i processi decisionali più rapidi e accurati. Infine, nell'ambito delle risorse umane, l'AI viene utilizzata nei processi di recruiting, valutazione delle performance, sviluppo professionale e gestione dei talenti, modificando la modalità di gestione del capitale umano.

Tale evoluzione sta modificando profondamente il rapporto tra tecnologia, lavoro e competenze manageriali. Il ruolo manager, di conseguenza, evolve progressivamente da semplice utilizzatore delle informazioni a interprete critico degli output prodotti dai sistemi intelligenti.

Da questo punto di vista, uno degli elementi più significativi emersi dalla ricerca riguarda proprio la centralità del fattore umano all'interno dei nuovi modelli decisionali. Contrariamente alle interpretazioni che vengono nell'AI uno strumento destinato a sostituire totalmente il lavoro umano, l'analisi svolta evidenzia come il valore dell'AI deriva soprattutto dalla capacità di integrare la tecnologia e le capacità umane, potenziando le capacità cognitive, analitiche e decisionali delle persone. L'efficacia dei sistemi intelligenti dipende, infatti, non solo dalla qualità degli algoritmi utilizzati, ma anche dalla capacità delle organizzazioni di interpretare in modo critico gli output prodotti, contestualizzandoli e integrandoli all'interno dei processi decisionali. Per questo motivo, il giudizio umano continua a rappresentare un elemento imprescindibile.

La ricerca ha, inoltre, evidenziato come la trasformazione portata dall'AI non sia solamente tecnologica, ma anche organizzativa e culturale. L'adozione efficace dell'AI richiede infatti una profonda revisione dei modelli operativi, dei flussi di lavoro e delle modalità di coordinamento aziendale. Le organizzazioni maggiormente competitive sono quelle che riescono a ripensare processi, competenze e cultura organizzativa in funzione delle opportunità offerte dai sistemi intelligenti.

Accanto alle opportunità offerte dall'AI, il presente elaborato ha evidenziato anche l'esistenza di rilevanti criticità, problematiche e rischi connessi all'adozione dell'AI nei sistemi aziendali, che le organizzazioni non possono sottovalutare. Le principali criticità emerse non risultano solamente tecnologiche, ma profondamente organizzative, culturali e manageriali.

La ricerca ha mostrato come molte imprese, nonostante i crescenti investimenti in AI, faticino ancora a ottenere un effettivo vantaggio competitivo, confermando che il vero elemento di differenziazione non è la sola disponibilità di tecnologia, ma la capacità manageriale sfruttarla in modo efficace. Parallelamente, l'elaborato ha evidenziato alcune criticità legate all'affidabilità e alla governance dei sistemi intelligenti. L'opacità

algoritmica, la dipendenza dalla qualità dei dati, il rischio di bias discriminatori e le problematiche connesse alla cybersecurity e alla tutela della privacy dimostrano come l'AI non possa essere considerata una tecnologia pienamente autonoma. Al contrario, il suo utilizzo richiede adeguati sistemi di controllo, supervisione e responsabilità manageriale. A questi si aggiungono problematiche legate alla trasparenza, alla governance etica, alla sostenibilità ambientale e alla conformità normativa.

Le prospettive future indicano che il ruolo dell'AI è destinato a crescere ulteriormente nei prossimi anni, portando ad una rivoluzione non solo dei processi aziendali, ma del concetto stesso di management, andando a ridefinire competenze, responsabilità e modelli decisionali.

In conclusione, l'AI rappresenta oggi una delle trasformazioni più profonde e significative dell'economia digitale contemporanea. In un contesto sempre più caratterizzato dalla centralità dei dati e dalla diffusione di sistemi intelligenti, il futuro delle organizzazioni dipenderà dalla capacità di coniugare innovazione tecnologica, competenze umane e governance in modo efficace.

Bibliografia

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A., *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Review Press, 2018.
- Alnoor Bhimani, *Digital data and management accounting: why we need to rethink research methods*, *Journal of Management Control*, 2020.
- Andrew McAfee & Erik Brynjolfsson, *Big Data: The Management Revolution*, *Harvard Business Review*, 2012.
- Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A. D., Katz, R., Konwinski, A., Lee, G., Patterson, D., Rabkin, A., Stoica, I., & Zaharia, M., *A View of Cloud Computing*, *Communications of the ACM*, vol. 53, n. 4, 2010.
- Boston Consulting Group (BCG), *AI Adoption in 2024: 74% of Companies Struggle to Achieve and Scale Value*, 2024, disponibile all'indirizzo: <https://www.bcg.com/press/24october2024-ai-adoption-in-2024-74-of-companies-struggle-to-achieve-and-scale-value>
- Boston Consulting Group (BCG), *The Widening Gap: Build for the Future 2025*, disponibile all'indirizzo: <https://www.bcg.com/publications/2025/are-you-generating-value-from-ai-the-widening-gap>
- Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Kim, H. H., *Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance?*, MIT, 2011.
- Calandra, D., *Accounting e Intelligenza Artificiale. Profili applicativi e nuove tendenze*, G. Giappichelli Editore, Torino, 2023.
- Candiotto, R., *Il sistema informativo dell'azienda nell'ambiente digitale*, Giappichelli, Milano, 2016.

- Cannas, V. G., Ciano, M. P., Saltalamacchia, M., & Secchi, R., *Artificial Intelligence in Operations and Supply Chain Management: a Multiple Case Study Analysis*, *International Journal of Production Research*, 2024.
- Castellano, N. (a cura di), *Big Data e Analytics. Profili di controllo manageriale, organizzativi e giuridici*, Giappichelli, Torino, 2019.
- Cervini, P., Farri, E., & Rosani, G., *Generative AI for Strategy & Innovation*, HBR Italia, 2023.
- Cfr. C. Ledro, D. Nosella, P. Vinelli, *Artificial Intelligence in Customer Relationship Management: A Systematic Framework for a Successful Integration*, *Journal of Business Research*, 2025.
- Davenport, T., & Harris, J., *Competing on Analytics: The New Science of Winning*, Harvard Business School Press, Boston, 2007.
- De Marco, M., *I sistemi informativi aziendali. Temi di attualità*, 7^a ed., FrancoAngeli, Milano, 2009.
- Dresner, H., *The Performance Management Revolution: Business Results Through Insight and Action*, Wiley, 2007.
- Elia, G., Margherita, A., & Secundo, G., *Impresa digitale: scenari, tecnologie e percorsi di trasformazione digitale*, Egea, Milano, 2020.
- Fan, J., Han, F., & Liu, H., *Challenges of Big Data Analysis*, *National Science Review*, 2014.
- Feola, M. L., & Lo Presti, A., *Intelligenza Artificiale emotiva e assessment delle risorse umane*, *TOPIC - Temi di Psicologia dell'Ordine degli Psicologi della Campania*, 2023.
- Frediani, C., Montegiove, S., & Nejrotti, F., *Generazione AI: una monografia sull'Intelligenza Artificiale*, Guerre di Rete, 2023.
- Helo, P., & Hao, Y., *Artificial intelligence in operations management and supply chain management: an exploratory case study*, *Production Planning & Control*, 2022.

Iansiti, M., & Lakhani, K. R., *Competing in the Age of AI*, Harvard Business Review Press, 2020.

IBM, *Global AI Adoption Index – Enterprise Report*, 2023.

IBM, *What is Generative AI?*, IBM Corporation, New York, 2023, disponibile all'indirizzo:
<https://www.ibm.com/it-it/think/topics/generative-ai>

Kahneman, D., *Thinking, Fast and Slow*, Farrar, Straus and Giroux, New York, 2011.

Laudon, K. C., & Laudon, J. P., *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*, Pearson Education, Harlow (UK), 2018.

McAfee, A., & Brynjolfsson, E., *Big Data: The Management Revolution*, Harvard Business Review, 2012.

McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C., *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*, 1956.

McKinsey & Company, *Generative AI and the Future of HR*, McKinsey Talks Talent, 2023.

McKinsey & Company, *McKinsey on Finance: Gen AI – A Guide for CFOs*, 2023.

McKinsey & Company, *The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier*, 2023.

McKinsey & Company, *The State of AI in 2023: Generative AI's Breakout Year*, 2023.

McKinsey & Company, *The State of AI: How Organizations Are Rewiring to Capture Value*, 2025.

McKinsey & Company, *What's the Future of Generative AI? An Early View in 15 Charts*, 2023.

McKinsey Global Institute, *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity*, McKinsey & Company, 2011.

- McKinsey Global Institute, *The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World*, McKinsey & Company, 2016.
- Mell, P., & Grance, T., *The NIST Definition of Cloud Computing*, NIST Special Publication 800-145, National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, 2011.
- Neri, G., *L'impresa digitale nell'era digitale: tecnologie informatiche e rivoluzione digitale al servizio dell'impresa*, GualadiLAB, Rimini, 2015.
- OECD, *Artificial Intelligence in Society*, OECD Publishing, Paris, 2019.
- OECD, *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*, OECD Publishing, Paris, 2015.
- Petrini, G., Gandolfo, A., & Negri, G. (a cura di), *Data Driven Management. Gestire l'impresa partendo dai dati dei processi*, Consorzio QUINN, 2024.
- Provost, F., & Fawcett, T., *Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making*, 2013.
- PwC, *L'importanza della trasformazione digitale per innovare i processi produttivi e aumentare l'efficienza*, Piattaforma Italia, 2026, disponibile all'indirizzo: <https://piattaformaitalia.pwc.it/articles/importanza-della-trasformazione-digitale-per-innovare-i-processi-produttivi-e-aumentare-lefficienza/>
- Robert N. Anthony, *Planning and Control Systems: A Framework for Analysis*, Harvard Business School Press, Boston, 1965.
- Sterne, J., *Artificial Intelligence for Marketing: Practical Applications*, John Wiley & Sons, Hoboken, 2017.
- Trkman, P., McCormack, K., de Oliveira, M. P. V., & Ladeira, M. B., *The Impact of Business Analytics on Supply Chain Performance, Decision Support Systems*, vol. 49, n. 3, 2010.
- Turban, E., Sharda, R., & Delen, D., *Business Intelligence and Analytics: Systems for Decision Support*, Pearson, 2011.

Vercellis, C., *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*, Wiley, 2009.

Vlačić, B., Corbo, L., Costa e Silva, S., & Dabić, M., *The Evolving Role of Artificial Intelligence in Marketing: A Review and Research Agenda*, *Journal of Business Research*, 2021.

Watson, H. J., *Business Intelligence: Past, Present, and Future*, *Communications of the Association for Information Systems*, 2009.