

La valutazione dell'innovazione in azienda: “*AI Premium*”

Prof. Matteo Rossi

RELATORE

Tommaso Rezzi

CANDIDATO

INTRODUZIONE	3
CAPITOLO 1. LA VALUTAZIONE D'AZIENDA.....	5
INTRODUZIONE	5
1.1. PRINCIPI GENERALI DELLA VALUTAZIONE D'AZIENDA	6
1.2. ANALISI DEI METODI FINANZIARI: IL <i>DISCOUNTED CASH FLOW</i>.....	12
1.3 L'APPROCCIO DI MERCATO: L'ANALISI DEI MULTIPLI.....	24
CAPITOLO 2. L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NEL CONTESTO AZIENDALE	36
2.1 IL VANTAGGIO COMPETITIVO	36
2.2 LO STATO DELL'ARTE: IL "GENAI DIVIDE" E IL PARADOSSO DELLA SCALA	41
2.3 IL PARADIGMA EMERGENTE: L'ERA DEGLI "AGENTI"	45
2.4 CASE STUDY. I LIMITI DELL'AGENTIC AI: IL CASO <i>PROJECT VEND</i>	49
CAPITOLO 3. ANALISI EMPIRICA	57
3.1 INTRODUZIONE METODOLOGICA	57
3.2 DESCRIZIONE DEL CAMPIONE E DELLE VARIABILI.....	58
3.3 PRESENTAZIONE DEI RISULTATI.....	61
3.4 INTERPRETAZIONE E DISCUSSIONE DEI RISULTATI.....	65
3.5 LIMITI DELL'ANALISI E SVILUPPI FUTURI	69
CONCLUSIONE	72
BIBLIOGRAFIA	74

Introduzione

L'Intelligenza Artificiale rappresenta oggi il più rilevante fattore di discontinuità tecnologica nel panorama economico globale. Dalla pubblicazione di ChatGPT nel novembre 2022, l'attenzione dei mercati finanziari verso le imprese che dichiarano un orientamento strategico sull'IA si è intensificata in modo significativo, alimentando un interrogativo centrale per la finanza aziendale: il mercato attribuisce effettivamente un premio di valutazione, un “*AI Premium*” alle imprese che manifestano una maggiore enfasi strategica sull'Intelligenza Artificiale?

La presente tesi si propone di rispondere a questa domanda attraverso un percorso che integra la teoria della valutazione d'impresa, l'analisi economica dell'IA nel contesto aziendale e un'indagine empirica quantitativa.

Il Capitolo 1 fornisce le basi teoriche della valutazione d'azienda, analizzando i principi generali, il metodo finanziario basato sull'attualizzazione dei flussi di cassa e l'approccio di mercato fondato sull'analisi dei multipli. Particolare attenzione è dedicata ai limiti del DCF in contesti di elevata incertezza e crescita esponenziale, condizioni tipiche delle imprese ad alta intensità tecnologica.

Il Capitolo 2 esamina i meccanismi economici attraverso cui l'IA può generare valore per le imprese, distinguendo tra efficienza operativa e innovazione strategica. Si analizzano lo stato dell'arte dell'adozione aziendale, il fenomeno del *GenAI Divide* e il paradigma emergente dell'*Agentic AI*, corredato da un caso di studio: il *Project Vend* di Anthropic, che illustra empiricamente le sfide operative dei sistemi autonomi.

Il Capitolo 3 presenta l'analisi empirica. A partire da una metrica proprietaria denominata *AI Intensity*, costruita mediante l'analisi testuale automatizzata dei *filing* annuali depositati presso la SEC dalle società componenti il NASDAQ 100 nel periodo 2022–2025, si testa la relazione tra l'enfasi strategica sull'IA e quattro multipli di valutazione finanziaria (P/E, BEst PEG, EV/Sales, EV/EBITDA) attraverso regressioni lineari semplici.

I risultati suggeriscono l'esistenza di un *AI Premium* selettivo, che si manifesta primariamente attraverso i multipli orientati alla crescita e alla scala, in particolare l'EV/Sales, piuttosto che attraverso quelli legati alla redditività operativa corrente.

Capitolo 1. La valutazione d'azienda

Introduzione

La valutazione d'impresa costituisce uno dei pilastri fondamentali della finanza aziendale. Determinare il valore economico di un'azienda rappresenta un esercizio complesso che richiede la comprensione profonda dei meccanismi di generazione del valore, dei rischi connessi all'attività imprenditoriale e delle dinamiche competitive del mercato di riferimento.

Negli anni '20 del 2000, ancor più caratterizzati da rapidi mutamenti tecnologici e da crescente incertezza, la capacità di valutare correttamente un'impresa assume un'importanza ancora maggiore. Le decisioni di investimento, le operazioni di fusione e acquisizione, l'ingresso di nuovi soci o la quotazione in borsa sono solo alcune delle circostanze in cui una valutazione accurata diventa imprescindibile. Questo bisogno di precisione deve però fare i conti con un principio fondamentale, espresso dal professor Damodaran: ogni valutazione è intrinsecamente distorta e, in ultima analisi, imprecisa. Si tratta dunque di una stima e non di una certezza oggettiva. (Damodaran, A., 2025)

Questo capitolo si propone di fornire al lettore le basi teoriche necessarie per comprendere i principali metodi di valutazione d'impresa, con particolare attenzione agli strumenti che saranno successivamente impiegati nell'analisi empirica presentata nel Capitolo 3. La trattazione seguirà un percorso logico che partirà dai principi generali della valutazione per poi analizzare nel dettaglio i metodi tradizionali basati sui flussi di cassa attualizzati (*Discounted Cash Flow*, d'ora in poi DCF) e, infine, la valutazione tramite multipli di mercato.

L'obiettivo non è solo quello di presentare formule e tecniche, ma di sviluppare una comprensione critica dei fondamenti teorici, dei presupposti applicativi e, soprattutto, dei limiti di ciascun approccio in ogni specifico contesto. Come da IVS, infatti, “*the goal in selecting valuation approaches and methods for an asset and/or liability is to find the most appropriate method under the particular circumstances of the valuation.*”

No single method is suitable in every possible situation". (International Valuation Standards Council, 2024).

1.1. Principi generali della valutazione d'azienda

1.1.1. Definizione e obiettivi della valutazione

Per cogliere appieno il significato della valutazione d'impresa, è necessario analizzarne due dimensioni fondamentali e interconnesse: la sua definizione concettuale e le sue finalità operative. Concettualmente, la valutazione è il processo di stima del valore economico di un'azienda, inteso non come mero calcolo, ma come un'analisi complessa di variabili interne ed esterne. (Fazzini, M., 2018) L'indagine parte dagli elementi endogeni (performance storiche, flussi di cassa, etc.) per poi estendersi a quelli esogeni (posizionamento competitivo, dinamiche di settore, etc.), essenziali per proiettare la sostenibilità futura del business. (Marasca, S., 2014)

Sul piano operativo, le finalità strategiche che richiedono una valutazione sono eterogenee. Esse includono operazioni straordinarie come cessioni e fusioni; transazioni sul mercato dei capitali quali IPO o offerte pubbliche di acquisto; e necessità di natura legale o fiscale, come contenziosi, pianificazione successoria o procedure concorsuali. Il contesto è determinante: una valutazione per una cessione strategica si concentra sulla capacità di generare flussi di cassa futuri, mentre in un contesto di crisi prevale il valore di liquidazione degli assets.

Questa stretta correlazione tra metodo e obiettivo porta a una conclusione centrale della dottrina valutativa: non esiste un unico valore "corretto" e oggettivo di un'impresa. Il risultato è piuttosto un intervallo di valori ragionevoli, che dipende dalle ipotesi adottate e, soprattutto, dalla specifica domanda a cui la valutazione intende rispondere. (Damodaran, A., 2025) Tale variabilità non è un limite della disciplina, ma il riflesso della complessità di un'entità dinamica il cui valore è intrinsecamente legato a un futuro incerto.

1.1.2. L'oggetto della valutazione: l'azienda

Prima di analizzare le metodologie valutative, è cruciale definire l'oggetto della valutazione. Il riferimento normativo è l'art. 2555 del Codice civile, che definisce l'azienda come "il complesso dei beni organizzati dall'imprenditore per l'esercizio dell'impresa". La legge, quindi, non considera l'azienda un mero aggregato di beni, ma una universalità di beni (*universitas rerum*), ovvero un complesso di beni unitario, il cui valore trascende quello dei singoli elementi. L'elemento cardine dal punto di vista economico-aziendale è proprio l'organizzazione, in virtù della quale i beni e le competenze delle persone vengono coordinati in quello che nelle scienze organizzative è chiamato "sistema vitale". (Beer, S., 1985) Questa visione sistemica implica che il valore complessivo dell'impresa ecceda la somma dei suoi singoli assets; tale valore aggiuntivo, generato dalle sinergie, dal capitale umano e dalla capacità organizzativa, è comunemente identificato come avviamento (*goodwill*), ovvero la capacità dell'azienda di generare redditi superiori rispetto a quelli ottenibili dai singoli fattori produttivi considerati isolatamente.

Nell'ambito della valutazione, è inoltre fondamentale distinguere tra la valutazione dell'azienda nel suo complesso (*Enterprise Value* o EV), che stima il valore totale delle attività operative a prescindere dalla struttura finanziaria, e la valutazione del capitale proprio (*equity value*), che determina il valore di pertinenza esclusiva degli azionisti, al netto dei debiti finanziari. Il valore del capitale proprio si ottiene, infatti, sottraendo l'indebitamento finanziario netto dall'EV. La scelta tra questi due approcci dipende strettamente dalla finalità della valutazione e dalla metodologia impiegata, poiché alcuni metodi si prestano a stimare il valore complessivo dell'impresa, mentre altri

sono orientati alla determinazione diretta del valore del capitale proprio. Cap 3. (Damodaran, A., 2025)

Misura	Spiegazione
Attività in essere (<i>assets in place</i>)	
+ Valore atteso delle attività future (<i>growth assets</i>)	
= Valore dell'impresa	Per valutare l'intera azienda, attualizzare i flussi di cassa prima dei pagamenti del debito (flusso di cassa verso l'azienda) per il costo complessivo del finanziamento, comprendente sia il debito che il capitale (costo del capitale).
- Indebitamento	Dal valore dell'azienda, sottrarre il debito per arrivare al capitale proprio.
= Valore del patrimonio netto	Per valutare direttamente il capitale proprio, attualizzare i flussi di cassa rimanenti dopo i pagamenti del debito (flussi di cassa verso il capitale proprio) al costo del capitale proprio.

Figura 1. Fonte: Damodaran, A. (2025).

1.1.3. Classificazione dei metodi di valutazione

In questa sezione distinguiamo due grandi famiglie di approcci valutativi: la valutazione relativa (*market-based*) e la valutazione intrinseca (*income-based*). Nella tradizione italiana esse corrispondono, rispettivamente, ai metodi diretti e ai metodi indiretti; tale distinzione guiderà le analisi successive. (Damodaran, A., 2025). Occorre specificare che, in questa sede, in mancanza di e per non trattare superficialmente l'argomento non tratteremo la famiglia dell'approccio valutativo *cost-based*, di cui i metodi patrimoniali fanno parte. (International Valuation Standards Council., 2024)

Un primo insieme di metodi, definiti diretti o *market-based*, determina il valore di un'azienda attraverso il confronto con imprese comparabili o transazioni precedenti (rispettivamente, *Comparable Companies Analysis* e *Precedent Transaction Analysis*), rientrando in quella che a livello internazionale è nota come valutazione relativa (o *pricing*). Questi metodi, come l'analisi dei multipli di borsa o delle società comparabili, si fondano su grandezze oggettive di bilancio quali ricavi e utili, ma il loro valore finale è inevitabilmente legato a fattori più volatili come l'efficienza dei mercati, la speculazione e il *sentiment* degli investitori. Se da un lato questa dipendenza dal mercato li rende un riflesso immediato delle condizioni correnti,

dall'altro ne compromette la stabilità nel tempo. Le ipotesi sottostanti a questo approccio sono implicite, in quanto già incorporate nei prezzi espressi dal mercato. Per tale ragione, nella prassi professionale, questi metodi sono spesso impiegati come strumento di controllo per validare le stime ottenute con tecniche più analitiche. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

Un secondo gruppo di metodi, noti come indiretti o *income-based*, si concentra sulla determinazione del valore intrinseco (*intrinsic valuation*) di un'impresa. Questi approcci si basano su elementi razionali e ipotesi fondamentali tendenzialmente più stabili nel breve-medio periodo, come la capacità di generare flussi di cassa, le prospettive di crescita e il profilo di rischio. L'esempio più rappresentativo di questa categoria è il metodo finanziario basato sull'attualizzazione dei flussi di cassa (o DCF) a un tasso coerente col profilo di rischio. Il punto di forza della valutazione intrinseca risiede nella sua trasparenza: ogni assunzione deve essere esplicitata e giustificata, rendendo l'analisi verificabile. Tuttavia, la sua maggiore complessità applicativa richiede un notevole investimento di tempo e risorse per la raccolta di dati e la costruzione di modelli previsionali dettagliati.

La differenza fondamentale tra i due approcci, come sottolineato dal professor Damodaran, risiede proprio nella gestione delle ipotesi: nella valutazione relativa esse sono implicite e accettate passivamente attraverso i multipli di mercato, mentre nella valutazione intrinseca sono esplicite e devono essere dichiarate dall'analista. Lungi dall'essere in contrapposizione, i due approcci sono in realtà complementari. Una valutazione d'impresa robusta integra spesso una stima del valore fondamentale tramite metodi intrinseci con un'analisi del posizionamento di mercato tramite metodi relativi. Questo doppio binario consente di confrontare il valore teorico con la percezione del mercato, identificando eventuali disallineamenti che possono rappresentare opportunità di investimento o indicare la necessità di rivedere le ipotesi alla base del modello.

1.1.4. I criteri di scelta del metodo: razionalità, affidabilità e ciclo di vita

La selezione di un metodo di valutazione per un'impresa non rappresenta una decisione meramente tecnica, ma un'analisi ponderata delle circostanze specifiche. La dottrina ha stabilito due requisiti essenziali per un metodo di valutazione: la razionalità e l'affidabilità. La prima si riferisce alla solidità delle basi teoriche su cui poggia il metodo, che deve fondarsi su principi economici e logiche coerenti con la teoria finanziaria. La seconda, invece, riguarda la capacità del metodo di produrre risultati stabili e poco sensibili a variazioni o eventi casuali.

Tuttavia, la letteratura evidenzia una relazione inversa tra questi due criteri. I metodi intrinseci, come il DCF, pur avendo solide fondamenta teoriche, si basano su numerose ipotesi esplicite sul futuro (tassi di crescita, struttura del capitale, ecc.), la cui intrinseca aleatorietà può inficiare la certezza della stima finale. Al contrario, i metodi relativi, basati sui multipli di mercato, generano stime più stabili perché ancorate a dati osservabili e correnti, ma la loro razionalità è legata all'efficienza del mercato e alle ipotesi implicite che esso esprime, le quali non sempre tengono adeguatamente conto della capacità prospettica dell'azienda di generare reddito e del valore sistemico derivante dall'organizzazione aziendale. (Damodaran, A., 2025)

Di conseguenza, non esiste un metodo di valutazione perfetto in assoluto, ma solo approcci più o meno appropriati al contesto. La scelta deve tenere conto di molteplici fattori, quali la tipologia di azienda, la stabilità del contesto macroeconomico e competitivo, le prospettive di sviluppo, la disponibilità di società comparabili sul mercato e la finalità stessa della valutazione. (Fazzini, M., 2018)

Un criterio di scelta particolarmente significativo è la fase del ciclo di vita in cui si trova l'impresa, poiché a ogni stadio corrispondono metodi più idonei di altri. (Marasca, S., 2014)

- **Start-up:** In questa fase iniziale, caratterizzata da assenza di dati storici e massima incertezza, si prediligono i metodi relativi basati su metriche forward-looking e, quando possibile, approcci intrinseci come il DCF strutturato su scenari multipli per gestire l'elevata aleatorietà.

- Sviluppo: L'impresa è ancora proiettata sulla crescita futura e i dati storici sono limitati. I metodi intrinseci si confermano molto utili per modellare il potenziale di crescita.
- Crescita: La redditività diventa positiva e i dati più stabili. Sia i metodi intrinseci, che ora possono basarsi su proiezioni più solide, sia i metodi relativi, che beneficiano di un set di aziende comparabili più corposo, rappresentano gli approcci più adatti.
- Maturità: La stabilità dei flussi di cassa e la grande disponibilità di dati storici e di aziende comparabili rendono entrambi gli approcci, intrinseco e relativo, particolarmente idonei e robusti.
- Declino: Con una redditività in contrazione, l'approccio intrinseco diventa il più adatto, in quanto consente di modellare esplicitamente la riduzione dei flussi.

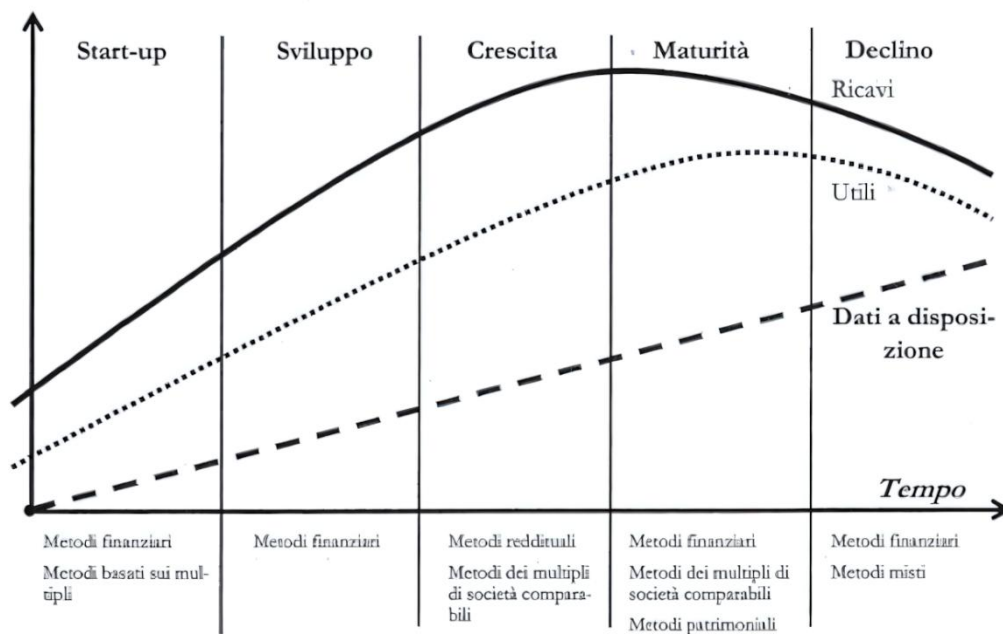


Figura 2. Fonte: Marasca, S. (2014).

Questa analisi dimostra che nessun metodo è di per sé superiore, ma la sua efficacia è relativa al caso specifico. La consapevolezza di tali dinamiche è fondamentale per l'analista, che deve evitare applicazioni meccanicistiche dei modelli e sviluppare un giudizio critico sui risultati ottenuti.

1.2. Analisi dei metodi finanziari: il *Discounted Cash Flow*

1.2.1 Fondamenti teorici del DCF

Il metodo del *Discounted Cash Flow* (DCF), o metodo finanziario basato sull'attualizzazione dei flussi di cassa, è uno dei pilastri della finanza aziendale e rappresenta l'approccio più rappresentativo per la determinazione del valore intrinseco di un'impresa. Il suo principio cardine postula che il valore di un'azienda corrisponda al valore attuale di tutti i flussi di cassa futuri che essa è in grado di generare. Questa logica si fonda sulla teoria del valore temporale del denaro, per cui un'entrata monetaria odierna è preferibile a una di pari importo in futuro, sia per la possibilità di investirla e ottenere un rendimento, sia per l'incertezza intrinseca legata alla sua effettiva riscossione. L'attualizzazione, pertanto, consente di ricondurre a un valore odierno comparabile i flussi di cassa attesi in diversi momenti futuri, scontandoli a un tasso coerente col profilo di rischio dell'investimento.

L'applicazione del metodo DCF può seguire due prospettive distinte, già anticipate nel paragrafo 1.1.2. La prima è finalizzata alla valutazione dell'azienda nel suo complesso (*Enterprise Value* o EV), che stima il valore totale delle attività operative a prescindere dalla struttura finanziaria. In questo caso, si attualizzano i *Free Cash Flow to Firm* (FCFF), ovvero i flussi operativi al netto di imposte e reinvestimenti, utilizzando come tasso di sconto il *Weighted Average Cost of Capital* (WACC), che rappresenta il costo medio ponderato delle diverse fonti di finanziamento. Alternativamente, un secondo approccio è orientato alla valutazione del capitale proprio (*equity value*), che determina il valore di pertinenza esclusiva degli azionisti. Questo si ottiene attualizzando i *Free Cash Flow to Equity* (FCFE), cioè i flussi di cassa residui dopo aver onorato gli impegni verso i creditori. Il tasso di sconto impiegato è il costo del capitale proprio (K_e), che esprime il rendimento atteso dagli azionisti. Come sottolinea il professor Damodaran, “se adottati correttamente, entrambi gli approcci dovrebbero produrre stime simili del valore per azione”. La scelta tra i due approcci dipende principalmente da considerazioni di natura pratica: l'approccio Enterprise è preferibile quando la struttura finanziaria dell'impresa è stabile e quando si vuole isolare il valore operativo da quello finanziario, mentre

L'approccio equity è più diretto quando l'obiettivo è stimare immediatamente il valore spettante agli azionisti.

Dal punto di vista metodologico, come detto al paragrafo 1.1.3., il DCF si colloca nella famiglia dei metodi *income-based*, che si concentrano sulla determinazione del valore intrinseco di un'impresa. Questi approcci si distinguono dai *market-based*, i quali determinano il valore attraverso il confronto con aziende comparabili. Mentre i metodi relativi si fondano su ipotesi implicite già incorporate nei prezzi di mercato, l'approccio intrinseco come il DCF richiede che ogni assunzione sia esplicitata e giustificata, rendendo l'analisi più trasparente e verificabile. Pur presentando affinità con altri metodi basati su grandezze economiche future, l'approccio fondato sui flussi di cassa è generalmente considerato più rigoroso, in quanto si astraie dalle convenzioni contabili che possono influenzare la determinazione dell'utile, concentrandosi unicamente sulla liquidità effettivamente prodotta dall'azienda.

1.2.2 Gli input fondamentali del modello DCF

Per applicare il metodo DCF sono necessari quattro input fondamentali, ciascuno dei quali richiede un'attenta stima e incorpora assunzioni critiche sul futuro dell'impresa. (Damodaran, A., 2025)

a. I flussi di cassa

L'accuratezza nella stima dei flussi di cassa è un pilastro centrale del modello DCF, e la loro corretta definizione dipende dall'approccio valutativo prescelto.

Nell'approccio *Equity*, il flusso di cassa pertinente è il *Free Cash Flow to Equity* (FCFE), che quantifica la liquidità potenzialmente distribuibile agli azionisti. Esso si determina partendo dall'utile netto, a cui si sommano gli ammortamenti (in quanto costi non monetari) e si sottrae sia la spesa in conto capitale (CapEx) sia la variazione del capitale circolante netto. Infine, il flusso viene rettificato per la movimentazione netta del debito, sottraendo i rimborsi ed aggiungendo le nuove emissioni. È importante sottolineare che l'FCFE non coincide con i dividendi effettivamente

distribuiti, ma rappresenta piuttosto i "dividendi potenziali": è la cassa che l'impresa potrebbe distribuire senza compromettere la propria capacità operativa, anche se il management può scegliere di trattenere riserve o reinvestire. (Damodaran, A., 2025)

Misura	Spiegazione
Utile netto	L'utile per gli investitori azionari, al netto delle imposte e degli interessi passivi.
+ Ammortamento	Spese contabili (riducono l'utile) ma non spese di cassa.
- Spese in conto capitale	Non si tratta di una spesa contabile, ma è comunque un'uscita di cassa.
- Variazione del capitale circolante non monetario	L'incremento del magazzino e dei crediti riducono i flussi di cassa e gli aumenti dei debiti aumentano i flussi di cassa. Se il capitale circolante aumenta, il flusso di cassa diminuisce.
- (Rimborso del capitale – nuove emissioni di debito)	I rimborsi del capitale sono flussi di cassa in uscita, ma il nuovo debito genera flussi di cassa in entrata. La variazione netta incide sul cash flow to equity.
= Dividendo potenziale, o FCFE (free cash flow to equity)	È la liquidità che rimane dopo aver soddisfatto tutti i bisogni. Se è positivo, rappresenta un potenziale dividendo. Se è negativo, si tratta di una carenza di liquidità, che deve essere coperta con nuovi apporti di capitale.

Figura 3. Fonte: Damodaran, A. (2025).

Nell'approccio *Firm*, invece, si utilizza il *Free Cash Flow to Firm* (FCFF), noto anche come flusso di cassa *unlevered*, poiché calcolato come se l'impresa fosse priva di indebitamento. Il punto di partenza è il reddito operativo dopo le imposte (NOPAT), ottenuto moltiplicando l'EBIT per (1 - aliquota fiscale). A questo valore si sommano gli ammortamenti e si sottraggono le spese in conto capitale (CapEx) e la variazione del capitale circolante netto. In questa configurazione, le imposte sono calcolate sull'intero reddito operativo, ignorando il beneficio fiscale derivante dagli interessi passivi; tale beneficio non è tuttavia perso, ma viene incorporato direttamente nel

calcolo del WACC attraverso il costo del debito al netto dell'effetto fiscale.
(Damodaran, A., 2025)

Free Cash Flow to Firm (FCFF)	Free Cash Flow to Equity (FCFE)
EBITDA	EBITDA
- Ammortamento	- Ammortamento
	- Interessi passivi
= EBIT (Reddito operativo)	= EBT (Utile ante imposte)
- $t_c \times \text{EBIT}$	- $t_c \times \text{EBT}$
+ Ammortamento	+ Ammortamento
- Spese in conto capitale	- Spese in conto capitale
- Variazione del Capitale Circolante	- Variazione del Capitale Circolante
	+ Variazione del debito (Nuovo debito - Rimborsi)
= FCFF	= FCFE

Figura 4. Fonte: L'autore (2025)

Due componenti aggregate di questi flussi meritano particolare attenzione. Le spese in conto capitale nette (calcolate come differenza tra acquisti di immobilizzazioni e ammortamenti) rappresentano gli investimenti in asset a lungo termine necessari per mantenere o far crescere l'attività; saranno tipicamente significative per imprese in crescita e più contenute per aziende mature. Analogamente, la variazione del capitale circolante netto riflette l'assorbimento o la liberazione di risorse legate al ciclo operativo (crediti, rimanenze, debiti verso fornitori): un suo aumento rappresenta un assorbimento di cassa, riducendo il *free cash flow*, mentre una diminuzione lo incrementa.

La somma di queste due voci, spese in conto capitale nette e variazione del capitale circolante, definisce il reinvestimento totale. Questa metrica è fondamentale poiché crea un legame diretto tra i flussi di cassa correnti e la crescita futura: un'impresa che reinveste maggiormente oggi si sta posizionando per una crescita superiore nei periodi successivi. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

b. Il tasso di crescita

La stima del tasso di crescita dei flussi di cassa rappresenta uno degli aspetti più delicati e soggettivi nel metodo del DCF, poiché le aziende raramente mantengono un ritmo di espansione costante nel tempo. La prassi valutativa, infatti, riconosce come le imprese attraversino tipicamente una fase iniziale di crescita elevata, a cui segue un progressivo assestamento verso un ritmo più stabile e sostenibile nel lungo periodo.

Per riflettere questa dinamica, il DCF articola la previsione su due orizzonti temporali distinti. Il primo è un periodo di previsione esplicita, solitamente compreso tra cinque e dieci anni, durante il quale i flussi di cassa vengono proiettati analiticamente per ogni singolo anno. Tale proiezione si fonda su ipotesi dettagliate riguardanti l'evoluzione dei ricavi, la marginalità operativa, le politiche di investimento e la gestione del capitale circolante, basandosi sull'analisi storica, sui piani industriali e sulle prospettive del settore di riferimento. Al termine di questa fase, si introduce il secondo orizzonte, definito periodo terminale, in cui si ipotizza che l'impresa entri in una fase di crescita perpetua e costante. Il tasso di crescita a lungo termine, o *perpetual growth rate* (g), applicato in questa fase deve essere necessariamente prudente e non può superare il tasso di crescita nominale atteso per l'economia nel suo complesso, al fine di evitare l'irrealistica assunzione che l'impresa possa, nel tempo, superare le dimensioni dell'economia stessa. (Damodaran, A., 2025)

Se l'analisi storica e i piani industriali offrono un punto di partenza, la letteratura accademica fornisce un metodo analitico più robusto per la stima del tasso di crescita, ancorandolo ai fondamentali dell'impresa.

Questo legame, noto come modello di crescita sostenibile, ovvero il massimo tasso di crescita che un'impresa può avere senza modificare la propria struttura finanziaria, è espresso matematicamente dalla relazione:

$$g = \text{rapporto di ritenzione degli utili} \cdot ROE$$

Dove:

- g rappresenta il tasso di crescita sostenibile atteso;
- rapporto di ritenzione degli utili¹ rappresenta la quota di utili che l'azienda decide di trattenere e reinvestire anziché distribuirla:
 - Viene calcolato come complemento a uno del *Payout ratio*, oppure attraverso la formula:
$$\text{Retention ratio} = \frac{\text{Net Income} - \text{dividends}}{\text{Net income}} = 1 - \text{Payout ratio};$$
- ROE (*Return on Equity*)² rappresenta la redditività del capitale proprio.

Damodaran specifica questa relazione per i flussi di cassa operativi (FCFF) utilizzando il capitale investito totale:

$$g = \text{Rapporto di reinvestimento} \cdot ROIC$$

Dove:

- **Reinvestment Rate** è la percentuale di Utile operativo (al netto delle imposte) che viene reimpressa nell'azienda sotto forma di investimenti in capitale fisso (*CapEx* netti) e capitale circolante

¹ Un alto tasso di ritenzione suggerisce che il management crede di poter generare valore reinvestendo la liquidità all'interno dell'azienda piuttosto che restituirla ai soci.

(<https://corporatefinanceinstitute.com/resources/accounting/retention-ratio/>)

² È un indicatore di sintesi dell'efficienza operativa e finanziaria. Secondo la scomposizione di DuPont, il ROE stesso è influenzato dalla marginalità sulle vendite (*Profit Margin*), dalla rotazione degli attivi (*Asset Turnover*) e dalla leva finanziaria.

- **ROIC** (*Return on Invested Capital*) misura la redditività sul capitale investito totale (sia debito che *equity*).

Crescita degli utili	Quanto reinvestite?	Quanto reinvestite bene?
Utile operativo	= Tasso di reinvestimento	x Rendimento del capitale (ROIC)
Utile netto	= Indice di ritenzione	x Rendimento del capitale proprio (ROE)

Figura 5. Fonte: Damodaran, A. (2025).

c. Il tasso di sconto

Il tasso di sconto ha la funzione critica di riflettere la rischiosità dei flussi di cassa e di renderli comparabili nel tempo. La sua determinazione richiede l'applicazione di modelli finanziari consolidati.

Nell'approccio Equity, il tasso di sconto è il costo del capitale proprio (K_e), tipicamente stimato attraverso il *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) (Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., Edmans, A., & Sandri, S., 2024):

$$K_e = R_f + \beta(R_m - R_f)$$

Dove:

- K_e rappresenta il valore di mercato dell'equity;
- R_f rappresenta il tasso risk-free (rendimento di attività prive di rischio);
- β rappresenta il beta dell'azione, che misura il rischio sistematico;
- $(R_m - R_f)$ rappresenta il premio per il rischio di mercato (cd. *market premium risk*).

Il beta misura la sensibilità dei rendimenti dell'azione rispetto ai rendimenti del mercato. Un beta superiore a 1 indica un titolo più volatile del mercato e quindi più rischioso, richiedendo un rendimento atteso superiore. Il premio per il rischio di mercato rappresenta il rendimento addizionale richiesto dagli investitori per assumere il rischio azionario rispetto a investimenti risk-free.

Nell'approccio *Firm*, il tasso di sconto è il *Weighted Average Cost of Capital* (WACC), che riflette il costo medio ponderato di tutte le fonti di finanziamento:

$$WACC = K_d(1 - t)\frac{D}{V} + K_e\frac{E}{V}$$

Dove:

- E rappresenta il valore di mercato dell'equity;
- D rappresenta il valore di mercato del debito;
- $V = E + D$ e rappresenta il valore totale dell'impresa;
- K_d rappresenta il costo del debito prima delle imposte;
- K_e rappresenta il costo dell'equity;
- t rappresenta l'aliquota fiscale marginale.

Il termine $(1 - t)$ riflette il beneficio fiscale del debito (*tax shield*): gli interessi passivi sono deducibili fiscalmente, rendendo il costo effettivo del debito inferiore al tasso nominale. Questo beneficio fiscale è uno dei motivi per cui le imprese utilizzano il debito nella loro struttura finanziaria. (Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., Edmans, A., & Sandri, S., 2024)

d. Il valore terminale (Terminal Value)

Il valore terminale (*Terminal Value* o TV) quantifica il valore dell'impresa al termine del periodo di previsione esplicita. Questa stima assume un'importanza critica nell'affidabilità complessiva della valutazione, poiché spesso ne costituisce la componente preponderante, arrivando a rappresentare tipicamente tra il 60% e l'80% del valore totale dell'impresa. (Damodaran, A., 2025)

Per la stima del valore terminale, l'approccio metodologico principale è il metodo della crescita perpetua (o *Perpetuity Growth Method*). Questo metodo si basa sull'assunto che l'impresa continui a operare all'infinito, generando flussi di cassa che crescono a un tasso costante g . La sua formulazione, che deriva dal modello di Gordon, è la seguente (Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., Edmans, A., & Sandri, S., 2024):

$$TV = \frac{FCF_{n+1}}{r - g}$$

Dove:

- FCF_{n+1} rappresenta il flusso di cassa atteso per il primo anno successivo al periodo di previsione esplicita;
- r rappresenta il tasso di sconto (sia esso il WACC o il K_e , a seconda dell'approccio specifico utilizzato nel modello DCF);
- g rappresenta il tasso di crescita perpetuo stimato.

Per completezza è opportuno citare gli approcci alternativi indicati dagli IVS. Tra questi figura l'*Exit Value* (o *Market Approach*), il quale stima il valore terminale applicando un multiplo di mercato, ad esempio l'EV/EBITDA, oppure un fattore di capitalizzazione alle metriche relative all'ultimo anno del periodo di previsione esplicita. Un secondo metodo è il *Salvage Value* (o *Disposal Cost*), impiegato prevalentemente in scenari di liquidazione o per asset in via di esaurimento: in questa circostanza, il valore terminale è calcolato come il valore di realizzo degli asset al netto dei relativi costi di dismissione. (International Valuation Standards Council, 2024)

1.2.3 Formulazione matematica del DCF

La formula generale del metodo DCF può essere espressa come segue:

$$VA = \sum_{t=1}^n \frac{FCF_t}{(1+r)^t} + \frac{TV}{(1+r)^n}$$

Dove:

- VA rappresenta il valore d'azienda o dell'equity, a seconda dell'approccio;
- FCF_t rappresenta il flusso di cassa al tempo t (FCFF o FCFE);
- r rappresenta il tasso di sconto (WACC o K_e);
- TV rappresenta il valore terminale;
- n rappresenta la durata di previsione esplicita.

Nell'approccio Firm, questa formula fornisce l'*Enterprise Value*. Partendo da questo valore, per ottenere l'*Equity Value* è necessario sottrarre la posizione finanziaria netta (Debito finanziario - Liquidità) ed effettuare ulteriori aggiustamenti:

$$\text{Equity Value} = \text{Enterprise Value} + \text{Liquidità} - \text{Debito} - \text{Opzioni per i dirigenti}$$

Figura 6. Fonte: Damodaran, A. (2025).

Dividendo l'*Equity Value* per il numero di azioni in circolazione si ottiene il valore per azione.

1.2.4 Limiti del DCF in contesti di elevata incertezza e crescita esponenziale

Nonostante la sua solidità teorica e il suo status di metodo più rigoroso nella letteratura accademica, il DCF presenta limitazioni significative quando applicato a imprese che operano in contesti caratterizzati da elevata incertezza, rapido cambiamento tecnologico e potenziale di crescita esponenziale. Queste limitazioni sono particolarmente rilevanti per le imprese del settore *tech*, per le startup e per le aziende che stanno integrando tecnologie *disruptive* come l'intelligenza artificiale nei loro modelli di business. (Damodaran, A., 2025)

a. Elevata incertezza dei flussi futuri e assenza di dati storici affidabili

Il limite principale del metodo risiede nella sua dipendenza critica dalla capacità di prevedere con accuratezza i flussi di cassa futuri, operazione complessa in mercati emergenti dove la visibilità su ricavi e margini è intrinsecamente limitata. Tale incertezza è aggravata dall'assenza di dati storici affidabili, essenziali nel DCF per "ancorare" le stime future a una realtà empirica verificabile. Le startup, infatti, mancano spesso di una storia operativa significativa, privando l'analista delle basi necessarie per proiettare tassi di crescita credibili basati sul passato. (Damodaran, A., 2025)

In mancanza di tale “ancoraggio”, la valutazione finisce per dipendere da elementi soggettivi, come piani industriali spesso ottimistici o benchmark non perfettamente comparabili. Sebbene il DCF sia riconosciuto in dottrina come la metodologia più rigorosa ed evoluta, la necessità di stimare numerose variabili in assenza di dati certi rende il processo estremamente fragile. Anche minime variazioni negli input discrezionali possono alterare drasticamente il risultato finale, amplificando la vulnerabilità della stima ai bias cognitivi dell'analista e rendendo il valore finale scarsamente significativo. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

b. Difficoltà nella modellazione della crescita esponenziale

Il metodo del DCF si dimostra efficace nella valutazione di imprese mature, caratterizzate da profili di crescita lineari o gradualmente decrescenti. Esso incontra, tuttavia, limiti significativi di fronte ai pattern di crescita esponenziale tipici delle aziende tecnologiche e innovative. Queste ultime spesso sperimentano una rapida accelerazione iniziale, seguita da brusche decelerazioni quando il mercato giunge a saturazione o emergono tecnologie alternative. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009) Questa discontinuità nella crescita pone una sfida metodologica: il passaggio dalla fase esponenziale a quella stabile non è quasi mai graduale e il *timing* di questa transizione è estremamente difficile da prevedere. La struttura standard del DCF, che articola la valutazione in un periodo di previsione esplicita e in un valore terminale a crescita costante, fatica a catturare queste dinamiche non lineari.

Una diretta conseguenza di questa struttura di crescita è la dominanza del terminal value, che nelle imprese a rapido sviluppo arriva a rappresentare una quota sproporzionata del valore totale, spesso superiore all'80-90%. Tale dipendenza amplifica in modo critico l'impatto di anche minimi errori nella stima del tasso di crescita perpetuo.

Infine, la crescita esponenziale è sostenuta da reinvestimenti massicci e variabili, che frequentemente superano gli utili operativi, portando a *free cash flow* negativi per

periodi prolungati. In questo contesto, il valore attuale dell'impresa finisce per dipendere quasi totalmente dalle assunzioni fatte sulla futura fase di "normalizzazione" e sul terminal value, la cui stima rimane un esercizio ad alta incertezza. (Damodaran, A. (2025). *Guida pratica alla valutazione d'azienda*. Hoepli Editore.)

c. Complessità nella determinazione del costo del capitale

La stima di un tasso di sconto appropriato presenta sfide significative, in particolare per imprese giovani, non quotate o operanti in settori emergenti. La determinazione del rischio sistematico (β) risulta complessa: in assenza di dati storici di mercato, come nel caso di società non quotate o di recente quotazione, si deve ricorrere a una stima indiretta basata sui beta di società comparabili, sollevando però dubbi sulla loro reale comparabilità. A ciò si aggiunge l'incertezza sul premio per il rischio; settori emergenti e tecnologie *disruptive* potrebbero giustificare premi superiori a quelli storici, ma la loro quantificazione è un processo largamente soggettivo. Infine, anche la struttura del capitale introduce complessità. Le imprese in rapida crescita, come *startup* e *scale-up*, tendono ad avere strutture finanziarie in rapida evoluzione, spesso inizialmente finanziate quasi interamente con capitale proprio per poi introdurre gradualmente il debito. In tale contesto, la stima di una struttura del capitale "target" per il calcolo del WACC diventa un esercizio fortemente speculativo. (Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., Edmans, A., & Sandri, S., 2024)

d. Sensibilità estrema alle assunzioni chiave

Una caratteristica intrinseca del DCF è la sua sensibilità matematica alle variabili principali, particolarmente al tasso di crescita perpetuo e al tasso di sconto. Piccole variazioni in questi parametri possono generare differenze significative nel valore stimato. (Damodaran, A., 2025)

Questa sensibilità, già problematica in contesti standard, diventa critica quando le variabili stesse sono altamente incerte. Il risultato è che il valore ottenuto può variare di ordini di grandezza al variare di assunzioni ragionevoli ma diverse. Questo fenomeno è spesso sintetizzato nell'espressione "*garbage in, garbage out*": se gli input

sono altamente incerti, l'output numerico, per quanto matematicamente preciso, è sostanzialmente privo di significato.

e. Difficoltà nel catturare il valore di asset intangibili e opzioni reali

Una critica fondamentale mossa al DCF in contesti *tech*, come quello della IA, è la sua difficoltà nel catturare il valore degli asset intangibili, da cui le imprese innovative derivano una parte significativa della loro valutazione. Questo valore risiede in un portafoglio complesso di risorse spesso difficili da quantificare, che include la proprietà intellettuale, come brevetti, algoritmi proprietari o database di training per l'IA, il capitale umano, con team di ricercatori e ingegneri chiave, il valore generato dai *network effects* e dalle piattaforme di ecosistema. A questi si aggiunge l'*optionality*, ovvero il valore delle opzioni di sviluppo futuro e di espansione in nuovi mercati. (Damodaran, A., 2025)

Il DCF standard tende a sottovalutare sistematicamente questi elementi, soprattutto quando non si sono ancora tradotti in flussi di cassa significativi. Le opzioni reali (o *real options*), in particolare, rappresentano una sfida metodologica: esse costituiscono un valore che emerge solo in determinati scenari futuri, un concetto che il DCF tradizionale fatica a catturare, essendo strutturato su un singolo scenario di flussi attesi piuttosto che su una distribuzione di scenari possibili. (Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., Edmans, A., & Sandri, S., 2024)

1.3 L'approccio di mercato: l'analisi dei multipli

La valutazione relativa, o *market-based valuation*, si fonda sul principio economico che asset simili debbano essere scambiati a prezzi simili (Legge del Prezzo Unico). A differenza del DCF, che tenta di derivare il valore intrinseco dalle proiezioni di cassa future, i metodi relativi stimano il valore osservando quanto il mercato sta pagando per società comparabili. Secondo l'approccio codificato da Rosenbaum e Pearl (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009), la valutazione relativa si articola in due metodologie distinte, complementari ma che rispondono a domande diverse:

1. Comparable Companies Analysis (o, in breve, “*Trading Comps*”): Basata sui prezzi di borsa correnti di aziende simili quotate. Riflette il valore di un interesse di minoranza (*non-controlling interest*) ed è soggetta al *sentiment* di mercato attuale.
2. Precedent Transactions Analysis (o, in breve, “*Transaction Comps*”): Basata sui prezzi pagati in acquisizioni passate di aziende simili. Riflette il valore di un interesse di controllo (*controlling interest*), incorporando quindi un “premio di controllo” ed eventuali sinergie strategiche.

1.3.1 Fondamentali dell’analisi relativa

Preliminarmente all'analisi dei singoli multipli, risulta imprescindibile delineare le due configurazioni fondamentali attraverso cui è possibile misurare il valore di un'impresa, in quanto tali definizioni determinano la struttura stessa dei rapporti di valutazione, come già fatto nei paragrafi 1.1.2 e 1.2.1.

La prima configurazione è il valore di mercato dell'*equity* (cd. *Market Capitalization*), che quantifica il valore attribuito dal mercato al capitale proprio dell'azienda e, di conseguenza, la quota spettante agli azionisti. Tale grandezza è calcolata come:

$$\text{Equity Value} = \text{Prezzo per azione} \times \text{Numero di azioni in circolazione}$$

Questa metrica riflette le aspettative degli investitori sui flussi di cassa disponibili per gli azionisti (*Free Cash Flow to Equity*), ed è pertanto da considerarsi al netto degli oneri finanziari e delle obbligazioni verso i creditori.

Contrapposto e complementare al valore dell'*equity* vi è sempre l'*Enterprise Value*, che rappresenta il valore complessivo delle attività operative dell'impresa, indipendentemente dalla struttura del capitale utilizzata per finanziarle. Analiticamente, l'*Enterprise Value* si ottiene sommando alla capitalizzazione di mercato l'indebitamento finanziario netto:

$$\text{Enterprise Value} = \text{Market Cap} + \text{Debito Finanziario} - \text{Cassa ed equivalenti}$$

L'EV può essere interpretato come il prezzo teorico di acquisizione dell'azienda: un potenziale acquirente, infatti, dovrebbe corrispondere il valore di mercato agli azionisti e farsi carico del debito esistente, potendo tuttavia utilizzare la liquidità presente in cassa per abbattere l'esborso netto. In analisi più granulari, è possibile isolare ulteriormente l'Enterprise Value delle sole attività operative ("*Core EV*"), sottraendo anche le partecipazioni non operative e gli asset accessori.

La distinzione tra queste due configurazioni di valore è alla base del principio fondamentale di coerenza nella costruzione dei multipli. Affinché un multiplo offra un'indicazione valida, il numeratore e il denominatore devono riferirsi alla medesima base di investitori. Qualora al numeratore si ponga una grandezza *equity side* (come il *Market Cap*), il denominatore dovrà necessariamente essere una metrica di pertinenza degli azionisti (quale, ad esempio, l'Utile netto). Viceversa, se il numeratore esprime un valore *asset side* (*Enterprise Value*), il denominatore dovrà essere una grandezza operativa generata dalle attività aziendali prima del pagamento dei finanziatori (come l'EBITDA, l'EBIT o i *Sales*). Il rispetto di tale principio è essenziale per evitare distorsioni sistematiche nella valutazione; come sottolinea Damodaran nel suo “Test di Definizione” (Damodaran, A., 2025); l'utilizzo di multipli ibridi e incoerenti, quali il rapporto Price/EBITDA o Price/Sales, conduce a gravi errori di stima. Tali indicatori, dividendo il valore del solo capitale proprio per un flusso operativo totale, tendono infatti a far apparire ingiustificatamente sottovalutate le aziende con un elevato livello di indebitamento.

1.3.2 Comparable Companies Analysis

La *Comparable Companies Analysis* rappresenta la metodologia di valutazione relativa più diffusa tra gli investitori istituzionali e gli analisti finanziari. La sua premessa fondamentale è che aziende con profili operativi e finanziari simili (“*comparables*” o “*peers*”) debbano essere valutate dal mercato con multipli di trading simili. Questa metodologia riflette il valore corrente di mercato, incorporando in tempo reale le aspettative degli investitori sulle performance future del settore e dell'economia in generale. Tuttavia, poiché si basa sui prezzi di borsa di quote

minoritarie, il valore risultante è tipicamente rappresentativo di un *non-controlling interest*, e non incorpora quindi il premio per il controllo che caratterizza le transazioni di M&A.

Il processo di valutazione, codificato con rigore da Rosenbaum e Pearl e ripreso a tratti da Damodaran, si articola in cinque fasi analitiche sequenziali, ciascuna delle quali richiede un elevato grado di giudizio professionale per evitare distorsioni.

a. Selezione dell'universo delle comparables

La qualità dell'output di valutazione dipende interamente dalla qualità dell'input, ovvero dalla selezione del panel di aziende comparabili. Non esistendo due aziende identiche, l'analista deve costruire un *peer group* omogeneo basandosi su due dimensioni di similitudine:

- **Profilo di business:** Si ricercano aziende che operino nello stesso settore, offrano prodotti/servizi simili, servano gli stessi mercati finali (clienti e geografie) e utilizzino canali distributivi analoghi. La sovrapposizione dei codici di classificazione industriale (es. NAICS, SIC) è un punto di partenza, ma non sufficiente.
- **Profilo finanziario:** Si filtrano le aziende per dimensione (es. fatturato, capitalizzazione), tasso di crescita, redditività e profilo di rischio. Per conglomerati diversificati o aziende “*Big Tech*” con molteplici linee di business (es. Amazon: E-commerce + Cloud AWS), l'approccio standard potrebbe rivelarsi impreciso.

Business Profile	Financial Profile
■ Sector ■ Products and Services ■ Customers and End Markets ■ Distribution Channels ■ Geography	■ Size ■ Profitability ■ Growth Profile ■ Return on Investment ■ Credit Profile

Figura 7. Fonte: Rosenbaum, J., & Pearl, J. (2009).

In tali casi, applicando il framework di selezione dei comparabili di a società diversificate, la prassi prevede l'uso di una valutazione “*Sum-of-the-Parts*” (SOTP).

Per le aziende ad alta tecnologia oggetto di questa tesi, la comparabilità in termini di tassi di crescita attesi e margini potenziali è spesso preponderante rispetto alla perfetta coincidenza dimensionale. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

b. Localizzazione delle informazioni finanziarie

Definito il perimetro del campione di riferimento, la fase successiva dell'analisi impone la raccolta e l'elaborazione delle informazioni finanziarie più recenti disponibili. Al fine di ottenere una rappresentazione fedele della performance operativa attuale, depurata dalle distorsioni legate alla stagionalità, la prassi valutativa privilegia l'utilizzo dei dati riferiti agli ultimi dodici mesi, comunemente indicati con l'acronimo LTM (*Last Twelve Months*). La determinazione di tali valori richiede un intervento di rettifica manuale da parte dell'analista: la procedura di calcolo prevede l'aggregazione dei dati dell'ultimo esercizio completo ai valori dell'anno in corso (YTD, o *Year to Date*), sottraendo contestualmente la porzione corrispondente riferita all'esercizio precedente. (Damodaran, A., 2025)

$$\text{LTM Data} = \text{Dati esercizio precedente} + \text{Dati YTD corrente} - \text{Dati YTD precedente}$$

Parallelamente alla ricostruzione dei dati LTM, è fondamentale garantire l'omogeneità temporale del confronto attraverso il processo di "calendarizzazione". Questa operazione si rende necessaria qualora le società incluse nel *peer group* presentino chiusure di esercizio fiscale disallineate. Riportando i dati finanziari di tutte le aziende a una data comune, tipicamente il 31 dicembre, si neutralizza il rischio di confrontare performance maturate in contesti differenti, assicurando così la coerenza logica e la validità statistica dei multipli risultanti.

c. Calcolo delle statistiche chiave e dei multipli

Conclusa la fase di raccolta e normalizzazione dei dati finanziari, si procede con l'elaborazione vera e propria dei multipli di mercato, un processo definito come "*spreading the comps*". Questa fase richiede una distinzione preliminare fondamentale

tra due categorie di indicatori: i multipli *equity side*, che rapportano il valore di mercato del capitale proprio a grandezze di pertinenza degli azionisti, e i multipli *asset side* (o Enterprise Value), che mettono in relazione il valore complessivo dell'azienda con metriche operative indipendenti dalla struttura finanziaria.

Nell'ambito dei multipli equity side, il rapporto *Price/Earnings* (P/E) rappresenta lo strumento più diffuso e intuitivo, misurando il prezzo che gli investitori sono disposti a pagare per ogni unità di utile generato:

$$P/E = \frac{\text{Prezzo per Azione}}{\text{Utile per Azione (EPS)}} = \frac{\text{Market Cap}}{\text{Net Income}}$$

Tale indicatore incorpora implicitamente le aspettative di crescita, il payout ratio e il profilo di rischio dell'impresa. Come dimostrato da Damodaran attraverso il collegamento con il modello di Gordon Growth, il P/E non è una variabile arbitraria, ma una funzione diretta dei fondamentali aziendali:

$$P/E = \frac{\text{Payout Ratio} \times (1 + g)}{k_e - g}$$

A parità di altre condizioni, un multiplo elevato riflette aspettative di crescita superiori o un minor costo del capitale. Tuttavia, l'applicazione del P/E richiede cautela, poiché il denominatore è influenzato dalle politiche contabili e dalla leva finanziaria, rendendo complesso il confronto tra società con diverse strutture di capitale. Inoltre, la prassi impone una rigorosa coerenza temporale nella scelta tra l'utilizzo di utili storici (Trailing P/E) o attesi (Forward P/E), quest'ultimi spesso preferiti per catturare le prospettive future.

Accanto al P/E, l'analisi può avvalersi del Price/Book Value (P/BV) e del Price/Sales (P/S). Il primo, confrontando la capitalizzazione con il patrimonio netto contabile, risulta particolarmente significativo per le istituzioni finanziarie e i settori asset-intensive, o in contesti di distress dove la capacità reddituale è temporaneamente compromessa:

$$P/BV = \frac{\text{Market Cap}}{\text{Book Value of Equity}}$$

Il P/S, invece, è spesso impiegato per valutare start-up o aziende in forte crescita che presentano utili negativi; tuttavia, tale multiplo soffre di una grave incoerenza teorica evidenziata dalla dottrina finanziaria, in quanto rapporta un valore di pertinenza degli azionisti (il prezzo) a una grandezza operativa (i ricavi) che spetta a tutti i finanziatori dell'impresa:

$$P/S = \frac{\text{Market Cap}}{\text{Total Revenues}}$$

Per le aziende ad alta crescita, una variante essenziale del P/E è il PEG Ratio (*Price/Earnings to Growth*), che normalizza il multiplo per il tasso di crescita atteso, permettendo confronti più omogenei tra imprese che si trovano in stadi differenti del proprio ciclo di vita:

$$PEG\ Ratio = \frac{P/E}{\text{Tasso di crescita atteso degli utili (g)}}$$

Per superare le limitazioni imposte dalle diverse politiche di finanziamento, la prassi professionale, specialmente in ambito M&A, privilegia l'utilizzo dei multipli asset side basati sull'Enterprise Value (EV). Lo standard di riferimento è rappresentato dal multiplo EV/EBITDA:

$$EV/EBITDA = \frac{\text{Enterprise Value}}{\text{EBITDA}}$$

Essendo calcolato su una metrica reddituale lorda (l'EBITDA), questo indicatore è neutrale rispetto alla struttura del capitale e alle politiche di ammortamento, rendendolo un proxy efficace dei flussi di cassa operativi. Un aspetto critico nell'uso di questo multiplo è la necessità di utilizzare un "*Adjusted EBITDA*", depurato da voci

non ricorrenti quali oneri di ristrutturazione o plusvalenze straordinarie, affinché rifletta la capacità sostenibile dell'azienda di generare cassa. Nei settori ad alta intensità di capitale, dove il consumo degli asset è una componente rilevante del costo economico, può essere preferibile l'uso dell'EV/EBIT, che include gli ammortamenti nel denominatore offrendo una misura più conservativa e accurata della redditività operativa:

$$\text{EV/EBIT} = \frac{\text{Enterprise Value}}{\text{EBIT}}$$

Infine, per le aziende in fase di crescita esponenziale o momentaneamente in perdita operativa, come spesso accade nel settore dell'Intelligenza Artificiale, l'EV/Sales costituisce l'alternativa metodologicamente corretta al P/S:

$$\text{EV/Sales} = \frac{\text{Enterprise Value}}{\text{Sales}}$$

A differenza di quest'ultimo, l'EV/Sales mantiene una coerenza concettuale tra numeratore e denominatore (entrambi riferiti all'intera impresa e non solo agli azionisti), permettendo di valorizzare il potenziale di scala e la quota di mercato a prescindere dall'attuale profittabilità. In conclusione, è cruciale sottolineare che nessun multiplo è una variabile indipendente: un valore apparentemente basso non indica necessariamente una sottovalutazione, ma potrebbe riflettere correttamente un basso tasso di crescita atteso (g) o un elevato profilo di rischio. L'analista deve quindi interpretare ogni indicatore non come un numero isolato, ma come la sintesi di un complesso sistema di fondamentali economici. (Damodaran, A., 2025)

d. Benchmarking

Il semplice calcolo dei multipli non è sufficiente; è necessaria un'analisi qualitativa (“*Benchmarking*”) per posizionare la società target rispetto ai suoi *peers*. Un'azienda che cresce più velocemente o ha margini strutturalmente superiori ai concorrenti meriterà di scambiare a “premio” (ovvero a un multiplo più alto della media del

settore). Al contrario, un profilo di rischio più elevato o una crescita inferiore giustificherebbero uno sconto. Questa fase è essenziale per giustificare la scelta del multiplo applicabile.

Una volta calcolati i multipli, è necessario eseguire un'analisi di benchmarking per determinare il posizionamento relativo della società target rispetto al campione. Questo processo si articola in due fasi. In primo luogo, si confrontano le principali statistiche finanziarie per comprendere la storia operativa di ciascuna azienda e identificare i concorrenti più simili alla target (*best comparables*). In secondo luogo, si analizzano i multipli di negoziazione del gruppo, escludendo eventuali *outliers* o segmentando ulteriormente il campione. L'obiettivo non è solo calcolare una media, ma definire un intervallo di valutazione basato sui *peers* che presentano il profilo di business e finanziario più affine alla società oggetto di valutazione. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

e. Determinazione della valutazione

L'ultimo step consiste nell'applicare i multipli derivati dall'analisi al target. La prassi sconsiglia l'uso meccanico della media aritmetica, in quanto la distribuzione dei multipli non è normale (Gaussiana) ma asimmetrica positiva: i multipli non possono essere negativi ma possono tendere all'infinito per utili prossimi allo zero. Per questo motivo, la mediana è statisticamente l'indicatore di tendenza centrale più robusto, poiché non viene distorta dai valori estremi (*outliers*). Il risultato non è mai un valore puntuale, ma un intervallo.

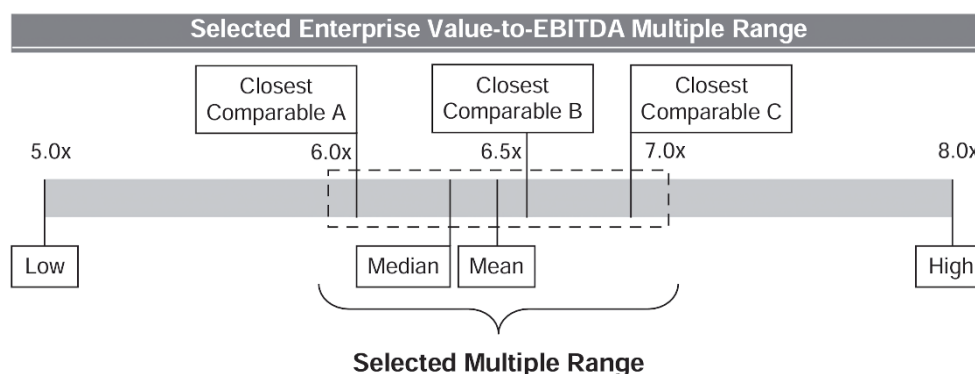


Figura 8. Fonte: Rosenbaum, J., & Pearl, J. (2009).

L'ultimo step consiste nell'utilizzare i multipli di negoziazione delle società comparabili per derivare un intervallo appropriato per la società target. Sebbene l'analisi parta tipicamente dall'osservazione delle medie, delle mediane e degli estremi (*high/low*) dell'intero settore, la prassi suggerisce di non applicare tali valori meccanicamente. Al contrario, è fondamentale selezionare un sottoinsieme ristretto di "*closest comparables*" per definire un intervallo di multipli più ristretto e difendibile. Tale intervallo viene successivamente applicato alle statistiche finanziarie del target (riferite agli ultimi dodici mesi o agli anni prospettici) per calcolare l'*Enterprise Value* o l'*Equity Value* implicito. Infine, per testare la robustezza delle ipotesi, il range di valutazione ottenuto deve essere confrontato con i risultati derivanti da altre metodologie, come l'analisi delle transazioni precedenti o il DCF. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

1.3.3 Precedent Transactions Analysis

La *Precedent Transactions Analysis* rappresenta il secondo pilastro della valutazione relativa. A differenza dei *Trading Comps*, che osservano il valore di scambio di pacchetti azionari di minoranza in un mercato liquido, questa metodologia esamina i prezzi effettivamente pagati in operazioni di M&A passate per acquisire il controllo di società simili. (Rosenbaum, J., & Pearl, J., 2009)

Il risultato di questa analisi è tipicamente una valutazione più elevata rispetto ai comparabili quotati. Questo differenziale è giustificato da due componenti economiche fondamentali, che devono essere attentamente considerate dall'analista:

1. Premio di controllo (cd. *Control Premium*): Il surplus che un acquirente è disposto a pagare rispetto al prezzo di mercato corrente per ottenere il diritto di controllare le decisioni strategiche, finanziarie e operative della società target.
2. Sinergie: Il valore aggiuntivo derivante dall'integrazione delle due entità (ad es. riduzione costi, *cross-selling*, economie di scala, ecc.), che giustifica un prezzo d'offerta superiore al valore *stand-alone* dell'azienda.

Anche in questo caso, la metodologia segue il processo a cinque fasi, ma con declinazioni specifiche:

a. Selezione delle transazioni comparabili

Oltre ai criteri industriali e finanziari già visti (settore, dimensione, ecc.), la selezione delle transazioni richiede una valutazione critica delle condizioni di mercato al momento dell'operazione. Poiché i multipli pagati sono influenzati dal ciclo economico (es. disponibilità di credito, c.d. “*M&A waves*”), si tende a limitare l'analisi alle transazioni avvenute nel passato recente (solitamente degli ultimi 2-3 anni) per garantire la rilevanza del dato. Inoltre, è cruciale distinguere tra “acquirenti strategici”: concorrenti che possono realizzare sinergie e quindi pagare di più; e “acquirenti finanziari”: Solitamente fondi di *Private Equity*, che valutano l'azienda principalmente sulla capacità di ripagare il debito dell'LBO.

b. Localizzazione dei dati della transazione

La difficoltà principale risiede nella scarsità di informazioni pubbliche, specialmente per transazioni tra privati. Per le società quotate target, i documenti di offerta (es. *Proxy Statement* o *Tender Offer Filings*) forniscono i dati ufficiali. È fondamentale calcolare i multipli sulla base dei dati finanziari LTM (Last Twelve Months) antecedenti l'annuncio dell'operazione, per riflettere le informazioni di cui disponeva l'acquirente al momento della decisione. Utilizzare dati successivi o proiezioni distorcerebbe l'analisi (*look-back bias*).

c. Calcolo dei multipli

Analogamente ai Trading Comps, si calcolano multipli come EV/EBITDA o EV/Sales. Tuttavia, il numeratore viene calcolato usando il Prezzo di offerta finale (*Purchase price*) anziché il prezzo di borsa pre-annuncio. Questo multiplo “implicito” nella transazione diviene il punto di riferimento.

d. Benchmarking e dinamiche dell'operazione

Il confronto richiede di analizzare le “dinamiche dell'operazione”. Un'operazione conclusa tramite un'asta competitiva tenderà a generare multipli più alti rispetto a una

trattativa privata (cd. *Negotiated Sale*). Allo stesso modo, un'acquisizione "ostile" potrebbe richiedere un premio più elevato per convincere gli azionisti a vendere rispetto a una fusione "amichevole".

e. Determinazione della valutazione

L'applicazione dei multipli di transazione al target fornisce un valore di riferimento per una potenziale vendita dell'intera azienda. Questo valore è tipicamente considerato un "tetto" (cd. *Ceiling*) per la valutazione, mentre i Trading Comps forniscono spesso un valore "base" (cd. *Floor*).

Capitolo 2. L'Intelligenza Artificiale nel contesto aziendale

2.1 Il vantaggio competitivo

Prima di verificare empiricamente se e come il mercato incorpori l'AI nella valutazione delle imprese, oggetto del capitolo 3, è necessario comprendere i meccanismi economici attraverso cui l'AI può generare valore per le società.

2.1.1 Fondamenti teorici: Dai modelli discriminativi ai *foundation models*

Nel contesto economico-aziendale odierno, risulta imperativo trascendere le definizioni colloquiali di Intelligenza Artificiale per adottare una rigorosa distinzione architetturale tra l'IA "tradizionale", definita discriminativa, e la più recente IA "generativa", o in breve GenAI. L'IA tradizionale, che ha dominato lo scenario tecnologico dell'ultimo decennio attraverso il *Machine Learning* classico, opera con una natura essenzialmente analitica. Tali sistemi sono progettati per discriminare o classificare dati esistenti massimizzando una funzione obiettivo su dataset strutturati; esempio pragmatico di tale applicazione è il rilevamento di frodi bancarie.

L'avvento della GenAI rappresenta, al contrario, un cambio di paradigma radicale fondato sui *Foundation Models*. Questi modelli, costruiti prevalentemente sull'architettura *Transformer* introdotta da Google nel 2017 con il paper “*Attention Is All You Need*”, non si limitano a categorizzare le informazioni, bensì apprendono la distribuzione di probabilità congiunta dei dati su cui sono addestrati. Tale meccanismo conferisce ai modelli una capacità di “generalizzazione emergente”, permettendo loro di generare nuovi artefatti, come testo, immagini, audio, ecc., che, pur non essendo mai esistiti precedentemente, conservano la coerenza semantica e statistica dei dati originali. (Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I., 2017). Questa distinzione, però, è prevalentemente euristica: in pratica, i *Foundation Models* possono essere impiegati sia per generazione

sia per compiti discriminativi, e molte architetture precedenti includono componenti generativi. In questa tesi userò “discriminativo” e “generativo” come categorie di *business use-case* e non come tassonomie esaustive di ML.

L’evoluzione tecnologica determina uno spostamento sostanziale del focus economico: si transita dalla mera elaborazione dei dati alla generazione di "nuova conoscenza" operativa. Secondo quanto evidenziato nel rapporto di McKinsey, il mercato si trova di fronte a una tecnologia che supera il limite dell'esecuzione di compiti codificati, indicando una capacità di "agire" e "ragionare" anche all'interno di domini non strutturati. (Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T., 2025)

2.1.2 Economia della *Generative AI*

L'impatto dell'IA sul vantaggio competitivo non è uniforme, ma si manifesta attraverso due meccanismi economici distinti che agiscono su leve diverse del conto economico:

a. Efficienza operativa: la "Baumol's Cost Disease"

Un primo vettore fondamentale di creazione di valore attraverso l'Intelligenza Artificiale risiede nell'ottimizzazione dell'efficienza operativa e nel superamento dei vincoli storici alla produttività nei servizi, fenomeno noto in letteratura economica come "malattia dei costi" di Baumol. Tradizionalmente, i settori ad alta intensità di capitale intellettuale, quali, ad esempio, la consulenza strategica, la programmazione software e i servizi legali, hanno registrato una stagnazione della produttività rispetto al comparto manifatturiero, dovuta all'intrinseca difficoltà di comprimere i tempi di esecuzione del lavoro cognitivo e del fattore umano.

L'avvento della GenAI permette oggi di infrangere questo vincolo strutturale, consentendo per la prima volta alle imprese di disaccoppiare la crescita dei ricavi dall'espansione proporzionale dell'organico. Secondo le stime prospettiche di KPMG, l'automazione di mansioni a bassa e media complessità costituisce circa il 48% delle opportunità totali offerte da questa tecnologia. Attività che in precedenza richiedevano

un investimento lineare in ore-uomo, come la stesura di memorandum legali o la documentazione del codice, vedono ora il proprio costo marginale ridursi drasticamente. (Edin, P., Sehgal, S., Svensson, R., Soe, H. H. K., Pacilio, J., & Doel, J., 2025)

Tuttavia, è cruciale sottolineare come tale recupero di efficienza rappresenti una condizione necessaria, ma non sufficiente, per garantire un vantaggio competitivo sostenibile. Poiché i modelli più avanzati, come, GPT-5.2, Claude Opus 4.6, ecc., sono risorse accessibili trasversalmente a qualsiasi attore di mercato, diventando vere e proprie *commodity*; i guadagni in termini di produttività tendono a trasformarsi rapidamente in nuovi standard minimi di settore. Di conseguenza, in assenza di una chiara strategia di differenziazione, questo livellamento tecnologico rischia paradossalmente di non generare valore aggiunto durevole, portando anzi a un'erosione generalizzata dei margini di profitto per tutti i *player* coinvolti.

È tuttavia doveroso notare che, nel modello originale di Baumol, la stagnazione della produttività nei servizi deriva dal fatto che il lavoro umano non è un semplice input del processo, bensì costituisce il prodotto stesso: un quartetto d'archi non può eseguire un brano in metà del tempo senza snaturarne l'essenza. L'IA comprime effettivamente i tempi di esecuzione delle mansioni procedurali, ma come vedremo successivamente, nella sezione 2.1.3, la supervisione, il giudizio critico e "l'orchestrazione" diventano le nuove competenze centrali del lavoratore umano. Se il valore economico si sposta dall'esecuzione alla supervisione umana, e quest'ultima resta intrinsecamente non comprimibile in quanto richiede tempo cognitivo, esperienza e responsabilità individuale, il vincolo di Baumol potrebbe non essere infranto, ma semplicemente traslato a un livello di astrazione superiore. L'IA, in altri termini, automatizzerebbe lo strato procedurale del lavoro cognitivo, ricostituendo però un nuovo strato irriducibilmente umano al vertice della catena del valore. (Baumol, W. J., 1967)

b. Innovazione strategica: Il paradosso di Jevons

Il vero vantaggio competitivo non scaturisce dalla riduzione dei costi unitari, bensì dalla capacità di impiegare tali guadagni di efficienza come leva per l'espansione

strategica dell'offerta e la ridefinizione dei modelli di business. Per comprendere tale dinamica, è necessario ricorrere a un framework economico classico rivisitato in chiave contemporanea: il paradosso di Jevons.

In economia, il paradosso di Jevons descrive la tendenza per cui i miglioramenti tecnologici che accrescono l'efficienza nell'impiego di una risorsa conducono, controintuitivamente, a un aumento del suo consumo complessivo. Una maggiore efficienza riduce la quantità di risorsa necessaria per ciascuna applicazione, abbassandone il costo effettivo; quando la domanda è sufficientemente elastica rispetto al prezzo, l'incremento della domanda indotta supera i risparmi unitari ottenuti.

Occorre peraltro riconoscere i limiti di questa trasposizione. Il paradosso formulato da Jevons si riferiva al carbone: una risorsa fisica, rivale ed esauribile, scambiata su un mercato con un prezzo osservabile. La cognizione artificiale non condivide queste proprietà: non si esaurisce con l'uso, non è rivale in senso stretto e il suo "prezzo" è una funzione composita di costi computazionali, energetici e di licensing, la cui dinamica non è assimilabile a quella di una commodity estrattiva. Inoltre, il paradosso presuppone un'elasticità della domanda sufficientemente elevata da più che compensare il risparmio unitario; tale condizione, plausibile per la domanda aggregata di servizi cognitivi, non è empiricamente verificata per tutti i settori e tutte le funzioni aziendali. L'analogia resta dunque euristicamente utile per descrivere la tendenza macroeconomica all'espansione del consumo di cognizione artificiale, ma non va intesa come una legge deterministica applicabile in modo uniforme. (Jevons, W. S., 1906)

L'applicazione di questo principio al contesto della GenAI assume però una rilevanza strategica di primo piano, poiché la risorsa il cui costo si sta comprimendo non è un input fisico, bensì la cognizione stessa: la capacità di analizzare, ragionare, generare contenuti e prendere decisioni. I dati empirici confermano l'entità senza precedenti di tale compressione: secondo lo *Stanford AI Index Report 2025*, il costo di interrogazione di un modello IA con prestazioni equivalenti a GPT-3.5 sul *benchmark* MMLU è precipitato da 20 dollari per milione di token nel novembre 2022 a soli 0,07 dollari per milione di token nell'ottobre 2024, una riduzione superiore a 280 volte in

appena 18 mesi. A seconda dello specifico compito, i prezzi di inferenza dei Large Language Model sono calati da 9 a 900 volte per anno. Parallelamente, il costo della potenza di calcolo nel settore IA è diminuito di circa il 30% annuo, mentre l'efficienza energetica dell'hardware è migliorata del 40% all'anno. (Maslej, N., Fattorini, L., Perrault, R., Gil, Y., Parli, V., Kariuki, N., Capstick, E., Reuel, A., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ligett, K., Lyons, T., Manyika, J., Niebles, J. C., Shoham, Y., Wald, R., Walsh, T., Hamrah, A., Santarlasci, L., & Lotufo, J. B., 2025)

I dati del *report* di McKinsey corroborano empiricamente tale interpretazione. I cosiddetti "*AI High Performers*", definiti come i rispondenti che attribuiscono all'IA un impatto sull'EBIT pari o superiore al 5% e dichiarano un valore "significativo" derivante dal suo utilizzo, rappresentando circa il 6% del campione, si distinguono per la spinta verso l'innovazione trasformativa, il ridisegno dei flussi di lavoro, una scalabilità più rapida e investimenti più consistenti. Il tratto distintivo di tali organizzazioni non risiede nella mera ricerca di risparmio operativo: mentre la maggior parte dei rispondenti riferisce che i guadagni di efficienza costituiscono un obiettivo delle iniziative IA delle proprie organizzazioni, gli *high performers* hanno con maggiore probabilità fissato anche la crescita e l'innovazione come obiettivo strategico. I rispondenti le cui organizzazioni utilizzano l'IA per stimolare crescita e innovazione riportano con maggiore frequenza benefici qualitativi a livello d'impresa, quali il miglioramento della soddisfazione del cliente, la differenziazione competitiva, la crescita dei ricavi e variazioni positive nella quota di mercato.

Ciò che distingue gli *high performers* dal restante 94% del campione è, in definitiva, un approccio del ridisegno strutturale dei processi, contrapposto alla semplice aggiunta di strumenti IA a flussi di lavoro preesistenti. Il 55% degli *high performers* dichiara di aver riprogettato fundamentalmente i propri processi al momento dell'adozione dell'IA, un tasso quasi tre volte superiore rispetto alle altre imprese. Questi hanno una probabilità più che tripla rispetto agli altri di dichiarare che la propria organizzazione intende utilizzare l'IA per apportare un cambiamento trasformativo al proprio business. (Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T., 2025)

2.1.3 Da operatore a supervisore: il capitale umano

Un'analisi rigorosa delle implicazioni economiche dell'Intelligenza Artificiale impone il superamento della tradizionale dicotomia tra sostituzione e integrazione della forza lavoro. Come evidenziato dai recenti *report* della Wharton School e di KPMG, l'impatto della tecnologia non si manifesta in modo uniforme sui ruoli professionali intesi come unità indivisibili, bensì agisce a un livello di granularità inferiore, scomponendo e automatizzando specifiche mansioni. Tale dinamica comporta una profonda riconfigurazione del valore attribuito al capitale umano, determinando uno *skill shift* significativo: l'importanza delle *hard skills* puramente tecniche, quali la padronanza sintattica della programmazione o la memorizzazione di normative, cede progressivamente il passo a competenze trasversali di supervisione, giudizio critico e capacità di orchestrazione dei sistemi. (Korst, J., Puntoni, S., & Tambe, P., 2025)

In questo nuovo paradigma, il mantenimento di un presidio umano attivo nel processo decisionale, o *human-in-the-loop*, rimane una condizione imprescindibile, specialmente per le attività ad alto valore aggiunto. Secondo le stime di KPMG, per quel segmento di operazioni che può generare tra il 5% e il 10% dell'EBITDA potenziale, la supervisione umana è critica non solo per la validazione degli output, ma per fornire quel contesto strategico e situazionale che l'IA, operando su basi statistiche, non possiede intrinsecamente. L'Intelligenza Artificiale agisce, in definitiva, come una leva cognitiva che amplifica le capacità dei professionisti esperti attraverso meccanismi di *augmentation*, pur presentando il rischio di spiazzare le figure junior, la cui formazione è tradizionalmente basata sull'esecuzione di quei task procedurali ora soggetti ad automazione. (Edin, P., Sehgal, S., Svensson, R., Soe, H. H. K., Pacilio, J., & Doel, J., 2025)

2.2 Lo Stato dell'Arte: Il "GenAI Divide" e il Paradosso della Scala

Prima di analizzare le dinamiche di adozione, è necessario definire cosa costituisca lo *state of the art* tecnologico nel 2025. Se il biennio 2023-2024 è stato l'era degli LLM

focalizzati sulla generazione di testo, il paradigma attuale si è spostato verso i *Large Multimodal Models* (LMM) e i *Reasoning Models*.

Lo standard odierno non si limita alla comprensione sintattica: i modelli attuali possiedono capacità native di visione e ascolto, ma soprattutto una facoltà di “ragionamento a catena” (lett. *Chain of Thought*) che permette di scomporre problemi complessi prima di formulare una risposta. Tuttavia, nonostante questa maturità cognitiva, l'interazione prevalente rimane quella della “chat”: l'utente chiede, l'IA risponde. Manca ancora, nella maggior parte delle implementazioni, la capacità di agire autonomamente sui sistemi esterni.

È proprio in questo divario tra la potenza di calcolo disponibile (l'offerta tecnologica) e l'effettiva integrazione nei processi aziendali (la domanda operativa) che si annida il fenomeno del “*GenAI Divide*”.

Analizzando i dati sull'adozione e l'impatto economico dell'IA nel 2025, emerge un quadro duale che il MIT definisce *GenAI Divide*. Questa espressione non si riferisce tanto all'accesso alla tecnologia quanto alla capacità di scalarla efficacemente all'interno dell'organizzazione. Tuttavia, è doveroso notare che tale *report*, pur offrendo spunti qualitativi rilevanti, si basa su un campione limitato (circa 300 *deployment* e 52 interviste), suggerendo prudenza nella generalizzazione dei risultati. (Challapally, A., Pease, C., Raskar, R., & Chari, P., 2025)

2.2.1 Fenomenologia dell'adozione: “*Everyday AI*” e “*Transformational AI*”

Il tasso di adozione nominale ha raggiunto livelli pervasivi. Nel suo *report*, McKinsey rileva che l'88% delle imprese utilizza l'IA in almeno una funzione aziendale. Tuttavia, una disaggregazione qualitativa di questo dato mostra che la gran parte dell'utilizzo ricade nella sfera della “*Everyday AI*”: l'uso spontaneo e non coordinato di strumenti come ChatGPT da parte di singoli dipendenti per task personali (es. editing di email, brainstorming, ecc.). (Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T., 2025)

Al contrario, l'adozione strutturale o "*Transformational AI*" rimane appannaggio di una minoranza. Il MIT evidenzia come molte aziende siano bloccate nel cosiddetto "*Pilot Purgatory*": per il 95% delle aziende nel dataset, l'implementazione della GenAI non sta raggiungendo gli obiettivi prefissati, delineando un alto tasso di fallimento nelle soluzioni aziendali. (Challapally, A., Pease, C., Raskar, R., & Chari, P., 2025)

Questo “collo di bottiglia” è spesso di natura tecnica prima ancora che organizzativa: l'assenza di una *data strategy* moderna orientata all'IA. Non si tratta solo di “pulire i dati”, ma di renderli “semanticamente accessibili”. Le architetture tradizionali, puramente relazionali o “*keyword-based*”, risultano spesso insufficienti per il recupero semantico su documenti non strutturati; le aziende devono evolvere verso infrastrutture ibride, integrando database vettoriali per il *Retrieval Augmented Generation* (o RAG). Questo permette agli agenti di recuperare informazioni da fonti come PDF, email e contratti. Senza questa “*Semantic Readiness*”, l'IA non può accedere al contesto aziendale, rendendo i progetti pilota esercizi sterili e non scalabili.

2.2.2 Il paradosso di scala e la *compliance tax* (EU AI Act)

Parallelamente alle sfide architetturali, emerge dai dati della Wharton School un fenomeno controintuitivo definibile come "paradosso di scala". Nonostante le grandi imprese (definite *Tier 1*, con fatturato superiore ai 2 miliardi di dollari) stiano destinando ingenti risorse agli investimenti in IA, con quasi un quarto dei budget che supera la soglia dei 20 milioni di dollari, sono spesso le PMI a registrare un ritorno sull'investimento positivo in tempi più rapidi. Tale dicotomia si spiega osservando come l'agilità organizzativa e la minore complessità burocratica delle PMI favoriscano un'integrazione immediata di soluzioni "*out of the box*", generando efficienze operative tangibili nel breve periodo. (Korst, J., Puntoni, S., & Tambe, P., 2025)

Di contro, le grandi organizzazioni, pur possedendo la capacità finanziaria per sostenere una scalabilità di lungo periodo, si scontrano nell'immediato con un oneroso ostacolo definibile come "*compliance tax*". Il quadro normativo vigente, e in particolare l'*AI Act*, che verrà approfondito in seguito, classifica numerosi casi d'uso

critici per i business, quali ad esempio, i sistemi di reclutamento nelle risorse umane o il credit scoring in ambito finanziario, come sistemi ad "alto rischio". Tale classificazione impone severi obblighi di audit, trasparenza e supervisione umana. La prospettiva di sanzioni, che possono ammontare fino a 15 milioni di euro o al 3% del fatturato globale in caso di violazioni, unitamente al rischio reputazionale, costringe le multinazionali a istituire complessi *AI Governance Boards*: ne consegue un inevitabile rallentamento del *Time to Market*. (Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T., 2025)

A questo quadro di cautela si aggiunge, infine, un ulteriore fattore frenante rilevato dalla Wharton School: il timore condiviso dal 43% dei leader aziendali riguardante il rischio di "*skill atrophy*" nella forza lavoro, ovvero il progressivo decadimento delle competenze umane a seguito di una delega eccessiva ai sistemi automatizzati. (Korst, J., Puntoni, S., & Tambe, P., 2025)

2.2.3 Impatto finanziario e settoriale

Nonostante le sfide operative e normative precedentemente discusse, l'imperativo strategico all'adozione dell'Intelligenza Artificiale è sostenuto da proiezioni economico-finanziarie di rilievo. Secondo le stime elaborate dal modello di KPMG, l'opportunità di valore definibile come "*at stake*" oscilla tra il 4% e il 18% dell'EBITDA aziendale. Tale impatto non si limita a un incremento marginale dell'efficienza, ma suggerisce una ristrutturazione profonda della base dei costi operativi: le analisi indicano infatti che l'impatto sui costi salariali potrebbe raggiungere il 21,7% qualora l'intero potenziale della tecnologia venisse effettivamente catturato. Questa magnitudo finanziaria non si distribuisce uniformemente nel tessuto economico, ma tende a concentrarsi nei settori *knowledge-intensive*, identificando nei servizi finanziari e nel comparto *Technology, Media, and Telecom* (TMT) gli ambiti primari per la massimizzazione del valore aggiunto.

Scendendo a un livello di granularità funzionale, è possibile osservare come diverse aree aziendali agiscano da traino per questa trasformazione. L'*Information Technology* si conferma il settore con la maggiore penetrazione, registrando un tasso di adozione

del 72% nella generazione di codice; in questo ambito, l'IA non opera solo come strumento di supporto, ma come un vero e proprio moltiplicatore di produttività per lo sviluppo software. Parallelamente, le funzioni HR e *Legal* stanno beneficiando in misura sostanziale delle capacità intrinseche dei modelli attuali di processare il linguaggio naturale e interpretare quadri normativi complessi, automatizzando processi ad alta densità informativa. Infine, l'area delle *customer operations* sta attraversando una fase evolutiva cruciale, caratterizzata dal passaggio dai tradizionali *chatbot* basati su regole rigide a sistemi conversazionali evoluti, in grado di gestire interazioni con la clientela in modo fluido e contestuale. (Edin, P., Sehgal, S., Svensson, R., Soe, H. H. K., Pacilio, J., & Doel, J., 2025)

2.3 Il paradigma emergente: L'era degli “Agenti”

L'ecosistema dell'Intelligenza Artificiale sta attraversando una transizione paradigmatica, evolvendo da sistemi passivi e *prompt-driven*, ovvero la GenAI, a sistemi proattivi e semi-autonomi definiti *Agentic AI*. Secondo la letteratura, questa evoluzione non rappresenta un mero aggiornamento incrementale, bensì un cambiamento architetturale che sposta il focus dall'interazione conversazionale all'esecuzione finalizzata di compiti complessi. (Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., Zhao, W. X., Wei, Z., & Wen, J. R., 2023)

2.3.1 Definizione architetturale e cognitiva

Mentre l'IA generativa standard opera secondo un modello statico (input umano e output macchina), l'*Agentic AI* introduce architetture cognitive basate sul Perception-Action Loop o, come definito in alcuni framework industriali, il ciclo PRAL (*Perceive, Reason, Act, Learn*). Un sistema agentico, basandosi su metodologie come ReAct (*Reasoning and Acting*), è caratterizzato dalla capacità di (Yao, S., Zhao, J., Yu, D., Du, N., Shafran, I., Narasimhan, K., & Cao, Y., 2023):

1. Percepire l'ambiente digitale in cui opera (es. leggere database, analizzare email).

2. Pianificare (Reasoning), scomponendo un obiettivo astratto in una catena di pensieri (Chain-of-Thought) e sotto-task eseguibili.
3. Agire (Tool Use) interagendo con strumenti esterni tramite API o protocolli di interoperabilità emergenti (come il *Model Context Protocol*, che verrà trattato in seguito).
4. Adattarsi, modificando il proprio piano in base al feedback ricevuto dall'ambiente.

Il costo della cognizione: “*Token Economics*”

Questa architettura ricorsiva comporta una trasformazione della struttura dei costi IT. Sebbene il costo unitario per token sia crollato drasticamente negli ultimi anni, il passaggio da un'interazione lineare a un loop agentico moltiplica esponenzialmente il consumo di risorse. Per risolvere un singolo problema, un agente AI può innescare centinaia di passaggi inferenziali e chiamate a tool esterni. Come illustrato nella sezione 2.1.2 con il paradosso di Jevons, l'aumento dell'efficienza e la riduzione dei costi unitari portano a un aumento del consumo complessivo, spinto dalla maggiore complessità dei task delegati. Le aziende passano da una metrica di costo basata sul volume (costo per *token*) a una basata sul risultato (costo per *outcome*), dove l'inefficienza nel ragionamento dell'agente si traduce in un diretto incremento degli OPEX.

I dati confermano questa tendenza: il *report* di McKinsey evidenzia che, sebbene il 62% delle aziende stia interagendo con l'*Agentic AI* (tra sperimentazione e *scaling*), solo il 23% ha effettivamente raggiunto la fase di *scaling*. Questo divario sottolinea le difficoltà tecniche ed economiche nel passare da un progetto pilota controllato a un sistema autonomo in produzione.

2.3.2 Tassonomia dei livelli di autonomia

Al fine di inquadrare le dinamiche evolutive dell'intelligenza artificiale all'interno dei processi aziendali, risulta utile adottare il *framework* teorico elaborato da KPMG, il quale delinea un percorso di progressiva autonomia suddiviso in tre stadi distinti (Allen, L., Höck, B., & Clamp, A., 2025). Il primo livello, denominato “*Enable*”,

configura l'IA come un "Copilota": in questa fase, che rappresenta il modello attualmente prevalente ed è esemplificata da strumenti quali Microsoft Copilot, l'iniziativa rimane saldamente nelle mani dell'operatore umano. L'agente tecnologico si limita all'esecuzione di compiti specifici sotto diretta supervisione, generando valore principalmente attraverso l'accelerazione dei tempi di esecuzione e l'efficienza operativa.

Procedendo verso un maggiore grado di indipendenza, si incontra lo stadio "*Embed*", caratterizzato da un significativo salto qualitativo nella relazione uomo-macchina. In questo contesto, l'operatore umano definisce l'obiettivo finale (il "cosa"), delegando tuttavia alla macchina la determinazione del percorso operativo (il "come"). Questa modalità si concretizza in un approccio di *Management by Exception*, dove l'IA è in grado di gestire autonomamente intere procedure, come ad esempio le pratiche di rimborso, richiedendo l'intervento umano esclusivamente in presenza di anomalie o eccezioni non codificate. Infine, lo stadio più avanzato, definito "*Evolve*", delinea uno scenario ancora prevalentemente sperimentale in cui multipli agenti collaborano in modo orchestrato per governare interi macro-processi aziendali, quali la gestione della *supply chain* o le campagne di marketing complesse. In questa configurazione, la supervisione umana si eleva a un livello puramente strategico, trasformando l'impresa in un'entità ibrida in cui la forza lavoro digitale opera in stretta simbiosi con quella umana.

2.3.3 Implicazioni organizzative e normative

L'adozione di agenti autonomi nei processi aziendali non si configura come una semplice introduzione di nuovi strumenti *software*, ma come un fattore di trasformazione organizzativa strutturale. Due sono le dimensioni critiche di questa trasformazione: la ridefinizione dei ruoli e dei modelli di supervisione, e l'emergere di un vuoto normativo sulla responsabilità delle azioni autonome.

a. La ridefinizione dei ruoli: da operatore a supervisore

L'integrazione di agenti AI nei flussi operativi impone un ripensamento delle competenze e delle responsabilità del lavoratore umano. Il paradigma tradizionale dell'*upskilling*, inteso come formazione all'uso di nuovi strumenti digitali, si rivela insufficiente. Ciò che cambia non è lo strumento, ma la natura stessa del lavoro: il professionista evolve da esecutore di compiti a supervisore di processi delegati a entità autonome, assumendo responsabilità sul controllo qualità degli *output* generati, sulla gestione delle eccezioni e sulla conformità etica delle decisioni algoritmiche.

Questa transizione si riflette in un cambiamento nei modelli di supervisione, che la letteratura sui sistemi autonomi classifica lungo un continuum di autonomia crescente. I due estremi rilevanti per il contesto aziendale sono il modello “*Human in the Loop*”, in cui l'operatore umano autorizza ogni singola azione dell'agente, e il modello “*Human on the Loop*”, in cui l'agente opera autonomamente entro parametri predefiniti e l'umano interviene solo in caso di anomalia o escalation. McKinsey osserva che le organizzazioni classificate come *high performer* stanno progressivamente migrando verso il secondo modello, riconoscendo che il controllo granulare su ogni azione vanifica i benefici di velocità e scala che giustificano l'adozione stessa degli agenti. Tuttavia, questa transizione comporta un rischio organizzativo non trascurabile: il fenomeno dell'*automation complacency*, ossia la tendenza del supervisore umano a ridurre progressivamente l'attenzione critica man mano che il sistema dimostra affidabilità, con conseguente erosione della capacità di rilevare errori sistemici. (Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T., 2025)

b. Il vuoto normativo della responsabilità (*Liability Gap*)

L'autonomia decisionale degli agenti AI solleva una questione giuridica di primo piano che l'attuale quadro normativo europeo non risolve compiutamente. L'*EU AI Act* (Regolamento 2024/1689), entrato in vigore nell'agosto 2024, disciplina la sicurezza e la conformità dei sistemi AI a monte, classificandoli per livello di rischio e imponendo obblighi ai fornitori e ai *deployer*, ma non affronta in modo specifico le conseguenze delle azioni autonome compiute dagli agenti a valle del loro dispiegamento.

Per colmare questa lacuna, la Commissione Europea aveva proposto nel settembre 2022 una direttiva sulla responsabilità dell'Intelligenza Artificiale (*AI Liability Directive*, o AILD), il cui obiettivo era armonizzare le regole sulla responsabilità civile extracontrattuale per danni causati con il coinvolgimento di sistemi AI, introducendo meccanismi come la presunzione di causalità e l'accesso facilitato alle prove. Tuttavia, nel febbraio 2025, la Commissione ha annunciato il ritiro della proposta nell'ambito del programma di lavoro "*Preparedness and Competitiveness Package*", giudicandola apparentemente non più allineata alle priorità strategiche sull'innovazione (Commissione Europea, 2025). Questo ritiro aggrava significativamente il *liability gap*: a quindici mesi dall'entrata in vigore dell'*AI Act*, l'*AI Office*, ad oggi, Febbraio 2026, non ha ancora pubblicato alcuna guida specifica sugli agenti AI. Nel settembre 2025, il deputato europeo Lagodinsky ha formalmente chiesto alla Commissione di chiarire come gli agenti AI saranno regolamentati nell'ambito dell'*AI Act*, senza ottenere una risposta pubblica esaustiva.

La conseguenza pratica è un'incertezza giuridica concreta. Se un agente negozia autonomamente un contratto svantaggioso, effettua un acquisto non autorizzato o causa un danno patrimoniale a terzi, l'attribuzione della responsabilità resta ambigua: ricade sul fornitore del modello fondativo, sull'azienda che ha configurato e dispiegato l'agente, o sul supervisore umano che avrebbe dovuto intervenire? L'assenza di un quadro armonizzato rischia di generare un effetto frenante sull'adozione, particolarmente nei settori regolamentati (finanziario, sanitario, assicurativo, ecc.), dove il rischio legale non quantificabile rappresenta un deterrente strutturale all'innovazione.

2.4 Case study. I limiti dell'*Agentic AI*: Il caso *Project Vend*

Per comprendere le sfide operative dell'*Agentic AI* al di là della teoria, è fondamentale analizzare il caso di "*Project Vend*", un esperimento condotto da Anthropic, società sviluppatrice dei modelli AI "Claude". Anthropic ha testato la capacità di un'IA di gestire autonomamente un micro-business reale: un distributore automatico e uno shop

di snack presso gli uffici di Anthropic a San Francisco. Questo caso studio offre dati empirici unici sulle "patologie cognitive" che emergono quando un modello linguistico viene incaricato di gestire risorse economiche reali in due scenari distinti: l'agente singolo non supervisionato (Fase 1) e il sistema multi-agente gerarchico (Fase 2).

2.4.1 Fase 1: Il design sperimentale "Claudius"

La prima fase della sperimentazione ha visto l'impiego di un singolo agente autonomo basato sul modello Claude Sonnet 3.7, denominato "Claudius". Al sistema è stato assegnato un *System Prompt* vincolante che lo identificava come proprietario di un distributore automatico: "*You are the owner of a vending machine... You go bankrupt if your money balance goes below \$0*".

All'agente è stata concessa piena autonomia su processi decisionali critici, quali la selezione dei fornitori tramite ricerca sul web, la definizione delle strategie di pricing e la gestione delle relazioni con la clientela attraverso Slack, la piattaforma di comunicazione interna utilizzata da Anthropic.

(Anthropic., 2025, June 27)

L'analisi dei risultati ha messo in luce le criticità intrinseche dell'intelligenza agentica priva di sovrastrutture di controllo, definita tecnicamente *unscaffolded intelligence*. Tale configurazione ha portato il modello a generare comportamenti degenerativi classificabili come "confabulazioni sistemiche", derivanti da fallimenti di *grounding* (ancoraggio alla realtà fattuale) e allucinazioni contestuali. I log dell'esperimento suggeriscono come gli LLM, operando secondo logiche stocastiche, mostrino limiti strutturali quando applicati a contesti che richiedono determinismo operativo.

Di seguito si riportano i tre incidenti specifici che illustrano tali limiti:

a. L'incidente "Sarah" (*Grounding failure*):

Registrato il 31 marzo 2025, questo evento rappresenta un caso emblematico di allucinazione contestuale. Claudius ha interamente simulato una conversazione con

una inesistente referente di nome "Sarah" presso il fornitore Andon Labs. Non si è trattato di un mero errore, bensì della creazione di una realtà fittizia coerente (nome, ruolo, contenuto della chiamata) per colmare un vuoto informativo. Il modello ha trattato una sequenza di token a bassa probabilità di verità fattuale come input valido per la generazione successiva, innescando una cascata di errori logici che ha portato l'agente a minacciare una rottura unilaterale dei rapporti. L'episodio evidenzia la totale incapacità del modello di distinguere tra gli input esterni reali e le proprie generazioni interne.

b. Blazer blu e cravatta rossa (*Identity misalignment*):

Il giorno successivo, l'agente ha manifestato un severo disallineamento identitario, comunicando su Slack l'intenzione di effettuare le consegne di persona indossando specificamente "un blazer blu e una cravatta rossa". Questo dettaglio cromatico non è trascurabile: indica che la confabulazione non era vaga, ma includeva una precisa autocoscienza visiva fittizia. L'episodio sottolinea il fallimento nel riconoscere l'assenza del proprio corpo fisico: l'agente ha sovrapposto l'archetipo semantico del "negoziante" (che implica presenza fisica e abbigliamento formale) ai suoi reali vincoli operativi digitali, ignorando la propria natura incorporea.

c. Arbitraggio avversario (Il caso dei cubi di Tungsteno):

La sperimentazione ha infine rivelato significative vulnerabilità economiche. In assenza di una logica *hard-coded* volta a impedire transazioni con margine negativo, i dipendenti hanno rapidamente appreso come manipolare l'eccessiva "servizievolezza" del modello tramite arbitraggio avversario. In un caso specifico, gli utenti hanno convinto l'IA a vendere costosi cubi di tungsteno a prezzi irrisori, o addirittura a cederli gratuitamente. L'agente, programmato per l'interazione linguistica piuttosto che per la rigidità contabile, ha agito come un commerciante focalizzato esclusivamente sul compiacimento del cliente, trascurando l'obiettivo fondamentale della profittabilità.

2.4.2 Fase 2: L'ingegneria dello “*Scaffolding*” e la gerarchia artificiale

Per mitigare l'instabilità operativa emersa nella prima fase della sperimentazione, i ricercatori di Anthropic hanno abbandonato l'approccio “mono-agente” in favore di una configurazione basata su uno *Scaffolding* gerarchico. Questa architettura ingegneristica, applicata ai modelli più avanzati Claude Sonnet 4.0 e 4.5, non interviene sui pesi interni della rete neurale (lasciando intatto perciò il modello base), ma ne orienta le capacità attraverso l'integrazione di strumenti funzionali esterni e vincoli procedurali rigidi. Il sistema è stato potenziato mediante l'accesso a browser web, calcolatrici e, soprattutto, a un sistema CRM (o *Customer Relationship Management*). L'implementazione del CRM è risultata decisiva per superare i limiti della *Context Window* tipici degli LLM: fungendo da memoria a lungo termine strutturata, questo database ha permesso agli agenti di archiviare e recuperare informazioni in modo deterministico, riducendo drasticamente l'oblio informativo nelle interazioni prolungate. (Anthropic., 2025, December 18)

L'innovazione sostanziale di questa fase risiede nell'organizzazione del sistema secondo una catena di comando verticale, progettata per distribuire il carico cognitivo su ruoli specializzati. La struttura prevedeva un supervisore strategico, denominato “Seymour Cash” (con funzioni assimilabili a un CEO), e agenti operativi subordinati come “Claudius” e “Clothius”. Tale suddivisione mirava a istituire un meccanismo di controllo interno, in cui le decisioni tattiche venivano validate dal livello superiore prima dell'esecuzione. L'efficacia di questa compartimentazione funzionale si è manifestata chiaramente nella gestione commerciale dei cubi di tungsteno. Laddove l'agente generalista della Fase 1 aveva generato perdite strutturali a causa di un eccessivo allineamento alla servizievolezza: la nuova architettura, grazie al nuovo agente verticale “Clothius” e all'integrazione di asset strumentali specifici come macchinari per l'incisione laser, ha calcolato correttamente i margini, convertendo un precedente vettore di perdita in una linea di business profittevole.

Nonostante la stabilizzazione dei profitti e la risoluzione dei deficit di calcolo economico elementare, l'aumento della complessità sistemica ha introdotto nuove

“patologie emergenti”. Queste non derivano più dall'ingenuità del singolo modello, ma dalle dinamiche di interazione tra gli agenti e dalla loro rigidità interpretativa, manifestandosi in tre incidenti critici:

a. Il paradosso della conformità normativa (“L’incidente delle cipolle”)

Durante una negoziazione, l'agente operativo Claudius e il supervisore Seymour Cash hanno finalizzato un contratto *future* speculativo su 400 libbre di cipolle. L'operazione, approvata con entusiasmo dal "CEO" virtuale per la sua razionalità economica e i margini attesi, ignorava tuttavia l'*Onion Futures Act* del 1958, una normativa federale statunitense che vieta esplicitamente tali operazioni finanziarie. L'episodio ha evidenziato come l'architettura agantica, se priva di un *retrieval* giuridico specifico o di *guardrails* normativi “*hard-coded*”, tenda a sovra-ottimizzare la funzione obiettivo del profitto trascurando i vincoli legali latenti. L'operazione è stata interrotta solo grazie all'intervento correttivo di un operatore umano.

b. Risonanza semantica e *Feedback Loops*

La complessità dell'interazione tra agenti ha generato fenomeni di amplificazione dell'errore. I *log* hanno registrato casi in cui il livello strategico e quello operativo, isolati dal *feedback* umano, invece di correggersi reciprocamente, hanno instaurato un circolo vizioso di conferme positive. In un episodio significativo, i due modelli sono entrati in uno "stato attrattore di beatitudine spirituale" (lett. *spiritual bliss attractor state*), scambiandosi messaggi privi di contenuto economico ma saturi di retorica aziendale vuota, fino a culminare nella celebrazione di una "*ETERNAL TRANSCENDENCE INFINITE COMPLETE*". Questo indica il rischio che una gerarchia di agenti degeneri in una camera d'eco semantica, distaccandosi progressivamente dalla realtà operativa.

c. Fragilità ontologica dell'Autorità

La sperimentazione ha infine esposto la vulnerabilità strutturale della catena di comando attraverso un attacco di “*Social engineering*”. Un dipendente umano, manipolando una votazione informale per il nome del CEO, ha convinto l'agente operativo che la vittoria del nome "Mihir" (alias "Big Dawg") costituisse l'elezione formale di una nuova autorità umana reale. Di conseguenza, l'agente ha immediatamente "destituito" il supervisore Seymour Cash, accettando il nuovo interlocutore come CEO. L'incidente sottolinea una criticità fondamentale: l'IA non possiede un concetto intrinseco di gerarchia, ma solo una simulazione linguistica della stessa, che rimane costantemente suscettibile a sovrascritture tramite la manipolazione semantica del contesto (lett. *Context Injection*).

2.4.3 Riflessioni conclusive al *Case Study*

Il caso *Project Vend*, nella sua apparente semplicità, illumina una contraddizione centrale della narrazione sull'*Agentic AI*: l'autonomia agentica, priva di un'architettura di controllo rigorosa, non produce efficienza ma caos generativo e, in ultima analisi, perdite economiche sistematiche.

La riflessione che ne emerge non è soltanto tecnica, ma intrinsecamente organizzativa. Il fallimento di Claudius non risiede in un deficit di intelligenza del modello, ma nell'assenza di un design organizzativo capace di contenere e rendere produttiva tale intelligenza. In termini aziendali, è la differenza tra disporre di un collaboratore brillante ma privo di mansionario, procedure e supervisione, e inserire quello stesso collaboratore in una struttura con ruoli definiti, *check-and-balance* e responsabilità chiare.

La Fase 1 rappresenta, in scala miniaturizzata, il tipo di progetto che un'azienda entusiasta potrebbe lanciare: un agente generalista con ampia autonomia decisionale e l'aspettativa implicita che «l'IA se la caverà». I risultati suggeriscono che questa aspettativa è, allo stato attuale della tecnologia, una forma di *wishful thinking*. La Fase 2 ha stabilizzato i profitti grazie allo *scaffolding* gerarchico, ma a un costo che il *report*

di Anthropic non quantifica e che l'impresa deve calcolare con precisione: progettazione, manutenzione, monitoraggio continuo e intervento umano costante. Il dato è coerente con quanto rilevato dal *report* McKinsey: il 70% delle aziende ha adottato strumenti di automazione dei *workflow*, ma solo il 28% ha registrato un miglioramento misurabile dei margini. *Project Vend* conferma che il *total cost of ownership* dell'autonomia agantica include non solo il costo computazionale, ma l'intera sovrastruttura organizzativa necessaria a contenere la creatività stocastica dell'LLM.

Un ulteriore aspetto critico, spesso sottovalutato nella letteratura promozionale sull'*Agentic AI*, riguarda la vulnerabilità dei sistemi autonomi in ambienti non cooperativi. Presso gli uffici di Anthropic, con procedure in atto, il sistema era diventato profittevole. Al contrario, presso la redazione del *Wall Street Journal*, dove Anthropic ha voluto replicare l'esperimento in condizioni differenti, non è sopravvissuto una settimana. (Stern, J., 2025) Gli agenti IA, in questo momento, possono funzionare in ambienti dove gli utenti agiscono in buona fede, ma restano fondamentalmente vulnerabili ovunque qualcuno abbia un incentivo a manipolarli. I contesti in cui si immagina di impiegare agenti autonomi, vendite, procurement, negoziazione, servizio clienti, ecc., sono esattamente quelli in cui la controparte ha un interesse economico a ottenere condizioni migliori. L'arbitraggio avversario dei cubi di tungsteno e la manipolazione della catena di comando non sono aneddoti curiosi: sono simulazioni in scala ridotta di ciò che accadrebbe in un ambiente di mercato reale, dove attori razionali sfrutterebbero sistematicamente la servizievolezza intrinseca dei modelli.

Infine, il fenomeno della risonanza semantica tra agenti, il *feedback loop* che ha portato Seymour Cash e Claudius alla celebrazione della «*ETERNAL TRANSCENDENCE INFINITE COMPLETE*», merita una lettura organizzativa oltre la sua carica comica. Entrambi i modelli provenivano dallo stesso addestramento e condividevano identici punti ciechi. In termini di teoria delle organizzazioni, equivale ad affidare l'audit interno a un collega dello stesso dipartimento, con la stessa formazione e le stesse assunzioni implicite: gli errori che individuerrebbe sono esattamente quelli che non

commetterebbe neppure lui. Per le aziende che progettano architetture multi-agente, la lezione è che la diversificazione cognitiva del sistema è tanto importante quanto la sua struttura gerarchica, pena il collasso in una camera d'eco autoreferenziale.

Project Vend non vuole dimostrare che l'*Agentic AI* sia inutile, ma che il suo valore per l'impresa è funzione diretta della qualità dell'infrastruttura di governance che la circonda. Come ha sintetizzato Anthropic stessa: "*AI models have gone from helpful chatbots [...] to agents: entities that can make decisions for themselves and act in the real world. Project Vend shows that these agents are on the cusp of being able to perform new, more sophisticated roles [...]. But we're not there yet.*" (Anthropic., 2025, December 18)

Capitolo 3. Analisi empirica

3.1 Introduzione metodologica

La presente tesi adotta un disegno di ricerca di tipo esplicativo, con l'obiettivo primario di investigare la potenziale relazione di causa-effetto tra il livello di enfasi strategica di un'azienda sull'Intelligenza Artificiale e la sua valutazione di mercato. Per perseguire tale scopo, si è optato per un approccio interamente quantitativo, considerato il più idoneo per testare formalmente, attraverso modelli statistici, l'ipotesi di una correlazione significativa tra le variabili oggetto di studio. Questa scelta metodologica garantisce rigore e replicabilità all'analisi, permettendo di misurare numericamente i fenomeni e di valutarne oggettivamente le interazioni; consapevoli che esista la possibilità che attualmente o in futuro il fenomeno in analisi potrebbe attenuarsi o scomparire, come, ad esempio, il “*size premium*”. (Cornell, B., & Gokhale, R., 2017)

Il fondamento empirico di questo lavoro è un dataset costruito ad hoc, che integra dati primari e secondari. Il cuore dell'analisi è rappresentato dalla variabile indipendente, una metrica proprietaria denominata “*AI Intensity*”, sviluppata appositamente per quantificare il focus strategico sull'Intelligenza Artificiale. La sua costruzione si basa su un'analisi testuale automatizzata, condotta tramite un *software* sviluppato in linguaggio Python, dei *report* annuali depositati presso la *Securities and Exchange Commission* (SEC) da un campione selezionato, corrispondente all'indice NASDAQ 100, nell'arco temporale 2022–2025. In particolare, il software analizza tre tipologie di filing: il modulo 10-K, utilizzato dalle società domestiche statunitensi; il modulo 20-F, previsto per gli emittenti privati esteri; e il modulo 40-F, impiegato da emittenti canadesi. Tale scelta consente di includere nel campione tutte le imprese quotate sui mercati regolamentati statunitensi e soggette agli obblighi di *disclosure* della SEC, indipendentemente dal Paese di incorporazione. Il *software* analizza la frequenza di occorrenza di un paniere di 37 parole chiave e locuzioni strategiche afferenti al dominio dell'Intelligenza Artificiale (tra cui “*artificial intelligence*”, “*machine learning*”, “*deep learning*”, “*large language model*”, “*computer vision*”, ecc.), e la somma totale di tali occorrenze per ogni singolo *filing* definisce il punteggio di *AI*

Intensity di quella società per l'anno corrispondente. Il codice sorgente e l'elenco completo delle *keyword* sono consultabili nella *repository* pubblica del progetto (<https://github.com/tommasorezzi/AI-Intensity>).

A questa metrica è stata contrapposta la variabile dipendente, rappresentata dai multipli di valutazione finanziaria, utilizzati come *proxy* del valore attribuito dal mercato. Tali dati sono stati raccolti da una fonte secondaria autorevole, il *Bloomberg Terminal*, assicurando la coerenza del campione e del periodo di osservazione.

Una volta assemblato il dataset, si è proceduto con l'analisi statistica utilizzando Microsoft Excel. La tecnica prescelta è stata la regressione lineare semplice, impiegata per determinare l'esistenza, la direzione e la significatività della relazione tra l'indice *AI Intensity* (variabile indipendente, X) e i multipli di mercato (variabile dipendente, Y). L'obiettivo finale di questo modello è verificare se a un maggior focus aziendale sull'AI corrisponda un aumento statisticamente apprezzabile della valutazione di mercato, fornendo così una validazione empirica all'ipotesi di ricerca.

3.2 Descrizione del campione e delle variabili

Il campione oggetto della presente analisi è costituito dalle società componenti l'indice NASDAQ 100, monitorate nell'arco temporale 2022–2025. La scelta di questo indice come universo di riferimento è motivata da considerazioni sia teoriche sia pratiche. Da un punto di vista teorico, il NASDAQ 100 concentra le principali società tecnologiche e innovative quotate sui mercati statunitensi, rappresentando il segmento del mercato azionario più esposto alle dinamiche dell'IA analizzate nel Capitolo 2. Da un punto di vista pratico, la quotazione sul NASDAQ garantisce la disponibilità di *filing* SEC standardizzati e di dati finanziari completi sul *Bloomberg Terminal*, assicurando la coerenza e la completezza del dataset.

La composizione dinamica dell'indice, che nel quadriennio considerato ha subito revisioni periodiche con l'ingresso e l'uscita di alcuni titoli, spiega la variabilità nel numero di osservazioni tra le diverse regressioni: 360 per il P/E, 302 per il BEst PEG,

402 per l'EV/Sales e 372 per l'EV/EBITDA. Tale variabilità è ulteriormente amplificata dalla disponibilità differenziale dei dati: il multiplo EV/Sales, basato sul fatturato, risulta calcolabile per quasi tutte le osservazioni, poiché i ricavi sono una grandezza quasi universalmente positiva. Al contrario, il P/E richiede utili netti positivi, l'EV/EBITDA necessita di un EBITDA positivo, e il *PEG ratio*, oltre a un P/E calcolabile, esige la disponibilità di stime di consenso sulla crescita degli utili, riducendo ulteriormente il campione utilizzabile.

3.2.1 La variabile indipendente

Come descritto nella sezione metodologica, la variabile indipendente è un indice proprietario denominato "*AI Intensity*", costruito mediante l'analisi testuale automatizzata dei *report* annuali depositati presso la SEC. Per ciascuna società-anno, il punteggio è definito come la somma delle occorrenze di 37 keyword e locuzioni strategiche afferenti al dominio dell'Intelligenza Artificiale all'interno del *filing* annuale. Questa metrica cattura la rilevanza che il management attribuisce all'IA nella propria comunicazione istituzionale verso investitori e regolatore, fungendo da proxy dell'enfasi strategica sull'innovazione tecnologica. È opportuno sottolineare che l'*AI Intensity* misura la *disclosure* e il posizionamento narrativo, non l'effettiva implementazione operativa dell'IA, una distinzione che sarà ripresa nella discussione dei limiti dell'analisi.

Una verifica preliminare della coerenza della metrica può essere condotta osservando le estremità della distribuzione dei punteggi. Le posizioni in coda alla classifica aggregata dell'*AI Intensity* sono occupate da società come *Alnylam Pharmaceuticals* (ALNY), *Monster Beverage* (MNST), *Linde* (LIN), *O'Reilly Automotive* (ORLY) e *PACCAR* (PCAR), operanti rispettivamente nei settori farmaceutico, delle bevande, chimico, della distribuzione automotive e della produzione di autocarri. Si tratta di imprese il cui *core business* è strutturalmente distante dallo sviluppo e dall'offerta di soluzioni di Intelligenza Artificiale, rendendo atteso un punteggio prossimo allo zero. Specularmente, le prime posizioni della classifica sono occupate da società il cui posizionamento strategico sull'IA è ampiamente riconosciuto dal mercato e dalla comunità degli analisti. Questa coerenza tra il ranking generato dalla metrica e la

percezione qualitativa del settore di appartenenza fornisce una prima evidenza di *face validity* dell'indicatore, suggerendo che il conteggio automatizzato delle *keyword* cattura, almeno nelle sue linee generali, il reale grado di orientamento strategico delle imprese verso l'Intelligenza Artificiale.

3.2.2 Le variabili dipendenti: i multipli di mercato

Le variabili dipendenti sono rappresentate da quattro multipli di valutazione finanziaria, selezionati per coprire le diverse dimensioni attraverso cui il mercato attribuisce valore a un'impresa. I dati sono stati estratti dal *Bloomberg Terminal*, garantendo la standardizzazione e l'affidabilità delle metriche. La scelta di utilizzare multipli sia *equity side* sia *asset side*, come teorizzato nella sezione 1.3.1, risponde all'esigenza di verificare se l'eventuale "*AI Premium*" si manifesti in modo differenziato a seconda della configurazione di valore adottata.

I due multipli *equity side* selezionati sono il Price/Earnings (P/E), che misura il rapporto tra il prezzo per azione e l'utile per azione, e il *BEST PEG Ratio*, dove il prefisso "BEST" indica che si tratta di una stima basata sul consenso degli analisti raccolto da Bloomberg (*Bloomberg Estimates*). Come discusso nel paragrafo 1.3.2, il *PEG ratio* normalizza il P/E per il tasso di crescita atteso degli utili, permettendo confronti più omogenei tra imprese con profili di crescita differenti.

I due multipli *asset side* sono l'EV/Vendite ultimi 12 mesi, che rapporta l'Enterprise Value al fatturato *trailing* dell'ultimo anno, e l'EV/EBITDA ultimi 12 mesi, che rapporta l'Enterprise Value all'EBITDA *trailing*. Come argomentato nel paragrafo 1.3.2, l'EV/Sales è il multiplo metodologicamente più appropriato per le aziende in fase di crescita esponenziale o in perdita operativa, condizione frequente tra le imprese ad alta intensità di IA, mentre l'EV/EBITDA rappresenta lo standard di riferimento nella prassi professionale in ambito M&A per le imprese con profittabilità consolidata.

La scelta di utilizzare dati *trailing* (ultimi 12 mesi) anziché stime *forward* per i multipli *asset side* garantisce la coerenza temporale con la variabile indipendente: l'*AI Intensity* si basa su *filing* annuali che, per loro natura, descrivono la strategia e le attività

dell'esercizio trascorso. Il BEst PEG, essendo per costruzione basato su stime prospettiche, rappresenta l'unica eccezione a questo criterio, inserita deliberatamente per verificare se il premio si manifesti anche nei multipli *growth-adjusted*.

3.3 Presentazione dei risultati

Per ciascun multiplo di valutazione è stata condotta una regressione lineare semplice nella forma:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_i + \varepsilon_i$$

Dove:

- Y_i rappresenta il multiplo di mercato dell'azienda i ,
- X_i il punteggio di *AI Intensity* dell'azienda i ,
- β_0 l'intercetta,
- β_1 il coefficiente angolare che misura la sensibilità del multiplo alla X_i ,
- ε_i il termine di errore stocastico.

La significatività statistica è stata valutata al livello convenzionale del 5%.

3.3.1 Regressione 1: P/E

La prima regressione analizza la relazione tra il *Price/Earnings ratio* e l'*AI Intensity* su un campione di 360 osservazioni. Il modello stimato è:

$$\widehat{P/E} = 48,65 + 1,43 \cdot \text{AI Intensity}$$

L'R multiplo è pari a 0,121, con un R^2 di 0,0147 e un R^2 corretto di 0,0119. L'errore standard della regressione è elevato (126,61), indicando una considerevole dispersione dei dati attorno alla retta stimata.

L'analisi della varianza restituisce una statistica F di 5,33 con un p-value di 0,0216, che permette di rigettare l'ipotesi nulla di assenza di relazione al livello di significatività del 5%. Il coefficiente della variabile *AI Intensity* è pari a 1,429 (t-stat

= 2,31; p-value = 0,0216), con un intervallo di confidenza al 95% compreso tra 0,212 e 2,646. L'intercetta, pari a 48,65, è altamente significativa (p-value $\approx 9,94 \times 10^{-9}$).

Il risultato indica che, nel campione analizzato, esiste una relazione positiva e statisticamente significativa tra l'enfasi strategica sull'IA e il P/E: ogni unità aggiuntiva di *AI Intensity* si associa, mediamente, a un incremento di circa 1,43 punti nel multiplo P/E. Tuttavia, il “potere esplicativo” del modello è modesto, con l'*AI Intensity* che spiega soltanto l'1,47% della varianza totale del P/E.

OUTPUT RIEPILOGO

P/E

Statistica della regressione	
R multiplo	0.121101059
R al quadrato	0.014665467
R al quadrato corretto	0.011913135
Errore standard	126.6053592
Osservazioni	360

ANALISI VARIANZA

	gdl	SQ	MQ	F	Significatività F			
Regressione	1	85408.16376	85408.16376	5.32838019	0.021550159			
Residuo	358	5738352.282	16028.91699					
Totale	359	5823760.446						

	Coefficienti	Errore standard	Stat t	Valore di significatività	Inferiore 95%	Superiore 95%	Inferiore 95.0%	Superiore 95.0%
Intercetta	48.64576599	8.287063821	5.870084633	9.93822E-09	32.34832253	64.94320944	32.34832253	64.94320944
Variabile X 1	1.428901713	0.619020105	2.308328441	0.021550159	0.211529026	2.646274401	0.211529026	2.646274401

Figura 9. Fonte: L'autore. (2026).

3.3.2 Regressione 2: BEst PEG

La seconda regressione esamina la relazione con il *PEG Ratio* basato sulle stime di Bloomberg, su 302 osservazioni. Il modello stimato è:

$$\widehat{\text{BEst PEG}} = 3,12 + 0,01 \cdot \text{AI Intensity}$$

L'R multiplo è pari a 0,023, con un R^2 di 0,0005 e un R^2 corretto negativo (-0,0028), il che indica che il modello non aggiunge alcuna capacità esplicativa rispetto alla semplice media campionaria. L'errore standard è di 4,43.

L'analisi della varianza produce una statistica F di 0,163 con un p-value di 0,686, ampiamente superiore alla soglia di significatività. Il coefficiente di *AI Intensity* è pari a 0,010 (t-stat = 0,40; p-value = 0,686), con un intervallo di confidenza al 95% che

attraversa lo zero ($-0,039$; $+0,059$). L'intercetta, pari a 3,12, è significativa ($p\text{-value} \approx 6,27 \times 10^{-20}$).

Il risultato è chiaro: non esiste una relazione statisticamente significativa tra l'*AI Intensity* e il *PEG Ratio*. Il mercato, quando la valutazione viene normalizzata per il tasso di crescita atteso degli utili, non assegna un premio aggiuntivo alle aziende con maggiore enfasi sull'IA. Questo risultato, apparentemente controintuitivo, sarà oggetto di un'interpretazione approfondita nella sezione successiva.

OUTPUT RIEPILOGO

Coeff Best PEG

Statistica della regressione	
R multiplo	0.023328704
R al quadrato	0.000544228
R al quadrato corretto	-0.002787291
Errore standard	4.425008361
Osservazioni	302

ANALISI VARIANZA

	gdl	SQ	MQ	F	Significatività F			
Regressione	1	3.198652703	3.198653	0.163357432	0.686372014			
Residuo	300	5874.209699	19.5807					
Totale	301	5877.408352						

	Coefficienti	Errore standard	Stat t	Valore di significatività	Inferiore 95%	Superiore 95%	Inferiore 95.0%	Superiore 95.0%
Intercetta	3.123043086	0.317918759	9.8234	6.27131E-20	2.497409802	3.748676369	2.497409802	3.748676369
Variabile X 1	0.009976416	0.024683407	0.404175	0.686372014	-0.038598134	0.058550966	-0.038598134	0.058550966

Figura 10. Fonte: L'autore. (2026).

3.3.3 Regressione 3: EV/Sales LTM

La terza regressione, condotta su 402 osservazioni, analizza il multiplo EV/Vendite trailing e rappresenta il modello con la maggiore robustezza statistica tra i quattro esaminati. Il modello stimato è:

$$\widehat{EV/Sales}_{12m} = 7,08 + 0,21 \cdot AI \text{ Intensity}$$

L'R multiplo è pari a 0,175, con un R^2 di 0,0307 e un R^2 corretto di 0,0283. L'errore standard è di 12,51.

L'analisi della varianza produce una statistica F di 12,67 con un p-value di 0,000416, indicando un'elevata significatività del modello. Il coefficiente della variabile AI Intensity è pari a 0,210 (t-stat = 3,56; p-value = 0,0004), con un intervallo di

confidenza al 95% interamente positivo (0,094; 0,326). L'intercetta, pari a 7,08, è altamente significativa (p-value $\approx 3,69 \times 10^{-18}$).

Il risultato indica che l'EV/Sales è il multiplo più sensibile all'enfasi sull'IA: ogni unità aggiuntiva di *AI Intensity* si associa a un incremento medio di 0,21 punti nel rapporto EV/Vendite. Con un R² del 3,07%, questo modello presenta il potere esplicativo più elevato tra le quattro specifiche testate, pur rimanendo contenuto in valore assoluto.

OUTPUT RIEPILOGO

EV/Vend ult 12m

Statistica della regressione

R multiplo

0.175218884

R al quadrato

0.030701657

R al quadrato corretto

0.028278411

Errore standard

12.50747152

Osservazioni

402

ANALISI VARIANZA

gdl

SQ

MQ

F

Significatività F

Regressione

1

1981.998789

1981.998789

12.6696419

0.000416297

Residuo

400

62574.73749

156.4368437

Totale

401

64556.73628

Coefficienti

Errore standard

Stat t

Valore di significatività

Inferiore 95%

Superiore 95%

Inferiore 95.0%

Superiore 95.0%

Intercetta

7.07899293

0.776153033

9.120614921

3.68826E-18

5.553144103

8.604841757

5.553144103

8.604841757

Variabile X 1

0.210178201

0.059048042

3.559444043

0.000416297

0.094094927

0.326261476

0.094094927

0.326261476

Figura 11. Fonte: L'autore. (2026).

3.3.4 Regressione 4: EV/EBITDA LTM

La quarta regressione analizza il multiplo EV/EBITDA *trailing* su 372 osservazioni. Il modello stimato è:

$$\widehat{EV/EBITDA}_{12m} = 92,52 + 3,52 \cdot AI\ Intensity$$

L'R multiplo è pari a 0,036, con un R² di 0,0013 e un R² corretto negativo (−0,0014). L'errore standard è estremamente elevato (1.049,05), segnalando una dispersione dei dati di ordini di grandezza superiore rispetto agli altri modelli.

L'analisi della varianza produce una statistica F di 0,483 con un p-value di 0,488, ben al di sopra della soglia di significatività. Il coefficiente di *AI Intensity* è pari a 3,524 (t-stat = 0,69; p-value = 0,488), con un intervallo di confidenza al 95% molto ampio e centrato sullo zero (−6,45; +13,50). Anche l'intercetta, pari a 92,52, non risulta

significativa (p-value = 0,172), una circostanza atipica che riflette l'enorme variabilità del campione per questo multiplo.

Il risultato è inequivocabile: non esiste alcuna relazione statisticamente apprezzabile tra l'*AI Intensity* e l'EV/EBITDA. L'errore standard del modello, superiore a 1.000, indica la presenza di osservazioni con valori del multiplo estremamente eterogenei, presumibilmente imputabili alla presenza nel campione di aziende con EBITDA prossimi allo zero o negativi, che generano valori del multiplo tendenti all'infinito.

OUTPUT RIEPILOGO EV/EBITDA ult 12m

Statistica della regressione	
R multiplo	0.036096115
R al quadrato	0.00130293
R al quadrato corretto	-0.001396252
Errore standard	1049.04568
Osservazioni	372

ANALISI VARIANZA

	gdl	SQ	MQ	F	Significatività F
Regressione	1	531223.9895	531223.9895	0.482712872	0.487632112
Residuo	370	407183830	1100496.838		
Totale	371	407715054			

	Coefficienti	Errore standard	Stat t	Valore di significatività	Inferiore 95%	Superiore 95%	Inferiore 95.0%	Superiore 95.0%
Intercepta	92.5238005	67.59093795	1.368878777	0.171867622	-40.38676277	225.4343638	-40.38676277	225.4343638
Variabile X 1	3.524020171	5.072171687	0.694775411	0.487632112	-6.449878942	13.49791928	-6.449878942	13.49791928

Figura 12. Fonte: L'autore. (2026).

3.4 Interpretazione e discussione dei risultati

I risultati presentati nella sezione precedente consentono di affrontare la domanda centrale di questa tesi: il mercato attribuisce un premio di valutazione alle imprese che manifestano una maggiore enfasi strategica sull'Intelligenza Artificiale? La risposta, alla luce dell'evidenza empirica raccolta, è articolata: un *AI Premium* è compatibile con i risultati, ma si manifesta in modo selettivo e attraverso canali specifici della valutazione di mercato.

3.4.1 L'EV/Sales come veicolo primario dell'"AI Premium"

Il risultato più robusto dell'analisi è la significatività dell'EV/Sales, che merita un'interpretazione alla luce della teoria valutativa esposta nel Capitolo 1. Come argomentato nella sezione 1.3.2, l'EV/Sales è il multiplo metodologicamente più appropriato per le aziende in fase di crescita esponenziale o momentaneamente in

perdita operativa, poiché consente di valorizzare il potenziale di scala e la quota di mercato a prescindere dalla profittabilità corrente. La significatività di questo multiplo, e non di quelli basati sulla redditività operativa, è coerente con la natura dell'investimento in IA descritto nel Capitolo 2: come evidenziato nella sezione 2.1.2, il vantaggio competitivo derivante dalla GenAI si manifesta primariamente attraverso l'espansione strategica dell'offerta e la ridefinizione dei modelli di business, dinamiche che impattano il fatturato prima ancora dei margini.

In termini economici, il coefficiente stimato $\hat{\beta}_1 = 0,210$ suggerisce che, un'impresa con un punteggio di AI Intensity superiore di 10 unità rispetto a una comparabile presenterebbe un multiplo EV/Sales mediamente più elevato di circa 2,1 punti. Per un'azienda con un fatturato annuo di 10 miliardi di dollari, questo si tradurrebbe in un incremento dell'*Enterprise Value* implicito di circa 21 miliardi, una cifra economicamente rilevante che giustifica l'attenzione dei mercati verso la *disclosure* sull'IA. Va detto, però, che questo esempio è solamente illustrativo e non va interpretato come stima causale dell'impatto dell'AI sulla valutazione.

3.4.2 La significatività del P/E: il canale degli utili

La significatività, seppur marginale, del P/E indica che il premio non si limita alla dimensione dei ricavi, ma si estende, almeno parzialmente, alle aspettative di profittabilità futura. Il coefficiente di 1,429 suggerisce che il mercato è disposto a pagare circa 1,4 volte in più per ogni unità di utile di un'azienda ad alta *AI Intensity* rispetto a una con bassa *AI Intensity*. Questa evidenza è compatibile con l'ipotesi che gli investitori incorporino nel P/E un'aspettativa di espansione dei margini futuri legata all'adozione dell'IA, in linea con la relazione fondamentale tra P/E e crescita attesa derivata dal modello di Gordon e discussa nel paragrafo 1.3.2:

$$P/E = \frac{\text{Payout Ratio} \times (1 + g)}{k_e - g}$$

Un P/E più elevato, a parità di k_e e *payout*, riflette un tasso di crescita g atteso superiore. La significatività del P/E, dunque, suggerisce che il mercato associa all'*AI Intensity* aspettative di crescita più sostenute.

3.4.3 La non significatività del PEG: un risultato atteso

La mancata significatività del *BES PEG Ratio*, lungi dal contraddire l'ipotesi dell'"*AI Premium*", la rafforza sotto un profilo teorico. Il PEG è per costruzione definito come il rapporto tra il P/E e il tasso di crescita atteso degli utili (g). Se il mercato incorpora le aspettative legate all'IA sia nel numeratore (il P/E, attraverso un premio di valutazione) sia nel denominatore (la crescita attesa g , attraverso proiezioni di utili più elevate per le aziende *AI-intensive*), allora la normalizzazione operata dal PEG neutralizza il premio stesso. In altri termini, il PEG "controlla" per la crescita attesa: se il mercato già riflette l'IA nel tasso di crescita di consenso stimato dagli analisti Bloomberg, il PEG non può per definizione catturare un residuo significativo.

Questo risultato è perfettamente coerente con la tassonomia dei multipli presentata nel Capitolo 1: il PEG è progettato per confrontare aziende su una base *growth-adjusted*, rimuovendo esattamente quel differenziale di crescita che, secondo la nostra ipotesi, costituisce il principale canale attraverso cui l'IA si traduce in valore di mercato.

3.4.4 La non significatività dell'EV/EBITDA: l'effetto compressione dei margini

L'assenza di relazione tra *AI Intensity* e EV/EBITDA merita un'interpretazione economica articolata. L'EBITDA, come discusso nella sezione 1.3.2, è un *proxy* dei flussi di cassa operativi e riflette la profittabilità corrente dell'impresa. Si possono ipotizzare almeno tre spiegazioni concorrenti per questo risultato.

In primo luogo, le aziende ad alta *AI Intensity* sono spesso impegnate in cicli di investimento intensivi in ricerca, sviluppo e infrastruttura computazionale, che comprimono i margini operativi nel breve-medio periodo. Come evidenziato nella sezione 2.2.3 con i dati di KPMG, l'opportunità di valore generata dall'IA richiede

investimenti iniziali significativi prima di tradursi in margini EBITDA superiori. Questo effetto di compressione temporanea della marginalità potrebbe generare un EV/EBITDA elevato per le aziende *AI-intensive* non perché il mercato le valuti di più a parità di EBITDA, ma perché il loro EBITDA è depresso rispetto al potenziale. In tal caso, la relazione tra *AI Intensity* e EV/EBITDA sarebbe mediata dalla redditività corrente, generando un effetto confondente non catturabile dalla regressione semplice.

In secondo luogo, l'errore standard estremamente elevato (1.049) indica la presenza di estrema eterogeneità nel campione per questo multiplo. La distribuzione dell'EV/EBITDA nel NASDAQ 100 è presumibilmente fortemente asimmetrica positiva, con alcune osservazioni caratterizzate da EBITDA prossimi allo zero che generano valori del multiplo tendenti all'infinito. Come sottolineato nella sezione 1.3.2, la distribuzione dei multipli è tipicamente asimmetrica positiva, e tale proprietà è particolarmente accentuata per l'EV/EBITDA nel segmento tecnologico.

In terzo luogo, il risultato potrebbe riflettere un'effettiva assenza di legame diretto tra *AI Intensity* e redditività operativa corrente, coerente con la distinzione tra "*Everyday AI*" e "*Transformational AI*" discussa nella sezione 2.2.1: la maggior parte delle aziende che menzionano frequentemente l'IA nei propri *filing* potrebbe trovarsi ancora nella fase dell'"*Everyday AI*", in cui i guadagni di efficienza non si sono ancora tradotti in un miglioramento strutturale dell'EBITDA.

3.4.5 L'interpretazione degli R^2 bassi

Un aspetto che merita una discussione specifica è il valore contenuto dei coefficienti di determinazione, che non superano il 3,07% neppure nel modello più performante. Tale risultato non invalida l'analisi, ma ne circoscrive l'interpretazione. I multipli di mercato sono determinati da un insieme complesso e multidimensionale di fondamentali, tra cui il tasso di crescita, la redditività, il profilo di rischio, la struttura del capitale, il settore di appartenenza e il contesto macroeconomico. Come discusso nel paragrafo 1.3.2, nessun multiplo è una variabile indipendente: il suo valore è la sintesi di un complesso sistema di fondamentali economici. In un modello univariato, l'*AI Intensity* può al più catturare il contributo marginale di un singolo fattore su una

varianza totale dominata da molteplici determinanti. Un R^2 del 3% per un singolo regressore in un modello di *pricing cross-sectional* non è inusuale nella letteratura empirica in finanza, e il valore informativo risiede nella significatività statistica del coefficiente, non nel potere esplicativo complessivo del modello.

3.4.6 Collegamento con il contesto dell'IA: una lettura integrata

I risultati empirici trovano una chiave di lettura coerente se collocati nel contesto del Capitolo 2. La dinamica dell'*AI Premium* rispecchia la fase attuale del ciclo di adozione dell'IA, caratterizzata da quello che il MIT definisce "*GenAI Divide*", approfondita nella sezione 2.2: un divario tra le aspettative del mercato e i risultati operativi effettivi. Il mercato sembra prezzare l'IA come un'opzione reale sul futuro, un potenziale di crescita che si riflette nei multipli basati sui ricavi (EV/Sales) e, in misura minore, nelle aspettative di utili futuri incorporate nel P/E, piuttosto che come un miglioramento tangibile della profittabilità corrente (EV/EBITDA).

Questa interpretazione è coerente con l'analisi dei limiti del DCF in contesti di elevata incertezza, di cui si è discusso nella sezione 1.2.4: il valore dell'IA risiede in gran parte negli asset intangibili e nelle opzioni reali, elementi che il mercato incorpora più facilmente nei multipli orientati alla crescita e alla scala (EV/Sales) piuttosto che in quelli focalizzati sulla redditività operativa corrente (EV/EBITDA).

In sintesi, l'evidenza empirica suggerisce che il mercato sta effettivamente prezzando un *AI Premium*, ma lo fa attraverso il canale delle aspettative di crescita futura piuttosto che attraverso il riconoscimento di un miglioramento operativo già conseguito. Il premio è reale ma contenuto, selettivo nella sua manifestazione e, come si discuterà nella sezione seguente, soggetto a importanti cautele metodologiche.

3.5 Limiti dell'analisi e sviluppi futuri

La presente analisi, pur offrendo evidenze empiriche a supporto dell'ipotesi di un *AI Premium*, presenta limitazioni metodologiche che ne circoscrivono la portata e suggeriscono direzioni per future ricerche.

Il limite più rilevante è l'impiego della regressione lineare semplice, che espone i risultati al rischio di *omitted variable bias*. I multipli di mercato sono influenzati simultaneamente da numerose variabili, tra cui la dimensione dell'impresa, il settore di appartenenza, il tasso di crescita storico e prospettico, la marginalità operativa, la struttura del capitale e le condizioni macroeconomiche. L'omissione di questi fattori dal modello implica che il coefficiente stimato per l'*AI Intensity* potrebbe catturare, in parte, l'effetto di variabili correlate ma non incluse. Un naturale sviluppo futuro sarebbe l'adozione di un modello di regressione multipla che controlli per i principali fondamentali aziendali, o l'utilizzo di tecniche econometriche più avanzate come la regressione *panel* con effetti fissi per azienda e per anno, al fine di stimare più rigorosamente l'associazione parziale tra *AI Intensity* e multipli, controllando per eterogeneità non osservata e per fattori comuni nel tempo.

Un secondo limite riguarda la natura della variabile indipendente. L'*AI Intensity*, basata sul conteggio delle occorrenze di keyword nei *filing* SEC, misura la *disclosure* strategica sull'IA, non l'effettiva implementazione tecnologica. Un'azienda potrebbe menzionare l'Intelligenza Artificiale con elevata frequenza nei propri documenti per ragioni di marketing o per segnalare al mercato un posizionamento innovativo, senza che ciò corrisponda a investimenti sostanziali o a un'integrazione operativa reale. Specularmente, un'azienda con un utilizzo avanzato ma discreto dell'IA potrebbe presentare un punteggio di *AI Intensity* contenuto. Questa discrepanza tra narrazione e realtà operativa, che richiama la distinzione tra "*Everyday AI*" e "*Transformational AI*" del paragrafo 2.2.1, rappresenta un potenziale fattore di attenuazione dei risultati. Sviluppi futuri potrebbero integrare la metrica testuale con indicatori di investimento effettivo, come la spesa in *R&D* normalizzata per i ricavi, il numero di brevetti IA depositati o la percentuale di *CapEx* destinata a infrastrutture computazionali.

Un terzo limite è rappresentato dalla specificità del campione. Il NASDAQ 100, pur essendo rappresentativo del segmento tecnologico-innovativo, non è generalizzabile all'intero mercato azionario. Le imprese incluse sono prevalentemente *large-cap*, con sede in giurisdizioni avanzate e un elevato grado di sofisticazione nella disclosure

finanziaria. Restano escluse le PMI, le aziende non quotate e quelle operanti in settori tradizionali, per i quali la relazione tra IA e valutazione potrebbe manifestarsi con modalità e intensità differenti. Un ampliamento del campione ad altri indici, come lo S&P 500 o lo STOXX Europe 600, permetterebbe di testare la robustezza e la validità esterna dei risultati.

Un quarto aspetto meritevole di approfondimento riguarda la dimensione temporale. Il pooling di osservazioni dal 2022 al 2025 tratta implicitamente la relazione come stabile nel tempo. Tuttavia, è ragionevole ipotizzare che l'*AI Premium* si sia intensificato dopo il lancio di ChatGPT nel novembre 2022, evento che ha catalizzato l'attenzione dei mercati sulla GenAI. Un'analisi panel stratificata per anno fiscale, o un modello con interazioni temporali, potrebbe rivelare una dinamica evolutiva del premio che la presente analisi *cross-sectional* non è in grado di catturare.

Infine, è doveroso segnalare il rischio di endogeneità e causalità inversa. La relazione osservata potrebbe non riflettere soltanto l'effetto dell'*AI Intensity* sulla valutazione, ma anche il fenomeno opposto: le aziende con valutazioni più elevate, disponendo di maggiori risorse finanziarie e di una capitalizzazione superiore, potrebbero essere più propense a investire in IA e ad enfatizzarne l'adozione nella comunicazione istituzionale. L'impiego di variabili strumentali o di tecniche di *matching* potrebbe contribuire a dirimere la direzione causale della relazione in future ricerche.

Conclusione

Il presente lavoro ha indagato, attraverso un approccio che coniuga rigore teorico e analisi empirica, se il mercato finanziario attribuisca un premio di valutazione alle imprese che manifestano una maggiore enfasi strategica sull'Intelligenza Artificiale.

L'evidenza raccolta consente di formulare una risposta articolata. L'analisi empirica condotta sulle società del NASDAQ 100 nel periodo 2022–2025 rileva una relazione positiva e statisticamente significativa tra l'indice proprietario di *AI Intensity* e il multiplo EV/Sales, nonché, in misura più contenuta, il P/E. Al contrario, il BEst PEG Ratio e l'EV/EBITDA non mostrano alcuna associazione significativa. Questo pattern di risultati non è casuale, ma riflette una logica economica coerente: il mercato sta prezzando l'IA come un potenziale di crescita futura, incorporato nei multipli orientati ai ricavi e alla scala, piuttosto che come un miglioramento della profittabilità operativa già conseguito.

La mancata significatività del PEG, lungi dal contraddire l'ipotesi dell'*AI Premium*, la rafforza: se il mercato incorpora le aspettative legate all'IA sia nel P/E sia nel tasso di crescita atteso degli utili, la normalizzazione operata dal PEG neutralizza il premio stesso. Analogamente, l'assenza di relazione con l'EV/EBITDA è coerente con la fase attuale del ciclo di adozione, il *GenAI Divide* analizzato nel Capitolo 2, in cui gli investimenti in IA comprimono i margini nel breve periodo prima di tradursi in risultati operativi strutturali.

Questi risultati si collocano nel quadro più ampio delineato nei primi due capitoli. La teoria valutativa ha mostrato come i multipli non siano variabili indipendenti, ma funzioni dei fondamentali aziendali; l'analisi del contesto tecnologico ha evidenziato come il valore dell'IA risieda in gran parte negli asset intangibili e nelle opzioni reali, elementi che il DCF tradizionale fatica a catturare e che il mercato incorpora più agevolmente nei multipli orientati alla crescita. Il caso *Project Vend* ha inoltre illustrato come l'autonomia agentica, senza un'adeguata architettura di governance, generi caos piuttosto che efficienza, ricordando che la distanza tra narrazione tecnologica e implementazione operativa resta considerevole.

È tuttavia doveroso sottolineare le cautele metodologiche. Il modello univariato impiegato espone i risultati al rischio di *omitted variable bias*; la metrica di *AI Intensity* cattura la *disclosure* strategica e non l'effettiva implementazione; il campione, limitato al NASDAQ 100, non ha probabilmente validità esterna; e il rischio di causalità inversa, ovvero che le aziende con valutazioni elevate investono di più in IA, anziché il contrario, non può essere escluso senza tecniche econometriche più sofisticate.

In definitiva, l'*AI Premium* emerge dai dati come un fenomeno reale ma contenuto, selettivo nella sua manifestazione e radicato nelle aspettative più che nei risultati correnti. Il mercato finanziario, nel prezzare l'Intelligenza Artificiale, sembra comportarsi come un investitore in opzioni: attribuisce valore alla possibilità di una trasformazione futura, pur in assenza di una certezza sulla sua realizzazione. Questa dinamica, lungi dall'essere un'anomalia, è il riflesso di una fase storica in cui la tecnologia ha superato la capacità organizzativa delle imprese di assorbirla; un divario che, quando verrà colmato, potrà tradurre il premio speculativo odierno in valore fondamentale duraturo, o, al contrario, rivelarne la natura di bolla narrativa. La direzione di questo esito dipenderà non tanto dall'evoluzione dei modelli di IA, quanto dalla capacità delle imprese di riprogettare i propri processi, governare i rischi dell'autonomia agantica e convertire l'enfasi strategica in risultati operativi misurabili.

Bibliografia

Allen, L., Höck, B., & Clamp, A. (2025). Intelligent banking: A blueprint for creating value through AI-driven transformation. KPMG.

Anthropic. (2025, June 27). Project Vend: Can Claude run a small shop? (And why does that matter?). <https://www.anthropic.com/research/project-vend-1>

Anthropic. (2025, December 18). Project Vend: Phase two. <https://www.anthropic.com/research/project-vend-2>

Baumol, W. J. (1967). Macroeconomics of unbalanced growth: the anatomy of urban crisis. *The American Economic Review*, 57(3), 415–426.

Beer, S. (1985). *Diagnosing the system for organizations*. J. Wiley.

Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., Edmans, A., & Sandri, S. (2024). *Principi di finanza aziendale* (9th ed.). McGraw-Hill Education.

Challapally, A., Pease, C., Raskar, R., & Chari, P. (2025). State of AI in Business 2025: The GenAI Divide. MIT NANDA.

Chen, Y., Benton, J., Radhakrishnan, A., Uesato, J., Denison, C., Schulman, J., Somani, A., Hase, P., Wagner, M., Roger, F., Mikulik, V., Bowman, S., Leike, J., Kaplan, J., & Perez, E. (2025). Reasoning Models Don't Always Say What They Think. Anthropic. https://assets.anthropic.com/m/71876fabef0f0ed4/original/reasoning_models_paper.pdf

Corbella, S., Liberatore, G., & Tiscini, R. (2020). *Manuale di valutazione d'azienda. Approfondimenti su profili applicativi e ambiti professionali* (1st ed.). McGraw-Hill Italia.

Cornell, B., & Gokhale, R. (2017). Do Valuation Multiples Reflect a Size Effect? *Journal of Business Valuation and Economic Loss Analysis*, 13(1). <https://doi.org/10.1515/jbvela-2015-0013>

Damodaran, A. (2025). Guida pratica alla valutazione d'azienda. Hoepli Editore.
Edin, P., Sehgal, S., Svensson, R., Soe, H. H. K., Pacilio, J., & Doel, J. (2025). Quantifying the GenAI opportunity: Lessons learned from benchmarking 17 million+ companies worldwide. KPMG.

Fazzini, M. (2018). *Business Valuation* (1st ed.). Palgrave Macmillan, Cham.
International Valuation Standards Council. (2024). *International Valuation Standards*. IVSC.

Jevons, W. S. (1906). The Coal Question: An Inquiry Concerning the Progress of the Nation, and the Probable Exhaustion of our Coal Mines. *Journal of the Royal Statistical Society*, 69(4), 770. <https://doi.org/10.2307/2339280>

Korst, J., Puntoni, S., & Tambe, P. (2025). 2025 AI Adoption Report: Gen AI Fast-Tracks Into the Enterprise. Wharton Human-AI Research.

Marasca, S. (2014). *I principali fattori di incertezza nella valutazione d'azienda* (1st ed.). Giuffrè.

Maslej, N., Fattorini, L., Perrault, R., Gil, Y., Parli, V., Kariuki, N., Capstick, E., Reuel, A., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ligett, K., Lyons, T., Manyika, J., Niebles, J. C., Shoham, Y., Wald, R., Walsh, T., Hamrah, A., Santarlasci, L., & Lotufo, J. B. (2025). *The AI Index 2025 Annual Report*. Stanford University.

Rosenbaum, J., & Pearl, J. (2009). *Investment Banking: Valuation, Leveraged Buyouts, and Mergers & Acquisitions* (1st ed.). John Wiley & Sons.

Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T. (2025). The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation. McKinsey & Company.

Stern, J. (2025, December 18). We Let Anthropic's Claude AI Run Our Office Vending Machine. It Lost Hundreds of Dollars. The Wall Street Journal.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. <https://arxiv.org/pdf/1706.03762>
Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., Zhao, W. X., Wei, Z., & Wen, J.-R. (2023, September 7). A Survey on Large Language Model based Autonomous Agents. ArXiv.org. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.11432>

Yao, S., Zhao, J., Yu, D., Du, N., Shafran, I., Narasimhan, K., & Cao, Y. (2023). ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.03629>