

## Capitolo 10

### Valore, sostenibilità e futuro della strategia nell'Impresa Estesa

*di Pasquale Stefanizzi\**

Sommario: 1. Creazione e distruzione di valore nell'era dell'Intelligenza Artificiale. – 2. Limiti etici e manageriali dell'automazione. – 3. Perché la strategia resta umana. – 4. Use case-Valutazione strategica di un investimento in IA nell'Impresa Estesa. – 5. IA generativa come supporto al business case strategico.

#### *1. Creazione e distruzione di valore nell'era dell'Intelligenza Artificiale*

Come visto nei capitoli precedenti, nell'Impresa Estesa ai tempi dell'Intelligenza Artificiale, il valore si manifesta come un processo vivo e continuo che dipende dalla qualità delle interdipendenze che collegano impresa, fornitori, partner, intermediari finanziari, piattaforme e infrastrutture informative. Nasce, quindi, da scelte strategiche, si consolida nelle routine operative e si rinnova grazie a cicli rapidi di apprendimento, riconfigurazione e riallineamento con l'ecosistema.

In questa prospettiva, il vantaggio competitivo non coincide tanto con il possesso di risorse, quanto con la capacità di combinare risorse, competenze e relazioni in condizioni di discontinuità, facendo leva su capacità dinamiche e su modelli di business capaci di evolvere nel tempo (Teece, 2007; Teece, 2018).

L'intelligenza artificiale, inclusa quella generativa, assume rilevanza dentro questa architettura come infrastruttura cognitiva che può accelerare le attività di lettura del contesto, sintesi informativa, formulazione di scenari e chiarificazione dei trade-off.

Al tempo stesso, l'IA può diventare, in altre parole, un moltiplicatore di obsolescenza strategica. Infatti, può spingere verso decisioni standardizzate, eccesso di fiducia nelle risposte (“automation bias”), riduzione della varietà esplorativa e, soprattutto, deleghe cognitive improprie. In particolare, quando il contesto richiede giudizio, comprensione e assunzione di responsabilità, un output “ben scritto” può, comunque, indurre verso scelte sub-ottimali o errori difficili da individuare.

La letteratura recente sulla collaborazione uomo-IA evidenzia che gli esiti non sono automatici né uniformi, ma dipendono dal tipo di compito, dalla performance

---

\* Ricercatore - Università Telematica Pegaso

relativa tra umano e modello e soprattutto da come è progettata e governata l'interazione. Una meta-analisi su 106 esperimenti (2020–2023) mostra che, in media, i sistemi uomo-IA migliorano l'output rispetto all'umano “da solo”, ma raramente superano l'attore migliore preso singolarmente (umano o IA); inoltre, le combinazioni tendono a funzionare meglio nei compiti di creazione rispetto a quelli decisionali (Vaccaro, Almaatouq, & Malone, 2024). In ambito finanziario, le evidenze operative mostrano che la componente umana gioca un ruolo decisivo nel generare fiducia e nel favorire l'adozione delle raccomandazioni (“advice”), ma questo non garantisce automaticamente un miglioramento della qualità intrinseca della raccomandazione stessa. Si tratta di un aspetto particolarmente rilevante per la governance (Yang, Bauer, Li, & Hinz, 2025), che deve saper bilanciare tre dimensioni chiave: la performance operativa, l'accountability (responsabilità e tracciabilità) e il rischio di overreliance (dipendenza eccessiva da sistemi o algoritmi).

Nell'Impresa Estesa la creazione/distruzione di valore non è spiegabile solo “dentro l'organizzazione”, perché dipende dalla qualità delle interdipendenze e dalla struttura dell'ecosistema. L'adozione di IA genera valore se migliora il coordinamento e la capacità di risposta; può distruggerlo se aumenta il lock-in tecnologico, l'opacità decisionale, la vulnerabilità a terze parti o se sposta il baricentro del potere informativo verso piattaforme e fornitori di modelli e dati.

Un caso emblematico è il lock-in decisionale nei processi di valutazione del credito, nei quali la decisione tende a seguire criteri standardizzati e metriche rigide non solo nel sistema bancario ma anche in ambiti “para-finanziari”, come nelle assicurazioni sui crediti commerciali, nei rating, nelle piattaforme di supply chain finance e nei sistemi di scoring dei partner di filiera. In tali contesti, la prevalenza di *hard information* rende il giudizio più scalabile e verificabile, ma può impoverire la comprensione dell'impresa reale, perché la *soft information* (qualità del management, credibilità della strategia, segnali operativi, capacità di apprendimento) è più costosa da produrre e difficile da trasferire nei sistemi decisionali (Liberti & Petersen, 2018; Boot, 2000).

Il risultato, ben documentato dalla letteratura sul relationship lending, è che la distanza (fisica e cognitiva) dal contesto aziendale riduce la capacità di inglobare nei sistemi di rating la *soft information* e i segnali precoci, aumentando il rischio di decisioni “corrette per il modello” ma fragili rispetto alla complessità dell'ecosistema (Agarwal & Hauswald, 2010; Petersen & Rajan, 1994).

In modo speculare, un'adozione di IA non governata può spingere l'organizzazione ad adattarsi ai criteri impliciti di piattaforme e fornitori (più che alla propria logica strategica) fino a trasformare la *misurazione* in *norma*. In questo modo, ciò che è facilmente computabile diventa ciò che conta, installando nell'organizzazione un *modus operandi* che non è solo tecnico, ma strategico e di governance (Behn, Haselmann, & Vig, 2022; European Banking Authority, 2020).

Nella teoria degli ecosistemi aziendali, il successo non si spiega guardando solo l'affermazione di una singola impresa ma da come si intersecano e si condizionano tra loro attori e complementarità; perché è l'insieme coordinato che genera extra valore (Adner, 2017; Jacobides et al., 2018).

La finanza nell'Impresa Estesa rimane indubbiamente funzione di approvvigionamento e allocazione del capitale ma rappresenta anche un meccanismo di disciplina temporale. Investitori, banche, assicurazione sui crediti e piattaforme di supply chain finance incorporano nuove informazioni in metriche, rating, covenant e pricing del rischio con tempi spesso più rapidi della capacità dell'organizzazione di riconfigurarsi. Ne deriva una tensione strutturale legata alla scarsa sincronia dei tempi. Il tempo della finanza, che rivaluta velocemente aspettative e rischio e il tempo dell'organizzazione, che apprende e implementa più lentamente.

Questa asincronia alimenta il rischio di ritardo cognitivo, quello del sapere troppo tardi e, quindi, pagare quel ritardo in costo del capitale, accesso al credito, condizioni contrattuali e valutazioni (OECD, 2023; Financial Stability Board, 2024). In questo senso, un uso governato dell'IA può contribuire a ridurre il lock-in decisionale di cui sopra, incrementare l'efficienza e la qualità del risk assessment.

A sua volta, la diffusione di tecnologie IA in ambito finanziario può generare nuove vulnerabilità sistemiche legate a dipendenza da pochi fornitori, rischi di terze parti e possibili comportamenti correlati (*herding*) indotti da modelli e data provider simili. In questi casi, i benefici ottenuti dal singolo attore (ad esempio maggiore efficienza, rapidità decisionale o migliore selezione del rischio) possono, se replicati simultaneamente da molti attori con strumenti e data provider analoghi, aumentare la fragilità complessiva dell'ecosistema e trasformarsi in rischio collettivo, con potenziali effetti di distruzione di valore su scala di sistema (Aldasoro et al., 2025; Financial Stability Board, 2024). In altre parole, nell'era dell'IA, la strategia che “funziona” non è quella che automatizza di più ma quella che governa meglio le architetture decisionali, le dipendenze e le responsabilità mentre l'ecosistema accelera.

#### ***Distruzione di valore da asincronia amministrativa nell'Impresa Estesa AI-driven***

Nell'Impresa Estesa, la distruzione di valore può derivare anche da un fattore meno visibile ma strutturalmente decisivo: l'asincronia tra la velocità dell'impresa e la velocità dei processi amministrativi e autorizzativi con cui essa deve interagire. In un contesto data-driven e AI-driven, l'impresa può aumentare la propria capacità di sensing, forecasting e coordinamento operativo, ridurre tempi decisionali interni e migliorare la qualità delle informazioni. Tuttavia, se l'attivazione concreta delle decisioni dipende da tempi esterni lunghi, frammentati o poco prevedibili (autorizzazioni, verifiche, documentazione, istruttorie, controlli, adempimenti), il valore potenziale generato dall'accelerazione informativa tende a non tradursi integralmente in valore realizzato.

Il punto, quindi, non è semplicemente la “lentezza” in senso amministrativo ma la rottura di sincronia tra cicli diversi dove coesistono il ciclo dei dati e degli algoritmi (rapido), il ciclo delle decisioni manageriali (intermedio), il ciclo delle interazioni amministrative e procedurali (spesso più lento e discontinuo). Quando questi cicli non sono allineati, come purtroppo può accadere, l'impresa subisce un effetto di attrito temporale che ha conseguenze economiche e strategiche concrete. Informazioni tempestive diventano meno utili perché non attivabili in tempo, scenari predittivi perdono capacità di orientare l'azione; priorità operative devono essere continuamente ricalibrate; risorse finanziarie restano immobilizzate più a lungo; margini di manovra si restringono proprio mentre il contesto richiederebbe rapidità.

In termini di creazione/distruzione di valore, questa dinamica può essere letta come un meccanismo di dissipazione. L'impresa investe in tecnologie, dati, competenze e processi per migliorare la velocità e la qualità del coordinamento ma una parte dei benefici attesi viene assorbita da tempi esterni non governabili o solo parzialmente governabili. Ne derivano costi diretti (ritardi di avvio, slittamento dei benefici, extra-costi di coordinamento, duplicazioni documentali, costi di compliance, costi di interfaccia) e costi indiretti spesso più rilevanti (opportunità perse, peggioramento del time-to-market, riduzione della credibilità verso clienti/partner, tensioni di filiera, irrigidimento del capitale circolante, maggiore esposizione a shock). In questo senso, la burocrazia (intesa qui in senso ampio come insieme di procedure, passaggi e interazioni amministrative) non è solo un vincolo operativo, ma può diventare un vero e proprio driver del rischio economico-finanziario.

L'effetto è ancora più marcato quando l'impresa opera in ecosistemi ad alta interdipendenza (fornitori, piattaforme, intermediari finanziari, assicurazioni crediti, partner logistici, clienti B2B) nei quali la velocità di risposta rappresenta una componente del vantaggio competitivo. Se un nodo amministrativo rallenta l'attuazione di una decisione (ad esempio una riconfigurazione operativa, un investimento, una modifica di fornitura, una procedura di conformità, una revisione contrattuale), il ritardo non resta confinato all'interno dell'organizzazione ma si propaga lungo la rete. In questi casi, l'asimmetria temporale si trasforma in fragilità ecosistemica, perché deteriora il coordinamento, riduce la prevedibilità e amplifica la distanza tra chi produce i segnali e chi può concretamente agire su di essi. È il paradosso dell'impresa accelerata in un ambiente proceduralmente lento in cui aumentano le capacità di “capire prima” ma non sempre aumenta la capacità di “muoversi prima”.

Da un punto di vista manageriale, la risposta non può limitarsi alla sola invocazione di una semplificazione esterna (pur importante) ma richiede una progettazione interna più matura del business case e della governance. In un'epoca AI-driven, diventa essenziale incorporare nei processi decisionali anche il rischio di ritardo amministrativo come variabile strategica; non solo nelle cronologie di progetto ma nelle ipotesi di flusso di cassa, nelle milestone, nelle soglie di allerta, nei buffer di liquidità, nella modularità degli investimenti e nei meccanismi di escalation. In altri termini, la gestione deve saper combinare due capacità accelerare l'analisi tramite IA e progettare architetture decisionali capaci di reggere la frizione tra tempi eterogenei. In un contesto globale, in cui le imprese possono riconsiderare rapidamente geografie di investimento e configurazioni di filiera, la qualità della strategia si misura anche nella capacità di anticipare dove il valore può essere rallentato, congelato o distrutto nonostante una buona tecnologia. L'IA può ridurre il ritardo cognitivo ma non può eliminare il ritardo amministrativo. Proprio per questo, la strategia resta un problema di governo del tempo, delle dipendenze e delle responsabilità.

## 2. Limiti etici e manageriali dell'automazione

L'IA offre all'Impresa Estesa automazione cognitiva e promette efficienza, scalabilità e coerenza; di contro, introduce limiti etici e manageriali che non possono essere “esternalizzati” ai dati o ai modelli. Il punto non è decidere con gli algoritmi, bensì evitare di decidere come gli algoritmi, ovvero secondo logiche implicite di ottimizzazione, classificazione e misurazione che possono spostare la strategia senza che il management se ne accorga (Raisch & Krakowski, 2021).

In contesti ad alta regolazione e responsabilità (credito, gestione del rischio e compliance) questi limiti diventano particolarmente rilevanti, perché errori e distorsioni possono tradursi rapidamente in impatti economici, reputazionali e legali (Crisanto et al., 2024; Financial Stability Board, 2024).

Si pensi, ad esempio, al deliberante di una pratica di affidamento bancario, vincolato da norme regolamentari, prassi consolidate e direttive interne, il quale deve bilanciare rating, covenant, pricing del rischio e obblighi di trasparenza. L'introduzione di processi automatizzati di ottimizzazione (scoring IA, pricing dinamico, alert automatici) può accelerare decisioni apparentemente efficienti. Però il rischio è di propagare errori sistematici, ingiustizie (es. bias discriminatori) e fragilità sistemiche (es. overreliance che amplifica cicli di credito), spostando silenziosamente la logica decisionale verso criteri algoritmici impliciti senza che l'uomo se ne accorga pienamente.

Un primo rischio rilevante è l'illusione di oggettività insita nei modelli e coincidente con l'idea per cui l'output quantitativo è intrinsecamente neutrale e privo di bias. In verità, i sistemi apprendono da dati storici (e quindi da scelte passate), incorporano assunzioni di progetto (che cosa si ottimizza, quale errore è accettabile, quali variabili contano) e risentono di qualità e copertura informativa non uniformi (Burrell, 2016). Questo alimenta due dinamiche speculari, da un lato la delega acritica (overreliance) e dall'altro l'avversione selettiva (si rifiuta il modello quando sbaglia “in modo visibile”, ma lo si accetta quando sbaglia in modo plausibile), entrambe dannose perché spostano l'attenzione dalla qualità del ragionamento alla “comodità” dell'output (Dietvorst et al., 2015).

Nella finanza d'impresa il fenomeno è amplificato perché l'informazione modellabile (hard information) è facilmente controllabile e trasferibile, mentre quella più strategica e intangibile (qualità del management, capacità di apprendimento, coerenza competitiva) è costosa da produrre e difficile da formalizzare ma soprattutto problematica da recepire, gestire e interpretare. Il risultato è che indicatori, score e benchmark, benché necessari, possono diventare surrogati del giudizio, trasformando la misurazione in decisione e la decisione in “conformità” a un criterio numerico.

Un secondo limite riguarda l'eterodirezione algoritmica. Quando molte imprese e molti intermediari adottano strumenti simili (spesso forniti da pochi player globali, con dati e modelli comparabili), cresce la probabilità che l'ecosistema si

muova in modo più omogeneo, riducendo varietà strategica e resilienza (Financial Stability Board, 2024). In altre parole, non è solo l'algoritmo a influenzare la singola decisione ma è l'architettura complessiva (fornitore–dati–metriche–benchmark) a orientare cosa viene visto come “rischioso”, “meritevole”, “accettabile”.

L'utilizzo dell'IA, in altre parole, può incentivare la sensibilità ai benchmark e l'indicizzazione, rendendo “invisibili” opportunità che non rientrano nelle tassonomie dominanti; allo stesso modo, modelli di scoring e sistemi di allocazione automatizzata del capitale possono irrigidire la lettura dell'innovazione se classificano l'impresa per categorie stabili (settore/industry) quando il valore nasce da piattaforme tecnologiche e complementarità trasversali. Il rischio manageriale non è soltanto perdere performance nel breve, ma alimentare un ritardo cognitivo strutturale per cui il sistema finanzia ciò che sa misurare e misura ciò che ha già visto.

La crescente sofisticazione dell'IA non riduce la responsabilità ma la rende più esigente. La domanda centrale non è “il modello funziona?”, ma in quali condizioni funziona, con quali assunzioni e chi paga gli errori quando il contesto cambia. Questo è cruciale in ambiti ad alta asimmetria informativa e impatto distributivo (credito, assicurazione sul credito, underwriting, supply chain, finance) dove la scelta algoritmica modifica concretamente opportunità e vincoli per imprese e famiglie.

Le evidenze mostrano, ad esempio, che l'uso di *machine learning* nel credito può migliorare alcune dimensioni di efficienza, ma anche produrre effetti distributivi prevedibilmente diseguali se non governato (Fuster et al., 2022). Analogamente, segnali digitali e “tracce” comportamentali possono aumentare capacità predittiva in contesti con poca storia creditizia, ma sollevano questioni di privacy, trasparenza e legittimità della profilazione (Berg et al., 2020). In questi casi, la responsabilità manageriale consiste nel definire ex ante: (i) perimetro d'uso, (ii) soglie di tolleranza all'errore, (iii) meccanismi di escalation al giudizio umano, (iv) criteri di equità e spiegabilità proporzionati all'impatto.

Per evitare che l'automazione diventi un alibi (o un acceleratore di fragilità), la governance non può ridursi a compliance “documentale”, bensì deve essere governo delle architetture decisionali. In pratica, ciò implica almeno quattro presidi:

1. chiarezza di ruoli e accountability - chi progetta, chi valida, chi usa, chi approva e chi risponde quando il modello sbaglia (Crisanto et al., 2024),
2. trasparenza funzionale e contestabilità - non sempre “spiegare tutto” è possibile, ma deve essere possibile capire quali variabili e quali trade-off guidano l'esito e predisporre canali di revisione,
3. model risk management e gestione delle terze parti - testing periodico, drift, stress test, dipendenza da fornitori, continuità operativa e concentrazione tecnologica (Financial Stability Board, 2024),

4. human-in-the-loop dove serve davvero – con soglie e casi d'uso in cui il giudizio umano è necessario perché la decisione comporta responsabilità, conflitti di obiettivi o trade-off etici (Raisch & Krakowski, 2021).

In sintesi, i limiti etici e manageriali dell'automazione emergono quando l'organizzazione scambia l'output per verità e la velocità per qualità. Nell'Impresa Estesa, l'IA può potenziare il sensemaking, ma la strategia resta un atto di scelta responsabile. Definire che cosa conta, quale rischio è accettabile, e quali conseguenze si è disposti ad assumere, anche quando un modello suggerirebbe il contrario.

### *3. Perché la strategia resta umana*

Anche nell'Impresa Estesa ai tempi dell'IA, la strategia deve restare umana perché non coincide con la ricerca della risposta “corretta” in senso computazionale ma con l'assunzione consapevole di responsabilità rispetto a un futuro aperto. Dati, modelli e sistemi di IA possono aiutare ad esplorare più alternative e a strutturare lo spazio delle opzioni e migliorare la visione d'insieme; tuttavia la decisione strategica resta un atto contestualizzato, che richiede giudizio, visione, valori e una specifica posizione verso l'incertezza. In altri termini, la strategia non è solo selezione, ma anche definizione del problema. Stabilire che cosa conta, che cosa è rilevante, quale orizzonte temporale adottare e quali trade-off siano accettabili.

Ogni decisione strategica è un esercizio di giudizio sotto incertezza, per cui il management non sceglie semplicemente l'alternativa “più probabile”, ma si espone rispetto a conseguenze che non possono essere pienamente calcolate né garantite ex ante. Anche quando i modelli forniscono scenari e stime, resta uno scarto inevitabile tra ciò che i dati descrivono (passato) e ciò che accadrà (futuro), scarto che rende la scelta un atto di responsabilità. Questo punto è cruciale perché l'IA tende a rendere più fluida la generazione di alternative e argomentazioni; ma fluidità non equivale a validità, anzi può alimentare overconfidence se non è bilanciata da competenze e presidi di controllo umano.

Nelle decisioni complesse, l'affidabilità dell'intuizione dipende soprattutto da quanto l'ambiente genera segnali stabili e da quanto il processo decisionale incorpora un feedback tempestivo e informativo. Quando il contesto è instabile o le informazioni disponibili sono ambigue, diventa necessario affiancare all'intuizione procedure strutturate, confronto argomentato tra posizioni diverse e una chiara disciplina del processo decisionale (Kahneman & Klein, 2009).

L'utilizzo dell'IA può aiutare chi deve decidere a comprendere più agevolmente dei trade-off, simulare degli scenari, scomporre delle ipotesi e quantificare degli impatti. Non può stabilire “quale configurazione di rischi e opportunità sia giusta” perché questa valutazione incorpora attitudini specificatamente personali che non sono deducibili dai dati.

Il valore di una scelta può derivare da numerosi modelli o modalità di calcolo; in verità, però il valore non dipende solo da come si scontino i flussi, ma da che cosa si stia davvero valutando e da come si definisce l'opportunità.

In mercati complessi, spesso il vantaggio sta proprio nel re-inquadrare correttamente l'unità di analisi (piattaforme e convergenze tecnologiche, catene di complementarità, dati come vantaggio competitivo), mentre classificazioni "stabili" (settori/industry tradizionali) rischiano di diventare una forma di miopia. Questo lavoro di inquadramento è un atto cognitivo e interpretativo che nessun modello può svolgere "in automatico", perché richiede ipotesi su traiettorie, comportamenti e reazioni dell'ecosistema.

Sotto questo aspetto, anche le valutazioni più "tecniche": Discounted Cash Flow (DCF), multipli, business case, non sono mai solo calcolo, bensì sono ipotesi sul futuro tradotte in numeri. L'IA può aiutare a rendere più esplicite e stressare queste assunzioni (ricavi, margini, WACC, capex, capitale circolante, covenant headroom), non può decidere quale profilo di rischio sia accettabile né quale orizzonte temporale sia legittimo privilegiare. In altre parole, l'IA può aiutare il management a creare, indicati dei valori di riferimento (trigger values), degli scenari anche molto complessi ma la strategia resta umana quando il vertice mantiene la responsabilità di che cosa massimizzare, a quale costo e per chi, invece di lasciare che siano indicatori e modelli a "governare" implicitamente la direzione.

Management e board non devono ratificare la raccomandazione dell'algoritmo ma progettare un processo decisionale in cui competenze tecniche, conoscenza dell'ecosistema e intenzionalità strategica vengano integrate in modo governabile. La responsabilità non diminuisce con l'aumento della sofisticazione tecnica; al contrario, cresce, perché aumenta il rischio di scambiare l'eleganza dell'output per affidabilità sostanziale. Inoltre, la letteratura mostra due errori speculari:

- 1) sfiducia negli algoritmi quando sbagliano (algorithm aversion);
- 2) fiducia eccessiva quando appaiono competenti (algorithm appreciation).

Entrambe le tendenze sono rilevanti per la governance perché sfiducia negli algoritmi può impedire adozioni utili, fiducia eccessiva può favorire deleghe improprie e deresponsabilizzazione (Dietvorst et al., 2015; Logg, Minson, & Moore, 2019). Ne deriva che il compito del vertice non è scegliere "umano vs IA", ma definire confini, ruoli e responsabilità: chi formula le domande, chi valida gli output, chi decide in ultima istanza, quali condizioni attivano escalation e override umano, quali metriche controllano drift, bias ed effetti non intenzionali.

Infine, la strategia resta umana perché è una pratica di costruzione di senso. Serve a interpretare ciò che sta accadendo, a narrare dove l'impresa vuole andare e a rendere comprensibili le scelte dentro e fuori l'organizzazione. In ambienti ad alta complessità informativa, la strategia non è solo "ottimizzare", ma rendere condivisibili assunzioni e priorità, e creare coerenza tra attori che hanno informazioni e incentivi diversi. La letteratura sul sensemaking, come già evidenziato nei primi capitoli, sottolinea che, quando l'ambiente è equivoco e i

segnali sono molteplici, le organizzazioni devono costruire interpretazioni praticabili per agire. Non esiste una lettura unica “data-driven” che sostituisca la responsabilità interpretativa (Maitlis & Christianson, 2014). Anche sul versante finanziario questo è decisivo: valutazioni, piani e business case sono sempre “numeri + storia”, perché incorporano assunzioni sul futuro. Le narrazioni economiche e finanziarie, inoltre, non sono un ornamento bensì influenzano aspettative, fiducia e comportamenti collettivi e possono amplificare o attenuare dinamiche di mercato (Shiller, 2017). Per questo, nell’era dell’IA, la funzione strategica del management consiste nel dare forma alle informazioni e alle interdipendenze, mantenendo viva la domanda sul significato e sulle implicazioni delle scelte, oltre la loro fattibilità tecnica.

In sintesi, l’IA può potenziare la strategia trasformandola in un’infrastruttura cognitiva avanzata ma non può sostituire ciò che ne costituisce l’essenza, ovvero: la scelta responsabile in condizioni di incertezza, la definizione del problema, la gestione dei trade-off e la costruzione di senso condiviso. La strategia resta umana perché, quando l’ecosistema accelera, il vero oggetto della governance non è la tecnologia in sé, ma l’architettura delle decisioni e delle responsabilità.

#### *4. Use case – Valutazione strategica di un investimento in IA nell’Impresa Estesa*

Nel prosieguo, si ipotizza il caso di un’Impresa Estesa europea, operante nel settore industriale e multi-country, che valuta un investimento rilevante in una piattaforma di IA predittiva e generativa. Il perimetro non è “un software”, ma un insieme coerente di capacità che ricomprendono diverse attività, quali la previsione della domanda e la pianificazione integrata (Sales & Operations Planning), l’ottimizzazione delle scorte e dei trasporti, la manutenzione predittiva, il supporto commerciale (configurazione offerte, assistenza tecnica, knowledge retrieval), e un livello trasversale di risk sensing su fornitori critici ed energia. Il progetto nasce come iniziativa di efficienza, ma diventa rapidamente una scelta strategica perché modifica tre dimensioni che, in un ecosistema accelerato, equivalgono a potere competitivo, ovvero velocità di lettura, qualità del coordinamento, capacità di riallocazione.

Il punto chiave che si è cercato di trasmettere nel capitolo è che nell’Impresa Estesa la qualità della decisione non dipende solo dall’algoritmo, ma dall’architettura delle interdipendenze. Attraverso la condivisione dei dati con fornitori e terze parti, la definizione di regole di accesso e responsabilità, la progettazione di incentivi contrattuali coerenti, il monitoraggio dell’affidabilità delle fonti e, soprattutto, il rafforzamento della capacità di trasformare insight in azioni operative, il valore dell’IA diventa una proprietà congiunta (impresa + partner + infrastrutture) e non un semplice output “interno”. In altre parole, la

tecnologia può accelerare l'analisi, ma è l'ecosistema -dati, processi, ruoli, contratti e fiducia- che determina se quell'accelerazione si tradurrà in performance.

In parallelo, sul lato finanziario, l'impresa è vincolata da una disciplina finanziaria "esterna" fatta di linee revolving, assicurazione sul credito commerciale, programmi di supply chain finance e covenant su leva e coperture. Questo significa che l'investimento in IA non è solo Capex/Opex IT, esso incide sul capitale circolante, sul profilo di rischio operativo e, quindi, sulla lettura che intermediari e controparti faranno dell'impresa (pricing del rischio, limiti, clausole, disponibilità di credito). In questo quadro, anche un miglioramento operativo "piccolo" può produrre effetti moltiplicativi se aumenta la resilienza percepita, riduce l'incertezza ex ante e preserva headroom finanziario, cioè quel margine di manovra che spesso fa la differenza tra adattarsi in tempo e rincorrere gli eventi.

Il valore economico di un investimento è legato ai flussi di cassa futuri attesi, scontati per un rendimento richiesto (tasso di sconto). In altre parole, il valore cresce se cresce il numeratore (cash flow attesi) o se si riduce il denominatore (rendimento richiesto) e diminuisce se accade il contrario.

Qui l'investimento in IA può agire su entrambe le componenti:

1. Numeratore - flussi di cassa (driver operativi che "diventano cassa"):
  - riduzione scorte e miglioramento rotazione (cash release);
  - aumento OTIF (on time in full)/service level con riduzione penali e churn;
  - minor downtime e migliore OEE (livello di produzione più efficiente con stessa base asset);
  - ottimizzazione trasporti/energia (margini, volatilità costi);
  - riduzione lead time decisionali (meno costi da urgenze/rotture stock).

Questi effetti raramente sono lineari spesso, seguono una curva a S, dove i costi (dati, integrazioni, change, governance) precedono i benefici e la produttività "matura" quando adozione e processi si stabilizzano.

2. Denominatore - tasso di sconto (risk-free + premio per rischio).

Il tasso di sconto non è un parametro neutro perché incorpora il risk-free e il premio al rischio. Cambia nel tempo con condizioni macro e con la percezione del rischio specifico. La letteratura finanziaria mostra che una parte importante della volatilità dei prezzi degli assets è spiegata da variazioni nei discount rates più che da variazioni nei fondamentali; quindi non basta stimare i benefici, bisogna governare ciò che influenza la percezione del rischio e quindi il costo del capitale (Campbell & Shiller, 1988; Cochrane, 2011). Per un progetto IA, il premio per rischio può aumentare per il lock-in, la dipendenza da provider, l'incertezza regolatoria, il data quality, il cyber e il model risk; oppure ridursi se l'iniziativa rende più robusto il controllo, più tracciabili le decisioni e più prevedibile la performance (quindi più "finanziabile").

Ne risulta che la valutazione spot del DCF<sup>15</sup> rischia di essere una fotografia troppo rigida. La valutazione deve diventare iterativa, con aggiornamento periodico di assunzioni e tasso di sconto alla luce di adozione, performance, rischi e vincoli dell'ecosistema.

In verità, per questo tipo di investimento, la struttura più coerente è progettare una sequenza di scelte, ciascuna con metriche e “diritti” manageriali. La logica delle opzioni reali<sup>16</sup> offre la possibilità di valorizzare la flessibilità (espandere, rinviare, modificare, abbandonare) e ridurre l'errore tipico di comprimere tutta l'incertezza in un unico Net Present Value iniziale (Benaroch & Kauffman, 1999; Kogut & Kulatilaka, 2001).

Operativamente, il processo può essere articolato in fasi:

- fase 1 – Pilot (comprare dati, informazioni)  
Obiettivo - verificare qualità dati, integrazione, affidabilità predittiva, impatto su una decisione concreta (es. scorte o manutenzione).  
KPI - accuratezza forecast, latenza dati, riduzione variabilità, adozione nei team, incidenti di governance.  
Decisione - se scalare o fermare;
- fase 2 – Scale-up (opzione di espansione)  
Obiettivo - estendere a più linee/plant o a una Business Unit; consolidare ruoli e processi decisionali (chi decide cosa, con quale escalation).  
KPI - cash conversion cycle, OTIF, downtime, stock-out, cost-to-serve; stabilità del modello (drift) e controlli.  
Decisione - estendere per Paesi o specializzare per use case ad alto valore;
- fase 3 – Estensione multi-country / multi-BU (opzione di crescita + opzione di standardizzazione)  
Obiettivo - armonizzare dati e governance, gestire differenze normative/operative, ridurre lock-in con architettura modulare.  
KPI - replicabilità, costi marginali di estensione, incidenti cyber/terze parti, auditability, effetti su covenant headroom;
- fase 4 – Nuovi use case (portafoglio di opzioni)

---

<sup>15</sup> Si ricorda come la formula del DCF sia  $EV = \sum_{t=1}^n \left( \frac{FCF_t}{(1+r)^t} + \frac{TV}{(1+r)^n} \right)$  dove  $FCF_t$  sono i free cash flow,  $r$  è il tasso di sconto e  $TV$  è il terminal value.

<sup>16</sup> In questo contesto, il progetto viene valutato come una sequenza di scelte progressive. La logica delle opzioni reali consente di attribuire valore alla flessibilità manageriale, cioè alla possibilità di rinviare, espandere, modificare o interrompere un investimento man mano che nuove informazioni diventano disponibili.

- Obiettivo - usare la base dati/modelli come piattaforma che abilita ulteriori casi (pricing, procurement, risk sensing avanzato, knowledge base generativa).

Qui il valore non è solo “risparmio”, ma capacità di generare nuove combinazioni e aumentare la velocità di apprendimento.

Questa architettura è coerente con la recente letteratura che applica il caso delle opzioni reali e di approcci multi-stadio a investimenti digitali e scenari incerti, inclusi contesti cloud/ERP e valutazioni in condizioni di elevata incertezza (Lozano-Almansa et al., 2023; Gorupec et. al., 2022; Benaroch, 2018). Inoltre, la letteratura su selezione e governance di progetti multi-stage supporta l'idea che la decisione non sia “scegliere il progetto migliore una volta”, ma progettare un processo di scelta che preservi flessibilità e riduca l'esposizione agli errori irreversibili (Belz et al., 2025).

Un secondo correttivo, altrettanto importante, è che i benefici dell'IA dipendono da investimenti complementari, che riguardano la qualità e il governo dei dati, le competenze, gli incentivi, il redesign dei processi, il change management, la sicurezza e i controlli. Senza queste complementarità, l'organizzazione rischia di ottenere elaborazioni sofisticate ma impatti economico-operativi limitati. L'impatto economico dell'innovazione digitale emerge quando l'impresa investe anche in trasformazioni organizzative e intangibili che permettono alla tecnologia di diventare performance (Brynjolfsson & Hitt, 1998; Brynjolfsson, Rock, & Syverson, 2021).

Di conseguenza, diventa cruciale riconoscere che una quota significativa di Capex/Opex<sup>17</sup> non costituisce un mero “costo IT”, bensì un investimento abilitante necessario a rendere effettivi e sostenibili i flussi di cassa attesi.

L'adozione di IA riconfigura la governance perché aumenta il peso del risk management, di terze parti, della cybersecurity, del data access e della responsabilità decisionale. In un'Impresa Estesa questi elementi non sono accessori ma diventano driver del tasso di sconto (premio per rischio) e quindi del valore.

Sul fronte della sostenibilità, l'iniziativa può produrre benefici misurabili (ottimizzazione dei consumi energetici, riduzione degli scarti, razionalizzazione dei trasporti, maggiore efficienza manutentiva), ma può anche generare nuove esternalità e oneri gestionali (incremento dei consumi legati al cloud, rischi di lock-in tecnologico, complessità nella gestione degli accessi, possibili bias e profili di contenzioso). Una valutazione “estesa” risulta pertanto essenziale, poiché effetti di natura sociale e di governance possono rapidamente tradursi in rischi economico-finanziari concreti (sanzioni, impatti reputazionali, tensioni sindacali, perdita di clienti B2B).

---

<sup>17</sup> Capex sta per Capital Expenditures, rappresentano le spese in conto capitale e, quindi, gli investimenti a lungo termine in asset fissi come macchinari, edifici o impianti, che si ammortizzano nel tempo e mirano alla crescita futura dell'azienda. Opex sta per Operating Expenditures e sono le spese operative, i costi ricorrenti per il funzionamento quotidiano, come stipendi, affitti, utenze o manutenzione ordinaria, dedotti immediatamente nel conto economico.

Il valore dell'investimento in IA risiede nella capacità di adattamento nel tempo e non si esaurisce in un "Net Present Value (NPV) positivo" nel presente. Diventa, quindi, cruciale ridurre il ritardo cognitivo rispetto all'ecosistema (domanda, fornitori, energia, shock esogeni) e accrescere la rapidità con cui l'impresa aggiorna le proprie ipotesi e rialloca capitale circolante e capacità produttiva.

Operativamente, significa definire una governance circolare e reiterativa che unisce:

- revisione periodica del business case (cash flow e tasso di sconto, non solo KPI operativi);
- monitoraggio dei KPI che generano cassa (scorte, OTIF, downtime, energia);
- stage gate che decide estensione, modifica o stop (opzioni reali come disciplina manageriale).

In sintesi, il DCF resta lo strumento principale di valutazione ma deve essere utilizzato in modo iterativo e come linguaggio comune tra strategia, operations e finanza. Proprio perché l'Impresa Estesa è condizionata dalla necessità di risorse finanziarie, diventa essenziale che si incorpori esplicitamente la dinamica dell'accesso al capitale. Nei momenti di stress, infatti, banche e controparti tendono a irrigidire criteri, ridurre linee disponibili, rivedere pricing e covenant, spesso nel momento in cui l'impresa è maggiormente esposta perché ha già sostenuto una quota rilevante dei costi e non può "tornare indietro" senza distruggere valore. Ne deriva che tutti gli attori devono essere pronti a rileggerlo periodicamente, aggiornando assunzioni e scenari (flussi, working capital, tassi di sconto, covenant headroom) e definendo misure di salvaguardia coerenti (liquidità, modularità dell'investimento, stage gate e opzioni di ridimensionamento) così da preservare la manovrabilità finanziaria mentre l'ecosistema cambia.

##### *5. IA generativa come supporto al business case strategico*

Se il paragrafo precedente ha mostrato come un investimento in IA possa essere valutato e governato attraverso un processo iterativo e modulare, il focus si sposta, in questo contesto, sul ruolo che l'IA generativa può svolgere nel supportare la costruzione e l'aggiornamento del business case strategico. Nel perimetro dell'Impresa Estesa, l'IA generativa riduce i costi cognitivi del lavoro strategico e rende più "tracciabile" il ragionamento pur mantenendo i modelli di valutazione (DCF, opzioni reali, sensitivity, stress test). In pratica, è di ausilio nel passare più rapidamente da informazioni frammentate (documenti interni, contratti, segnali di mercato, dati operativi, vincoli finanziari e regolatori) ad una rappresentazione coerente di assunzioni, trade-off e rischi. Quest'uso è coerente con una lettura dell'IA generativa come tecnologia di potenziamento più che di automazione della decisione, che resta in capo al management e alla governance (Raisch & Krakowski, 2021).

Per questo l'IA è di supporto alla redazione del documento che formalizza il logico strategico dell'iniziativa, la logica costi/benefici, le ipotesi sottostanti, i rischi, le alternative considerate e i criteri con cui decidere se proseguire, scalare o interrompere.

L'IA offre la capacità di strutturare meglio le informazioni e orientare la lettura del contesto, in altre parole, serve per costruire senso e, quindi, rendere comparabili fonti eterogenee, evidenziare le assunzioni implicite, chiarire i punti di ambiguità delle definizioni operative (KPI, perimetro dati, ownership, responsabilità) e trasformare l'informazione in un lessico condiviso tra funzioni e partner. In questo ruolo, l'IA generativa accelera attività tipiche della knowledge work (sintesi, classificazione, estrazione di requisiti, mappatura concettuale), migliorando la capacità di coordinamento e di apprendimento organizzativo quando il progetto attraversa i confini dell'impresa propriamente detta (impresa-fornitori-terze parti-infrastrutture). La letteratura recente discute l'impatto dell'intelligenza artificiale generativa sull'innovazione e sulle pratiche organizzative, evidenziando benefici soprattutto quando l'uso è guidato da obiettivi chiari e da presidi di qualità delle informazioni e delle decisioni (Holmström & Carroll, 2025). Ricerche e studi applicati in ambito knowledge management mostrano, inoltre, che l'IA generativa può rafforzare processi di creazione, codifica e riuso della conoscenza in contesti industriali, con effetti condizionati dalle complementarità organizzative (governance, competenze, processi) e non dal solo deployment tecnologico (He & Yang, 2025).

Per gli investimenti in IA, la valutazione soffre spesso di due limiti principali: poche alternative davvero considerate e analisi di sensibilità poco approfondite o selettive. L'IA generativa riduce questo rischio aiutando a generare set di scenari (base/upside/downside), catene causali e "event tree", proponendo variabili da stressare (domanda, lead time, energia, tassi, volatilità supply, costi cloud, adozione) e supportando un processo di red teaming: "dove e perché questo piano potrebbe fallire?".

L'obiettivo è chiarire condizioni di fallimento, dipendenze critiche, effetti di secondo ordine e vincoli finanziari/regolatori, traducendoli in trigger di revisione. Questo approccio decisionale si allinea a pratiche come il premortem, efficaci contro l'overconfidence iniziale (Klein, 2007).

La letteratura recente sullo scenario analysis nell'era dell'IA sottolinea che la disponibilità di generare ipotesi alternative, a basso costo, sposta l'attenzione dal lavoro umano alla qualità del contesto, alla selezione delle incertezze critiche e alla capacità di usare scenari per governare decisioni reali (George A. et al., 2026). Alcuni contributi applicativi hanno dimostrato come l'IA generativa possa rendere più rapido il ciclo di contingency scenario planning, purché resti ancorata a ipotesi verificabili e a ruoli chiari di validazione (Finkenstadt et al., 2024). In ambito forecasting, inoltre, emergono evidenze sul rapporto tra giudizio umano e IA. In questo caso, l'IA può migliorare alcune dimensioni del processo benché la qualità

dipenda da come sia stata progettata l'interazione e da come si gestiscono conflitti tra raccomandazione e contesto (Abolghasemi et al., 2025).

L'IA generativa può supportare un presidio di early warning attraverso l'organizzazione e la sintesi di flussi informativi esterni (policy, standard, report di settore, note di vendor, incident report) trasformandoli in ipotesi verificabili e in indicatori monitorabili.

L'obiettivo è accorciare il tempo tra segnale e attenzione manageriale, riducendo il rischio di ritardo cognitivo. Prime applicazioni specifiche hanno collegato inoltre l'IA generativa e weak-signal detection nei processi di intelligence strategica, evidenziando che il valore emerge quando il segnale viene utilizzato in ipotesi, indicatori e scelte di azione (Janissek-Muniz et al., 2025).

Il punto delicato è che l'IA generativa, proprio perché produce testi fluidi e plausibili, può aumentare overconfidence e overreliance. Studi recenti hanno mostrato rischi concreti, coincidenti con:

- (i) tendenza a sovragegeneralizzare conclusioni quando sintetizza evidenze (Peters & Chin-Yee, 2025);
- (ii) rischio di hallucination e affidabilità non uniforme, con implicazioni per decisioni organizzative (Ji et al., 2024);
- (iii) dinamiche di overtrust nei consigli in condizioni di incertezza (Klingbeil et al., 2024).

In particolare, l'affidabilità degli output non è uniforme e il rischio di errori "plausibili" impone presidi di verifica e contestazione. Per questo, l'IA generativa andrebbe utilizzata come "macchina del contraddittorio", spingendola ad esplicitare fonti, distinguere fatti/assunzioni/opinioni, costruire un assumption register e aggiornare periodicamente la coerenza tra business case, dati osservati e contesto. In altre parole, il contributo più maturo non è scrivere meglio il documento, ma migliorare la qualità del ragionamento; rendere più chiari i confini di validità del caso, le condizioni di fallimento, i trigger di escalation e i punti di revisione.

#### ***Tool di IA a supporto del business case strategico nell'Impresa Estesa***

In una prospettiva manageriale, i tool di IA rilevanti per il business case strategico possono essere ricondotti ad alcune famiglie funzionali come appresso specificate.

Una prima famiglia riguarda i tool di sintesi, strutturazione e interrogazione documentale, utili per trasformare documenti dispersi (contratti, policy, procedure, report di fornitura, capitolati, note tecniche, verbali, business case precedenti) in una base informativa più interrogabile e comparabile. Il loro valore risiede sia nella velocità di sintesi sia nella possibilità di rendere più esplicite assunzioni, vincoli, incoerenze e dipendenze tra fonti diverse.

Tool di sintesi, strutturazione e interrogazione documentale

1. Glean. AI enterprise search che permette di interrogare documenti aziendali (Google Drive, Slack, Confluence, Jira, ecc.) tramite ricerca semantica e generazione di sintesi. Uso tipico: interrogazione di archivi documentali aziendali, sintesi di policy e report, ricerca semantica su knowledge base distribuite. Link ufficiale: <https://www.glean.com/>

2. Microsoft Copilot for Microsoft 365. Assistente AI integrato in Word, Excel, Outlook e Teams che consente di sintetizzare documenti, generare briefing e interrogare contenuti aziendali. Uso tipico: sintesi automatica di documenti

complessi, interrogazione di documenti aziendali, generazione di executive summary. Link ufficiale:

<https://www.microsoft.com/en-us/microsoft-365/copilot>

3. Box AI. Funzionalità AI integrata nella piattaforma Box per interrogare archivi documentali e generare sintesi o insight dai file. Uso tipico: analisi di contratti e documentazione, sintesi automatica di repository documentali. Link ufficiale <https://www.box.com/ai>

4. Hebbia. Piattaforma molto utilizzata nell'investment banking e private equity per analizzare grandi volumi di documenti (due diligence, contratti, report). Uso tipico: analisi massiva di documenti, due diligence documentale. Link ufficiale:

<https://www.hebbia.ai/>

Una seconda famiglia comprende i tool per scenario analysis e supporto al contraddittorio, utilizzabili per costruire scenari alternativi (base, upside, downside), identificare variabili critiche, simulare catene causali, predisporre premortem e red teaming del business case. In questo caso, il contributo principale è di "prevedere meglio" in senso deterministico ed ampliare lo spazio delle ipotesi considerate per rendere più disciplinato il confronto tra alternative. Questi strumenti sono particolarmente utili quando il rischio maggiore è l'eccesso di fiducia in una sola narrazione strategica.

Tool per scenario analysis e supporto al contraddittorio

1. AnyLogic. Piattaforma di simulazione utilizzata per modellare supply chain, sistemi industriali e scenari strategici. Uso tipico: simulazione di scenari operativi, analisi di sensitività, modellazione dinamica. Link ufficiale: <https://www.anylogic.com/>

2. @RISK. Software di simulazione Monte Carlo integrato in Excel per analisi probabilistiche di business case e investimenti. Uso tipico: simulazione di rischio, analisi di scenari economico-finanziari. Link ufficiale: <https://www.palisade.com/risk/>

3. Stella Architect. Tool di system dynamics utilizzato per modellare relazioni causali tra variabili economiche e strategiche. Uso tipico: modellazione sistemica, simulazioni di lungo periodo. Link ufficiale: <https://www.iseesystems.com/products/stella-architect.aspx>

Una terza famiglia riguarda i tool di early warning e monitoraggio di segnali deboli, che supportano la raccolta e la sintesi di informazioni esterne rilevanti (regolazione, standard tecnici, note di vendor, trend di settore, shock di filiera, rischi energetici, cyber incident, geopolitica operativa). Qui l'obiettivo è ridurre il ritardo cognitivo tra l'emergere di un segnale e la sua traduzione in attenzione manageriale, trigger di revisione o aggiornamento delle assunzioni del business case.

Tool di early warning e monitoraggio di segnali deboli

1. AlphaSense. Piattaforma di market intelligence che utilizza AI per analizzare milioni di documenti finanziari, report di analisti e filing aziendali per generare insight strategici. Uso tipico: monitoraggio competitor, analisi di mercato, intelligence strategica. Link ufficiale: <https://www.alpha-sense.com/>

2. Dataminr. Piattaforma AI che analizza oltre un milione di fonti pubbliche per identificare eventi emergenti e rischi operativi in tempo reale. Uso tipico: early warning geopolitico, monitoraggio crisi e incidenti, intelligence operativa. Link ufficiale: <https://www.dataminr.com/>

3. Signal AI. Sistema di AI che monitora media globali, policy pubbliche e segnali di rischio reputazionale o regolatorio. Uso tipico: monitoraggio regolatorio, analisi reputazionale. Link ufficiale: <https://www.signal-ai.com/>

4. Feedly AI. Piattaforma di ricerca che utilizza AI per aggregare e classificare notizie, pubblicazioni tecniche e trend emergenti. Uso tipico: technology scouting, monitoraggio trend industriali. Link ufficiale: <https://feedly.com/ai>

Una quarta famiglia, infine, riguarda i tool di knowledge management e coordinamento interfunzionale, che possono aiutare a codificare lezioni apprese, riusare casi interni, standardizzare template decisionali, mantenere traccia delle motivazioni delle scelte e supportare la continuità organizzativa

tra funzioni (operations, finanza, procurement, risk management, legale, IT). In un'Impresa Estesa, dove il valore dipende dalle interdipendenze, questi strumenti possono aumentare la qualità del coordinamento solo se accompagnati da ruoli chiari, ownership dei contenuti e processi di validazione.

Tool di knowledge management e coordinamento interfunzionale

1. Atlassian Confluence. Workspace collaborativo per documentazione aziendale, processi decisionali e repository di conoscenza. Uso tipico: repository di decisioni, documentazione di progetto, coordinamento interfunzionale. Link ufficiale:

<https://www.atlassian.com/software/confluence>

2. Guru. Sistema di knowledge management che fornisce risposte contestuali integrate nei workflow aziendali. Uso tipico: knowledge base aziendale, condivisione di best practice. Link ufficiale:

<https://www.getguru.com/>

3. Notion AI. Piattaforma di workspace e knowledge management con funzioni AI per sintesi, documentazione e gestione dei progetti. Uso tipico: gestione della conoscenza, documentazione di decisioni strategiche. Link ufficiale:

<https://www.notion.so/product/ai>

Dal punto di vista della governance, la selezione dei tool dovrebbe avvenire in coerenza con il caso d'uso, qualità e accessibilità dei dati, tracciabilità degli output, possibilità di contestazione, gestione dei permessi, integrazione con i processi decisionali, dipendenza da fornitori terzi, sostenibilità economica dell'adozione e impatti sul profilo di rischio. In questo senso, un tool apparentemente meno sofisticato ma meglio integrato e governabile può generare più valore di una soluzione tecnicamente superiore ma opaca o difficile da presidiare.

In sintesi, i tool di IA generano valore quando sono progettati come componenti di un'architettura decisionale. Nell'Impresa Estesa AI-driven bisognerebbe spostare il focus su come l'IA sia capace di supportare la decisione, con quali dati, con quali responsabilità e con quali limiti dichiarati. In questo modo la tecnologia diventa effettiva leva strategica.

## BIBLIOGRAFIA

- Abolghasemi, M., Ganbold, O., & Rotaru, K. (2025). Humans vs. large language models: Judgmental forecasting in an era of advanced AI. *International Journal of Forecasting*, 41(2), 631–648. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2024.07.003>
- Adner, R. (2017). Ecosystem as structure: An actionable construct for strategy. *Journal of Management*, 43(1), 39–58. <https://doi.org/10.1177/0149206316678451>
- Agarwal, S., & Hauswald, R. (2010). Distance and private information in lending. *The Review of Financial Studies*, 23(7), 2757–2788. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhq001>
- Aldasoro, I., Gambacorta, L., Korinek, A., Shreeti, V., & Stein, M. (2025). Intelligent financial system: How AI is transforming finance. *Journal of Financial Stability*, 81, Article 101472. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2025.101472>
- Behn, M., Haselmann, R., & Vig, V. (2022). The limits of model-based regulation. *The Journal of Finance*, 77(3), 1635–1684. <https://doi.org/10.1111/jofi.13124>
- Belz, A., Eckhause, J., & Terrile, R. J. (2025). A real options methodology for multi-stage project selection: An application to NASA's SBIR program. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-025-06509-8>
- Benaroch, M. (2018). Real options models for proactive uncertainty-reducing mitigations and the valuation of information technology projects. *Information Systems Research*, 29(2), 315–340.
- Benaroch, M., & Kauffman, R. J. (1999). A case for using real options pricing analysis to evaluate information technology project investments. *Information Systems Research*, 10(1), 70–86. <https://doi.org/10.1287/isre.10.1.70>
- Berg, T., Burg, V., Gombović, A., & Puri, M. (2020). On the rise of FinTechs: Credit scoring using digital footprints. *The Review of Financial Studies*, 33(7), 2845–2897. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz099>
- Boot, A. W. A. (2000). Relationship banking: What do we know? *Journal of Financial Intermediation*, 9(1), 7–25. <https://doi.org/10.1006/jfin.2000.0282>
- Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (1998). Beyond the productivity paradox. *Communications of the ACM*, 41(8), 49–55. <https://doi.org/10.1145/280324.280332>
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae044>
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- Burrell, J. (2016). How the machine ‘thinks’: Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1). <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
- Campbell, J. Y., & Shiller, R. J. (1988). The dividend-price ratio and expectations of future dividends and discount factors. *The Review of Financial Studies*, 1(3), 195–228. <https://doi.org/10.1093/rfs/1.3.195>
- Cochrane, J. H. (2011). Discount rates. *The Journal of Finance*, 66(4), 1047–1108. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2011.01671.x>
- Crisanto, J. C., Leuterio, C. B., Prenio, J., & Yong, J. (2024). *Regulating AI in the financial sector: Recent developments and main challenges* (FSI Insights on Policy Implementation No. 63). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/fsi/publ/insights63.pdf>

- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, *144*(1), 114–126. <https://doi.org/10.1037/xge0000033>
- European Banking Authority. (2020). *Final report: Guidelines on loan origination and monitoring* (EBA/GL/2020/06). [https://www.eba.europa.eu/sites/default/files/document\\_library/Publications/Guidelines/2020/Guidelines%20on%20loan%20origination%20and%20monitoring/884283/EBA%20GL%202020%2006%20Final%20Report%20on%20GL%20on%20loan%20origination%20and%20monitoring.pdf](https://www.eba.europa.eu/sites/default/files/document_library/Publications/Guidelines/2020/Guidelines%20on%20loan%20origination%20and%20monitoring/884283/EBA%20GL%202020%2006%20Final%20Report%20on%20GL%20on%20loan%20origination%20and%20monitoring.pdf)
- Financial Stability Board. (2024). *The financial stability implications of artificial intelligence*. <https://www.fsb.org/uploads/P14112024.pdf>
- Finkenstadt, D. J., Sotiriadis, J., Guinto, P., & Eapen, T. T. (2024). Contingency scenario planning using generative AI. *California Management Review*.
- Fuster, A., Goldsmith-Pinkham, P., Ramadorai, T., & Walther, A. (2022). Predictably unequal? The effects of machine learning on credit markets. *The Journal of Finance*, *77*(1), 5–47. <https://doi.org/10.1111/jofi.13090>
- Gorupec, N., Brehmer, N., Tiberius, V., & Kraus, S. (2022). Tackling uncertain future scenarios with real options: A review and research framework. *The Irish Journal of Management*, *41*(1), 69–88. <https://doi.org/10.2478/ijm-2022-0003>
- He, Q., & Yang, Z. (2025). Generative AI-driven knowledge management in manufacturing firms: A five-stage framework for dynamic knowledge optimization and digital innovation. *Journal of Knowledge Management*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/JKM-03-2025-0418>
- Holmström, J., & Carroll, N. (2025). How organizations can innovate with generative AI. *Business Horizons*, *68*(5), 559–573. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.02.010>
- Jacobides, M. G., Cennamo, C., & Gawer, A. (2018). Towards a theory of ecosystems. *Strategic Management Journal*, *39*(8), 2255–2276. <https://doi.org/10.1002/smj.2904>
- Ji, Z., Chen, D., Ishii, E., Cahyawijaya, S., Bang, Y., Wilie, B., & Fung, P. (2024). LLM internal states reveal hallucination risk faced with a query. In *Proceedings of the 7th BlackboxNLP Workshop: Analyzing and interpreting neural networks for NLP* (pp. 88–104). Association for Computational Linguistics. <https://aclanthology.org/2024.blackboxnlp-1.6.pdf>
- Kahneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *American Psychologist*, *64*(6), 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>
- Klein, G. (2007, September). Performing a project premortem. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2007/09/performing-a-project-premortem>
- Klingbeil, A., Grützner, C., & Schreck, P. (2024). Trust and reliance on AI: An experimental study on the extent and costs of overreliance on AI. *Computers in Human Behavior*, *160*, Article 108352. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108352>
- Kogut, B., & Kulatilaka, N. (2001). Capabilities as real options. *Organization Science*, *12*(6), 744–758. <https://doi.org/10.1287/orsc.12.6.744.10082>
- Liberti, J. M., & Petersen, M. A. (2018). *Information: Hard and soft* (NBER Working Paper No. 25075). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w25075>

- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151, 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005>
- Lozano-Almansa, J. M., Tarifa Fernández, J., & Sánchez-Pérez, A. M. (2023). Digital transformation and real options: Evaluating the investment in cloud ERP. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 34(4), 397–411. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.34.4.30678>
- Maitlis, S., & Christianson, M. (2014). Sensemaking in organizations: Taking stock and moving forward. *Academy of Management Annals*, 8(1), 57–125. <https://doi.org/10.5465/19416520.2014.873177>
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>
- OECD. (2023). *Generative artificial intelligence in finance* (OECD Artificial Intelligence Papers, No. 9). <https://doi.org/10.1787/ac7149cc-en>
- Peters, U., & Chin-Yee, B. (2025). Generalization bias in large language model summarization of scientific research. *Royal Society Open Science*, 12, Article 241776. <https://doi.org/10.1098/rsos.241776>
- Petersen, M. A., & Rajan, R. G. (1994). The benefits of lending relationships: Evidence from small business data. *The Journal of Finance*, 49(1), 3–37. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb04418.x>
- Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- Shiller, R. J. (2017). Narrative economics. *American Economic Review*, 107(4), 967–1004. <https://doi.org/10.1257/aer.107.4.967>
- Shinkle, G. A., Gujarati, C., & Sharry, P. (2026). Scenario analysis in the AI era: Redefining human involvement. *Organizational Dynamics*, 55(1), Article 101197. <https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2025.101197>
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- Teece, D. J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning*, 51(1), 40–49. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007>
- Vaccaro, M., Almaatouq, A., & Malone, T. W. (2024). When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis. *Nature Human Behaviour*, 8(12), 2293–2303. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-02024-1>
- Yang, C., Bauer, K., Li, X., & Hinz, O. (2025). My advisor, her AI, and me: Evidence from a field experiment on human–AI collaboration and investment decisions. *Management Science*, 72(1), 242–264. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.03918>