

Capitolo 4

L'Intelligenza Artificiale come infrastruttura del processo decisionale strategico

Sommario: 1. Razionalità limitata, decisione organizzativa e attenzione strategica. – 2. Apprendimento organizzativo, tempo e vantaggio competitivo. – 3. Intelligenza artificiale e processi di decisione strategica. – 4. Il processo decisionale strategico supportato dall'intelligenza artificiale. – 5. L'Intelligenza Artificiale per il supporto decisionale.

1. *Razionalità limitata, decisione e attenzione strategica*

La decisione strategica può essere compresa con maggiore precisione se si sposta il baricentro dall'idea di scelta intesa come atto isolato all'analisi dei processi che rendono possibile la selezione di ciò che entra, stabilmente o transitoriamente, nel campo decisionale dell'organizzazione. Gli studi sull'*Attention-Based View* dell'impresa hanno teorizzato come le decisioni non derivino semplicemente dalle intuizioni e preferenze dei decisori ma anche dalla loro "attenzione" a determinati fenomeni in taluni momenti ante-decisione. Tale approccio evidenzia come le organizzazioni utilizzino processi di selezione ed analisi di variabili che, talvolta, possono variare a seconda del livello di sensibilità al problema del soggetto osservatore.

L'Attention-Based View

L'Attention-Based View suggerisce di leggere l'impresa non come un semplice ricettore di informazioni, bensì come un sistema che seleziona, filtra, ordina. In altri termini, l'organizzazione non si limita a ricevere stimoli dall'ambiente: li gerarchizza, li interpreta, ne trascura alcuni e ne privilegia altri. È precisamente in questa attività selettiva che si colloca uno dei nuclei teorici più interessanti dell'approccio. Il problema, infatti, non è soltanto disporre di dati o di segnali provenienti dal contesto competitivo; il punto, assai più delicato, riguarda la capacità di stabilire quali questioni debbano entrare nell'orizzonte decisionale, quali possano essere rinviate, quali richiedano un'immediata presa in carico e quali, invece, possano restare provvisoriamente sullo sfondo. L'attenzione, da questo punto di vista, non rappresenta una semplice facoltà cognitiva: è una risorsa limitata, e proprio per tale ragione profondamente strategica.

Le matrici teoriche di questa impostazione sono ben note e affondano, in primo luogo, nei lavori di Herbert Simon sulla razionalità limitata e sulla scarsità dell'attenzione. A tali contributi si affiancano quelli di March e Simon e, successivamente, la *behavioral theory of the firm* di Cyert e March, nella quale emerge con particolare chiarezza l'idea che le organizzazioni non decidano mai in condizioni di piena razionalità, ma entro cornici cognitive ristrette, routine consolidate, programmi d'azione e regole di ricerca che circoscrivono il ventaglio delle alternative effettivamente considerate. Non è un punto marginale. Vuol dire, più precisamente, che ciò che l'impresa arriva a vedere, discutere e decidere non coincide con l'insieme astratto delle possibilità

disponibili, ma con una porzione selezionata della realtà, già filtrata da dispositivi cognitivi e organizzativi (Simon Herbert A., 1947; March James G. e Simon Herbert A., 1958; Cyert Richard M. e March James G., 1963).

Muovendo da queste premesse, l'Attention-Based View mette in luce un aspetto spesso evocato, ma non sempre tematizzato con sufficiente rigore: la strategia non nasce in uno spazio neutrale, indifferente, quasi sospeso. Al contrario, prende forma all'interno di assetti organizzativi concreti che orientano lo sguardo dei decisori e ne delimitano, talora in modo quasi impercettibile, il campo visivo. Strutture, procedure, sistemi di reporting, canali di comunicazione, relazioni di potere: tutto concorre a stabilire ciò che appare degno di nota e ciò che, viceversa, rimane periferico, opaco, talvolta persino inosservato. In questo senso, il contributo di Ocasio assume una portata decisiva, poiché mostra con nettezza che le decisioni dipendono da ciò a cui gli attori organizzativi prestano attenzione e dai contesti istituzionali e organizzativi che ne guidano la focalizzazione (Ocasio William, 1997). I successivi sviluppi della letteratura hanno poi reso il quadro ancora più articolato. Joseph e Ocasio hanno insistito sul ruolo dell'architettura organizzativa nella distribuzione dell'attenzione all'interno delle imprese multi-business; Ocasio, Laamanen e Vaara, invece, hanno posto in evidenza la funzione della comunicazione nella costruzione, nella stabilizzazione e nella ridefinizione delle priorità strategiche. L'attenzione, insomma, non circola casualmente: viene incanalata, sostenuta, dispersa o riorientata da configurazioni organizzative specifiche (Joseph John e Ocasio William, 2012; Ocasio William, Laamanen Tomi e Vaara Eero, 2018).

La portata euristica dell'approccio emerge con particolare evidenza quando lo si mette in relazione con altri filoni della riflessione organizzativa e manageriale. Il rinvio a Weick, per esempio, consente di comprendere come l'attenzione si traduca in processi di sensemaking, cioè in pratiche mediante le quali gli attori organizzativi cercano di attribuire significato a eventi inattesi, ambiguità contestuali e discontinuità ambientali (Weick Karl E., 1995). Kaplan, da parte sua, ha mostrato come, soprattutto nei passaggi segnati da forte incertezza, la strategia si elabori anche attraverso veri e propri *framing contests*, nei quali interpretazioni concorrenti della realtà si confrontano per imporsi come chiave legittima di lettura e, quindi, come guida dell'azione (Kaplan Sarah, 2008). Ne deriva una conseguenza teorica di non poco conto: l'attenzione non può essere ridotta a una variabile meramente psicologica, interna alla mente del singolo decisore. Essa va piuttosto intesa come una risorsa organizzativa complessa, posta al crocevia tra cognizione, interpretazione, comunicazione e scelta strategica. È in questo intreccio che diviene intelligibile il nesso profondo tra ciò che l'impresa osserva, ciò che reputa prioritario e ciò che, infine, decide di fare.

Tale impostazione acquista un rilievo ancora più marcato se la si cala nei contesti digitali e ipercompetitivi entro cui oggi molte imprese si trovano a operare. L'eccesso di informazioni, infatti, non coincide affatto, *ceteris paribus*, con una maggiore lucidità decisionale. Accade anzi, assai spesso, il contrario: la proliferazione dei dati può alimentare dispersione cognitiva, sovraccarico informativo, fratture tra priorità formalmente dichiarate e comportamenti concretamente adottati. In ambienti di tal fatta, l'attenzione diventa un problema di progettazione organizzativa prima ancora che una questione di capacità individuale. Occorre costruire dispositivi di ascolto, selezione, coordinamento e messa a fuoco; occorre, soprattutto, evitare che l'abbondanza informativa si traduca in rumore, ambiguità o paralisi. Da questo punto di vista, l'attenzione non è mai un dato spontaneo, né un serbatoio inesauribile cui attingere senza costo. È, più propriamente, una capacità da organizzare, una disciplina da coltivare, una condizione essenziale affinché l'impresa non si limiti a registrare il mondo circostante, ma riesca davvero a orientarsi al suo interno.

Nei precedenti capitoli abbiamo osservato la struttura informativa ed il processo di *sensemaking*, ora ci si focalizzerà sui meccanismi che delimitano e selezionano ciò che deve essere oggetto di analisi e decisione strategica. Nell'attuale contesto caratterizzato da surplus informativo e forti discontinuità (politiche, sociali, tecnologiche), uno dei rischi maggiori è costituito dall'incapacità dell'organizzazione di "vedere" tempestivamente quelli che sono i segnali di cambiamento che richiedono impegno. L'*Attention-Based View* evidenzia come l'imperfezione intrinseca del processo decisionale possa essere limitata dalla stessa struttura cognitiva ed organizzativa allorquando essa sia capace di dotarsi di architetture decisionali utili ad orientare al meglio la capacità selettiva (attenzione) riducendo i rumori informativi e supportando la decisione.

L'analisi qui condotta non riguarda più soltanto la trasformazione dei dati in conoscenza, ma la configurazione dell'architettura decisionale che seleziona quali conoscenze divengano strategicamente operative.

In questa cornice teorica, la decisione strategica diventa un processo continuo di *focalizzazione, interpretazione e apprendimento*. Tale impostazione apre lo spazio concettuale per considerare il ruolo di sistemi e strumenti in grado di intervenire sulla configurazione dei processi cognitivi che precedono e accompagnano la decisione stessa. Questa trasformazione implica una revisione profonda delle logiche di governo e di decisione dell'impresa, come sottolineato anche nel dibattito manageriale italiano più recente (Pironti, 2022; Giani, 2025).

2. *Apprendimento organizzativo, tempo e vantaggio competitivo*

Nel contesto determinato dall'avvento dell'IA occorre considerare adeguatamente il rapporto tra apprendimento umano e apprendimento artificiale.

Il primo, sia a livello individuale che interno ad una organizzazione, si sviluppa attraverso processi cumulativi che richiedono tempo di assimilazione, spesso lenti, caratterizzati da errori, riflessione e rielaborazione delle esperienze.

L'apprendimento artificiale, invece, è determinato da regole statistiche; quindi, da pattern ricorrenti e sistematizzazione di enormi volumi informativi e richiede tempi più rapidi del primo, consentendo una sensibile riduzione dei costi cognitivi.

Quest'ultimo però *rimane inevitabilmente privo di capacità interpretativa autonoma e di consapevolezza del contesto strategico, quindi, richiede una progettazione di modelli decisionali basati sull'interazione con l'apprendimento umano.*

Dati, IA e accumulazione cognitiva nella strategia di Netflix

Netflix rappresenta un caso significativo di come apprendimento organizzativo, intelligenza artificiale e gestione del tempo si combinino nella costruzione del vantaggio competitivo in un contesto di piattaforma digitale. A differenza dei modelli fondati su asset materiali o su economie di scala

tradizionali, la traiettoria di Netflix si è sviluppata attorno alla capacità di trasformare dati comportamentali in conoscenza strategica cumulativa.

Fin dalla transizione dal noleggio DVD allo streaming, l'impresa ha costruito un'infrastruttura decisionale centrata sull'analisi sistematica dei dati di fruizione: tempi di visione, interruzioni, rewind, abbandoni, sequenze di contenuti visualizzati, pattern temporali di utilizzo. Tali dati alimentano modelli di machine learning che supportano tre ambiti decisionali cruciali: personalizzazione dell'offerta, progettazione dei contenuti originali e allocazione degli investimenti produttivi.

Nel modello Netflix, la conoscenza strategicamente rilevante è distribuita tra sistemi algoritmici, team editoriali, unità di produzione e management finanziario. L'intelligenza artificiale contribuisce a rendere confrontabili milioni di micro-segnali provenienti dalla base utenti globale, identificando cluster comportamentali e preferenze latenti che orientano la selezione dei progetti da finanziare. Tuttavia, la decisione finale sull'investimento in una serie o in un film non è automatica: i modelli forniscono scenari probabilistici di successo, ma la valutazione incorpora considerazioni di posizionamento, brand identity, portafoglio contenuti e coerenza strategica.

Un elemento distintivo è la capacità di integrare feedback in tempo quasi reale nei processi decisionali. Le performance di un contenuto vengono analizzate immediatamente dopo il rilascio, consentendo di aggiornare le priorità produttive, adattare strategie di promozione e ricalibrare raccomandazioni personalizzate. Questo ciclo continuo tra osservazione, analisi e decisione riduce il tempo necessario per trasformare l'esperienza in apprendimento organizzativo, generando un vantaggio temporale rispetto ai competitor tradizionali dell'industria audiovisiva.

La dimensione temporale è centrale anche nella costruzione delle *capability* distintive. I sistemi di raccomandazione, le competenze nella produzione di contenuti data-driven e la capacità di orchestrare un catalogo globale sono il risultato di un accumulo progressivo di dati, modelli e conoscenze difficilmente replicabile in tempi brevi. I concorrenti possono acquisire tecnologie simili, ma non possono comprimere retroattivamente il percorso di apprendimento che ha permesso a Netflix di affinare le proprie architetture decisionali.

L'apprendimento incide sulle *capability* dinamiche, quindi, sull'integrazione e riconfigurazione delle risorse e competenze nel corso del tempo dalle quali discende il vantaggio competitivo che diventa sempre più incentrato sull'apprendimento rapido (*learning advantage*).

In questo senso, la strategia non si limita a definire obiettivi o posizionamenti, ma si confronta direttamente con la gestione della temporalità dell'apprendimento, con la necessità di bilanciare velocità e qualità, esplorazione e sfruttamento, continuità e cambiamento. La capacità di governare questi trade-off cognitivi e temporali diventa una componente essenziale dell'architettura decisionale dell'impresa, e costituisce il presupposto per comprendere il ruolo che strumenti e sistemi intelligenti possono assumere nel supportare, senza sostituirlo, il processo strategico.

3. *Intelligenza artificiale e processi di decisione strategica*

La letteratura manageriale più recente ha progressivamente superato la visione dell'intelligenza artificiale come tecnologia prevalentemente predittiva o analitica, per interpretarla come un insieme di sistemi capaci di intervenire in modo strutturale sui micro-processi cognitivi che sostengono la decisione strategica. In questa prospettiva, l'IA modifica le condizioni cognitive entro cui le decisioni vengono formulate, incidendo: a) sulle modalità di esplorazione informativa, b) sulla costruzione delle rappresentazioni del problema, c) sui criteri attraverso cui le alternative vengono valutate (Brynjolfsson & McElheran, 2016; Rai, Constantinides & Sarker, 2019). Studi recenti mostrano che tali sistemi producono scelte influenzate dalla struttura dei dati di addestramento, dalle modalità di rappresentazione dei problemi e dai vincoli computazionali incorporati nei modelli stessi (Zheng et al., 2025). Questa evidenza rafforza l'idea che il *decision-making* strategico basato su IA debba essere interpretato come un processo ibrido, in cui limiti e bias non vengono eliminati, ma redistribuiti tra attori umani e sistemi artificiali.

L'integrazione tra decisori umani e sistemi di intelligenza artificiale apre, quindi, uno spazio decisionale nuovo, caratterizzato da una diversa configurazione delle responsabilità cognitive. L'IA può contribuire a ridurre il rumore informativo, ad identificare pattern emergenti ed a rendere visibili relazioni latenti, ma la selezione finale delle priorità strategiche rimane ancorata a giudizi di valore, interpretazioni contestuali e scelte di orientamento che non possono essere completamente automatizzate.

IA e ristrutturazione del processo decisionale: il caso Netflix

Ritornando sul caso Netflix è interessante notare come agli inizi degli anni 2010 essa sia stata oggetto di una revisione profonda del suo processo decisionale che si diresse verso un'architettura ibrida IA-Uomo.

L'IA è stata, infatti, impiegata per esplorare un ambito di opzioni molto più ampio rispetto a quello che può fare l'Uomo poiché analizza pattern di fruizione, preferenze latenti, segmentazione dinamica tutto al fine di identificare varie combinazioni di esigenze e generi, cast, format in modo da ampliare le opzioni strategiche dell'organizzazione.

Un secondo livello di intervento riguarda la costruzione delle rappresentazioni decisionali. Netflix utilizza modelli analitici e predittivi per tradurre fenomeni complessi – come il successo potenziale di una serie o la probabilità di retention su specifici segmenti di utenti – in rappresentazioni sintetiche e comparabili. Queste rappresentazioni non eliminano l'incertezza, ma contribuiscono a rendere più esplicite le relazioni tra variabili strategiche, consentendo ai decisori di discutere le alternative su basi comuni e di confrontare scenari diversi all'interno di un linguaggio condiviso.

Infine, nella fase di aggregazione delle valutazioni, l'IA supporta la comparazione sistematica delle opzioni strategiche, integrando dimensioni eterogenee quali costi di produzione, impatto sulla base utenti, coerenza con il posizionamento del brand e potenziale di apprendimento futuro. Tuttavia, la decisione finale rimane esplicitamente umana: i dirigenti di Netflix hanno più volte sottolineato come i modelli non sostituiscano il giudizio editoriale, ma ne

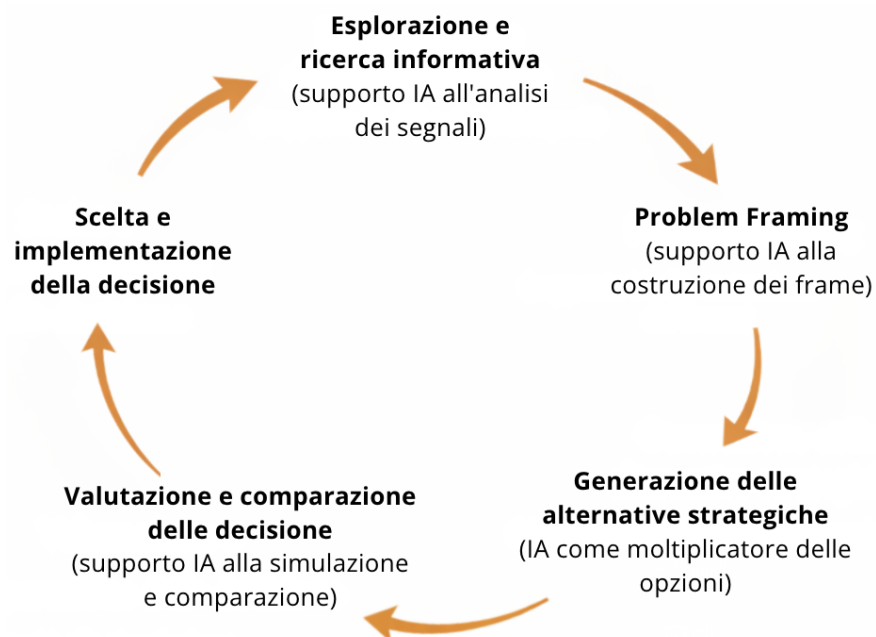
ridefiniscano le condizioni, fornendo una base informativa più strutturata e riducendo il rumore decisionale.

Il valore strategico dell'IA, in questo caso, non risiede dunque nella capacità di "prevedere il successo", ma nella ristrutturazione dell'architettura decisionale. L'intelligenza artificiale interviene a monte della scelta, influenzando quali opzioni vengono considerate, come il problema viene rappresentato e su quali dimensioni si concentra l'attenzione dei decisori. Il caso Netflix mostra come l'IA possa agire come infrastruttura cognitiva della strategia, rafforzando la capacità dell'organizzazione di prendere decisioni complesse in contesti caratterizzati da elevata incertezza e rapida evoluzione dei gusti dei consumatori, senza eliminare il ruolo centrale del giudizio umano.

4. Il processo decisionale strategico supportato dall'intelligenza artificiale

L'impiego dell'IA è, dunque, rilevante nel processo decisionale, il quale diventa un'architettura cognitiva distinta in fasi interdipendenti che ridefiniscono le condizioni operative della decisione.

Figura 1: Il processo di decisione strategica con IA



Fonte: Realizzazione dell'autore

La fase iniziale (Esplorazione e ricerca informativa) prevede la raccolta di segnali rivenienti dall'ambiente di riferimento (competitivo, tecnologico, istituzionale); grazie all'IA si riducono i costi di esplorazione e raccolta e, al contempo, si amplifica la dimensione dei volumi analizzati pur se eterogenei tra loro e magari apparentemente poco significativi (l'impiego umano in quest'ultimo

caso li trascurerebbe per evidenti ragioni di economicità; Brynjolfsson & McElheran, 2016; Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018).

I sistemi di *market sensing*, adottati da grandi gruppi retail e consumer-oriented sono capaci di intercettare segnali deboli e discontinuità emergenti nei mercati. In questi contesti, l'obiettivo non è prevedere con certezza l'evoluzione della domanda, ma ampliare l'osservabilità dell'ambiente competitivo, tecnologico e istituzionale, riducendo i costi cognitivi dell'esplorazione e aumentando la capacità di interpretare contesti informativi ad alta complessità.

Attraverso piattaforme di *data integration* e *data lake* (come Snowflake, Azure Data Factory o AWS Glue), l'impresa aggrega fonti eterogenee quali informazioni sui competitor, dati di prezzo e assortimento, flussi social e media, documentazione normativa e segnali provenienti dalla filiera. Su questa base, strumenti di *text analytics* e *natural language processing* (NLP, ad esempio soluzioni basate su modelli transformer integrati in piattaforme come Databricks o servizi NLP cloud) vengono utilizzati per analizzare grandi volumi di dati non strutturati, classificare contenuti per tema, estrarre entità rilevanti e identificare variazioni semantiche nel tempo. In parallelo, modelli di *anomaly detection* e *trend detection* applicati a serie storiche di prezzi, volumi di vendita o indicatori di attenzione mediatica consentono di individuare pattern emergenti e segnali deboli che difficilmente risulterebbero visibili attraverso processi decisionali tradizionali.

Queste analisi vengono tipicamente restituite sotto forma di alert intelligenti, radar di rischio e dashboard dinamiche sviluppate su piattaforme di business intelligence avanzata, che rendono confrontabili fenomeni eterogenei nel tempo e supportano il confronto tra diverse dimensioni strategiche. La selezione dei segnali da monitorare, la definizione delle soglie di attenzione e la priorità attribuita ai diversi alert restano saldamente ancorate alle scelte organizzative, agli obiettivi competitivi e ai meccanismi di attenzione dell'impresa. I tool di IA ampliano lo spazio informativo osservabile e riducono il rumore, ma non sostituiscono il processo di interpretazione e di selezione che precede la decisione strategica.

Il valore strategico di questi sistemi risiede, dunque, nella loro capacità di sostenere un processo decisionale più consapevole e tempestivo, senza trasformare l'esplorazione in una delega algoritmica.

Una seconda fase cruciale è rappresentata dal *problem framing* inteso come la costruzione della rappresentazione del problema strategico. In questa fase, l'IA interviene contribuendo: a) a rendere esplicite le relazioni tra variabili; b) a simulare scenari alternativi; c) a supportare la formulazione di diverse cornici interpretative del problema. Il *framing* influenza profondamente l'intero processo decisionale, delimitando lo spazio delle alternative e orientando l'attenzione dei decisori (Kaplan, 2008). I sistemi di IA possono ampliare il ventaglio dei frame disponibili, riducendo il rischio di *lock-in cognitivo*², ma la scelta del frame dominante resta il risultato di valutazioni umane, negoziazioni organizzative e giudizi di valore (Shrestha, Ben-Menahem & von Krogh, 2019).

² Per *lock-in cognitivo* si intende la condizione in cui un'organizzazione continua a interpretare l'ambiente competitivo attraverso categorie e mappe mentali consolidate, anche quando esse risultano progressivamente incoerenti con le nuove dinamiche di creazione del valore. Tale rigidità non deriva da carenza informativa, ma dalla stabilizzazione di schemi interpretativi, routine decisionali e criteri di rilevanza che rendono difficile la riconfigurazione del quadro cognitivo entro cui maturano le scelte strategiche.

Il *problem framing* rappresenta una fase cruciale, spesso implicita, del processo decisionale strategico. Esso riguarda il modo in cui un problema viene definito, delimitato e reso cognitivamente trattabile prima ancora che vengano generate e valutate le alternative. Il framing agisce come una struttura cognitiva che seleziona alcuni aspetti della realtà e ne oscura altri, stabilendo cosa è rilevante, quali variabili meritano attenzione e quali criteri verranno utilizzati per valutare le opzioni disponibili. Esso è un processo profondamente influenzato da routine organizzative, linguaggi condivisi, esperienze pregresse e assetti di potere. Le organizzazioni tendono a interpretare nuovi problemi attraverso frame consolidati, che facilitano la decisione ma, allo stesso tempo, possono generare rigidità cognitive e ritardi nell'adattamento strategico.

In questo contesto, l'intelligenza artificiale può intervenire come strumento di supporto alla costruzione e all'esplorazione dei frame, senza sostituire il giudizio umano. Soluzioni di *advanced analytics* e *natural language processing* consentono, ad esempio, di analizzare grandi quantità di documentazione strategica, report di settore, contributi regolatori e contenuti non strutturati, rendendo esplicite le relazioni tra variabili che alimentano la rappresentazione del problema. L'uso di modelli di linguaggio e sistemi di *text analytics* permette di sintetizzare prospettive differenti, confrontare ipotesi alternative e far emergere assunzioni implicite nei discorsi strategici, contribuendo a rendere il framing un processo più riflessivo e meno dipendente da schemi interpretativi sedimentati.

Dal punto di vista della razionalità limitata, il *problem framing* svolge una funzione essenziale di riduzione della complessità. Poiché è impossibile considerare simultaneamente tutte le dimensioni di un problema strategico, il frame opera come un meccanismo di semplificazione che rende la decisione possibile. Tuttavia, questa semplificazione non è neutrale: essa condiziona l'intero processo decisionale successivo, influenzando lo spazio delle alternative considerate e le modalità con cui le informazioni vengono interpretate. In questo passaggio, strumenti di simulazione e di *scenario analysis* supportati da IA consentono di esplorare configurazioni alternative del problema, valutando come il mutare delle ipotesi di base modifichi le conseguenze strategiche attese.

Il *problem framing* rappresenta il punto di connessione tra i limiti cognitivi dei decisori e i meccanismi organizzativi che orientano l'attenzione nel tempo. L'intelligenza artificiale può rafforzare questo collegamento rendendo più visibili segnali trascurati, incoerenze tra dati e narrazioni strategiche, o effetti non intenzionali delle ipotesi adottate. Tuttavia, la scelta del frame dominante rimane una decisione eminentemente organizzativa e politica, legata a priorità strategiche, responsabilità e visioni di lungo periodo.

Si può così giungere alla *generazione delle alternative strategiche*. Qui l'IA manifesta la sua capacità di moltiplicatore cognitivo poiché amplifica le varie opzioni e le ricombina tra loro facendo emergere differenti combinazioni strategiche magari non immediatamente visibili. In questo modo, si possono esplorare ambiti decisionali complessi che altrimenti sarebbero esclusi per eccessiva onerosità esponendo così l'organizzazione a rischi o compromettendone la sua potenzialità strategica.

Un ambito applicativo diffuso riguarda l'uso di modelli di simulazione e ottimizzazione esplorativa. Nel settore retail e dei servizi digitali, piattaforme di *recommendation* e modelli di *machine learning* vengono impiegati per generare alternative di assortimento, pricing e canali di vendita, combinando migliaia di variabili relative a prodotti, segmenti di clientela e mercati geografici. Sistemi di questo tipo consentono di produrre insiemi strutturati di

opzioni strategiche, che differiscono per mix di offerta, livelli di prezzo o priorità di investimento.

In ambito industriale e logistico, invece, la generazione delle alternative è spesso supportata da modelli di simulazione multi-scenario integrati in piattaforme di *advanced analytics*. Aziende manifatturiere e operatori della supply chain utilizzano questi strumenti per esplorare configurazioni alternative di capacità produttiva, localizzazione degli impianti, livelli di scorte o strategie di sourcing. L'IA consente di valutare combinazioni complesse di vincoli tecnici, costi e tempi, rendendo esplicite interdipendenze che difficilmente emergerebbero attraverso processi decisionali tradizionali.

Il valore strategico di questi sistemi risiede, dunque, nella loro capacità di sostenere processi di esplorazione che sarebbero altrimenti troppo onerosi o cognitivamente inaccessibili. L'intelligenza artificiale agisce come moltiplicatore delle opzioni strategiche, mentre la responsabilità della scelta e della direzione rimane saldamente ancorata alla governance e alle priorità dell'impresa.

La *valutazione e comparazione delle alternative* implica l'aggregazione di informazioni eterogenee, spesso incomplete e ambigue. Qui l'IA può supportare la simulazione delle conseguenze attese, la comparazione sistematica delle opzioni e la riduzione del rumore informativo, migliorando la coerenza interna del processo valutativo (Faraj, Pachidi & Sayegh, 2018). Tuttavia, va considerato come la valutazione strategica non possa essere ridotta ad un esercizio puramente analitico, poiché incorpora necessariamente elementi di giudizio, preferenze e visioni di lungo periodo che eccedono le capacità dei sistemi automatizzati.

L'ultima fase *scelta e implementazione della decisione* rimangono saldamente ancorate alla responsabilità umana ed alla governance. L'IA resta supporto decisionale monitorando gli esiti della decisione e, quindi, alimentando il flusso di feedback per il completamento del ciclo tra decisione e apprendimento organizzativo (Zollo & Winter, 2002; Teece, Pisano & Shuen, 1997). Il processo decisionale strategico supportato dall'IA assume così una natura iterativa e adattiva, in cui le decisioni non rappresentano punti di arrivo, ma momenti transitori di un flusso continuo di interpretazione, azione e apprendimento.

Fase del processo decisionale strategico	Obiettivo decisionale	Ruolo umano e organizzativo	Ruolo dell'Intelligenza Artificiale	Soluzioni tecnologiche basate su IA
Esplorazione e raccolta informativa	Ampliare l'osservabilità dell'ambiente competitivo e ridurre la miopia informativa	Definizione delle priorità informative; selezione dei domini rilevanti; interpretazione dei segnali alla luce degli obiettivi strategici e del contesto competitivo	Analisi di grandi volumi di dati eterogenei; individuazione di pattern, correlazioni e segnali deboli; riduzione dei costi cognitivi dell'esplorazione informativa	Data lake e data warehouse integrati; sistemi di data mining; anomaly detection; NLP per analisi di fonti testuali e non strutturate
Problem framing e rappresentazione del problema	Costruire rappresentazioni trattabili e alternative del problema strategico	Scelta del frame interpretativo dominante; valutazione della rilevanza strategica delle rappresentazioni; negoziazione	Supporto alla costruzione di rappresentazioni alternative del problema; esplicitazione delle relazioni tra variabili;	Advanced analytics; modelli di linguaggio (LLM) per sintesi e comparazione di scenari; strumenti di scenario analysis

		organizzativa dei significati e delle priorità	simulazione di scenari e ipotesi decisionali	
Generazione delle alternative strategiche	Espandere lo spazio delle opzioni considerate	Selezione delle alternative ammissibili; valutazione della coerenza con visione, valori e posizionamento dell'impresa; esclusione delle opzioni non strategicamente rilevanti	Espansione dello spazio delle alternative considerate; esplorazione di combinazioni complesse; supporto ai processi di esplorazione strategica	Sistemi di recommendation; simulazioni multi-scenario; modelli di ottimizzazione esplorativa; generative AI per combinazioni strategiche
Valutazione e comparazione delle alternative	Confrontare opzioni complesse e ridurre il rumore decisionale	Integrazione di giudizi qualitativi; gestione dei trade-off; valutazione delle implicazioni di lungo periodo e dei rischi non formalizzabili	Comparazione sistematica delle opzioni; simulazione delle conseguenze attese; riduzione del rumore informativo e supporto alla coerenza valutativa	Decision Support Systems avanzati; modelli predittivi; simulazioni what-if; analisi rischio-rendimento
Scelta strategica	Assumere decisioni responsabili e legittimate	Assunzione della decisione finale; attribuzione della responsabilità; legittimazione organizzativa della scelta	Supporto informativo e analitico alla decisione; restituzione di scenari e valutazioni strutturate	Dashboard intelligenti; sistemi di supporto alla decisione; explainable AI per supportare la comprensione delle raccomandazioni
Implementazione e monitoraggio	Verificare l'esecuzione e correggere tempestivamente la rotta	Traduzione della decisione in azione; coordinamento organizzativo; adattamento operativo e gestione delle resistenze al cambiamento	Monitoraggio degli esiti; aggiornamento continuo delle informazioni; supporto al feedback decisionale	Real-time analytics; KPI dinamici; sistemi di alerting automatico; process mining
Apprendimento e ri-configurazione	Trasformare l'esperienza in apprendimento organizzativo	Rielaborazione interpretativa degli esiti; aggiornamento delle routine decisionali; sviluppo di capability dinamiche e apprendimento organizzativo	Sistematizzazione dell'esperienza; individuazione di pattern ricorrenti; supporto all'aggiornamento delle rappresentazioni decisionali	Machine learning per analisi ex post; A/B testing; experimentation platforms; knowledge management systems intelligenti

5. L'Intelligenza Artificiale per il supporto decisionale

L'intelligenza artificiale interviene in questa fase come infrastruttura cognitiva a supporto del sensemaking organizzativo con strumenti che consentono di aggregare in tempo quasi reale flussi informativi provenienti da fonti interne ed esterne all'impresa attraverso pipeline che unificano acquisizione, normalizzazione, riconciliazione e contestualizzazione dei dati. Sul piano operativo, ciò avviene mediante connettori verso sistemi transazionali e gestionali (*Enterprise Resource Planning; Customer Relationship Management; Supply Chain Management*), piattaforme di e-commerce e canali digitali, log operativi e

dati di sensori, nonché fonti esterne quali prezzi di mercato, segnali competitivi, indicatori macro, news e dati meteo o logistici quando rilevanti. La componente critica non è solo l'estrazione, ma la capacità di rendere i flussi comparabili e interoperabili attraverso: deduplicazione, gestione delle incongruenze, standardizzazione di unità e codifiche, arricchimento semantico tramite dizionari e ontologie di dominio, fino all'*entity resolution*³ che permette di ricondurre record eterogenei allo stesso cliente, fornitore, prodotto o nodo della supply chain.

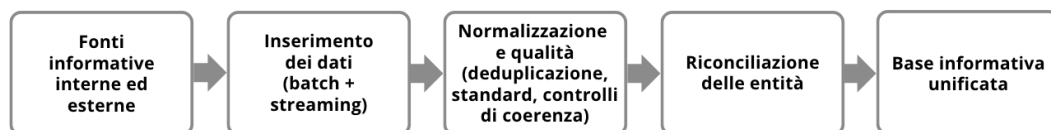
L'intelligenza artificiale ha una funzione strategica come architettura abilitante dell'apprendimento continuo, agevolando il management a *ridurre il ritardo cognitivo* tra l'evoluzione dell'ambiente competitivo e la capacità dell'organizzazione di interpretarla per agire.

In questa prospettiva, il supporto decisionale basato sull'IA può essere articolato in tre livelli tra loro complementari e cumulativi: la costruzione di una base informativa coerente (*data integration*), l'estrazione adattiva di pattern e relazioni latenti (*machine learning*) e l'individuazione tempestiva di scostamenti critici rispetto ai comportamenti attesi (*anomaly detection*).

Data Integration

Dal punto di vista operativo, il primo livello di intervento riguarda la *realizzazione di una base informativa coerente e aggiornata*, capace di integrare flussi eterogenei provenienti dall'interno e dall'esterno dell'impresa. In assenza di tale fase, qualsiasi utilizzo avanzato dell'IA rischia di amplificare rumore, incoerenze e interpretazioni fuorvianti. La *data integration* può rappresentare un processo di allineamento cognitivo dell'organizzazione seguendo lo schema riportato nella figura seguente.

Figura 2: *Data Integration e allineamento cognitivo*



Fonte: Realizzazione dell'autore

L'analisi delle *fonti informative interne ed esterne* rappresenta il punto di partenza del processo di integrazione che include sistemi transazionali e gestionali, canali digitali, flussi operativi e segnali provenienti dall'ecosistema competitivo.

³ Processo di identificazione e riconciliazione di riferimenti diversi che, pur apparendo come entità distinte nei dati, si riferiscono in realtà allo stesso soggetto reale (persona, impresa, cliente, fornitore, prodotto). In pratica, serve ad identificare un'entità che compare con nomi, codici o attributi diversi in basi dati differenti (ad esempio lo stesso cliente presente in CRM, ERP e piattaforme digitali con identificativi non coerenti).

Segue, quindi, l'*inserimento dei dati*, realizzato attraverso modalità *batch* e *streaming*⁴, che consente di combinare profondità storica e aggiornamento quasi in tempo reale. Con la *normalizzazione* ed il *controllo di qualità* si trasformano dati eterogenei in informazioni confrontabili e affidabili. Attraverso standardizzazione, armonizzazione delle unità di misura e controlli di coerenza, questa fase impedisce che incongruenze tecniche o semantiche si traducano in distorsioni analitiche e decisioni fuorvianti. La *riconciliazione delle entità* consente di ricondurre record diversi alle stesse unità di analisi - clienti, fornitori, prodotti o nodi della supply chain - superando la frammentazione tipica dei sistemi informativi distribuiti.

Si giunge così ad avere una *base informativa unificata* che costituisce una rappresentazione condivisa e coerente del contesto operativo e competitivo. Il *monitoraggio continuo* garantisce, quindi, che tale base informativa mantenga nel tempo livelli adeguati di affidabilità e coerenza. Attraverso il controllo sistematico dei flussi e delle trasformazioni, questa fase intercetta degradazioni e disallineamenti che potrebbero compromettere la validità delle analisi successive, rendendo l'integrazione dei dati un processo dinamico e permanente, compatibile con l'instabilità strutturale dei contesti competitivi già analizzati.

Il valore strategico risiede nella possibilità di osservare l'ecosistema competitivo con una risoluzione più fine e con minori distorsioni interpretative, condizione necessaria per operare in contesti caratterizzati da rapide discontinuità.

Machine Learning

Su questa base, si innesta un secondo livello procedurale più analitico, rappresentato dal *machine learning* come *fase di estrazione delle informazioni*. A differenza delle analisi descrittive tradizionali, che si limitano a sintetizzare il passato attraverso indicatori aggregati e categorie statiche, il machine learning opera su una logica esplorativa e adattiva, orientata all'individuazione di *pattern* dinamici⁵, relazioni non lineari e mutamenti progressivi nel comportamento dei

⁴ Per *modalità batch* si intende l'acquisizione dei dati a intervalli definiti, secondo cicli periodici di estrazione e caricamento. Questo approccio è adatto a informazioni che non richiedono aggiornamento immediato e consente analisi storiche stabili, comparazioni nel tempo e ricostruzione delle traiettorie evolutive dei fenomeni osservati.

La *modalità streaming*, invece, prevede l'ingresso continuo dei dati man mano che gli eventi si verificano. Essa permette di intercettare segnali in tempo quasi reale, riducendo il ritardo informativo e rendendo osservabili variazioni rapide o discontinuità emergenti nei processi operativi e nei comportamenti degli attori dell'ecosistema.

⁵ Si tratta di configurazioni ricorrenti di comportamento che non sono stabili nel tempo, ma evolvono, si trasformano o si ricompongono al variare del contesto competitivo, delle condizioni operative e delle interazioni tra gli attori. A differenza dei pattern statici - tipici delle analisi tradizionali, che assumono relazioni costanti tra variabili - i pattern dinamici: mutano nel tempo, dipendono dalla sequenza degli eventi, emergono dall'interazione tra più fattori, spesso in modo non lineare.

Dal punto di vista strategico, un pattern dinamico non descrive *chi è* un cliente, un fornitore o un mercato in senso strutturale, ma come si comporta in una certa fase e come tale comportamento tende a cambiare. Ad esempio, un cliente può passare progressivamente da una logica di acquisto

sistemi osservati. Non si tratta semplicemente di “calcolare meglio”, ma di *osservare diversamente*: i dati vengono interrogati per far emergere configurazioni latenti che non erano state anticipate ex ante.

Questa architettura è rilevante perché consente di superare le tradizionali categorie analitiche rigide - come segmenti/cluster di clientela o posizionamenti competitivi definiti a priori - che tendono a riflettere più la struttura mentale dell'analista che il comportamento reale degli attori. Attraverso tecniche di *clustering dinamico*, ad esempio, è, invece, possibile individuare gruppi di clienti che si formano e si dissolvono nel tempo in funzione, ad esempio, di:

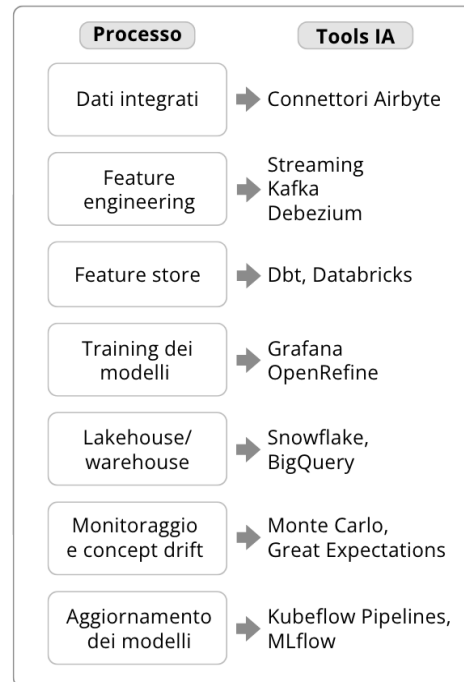
pattern di acquisto, sensibilità al prezzo, canali utilizzati o modalità di interazione con il servizio. Ciò evidenzia come la competitività si manifesti su *micro-configurazioni temporanee*.

Il *machine learning* adottato per il supporto decisionale può essere considerato come la traduzione operativa dei processi di apprendimento ed adattamento strategico. Il punto di partenza è costituito dai dati integrati, ossia da informazioni provenienti da fonti diverse che sono state rese coerenti in termini di definizioni, granularità e aggiornamento.

Su questa base si innesta il *feature engineering* che trasforma il dato grezzo in variabili che catturano comportamenti, tendenze e variazioni rilevanti. Transazioni, eventi operativi e tracce digitali vengono rielaborati in indicatori di frequenza, intensità, volatilità o cambiamento, rendendo visibili pattern che non emergerebbero da semplici analisi descrittive. Questa fase segna il passaggio dal dato come registrazione del passato al dato come segnale del cambiamento in atto. Il *feature store* svolge, quindi, una funzione di stabilizzazione cognitiva: le variabili costruite vengono rese riutilizzabili, garantendo coerenza tra le analisi utilizzate per

orientata al prezzo a una orientata alla rapidità o alla personalizzazione, senza che questo cambiamento sia immediatamente visibile attraverso indicatori aggregati tradizionali. Il *machine learning* consente di intercettare questi pattern perché non si limita a fotografare una media o una distribuzione in un singolo istante, ma analizza traiettorie, transizioni e regolarità temporanee, rendendo osservabili configurazioni emergenti che sfuggono a categorie analitiche predefinite. In questo senso, i pattern dinamici rappresentano la base empirica su cui si costruisce una strategia adattiva, orientata non alla stabilità delle posizioni, ma alla comprensione del cambiamento in atto.

Figura 3: Pipeline di machine learning



Fonte: Realizzazione dell'autore

addestrare i modelli e quelle impiegate nelle applicazioni operative. In assenza di questo livello, l'apprendimento risulterebbe fragile e difficilmente governabile nel tempo.

L'addestramento dei modelli costituisce il momento in cui l'impresa formalizza ipotesi interpretative sul funzionamento del sistema competitivo. I modelli generano stime probabilistiche che riflettono le relazioni osservate nei dati storici. La loro validazione su finestre temporali differenti consente di valutare la robustezza delle inferenze rispetto a contesti in evoluzione. Il successivo inserimento dei modelli in infrastrutture *lakehouse* o *warehouse*⁶ permette di collegare le analisi predittive ai processi decisionali, rendendo i risultati accessibili a dashboard, workflow e strumenti di governo operativo.

Una fase importante della pipeline è il monitoraggio continuo delle prestazioni e del cosiddetto *concept drift* che consente di intercettare gli scostamenti comportamentali rispetto ai dati storici prima che si traducano in errori sistematici, segnalando la necessità di rivedere le ipotesi incorporate nei modelli. L'aggiornamento periodico degli stessi chiude il ciclo, trasformando il *machine learning* in un meccanismo di apprendimento ricorsivo.

Anomaly detection

L'*anomaly detection* svolge una funzione complementare rispetto alla *predictive analytics*: non è orientata alla stima di valori futuri, ma all'individuazione di deviazioni significative rispetto a pattern operativi considerati normali. Dal punto di vista tecnico, ciò avviene attraverso modelli non supervisionati, come *isolation forest* o *autoencoder*, particolarmente adatti quando le

anomalie non sono etichettate *ex ante*, e mediante piattaforme di *machine learning*

Figura 4: Anomaly Detection



⁶ Per *infrastrutture data warehouse* si intendono architetture centralizzate progettate per l'integrazione, la strutturazione e l'analisi di dati provenienti da fonti eterogenee, orientate prevalentemente al reporting e al supporto decisionale su dati storicizzati e strutturati. Le *infrastrutture lakehouse*, più recenti, combinano le caratteristiche dei *data warehouse* e dei *data lake*, consentendo di gestire in modo integrato dati strutturati e non strutturati all'interno di un'unica piattaforma, supportando sia analisi tradizionali sia applicazioni avanzate di *machine learning* e intelligenza artificiale.

che ne consentono l'esecuzione scalabile e il monitoraggio nel tempo. Tali modelli operano su flussi di eventi e metriche operative, intercettando scostamenti che emergono in tempo reale o quasi reale rispetto ai comportamenti attesi.

Come evidenziato dalla figura 4, l'*anomaly detection* si inserisce in una catena operativa che include il tracciamento dei modelli, il controllo delle performance e l'integrazione con sistemi di osservabilità e di gestione degli incidenti. In questo modo, l'anomalia rilevata può essere trasformata in un *alert* strutturato e, quando rilevante, in un ticket operativo che attiva processi di analisi e intervento. L'anomalia può rappresentare l'emergere di una discontinuità competitiva, come variazioni improvvise della domanda su micro-segmenti, alterazioni inattese nei tempi di consegna, segnali di stress in nodi specifici della supply chain o cambiamenti nel comportamento dei clienti che anticipano l'erosione della proposta di valore.

La capacità dell'IA di intercettare questi scostamenti in modo sistematico e tempestivo consente di rendere visibili segnali deboli prima che si manifestino come eventi conclamati, trasformando la gestione strategica da prevalentemente reattiva ad anticipante. In questa prospettiva, l'*anomaly detection* diventa uno strumento centrale per il governo dell'incertezza, poiché consente all'organizzazione di riconoscere precocemente quando le mappe interpretative in uso stanno perdendo validità.

* * *

In sintesi, *data integration*, *machine learning*, *predictive analytics* e *anomaly detection* concorrono a costruire un'infrastruttura informativa e cognitiva che amplia lo "spazio interpretativo" perché lo alimenta con segnali più tempestivi, granulari e comparabili. L'output è una rappresentazione aggiornata delle traiettorie plausibili, delle aree di instabilità e dei punti di vulnerabilità emergenti, su cui diventa possibile innestare decisioni robuste e cicli di apprendimento iterativo.

BIBLIOGRAFIA

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Brynjolfsson, E., & McElheran, K. (2016). The rapid adoption of data-driven decision-making. *American Economic Review*, *106*(5), 133–139.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, *35*(1), 128–152. <https://doi.org/10.2307/2393553>
- Cyert, R. M., & March, J. G. (1963). *A behavioral theory of the firm*. Prentice-Hall.
- Dierickx, I., & Cool, K. (1989). Asset stock accumulation and sustainability of competitive advantage. *Management Science*, *35*(12), 1504–1511. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.12.1504>
- Faraj, S., Pachidi, S., & Sayegh, K. (2018). Working and organizing in the age of the learning algorithm. *Information and Organization*, *28*(1), 62–70. <https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2018.02.005>
- Giani, L. (2025). *StrategIA. L'ultimo libro di management scritto da un essere umano?* Egea.
- Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2015). The Netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems*, *6*(4), Article 13. <https://doi.org/10.1145/2843948>
- Grant, R. M. (1996). Toward a knowledge-based theory of the firm. *Strategic Management Journal*, *17*(S2), 109–122. <https://doi.org/10.1002/smj.4250171110>
- Joseph, J., & Ocasio, W. (2012). Architecture, attention, and adaptation in the multibusiness firm: General Electric from 1951 to 2001. *Strategic Management Journal*, *33*(6), 633–660. <https://doi.org/10.1002/smj.1971>
- Kaplan, S. (2008). Framing contests: Strategy making under uncertainty. *Organization Science*, *19*(5), 729–752. <https://doi.org/10.1287/orsc.1070.0340>
- Kogut, B., & Zander, U. (1992). Knowledge of the firm, combinative capabilities, and the replication of technology. *Organization Science*, *3*(3), 383–397. <https://doi.org/10.1287/orsc.3.3.383>
- Laamanen, T., Weiser, A.-K., von Krogh, G., & Ocasio, W. (2025). Artificial intelligence in adaptive strategy creation and implementation: Toward enhanced attentional control in strategy processes. *Long Range Planning*, *58*(2), Article 102365. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2025.102365>
- March, J. G. (1991). Exploration and exploitation in organizational learning. *Organization Science*, *2*(1), 71–87. <https://doi.org/10.1287/orsc.2.1.71>
- March, J. G., & Simon, H. A. (1958). *Organizations*. Wiley.
- Nonaka, I. (1994). A dynamic theory of organizational knowledge creation. *Organization Science*, *5*(1), 14–37. <https://doi.org/10.1287/orsc.5.1.14>
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation*. Oxford University Press.
- Ocasio, W. (1997). Towards an attention-based view of the firm. *Strategic Management Journal*, *18*(S1), 187–206. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199707\)18:1+<187::AID-SMJ936>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199707)18:1+<187::AID-SMJ936>3.0.CO;2-K)

- Ocasio, W., Laamanen, T., & Vaara, E. (2018). Communication and attention dynamics: An attention-based view of strategic change. *Strategic Management Journal*, 39(1), 155–167. <https://doi.org/10.1002/smj.2702>
- Pironti, M. (2022). *Intelligenze artificiali e aumentate. Governance, lavoro e decisioni nell'era degli algoritmi*. Egea.
- Rai, A., Constantinides, P., & Sarker, S. (2019). Next-generation digital platforms: Toward human-AI hybrids. *MIS Quarterly*, 43(1), iii–ix.
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66–83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- Simon, H. A. (1947). *Administrative behavior: A study of decision-making processes in administrative organization*. Macmillan.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>
- Simon, H. A. (1997). *Administrative behavior* (4th ed.). Free Press.
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z)
- Weick, K. E. (1995). *Sensemaking in organizations*. Sage.
- Zheng, K., Zhou, J., & Wang, H. (2025). *Beyond Nash equilibrium: Bounded rationality of large language models and humans in strategic decision-making* [Preprint]. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2506.09390>
- Zollo, M., & Winter, S. G. (2002). Deliberate learning and the evolution of dynamic capabilities. *Organization Science*, 13(3), 339–351. <https://doi.org/10.1287/orsc.13.3.339.2780>

