



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”

Corso di Laurea triennale in

**Intelligenza Artificiale e Supply Chain Management:
dall’ottimizzazione dei processi alle sfide
dell’implementazione**

**Artificial Intelligence in Supply Chain Management:
process optimization and implementation challenges**

Relatore: Chiar.mo Prof.
Attilio Mucelli

Rapporto finale di:
Tiziano Polidori

Anno Accademico 2025/2026

Indice

Introduzione	pag.1
--------------------	-------

Capitolo 1 La Supply Chain: struttura, obiettivi e criticità

1.1 Definizione della Supply Chain	pag.3
1.2 Obiettivi, funzioni e struttura	pag.4
1.3 Rischi e criticità	pag.5
1.3.1 <i>Bullwhip Effect</i>	pag.6
1.4 Sostenibilità della Supply Chain	pag.8
1.4.1 Sostenibilità e resilienza	pag.9

Capitolo 2 La trasformazione digitale della Supply Chain

2.1 La digitalizzazione della Supply Chain	pag.11
2.1.1 Intelligenza artificiale e Machine Learning	pag.13
2.2 Applicazioni dell'AI nei processi della Supply Chain	pag.15
2.2.1 Previsione della domanda	pag.15
2.2.2 <i>Procurement</i> e gestione dei fornitori	pag.17
2.2.3 Produzione	pag.18
2.2.4 Gestione del magazzino	pag.20
2.2.5 Trasporto e logistica	pag.21
2.2.6 <i>Control tower</i> e coordinamento della Supply Chain	pag.22

2.3 Impatto dell'Intelligenza Artificiale sulla Supply Chain.....	pag.23
---	--------

Capitolo 3 Implementazione dell'intelligenza artificiale nella Supply

Chain: infrastrutture, persone e rischi

3.1 Dall'opportunità alla complessità implementativa	pag.25
3.1.1 La decisione di implementazione	pag.25
3.1.2 Infrastruttura tecnologica e gestione dati.....	pag.27
3.1.3 Scalabilità e implementazione progressiva.....	pag.30
3.1.4 Il fattore umano.....	pag.30
3.2 I fattori di rischio implementativo	pag.32

Conclusioni	pag.35
-------------------	--------

Bibliografia	pag.36
--------------------	--------

Introduzione

Lo sviluppo del presente lavoro trae origine dall'interesse maturato nei confronti dei temi della supply chain e della trasformazione digitale durante un'esperienza di mobilità internazionale. Successivamente, l'approfondimento della letteratura scientifica nell'ambito del management ha evidenziato la crescente rilevanza dell'intelligenza artificiale come strumento di supporto ai processi decisionali e operativi delle organizzazioni, consolidando l'interesse verso tale ambito di studio.

L'argomento risulta particolarmente attuale in un contesto economico caratterizzato da elevata complessità, volatilità e incertezza, nel quale le supply chain sono chiamate ad adattarsi continuamente a cambiamenti tecnologici, economici e geopolitici. In tale scenario, l'intelligenza artificiale, insieme ad altre tecnologie sta assumendo un ruolo sempre più rilevante nel miglioramento delle performance aziendali e nella gestione delle catene di approvvigionamento.

Il presente elaborato si propone quindi di analizzare il contributo dell'intelligenza artificiale alla supply chain, approfondendone sia le potenzialità sia le criticità implementative. A tal fine, il primo capitolo descrive la struttura, gli obiettivi e le principali criticità della supply chain. Il secondo capitolo esamina i principi di funzionamento dell'intelligenza artificiale e delle tecnologie correlate, analizzandone le principali applicazioni nei diversi processi della supply chain e i benefici conseguibili. Infine, il terzo capitolo approfondisce le modalità di implementazione dell'intelligenza artificiale, evidenziando i fattori abilitanti, il ruolo delle persone e dell'organizzazione, nonché i principali rischi e limiti associati alla sua adozione.

CAPITOLO 1

La Supply Chain: struttura, obiettivi e criticità

1.1 Definizione della Supply Chain

Per affrontare e comprendere il tema centrale della presente analisi, è necessario, innanzitutto, fornire una definizione sistematica di cosa si intende per “supply chain”. In letteratura, essa viene definita come “*a network of facilities and distribution that performs the functions of procurement of materials, transformation of these materials into intermediate and finished products, and the distribution of these finished products to customers*”.¹

In tale prospettiva, la supply chain può essere interpretata come una rete integrata di attori tra loro autonomi ma interconnessi, ciascuno dei quali contribuisce a una specifica fase del processo produttivo e distributivo. Questa configurazione implica una suddivisione delle attività lungo più soggetti economici, consentendo un elevato grado di specializzazione.

All'interno della supply chain è possibile distinguere due principali ambiti: uno manageriale e uno operativo. Il primo svolge funzioni di coordinamento e controllo, definendo le linee strategiche e assicurando la coerenza tra le diverse attività della catena. In questo senso, il livello manageriale rappresenta l'elemento guida, in quanto incorpora la visione e la cultura aziendale.

Il livello operativo, invece, è responsabile della gestione concreta dei processi. Esso include decisioni riguardanti, ad esempio, la localizzazione dei magazzini e la scelta tra strategie *push* e *pull*. Nel primo caso, la produzione è basata su previsioni

¹ Ganeshan, Ram and Terry P. Harrison, “An Introduction to Supply Chain Management”, Department of Management Science and Information Systems, 303 Beam Business Building, Penn State University, 1995, pag.1

della domanda, mentre nel secondo viene avviata solo a seguito di ordini effettivi da parte dei clienti.

La presenza di molteplici attori e livelli decisionali evidenzia il carattere articolato e interdipendente intrinseco della supply chain.

1.2 Obiettivi, funzioni e struttura

L'obiettivo principale della supply chain è la massimizzazione della soddisfazione del cliente finale, attraverso il rispetto di elevati standard qualitativi, tempi di consegna ridotti e una crescente capacità di personalizzazione del prodotto. Il raggiungimento di tale obiettivo richiede un efficace coordinamento tra le diverse attività che compongono la catena, le quali includono il *procurement* delle materie prime, la produzione, la gestione delle scorte, la distribuzione e la previsione della domanda.

In questo contesto, la gestione della supply chain si configura come un insieme integrato di processi finalizzati alla creazione di valore lungo l'intero ciclo produttivo e distributivo. In particolare, la capacità di prevedere la domanda e di allineare i flussi produttivi e logistici risulta fondamentale per garantire un equilibrio tra livello di servizio e contenimento dei costi.

Per perseguire tali obiettivi, le imprese tendono a esternalizzare alcune fasi del processo produttivo, affidandosi a operatori specializzati. Questa scelta consente, in primo luogo, di aumentare la flessibilità e la capacità di adattamento alla variabilità della domanda. In presenza di un incremento della domanda, infatti, la rete di fornitori può adeguare rapidamente i livelli produttivi; viceversa, una contrazione della domanda riduce il rischio di accumulo di scorte.

In secondo luogo, l'esternalizzazione permette una significativa riduzione dei costi operativi, evitando investimenti diretti in infrastrutture, tecnologie e formazione del personale. Le imprese possono così beneficiare delle competenze specifiche dei partner, migliorando l'efficienza complessiva del sistema.

Tuttavia, tali vantaggi sono strettamente legati alla capacità di coordinare efficacemente i diversi attori coinvolti. Ne deriva che la gestione della supply chain non rappresenta soltanto un insieme di attività operative, ma costituisce un elemento strategico per la competitività aziendale, in quanto consente di bilanciare efficienza, flessibilità e livello di servizio.

1.3 Rischi e criticità

La struttura complessa di una supply chain la rende particolarmente esposta a una serie di rischi che possono comprometterne la stabilità e la continuità operativa.

In questo contesto, emerge la necessità di garantire un elevato grado di flessibilità e capacità di adattamento, soprattutto in relazione a un ambiente esterno sempre più incerto. I recenti eventi geopolitici, infatti, hanno evidenziato come tensioni internazionali e instabilità economico-politica possano generare significative interruzioni lungo la catena di approvvigionamento. In particolare, la presenza di fornitori localizzati in aree critiche può determinare vere e proprie discontinuità nei flussi produttivi, compromettendo l'intero sistema.

Per far fronte a tali criticità, le imprese stanno adottando strategie orientate al rafforzamento della resilienza e volte all'incremento di flessibilità, tra cui la diversificazione dei fornitori e il *reshoring*, ossia il rientro di alcune attività produttive nel paese di origine. Tuttavia, la flessibilità dipende non solo dalla capacità operativa dei singoli operatori, ma anche dal design della rete, ovvero dalla struttura delle relazioni tra i nodi di domanda e offerta. Strutture maggiormente interconnesse consentono una migliore redistribuzione delle risorse e una più elevata capacità di risposta agli shock esterni, contribuendo a rafforzare la resilienza complessiva del sistema.²

² Y. Gao, G.Liu, S.Shum, "Supply chain flexibility with link disruptions", Operations Research Letters, Volume 64, 2026, pag.5

Un ulteriore elemento di rischio è rappresentato dall'inflazione, che incide direttamente sui costi lungo tutta la supply chain. L'aumento dei prezzi delle materie prime e, in particolare, dei costi energetici e di trasporto, può avere un impatto significativo soprattutto nelle catene globali caratterizzate da elevata dispersione geografica. In tale contesto, recenti studi evidenziano come l'inflazione introduca un ulteriore livello di incertezza nella gestione della supply chain, incidendo sulla prevedibilità dei costi e sulla stabilità dei prezzi. In particolare, all'aumentare del *lead time* cresce l'esposizione al rischio di variazioni dei prezzi, rendendo meno efficaci i modelli decisionali tradizionali basati su condizioni relativamente stabili. Questo aspetto risulta particolarmente rilevante nelle catene globali, dove i tempi di approvvigionamento sono più lunghi e maggiormente soggetti a variazioni. Ne deriva la necessità di adottare approcci gestionali più flessibili e dinamici, in grado di operare efficacemente anche in contesti caratterizzati da elevata incertezza.³

Parallelamente, la crescente digitalizzazione dei processi produttivi e logistici ha determinato una sempre maggiore dipendenza dalle tecnologie. Se da un lato ciò consente di migliorare l'efficienza e la produttività, dall'altro espone le imprese a nuovi rischi, in particolare in ambito di cybersecurity. La necessità di proteggere dati sensibili e infrastrutture digitali rende quindi indispensabile l'adozione di sistemi di sicurezza avanzati.

1.3.1 Bullwhip Effect

Ai temi esposti va aggiunta la riflessione che l'interdipendenza tra le diverse fasi della supply chain si riflette anche nella difficoltà di coordinamento tra le diverse fasi del processo. Un esempio significativo è rappresentato dal cosiddetto

³ K. A. Chayjan, J. Razmi, S. H. Amin, "An analytical investigation of inflation's effects on supply chain strategies", Supply Chain Analytics, 12, 2025, pag.12

bullwhip effect, fenomeno per cui piccole variazioni della domanda a valle della catena tendono ad amplificarsi progressivamente risalendo verso monte, determinando un aumento della volatilità della domanda lungo i diversi livelli della supply chain.

Tale fenomeno è strettamente legato alla frequenza e alle dimensioni degli ordini tra i diversi attori della catena. In particolare, quando gli ordini non vengono effettuati con continuità, ma a intervalli più lunghi, le imprese tendono a concentrare la domanda in quantità più elevate. Questo comporta che, invece di trasmettere una domanda stabile e regolare, vengano generati picchi alternati a periodi di inattività, aumentando così la variabilità percepita a monte della catena.

Inoltre, l'aggregazione degli ordini in lotti di dimensioni maggiori amplifica ulteriormente tale effetto: piccole variazioni nella domanda finale si traducono in variazioni molto più ampie negli ordini effettuati ai fornitori, generando una distorsione progressiva dell'informazione lungo la supply chain.

Un'ulteriore causa è rappresentata dalle politiche promozionali e dagli sconti, che possono indurre una domanda artificiale. In tali situazioni, i consumatori tendono ad anticipare o aumentare gli acquisti, creando una percezione non realistica della domanda effettiva e contribuendo ad accrescere la volatilità.

Le conseguenze del *bullwhip effect* si traducono in inefficienze rilevanti, tra cui l'accumulo eccessivo di scorte, una gestione inefficace della produzione e un incremento dei costi operativi. Tale fenomeno può essere mitigato tramite trasparenza, collaborazione e tempestività nella condivisione delle informazioni.

Tali criticità evidenziano come i modelli tradizionali di gestione della supply chain possano risultare insufficienti in contesti caratterizzati da elevata incertezza e dinamicità operativa⁴.

⁴ A. Grando, V. Belvedere, R. Secchi, G. Stabilini, *Production, Operations and Supply Chain Management*, 1° Edizione, EGEA S.p.a. (Bocconi University Press), Milano, 2021, pag. 415

1.4 Sostenibilità della supply chain

Come discusso precedentemente, la supply chain deve costantemente adattarsi non solo allo sviluppo tecnologico, ma anche alle crescenti esigenze di sostenibilità, tema che ha assunto un ruolo centrale a livello internazionale negli ultimi decenni. In questo contesto, lo sviluppo sostenibile viene definito per la prima volta nel 1987 come “*Development that meets the needs of the present without compromising the ability of future generations to meet their own needs*”⁵

Tale prospettiva implica la necessità di una trasformazione non solo operativa, ma anche culturale delle imprese, volta a rendere le supply chain più responsabili sotto il profilo economico, sociale e ambientale. Infatti, l’attuale modello produttivo si basa in larga parte su risorse naturali limitate, molte delle quali stanno progressivamente esaurendosi, come nel caso di alcune materie prime fondamentali per la produzione industriale e tecnologica. A ciò si aggiunge l’impatto ambientale derivante dall’utilizzo di combustibili fossili, responsabili di elevate emissioni di CO₂.

In risposta a tali criticità, si è sviluppato il concetto di Triple Bottom Line, secondo cui le imprese devono perseguire simultaneamente tre obiettivi: la sostenibilità economica (*profit*), la responsabilità sociale (*people*) e la tutela ambientale (*planet*). Questo approccio evidenzia come la creazione di valore non possa più essere valutata esclusivamente in termini economici, ma debba considerare anche l’impatto complessivo delle attività aziendali.

In tale contesto, sono stati introdotti diversi strumenti volti a monitorare e migliorare le performance sostenibili delle imprese. Tra questi, il *Life Cycle Assessment* consente di valutare l’impatto ambientale di un prodotto lungo l’intero ciclo di vita, mentre standard di rendicontazione come il *Global Reporting Initiative* favoriscono una maggiore trasparenza. Allo stesso modo, certificazioni come la B

⁵ World Commission on Environment and Development (WCED), 1987, pag.24

Corp rappresentano un riconoscimento dell'impegno delle imprese in ambito sociale e ambientale.

Tuttavia, l'adozione di pratiche sostenibili comporta costi aggiuntivi e richiede un profondo ripensamento dei modelli di business tradizionali. In questa prospettiva, molte imprese stanno progressivamente abbandonando il modello di economia lineare, basato sul ciclo produzione-consumo-smaltimento, a favore di un'economia circolare, che promuove il riutilizzo delle risorse e la riduzione degli sprechi.

1.4.1 Sostenibilità e resilienza

In tale contesto, si ritiene spesso che sostenibilità e resilienza rappresentino obiettivi in contrasto. Da un lato, infatti, l'aumento della resilienza può richiedere una maggiore diversificazione dei fornitori; dall'altro, l'adozione di criteri di sostenibilità può limitare il numero di partner selezionabili, riducendo apparentemente la flessibilità della catena.

Tuttavia, questa visione risulta parziale. Sostenibilità e resilienza possono essere considerate due dimensioni complementari: una supply chain sostenibile tende infatti a essere anche più resiliente. Il rispetto di standard ambientali e sociali contribuisce a prevenire rischi legali e reputazionali, riducendo l'esposizione a shock esterni. Allo stesso tempo, la riduzione degli sprechi consente di migliorare l'efficienza operativa e contenere i costi nel lungo periodo, mentre una maggiore attenzione alla responsabilità sociale rafforza la fiducia e la fidelizzazione dei clienti, soprattutto in contesti di crisi.

Questo rapporto può essere ulteriormente analizzato attraverso la logica del *total cost of quality*, che distingue tra costi di prevenzione, costi di controllo, costi di fallimento interno e costi di fallimento esterno. I costi di prevenzione riguardano le attività volte a evitare errori e difetti, come la formazione del personale, la

manutenzione e la selezione dei fornitori. I costi di controllo comprendono invece le attività di verifica della qualità, quali ispezioni e test sui prodotti.

I costi di fallimento interno si riferiscono agli errori individuati prima che il prodotto raggiunga il cliente, come scarti o rilavorazioni, mentre i costi di fallimento esterno riguardano difetti rilevati dopo la vendita, includendo resi, reclami e perdita di reputazione. L'adozione di pratiche sostenibili comporta generalmente un incremento dei costi di prevenzione e controllo; tuttavia, tali investimenti consentono di ridurre significativamente i costi legati ai fallimenti, sia interni che esterni, migliorando al contempo la reputazione aziendale.

Nonostante i benefici nel medio-lungo periodo, la transizione verso supply chain sostenibili si configura come un processo complesso, che richiede un elevato livello di capacità di gestione dei dati e continui investimenti.

In tale scenario, la crescente complessità decisionale rende necessario il ricorso a strumenti avanzati in grado di supportare le imprese nella gestione efficiente delle risorse e nella riduzione degli impatti ambientali. Le criticità analizzate, tra cui l'incertezza della domanda, i rischi operativi e le sfide legate alla sostenibilità, evidenziano infatti i limiti degli approcci tradizionali di gestione della supply chain.⁶

In questo contesto, l'intelligenza artificiale emerge come una leva strategica fondamentale, in quanto consente di ottimizzare i processi, migliorare la capacità previsionale e favorire lo sviluppo di modelli produttivi più efficienti e sostenibili.

⁶ H. Miller, K.Engemann, "Resilience and Sustainability in Supply Chains", Muhlenberg College Special Collections & Archives, 2018, pag.5

CAPITOLO 2

La trasformazione digitale della Supply Chain

2.1 La digitalizzazione della Supply Chain

Alla luce delle crescenti esigenze di sostenibilità, nonché della necessità di garantire resilienza in contesti caratterizzati da instabilità geopolitica, pandemie e volatilità della domanda, le supply chain sono chiamate ad adattarsi in modo continuo e rapido. In tale scenario, i sistemi tradizionali di gestione risultano spesso insufficienti, rendendo necessario il ricorso a strumenti tecnologici in grado di prevedere, analizzare grandi quantità di dati e supportare il capitale umano nei processi decisionali.

Le imprese si trovano oggi di fronte a una scelta strategica cruciale, sintetizzabile nell'espressione "*falling behind or riding the waves*"⁷, ovvero subire il cambiamento o sfruttarlo come leva competitiva. La progressiva introduzione di tecnologie all'interno della supply chain ha dato origine al processo di digitalizzazione, strettamente connesso al paradigma dell'*Industry 4.0*. Con tale espressione si fa riferimento all'insieme di tecnologie cosiddette *disruptive*, in grado di migliorare significativamente le performance delle imprese e, al contempo, rendere rapidamente obsolete le soluzioni tradizionali.

A differenza delle precedenti rivoluzioni industriali, l'*Industry 4.0* non si fonda su una singola tecnologia, bensì su una combinazione integrata di diverse soluzioni, attraverso cui i sistemi diventano intelligenti e autonomi, i dati vengono raccolti e analizzati in tempo reale e le decisioni possono essere decentralizzate. Quando si

⁷ Y. Wang, S. Pettit, Falling Behind or Riding the Waves? Building Future Supply Chains with Emerging Technologies. In: Y. Wang, S. Pettit, Digital Supply Chain Transformation: Emerging Technologies for Sustainable Growth, First Edition 2022, Cardiff University Press, Cardiff, 2022, pag.1-22

parla di tecnologie interconnesse si fa riferimento, in particolare, all'automazione avanzata e robotica, alla stampa 3D e alla realtà aumentata e virtuale.

In questo contesto, è utile richiamare il concetto di logistica, le cui origini risalgono all'ambito militare, dove indicava la pianificazione e gestione delle risorse necessarie a rifornire le truppe nelle giuste quantità e nei tempi opportuni. Nel tempo, tale concetto si è progressivamente ampliato fino a diventare parte integrante della supply chain, assumendo un ruolo centrale nella gestione dei flussi fisici e informativi. L'applicazione di tali tecnologie al contesto logistico e alla gestione della supply chain ha dato origine al concetto di *Logistics 4.0*, che rappresenta l'evoluzione digitale della logistica tradizionale.

Affinché tali tecnologie possano effettivamente migliorare le performance, è tuttavia necessario disporre di infrastrutture in grado di supportarne il funzionamento e l'integrazione. In questo senso, un ruolo fondamentale è svolto dall'*Internet of Things* (IoT), che consente la connessione tra oggetti fisici attraverso sensori e dispositivi intelligenti, permettendo la raccolta continua di dati, e dal *cloud computing*, che rende possibile l'archiviazione e l'elaborazione di grandi quantità di informazioni, favorendo l'integrazione tra sistemi aziendali.

In questo contesto, i dati raccolti devono essere analizzati e interpretati attraverso strumenti in grado di estrarre informazioni rilevanti. In particolare, il machine learning consente di individuare pattern nascosti nei dati, migliorare l'accuratezza delle previsioni e supportare processi decisionali più efficaci.⁸

⁸ A. Grando, V. Belvedere, R. Secchi, G. Stabilini, *op.cit.*, pag.449-462

M.Noor, W.Fei, K. Ullah, S. Khan, M.Shah, "Harnessing machine learning for supply chain management: a systematic review and future research framework", *Computers and Financial Engineering*, Volume 135, 2026, pag.1-24

S.Demir, T. Paksoy, C. G. Kochan, *Logistics 4.0: SCM in Industry 4.0 Era*. In T. Paksoy, Ç. Koçhan, S.S. Ali, *Digital Transformation of Supply Chain Management*, Prima edizione 2021, CRC Press, Boca Raton, 2021, pag.19-23

2.1.1 Intelligenza Artificiale e *Machine Learning*

L'intelligenza artificiale può essere definita come la capacità dei sistemi informatici di simulare abilità cognitive umane, quali apprendimento, ragionamento e rappresentazione della conoscenza. Il *machine learning* rappresenta un sottoinsieme dell'intelligenza artificiale e comprende un insieme di metodi che consentono ai sistemi informatici di apprendere dai dati, individuando relazioni e interdipendenze utili al supporto dei processi decisionali. A differenza degli approcci tradizionali, basati su regole predefinite, il machine learning permette di costruire modelli in grado di adattarsi dinamicamente alle informazioni disponibili, migliorando progressivamente le proprie prestazioni.

Il funzionamento di tali modelli si basa su un processo articolato che inizia con la raccolta e preparazione dei dati. In questa fase, i dati vengono analizzati ed elaborati per garantirne qualità e coerenza, attraverso attività di pulizia e selezione delle variabili rilevanti. Una gestione inadeguata dei dati può infatti compromettere la capacità del modello di generalizzare, generando fenomeni come l'*overfitting*, in cui il modello si adatta eccessivamente ai dati di *training* perdendo efficacia su nuovi dati. In questo contesto, un aspetto particolarmente critico è rappresentato dalla presenza di fenomeni di *data leakage*, ovvero l'inclusione nel modello di variabili che contengono informazioni non disponibili al momento della previsione. Tali variabili possono aumentare artificialmente le performance del modello, inducendo una percezione distorta della sua efficacia. Studi recenti evidenziano infatti come modelli caratterizzati da elevati livelli di accuratezza possano risultare poco affidabili in contesti operativi reali, proprio a causa di una costruzione metodologicamente non corretta. Ne deriva che la selezione delle variabili e la qualità dei dati assumono un ruolo centrale, rendendo necessario sviluppare modelli non solo accurati, ma soprattutto robusti e coerenti con le condizioni di applicazione

reale⁹. Successivamente, il modello viene addestrato mediante l'utilizzo di specifici algoritmi, con l'obiettivo di apprendere le relazioni tra le variabili. La qualità dipende dalla capacità di bilanciare due componenti fondamentali: il *bias*, che rappresenta l'errore dovuto a una eccessiva semplificazione del modello, e la *variance*, che misura la sensibilità alle variazioni dei dati. Un equilibrio tra queste due dimensioni risulta essenziale per garantire prestazioni affidabili.

Il *machine learning* può essere classificato in diverse tipologie, tra cui il *supervised learning*, il modello viene addestrato utilizzando dati etichettati, ovvero insiemi di dati in cui a ciascun input è associato un valore di riferimento corretto. In altre parole, per ogni osservazione è già nota la risposta attesa, che il modello utilizza come termine di confronto per valutare l'accuratezza delle proprie previsioni. Durante il processo di apprendimento, il modello confronta l'output generato con l'etichetta corrispondente e aggiorna progressivamente i propri parametri al fine di ridurre l'errore. L'*unsupervised learning*, che consente di individuare strutture e pattern senza informazioni preliminari, e il *reinforcement learning*, basato su un sistema di apprendimento per tentativi ed errori.

Nel complesso, lo sviluppo di sistemi di machine learning richiede non solo competenze tecniche avanzate, ma anche una gestione accurata dei dati, che rappresentano l'elemento centrale su cui si basa l'intero processo di apprendimento.¹⁰

⁹ A. Katangoori, "An empirical analysis of data-driven supply chain optimization in retail and logistics", Supply Chain Analytics, 14, 2026, pag. 2

¹⁰ F. Maleki, K. Ovens, K. Najafian, B. Forghani, C. Reinhold, R. Forghani, "Overview of Machine Learning Part 1: Fundamentals and Classic Approaches", Neuroimaging Clinics of North America, Volume 30, Issue 4, 2020, pag.17-32

C. Wilkinson, J. Yawney, S. A. Gadsden, "Explaining explainability: A comprehensive survey on explainable artificial intelligence and relevant industry applications", Intelligent Systems with Applications, 30, 2026, pag.1-27

2.2 Applicazione dell'AI nei processi della Supply Chain

Dopo aver analizzato il ruolo della digitalizzazione e il funzionamento dell'intelligenza artificiale e del *machine learning*, è possibile esaminare in che modo tali tecnologie trovino concreta applicazione all'interno della supply chain. In particolare, l'intelligenza artificiale non si configura come uno strumento limitato a una singola fase del processo, ma come una tecnologia trasversale, in grado di supportare e ottimizzare l'intero sistema, dalla previsione della domanda fino alla distribuzione al cliente finale.

L'elevata disponibilità di dati, unita alla capacità degli algoritmi di apprendere da essi, consente infatti di migliorare significativamente i processi decisionali lungo tutte le principali funzioni della supply chain. In ciascuna di esse, l'intelligenza artificiale permette di affrontare criticità tipiche dei modelli tradizionali, caratterizzati da limitata capacità previsionale e ridotta flessibilità, contribuendo a incrementare l'efficienza operativa, ridurre i costi e migliorare il livello di servizio.

Nei paragrafi seguenti verranno analizzate le principali aree di applicazione dell'intelligenza artificiale, evidenziando per ciascuna di esse le modalità di utilizzo e i benefici derivanti dalla sua implementazione.

2.2.1 Previsione della domanda

La previsione della domanda rappresenta un'attività sempre più complessa, a causa dell'elevata incertezza derivante da shock geopolitici, pandemici ed economici, nonché della crescente volatilità dei mercati e della personalizzazione della domanda. In tali contesti, i modelli tradizionali risultano spesso inadeguati, anche per effetto della limitata trasparenza informativa lungo la supply chain, che contribuisce ad amplificare fenomeni distorsivi quali il *bullwhip effect*.

Per superare tali limiti, molte imprese stanno adottando soluzioni basate sul *digital twin*, ovvero una rappresentazione digitale dinamica della supply chain che consente di simulare scenari decisionali in un ambiente virtuale controllato.

All'interno di questo ambiente, è possibile testare diverse strategie operative e valutarne gli impatti prima della loro implementazione reale, riducendo così il rischio decisionale.

Il funzionamento del *digital twin* si basa sull'integrazione di modelli di intelligenza artificiale e, in particolare, di tecniche di *deep learning*, una sottocategoria del machine learning che utilizza reti neurali profonde per apprendere automaticamente pattern complessi e relazioni non lineari all'interno di grandi volumi di dati. Questi modelli consentono di migliorare significativamente l'accuratezza delle previsioni, soprattutto quando vengono utilizzati dati multivariati, che includono variabili aggiuntive come condizioni meteorologiche, localizzazione geografica ed eventi esterni.

All'interno del *digital twin* non esiste un modello unico universalmente valido: la scelta del modello dipende dalle caratteristiche specifiche del problema analizzato, tra cui il volume e la dimensionalità dei dati, nonché l'orizzonte temporale della previsione (breve, medio o lungo periodo). In questo senso, approcci diversi, inclusi modelli basati su *deep learning* o soluzioni ibride che combinano metodi statistici e algoritmi di machine learning, possono essere adottati in funzione delle esigenze della supply chain, evidenziando come la flessibilità metodologica rappresenti un elemento chiave.

Affinché le decisioni ottenute attraverso tali simulazioni possano tradursi in un effettivo miglioramento delle performance, è tuttavia necessario garantire una condivisione tempestiva, sicura e trasparente delle informazioni tra tutti gli attori della supply chain. In questo contesto, la *blockchain* assume un ruolo rilevante, in quanto consente di registrare e trasmettere i dati in modo affidabile e decentralizzato, riducendo le asimmetrie informative e favorendo un maggiore coordinamento tra le diverse componenti del sistema.¹¹

¹¹ M. A. Mediavilla, F. Dietricha, D. Palma, "Review and analysis of artificial intelligence methods for demand forecasting in supply chain management", *Procedia CIRP Leading manufacturing*

2.2.2 *Procurement* e gestione dei fornitori

Il *procurement* rappresenta la fase della supply chain dedicata all'approvvigionamento di beni e servizi da fornitori esterni e costituisce uno snodo cruciale per l'efficienza complessiva dei processi aziendali. All'interno delle supply chain tradizionali, tale fase è caratterizzata da elevata complessità operativa e forte intensità informativa, in particolare nelle attività di analisi e valutazione delle offerte dei fornitori. Questi processi risultano spesso onerosi in termini temporali, soggetti a errore umano e influenzati da una limitata capacità di elaborare grandi volumi di dati eterogenei, con conseguenti inefficienze decisionali e rallentamenti nei cicli di acquisto.

In questo contesto, l'introduzione dell'intelligenza artificiale, in particolare i *Large Language Models* (LLM), ossia modelli di *deep learning* addestrati su grandi volumi di dati testuali in grado di comprendere e generare linguaggio naturale in base al contesto, consente di migliorare significativamente le performance della fase di *procurement*. Un recente studio empirico mostra come modelli come GPT-4o siano in grado di supportare l'analisi delle offerte dei fornitori attraverso l'esecuzione automatizzata di compiti strutturati, tra cui il controllo formale dei documenti, l'analisi del contenuto e il confronto tra proposte alternative.

I risultati evidenziano che il modello è in grado di completare tali attività in pochi secondi, rispetto ai minuti richiesti dagli operatori umani, mantenendo un livello di accuratezza competitivo (circa 75% contro una media umana del 65%)¹². In particolare, il modello mostra prestazioni elevate nelle attività ripetitive e standardizzabili, come la verifica di conformità, il calcolo dei costi e l'individuazione di omissioni, dimostrando inoltre una maggiore stabilità rispetto

systems transformation – Proceedings of the 55th CIRP Conference on Manufacturing Systems 2022, 107, 2022, pag.1126-1131

¹² P. Brandtner, F. Hofer, "Enhancing Procurement Processes in Supply Chain Management with Large Language Models", *Procedia Computer Science*, 278, 2026, pag. 308-315

alla variabilità osservata nelle performance umane, soprattutto in presenza di documenti eterogenei o multilingua.

Questi risultati suggeriscono che l'impiego degli LLM nel *procurement* può contribuire a rendere i processi decisionali più rapidi e informati, migliorando la qualità dell'analisi e riducendo il carico operativo delle attività routinarie. In questo modo, gli operatori possono concentrare le proprie risorse su attività a maggiore valore aggiunto, come la gestione delle relazioni con i fornitori e la valutazione strategica dei rischi, favorendo un generale incremento dell'efficienza della supply chain.

2.2.3 Produzione

Nei modelli produttivi tradizionali, la gestione dei processi risulta spesso rigida e reattiva, basata su informazioni limitate e su interventi successivi al verificarsi delle inefficienze. In tale contesto, con l'integrazione delle tecnologie proprie dell'*Industry 4.0* nei processi produttivi, le imprese possono raccogliere in tempo reale informazioni relative allo stato dei macchinari, ai livelli di consumo energetico, alle condizioni operative e ai flussi di produzione. In particolare, attraverso sensori e dispositivi connessi mediante Internet of Things (IoT), è possibile monitorare costantemente parametri quali temperatura, velocità di lavorazione, utilizzo delle risorse e performance dei macchinari.

I dati raccolti vengono successivamente analizzati tramite sistemi di intelligenza artificiale e machine learning, che consentono di identificare pattern, anomalie e relazioni tra variabili operative, supportando decisioni relative alla pianificazione della produzione, all'ottimizzazione delle scorte, alla gestione dei flussi produttivi e alla riduzione dei tempi di inattività. In questo contesto, una delle applicazioni più rilevanti è rappresentata dalla manutenzione predittiva, che permette di individuare segnali anticipatori di possibili guasti e intervenire prima che si verifichino malfunzionamenti, riducendo *downtime* e costi operativi.

Tali capacità risultano ulteriormente potenziate attraverso l'utilizzo di *digital twin*, ovvero repliche virtuali dei processi produttivi che consentono di simulare scenari alternativi e valutare preventivamente l'impatto di diverse decisioni operative, grazie all'integrazione dei dati raccolti in tempo reale.

L'applicazione congiunta di AI, IoT e *digital twin* consente dunque non solo di migliorare l'efficienza produttiva, ma anche di perseguire obiettivi di sostenibilità. Oltre alla riduzione dei tempi di fermo macchina e dei consumi energetici, tali tecnologie favoriscono una gestione più efficiente delle risorse e una significativa riduzione degli sprechi.

In particolare, recenti studi mostrano come i modelli tradizionali di produzione adottino spesso una logica reattiva nella gestione degli scarti: il materiale di scarto viene identificato solo successivamente alla sua generazione e successivamente riutilizzato o smaltito. Al contrario, attraverso sistemi di *digital twin* integrati con modelli predittivi di machine learning, è possibile stimare preventivamente la probabilità di generazione dello scarto e individuare le variabili operative che maggiormente ne influenzano la produzione. Uno studio recente applicato ai processi di taglio dei materiali evidenzia come sia possibile prevedere la quantità di scarto analizzando alcune variabili operative, come lo stato del materiale e il suo livello di utilizzo durante la lavorazione.¹³ Questo consente al sistema di intervenire in anticipo sul processo produttivo, modificando alcuni parametri operativi e il modo in cui i materiali vengono impiegati, al fine di ridurre gli sprechi e migliorare l'efficienza complessiva. Ne deriva il passaggio da una logica lineare e reattiva a una logica predittiva e adattiva, in cui l'intelligenza artificiale non si limita a monitorare il processo produttivo, ma supporta decisioni orientate alla prevenzione degli sprechi e al reinserimento efficiente delle risorse nel ciclo produttivo. In tale prospettiva, queste tecnologie risultano pienamente coerenti con i principi

¹³ Y. Amer, C. J. Ogochukwu, A. Zaghwan, "AI-Driven Circular Manufacturing Framework for Predictive Material Flow Optimisation", *Intelligent Systems with Applications*, 30, 2026, pag.1-14

dell'economia circolare e contribuiscono al rafforzamento simultaneo della sostenibilità economica, ambientale e operativa della supply chain.¹⁴

2.2.4 Gestione del magazzino

La gestione del magazzino rappresenta una funzione centrale all'interno della supply chain, in quanto comprende l'insieme delle attività di ricezione, stoccaggio, movimentazione e spedizione delle merci. In particolare, i prodotti ricevuti vengono collocati nelle aree di stoccaggio, successivamente trasferiti nelle aree di *picking* per il prelievo degli ordini, controllati, imballati ed infine spediti al cliente finale.

Tuttavia, i modelli tradizionali di gestione del magazzino presentano numerosi limiti operativi e organizzativi. In primo luogo, la pianificazione dei percorsi e delle attività avviene spesso attraverso regole statiche e poco flessibili, che non consentono di adattarsi rapidamente a variazioni del carico di lavoro, congestioni o imprevisti operativi. Ciò può determinare inefficienze nella movimentazione delle merci, ritardi nelle operazioni e un utilizzo non ottimale di energia. Parallelamente, anche l'assegnazione dei compiti e la pianificazione delle attività risultano spesso inefficaci, poiché non tengono conto in tempo reale delle priorità operative, dello stato dei mezzi o delle condizioni effettive del sistema.

Ulteriori criticità riguardano l'identificazione e il tracciamento da parte di robot automatizzati dei prodotti a causa della variabilità della forma e dell'atmosfera luminosa. Tali limiti possono generare errori di *picking*, imprecisioni di inventario e maggior necessità di intervento umano. Di conseguenza, una gestione inefficiente delle scorte può provocare fenomeni di *overstock* o *stock-out*, aumentando i costi operativi e riducendo il livello di servizio al cliente. Anche l'organizzazione degli spazi di magazzino risulta spesso rigida e non adattata ai reali flussi di domanda, causando sprechi di spazio e percorsi di movimentazione più lunghi.

¹⁴ S. Rani, R. Karnati, A. Kataria, A. Pal, V. Patel, M.K. Ranganathaswamy, P. Tomar, "AI-driven optimization techniques for smart sustainable manufacturing in Industry 5.0 ecosystem: A comprehensive review", *Alexandria Engineering Journal*, 137, 2026, pag.144-158

L'integrazione di tecnologie basate su intelligenza artificiale e *digital twin* consente di trasformare il magazzino in un sistema intelligente, adattivo e predittivo. Attraverso la raccolta continua di dati relativi ai flussi operativi, ai livelli di scorta e alle attività di movimentazione, è infatti possibile creare, tramite il *digital twin*, una replica virtuale del magazzino nella quale simulare differenti scenari operativi e valutare preventivamente l'impatto delle decisioni. In questo contesto, l'intelligenza artificiale supporta l'analisi dei dati e l'ottimizzazione delle attività, contribuendo a migliorare la pianificazione dei percorsi, l'allocazione delle risorse e la gestione delle scorte. Ciò consente di aumentare efficienza, flessibilità e capacità di adattamento del magazzino, riducendo tempi operativi, errori, consumi energetici e costi di gestione. Allo stesso tempo, tali tecnologie rafforzano la resilienza della supply chain e favoriscono una gestione più sostenibile delle risorse, grazie a un utilizzo più efficiente degli spazi, delle scorte e dei flussi logistici, permettendo inoltre di adattare rapidamente il sistema a variazioni della domanda o a situazioni impreviste.¹⁵

2.2.5 Trasporto e logistica

Il trasporto svolge un ruolo centrale nella supply chain, poiché consente il trasferimento di materie prime e prodotti finiti tra fornitori, produttori, distributori e clienti. Tradizionalmente, le imprese hanno adottato un approccio orientato principalmente alla minimizzazione dei costi, selezionando modalità e rotte di trasporto sulla base di criteri economici. Tuttavia, le crescenti pressioni normative e l'attenzione verso la sostenibilità ambientale stanno progressivamente modificando questo paradigma. Una quota significativa delle emissioni generate

¹⁵ M. Alm, S. E. Kesen, Smart Warehouses in Logistics 4.0, in S. Demir, T. Paksoy, C. G. Kochan, *op. cit.* pag.186-200

M. M. Alamb, R. A. N. Uglia, K. J. Tanha, "AI-enhanced Digital Twin systems for warehouse logistics optimization: A review of challenges with solutions and future directions", ICTExpress, 12, 2026, pag.459-479

dalle imprese deriva infatti dalle attività di supply chain e, in particolare, dal trasporto e dalla logistica.

In tale contesto, le decisioni relative al *routing* e alla scelta delle modalità di trasporto non possono più basarsi esclusivamente sul costo, ma devono considerare anche l'impatto ambientale associato alle emissioni. Ne deriva un problema di ottimizzazione caratterizzato da due obiettivi spesso contrastanti: la riduzione dei costi logistici e la minimizzazione delle emissioni. Ridurre l'impatto ambientale comporta infatti frequentemente l'utilizzo di mezzi o percorsi più sostenibili, ma anche più costosi.

Per affrontare tale complessità, le imprese stanno adottando sistemi basati su intelligenza artificiale e machine learning, in grado di simulare migliaia di scenari alternativi e analizzare simultaneamente variabili quali distanza, peso trasportato, condizioni del traffico, fattori climatici ed efficienza dei mezzi. In particolare, attraverso modelli predittivi e algoritmi di ottimizzazione, è possibile individuare soluzioni di compromesso efficienti tra sostenibilità ed economicità. Recenti studi dimostrano come tali sistemi consentano di ottenere significative riduzioni delle emissioni, mantenendo incrementi dei costi relativamente contenuti, evidenziando dunque come competitività economica e sostenibilità possano coesistere grazie all'utilizzo avanzato dell'intelligenza artificiale nella supply chain.¹⁶

2.2.6 Control tower e coordinamento della Supply Chain

La *control tower* rappresenta un sistema centralizzato di monitoraggio e coordinamento della supply chain, che consente di raccogliere e analizzare informazioni provenienti dai diversi attori della catena al fine di migliorare la visibilità e supportare il processo decisionale.

¹⁶ L. S. Pravosa, J. Parra-Domínguez, S. R. González, P. Chamoso, "A machine learning and evolutionary optimization framework for carbon-aware supply chain routing", Supply Chain Analytics, 13, 2026, pag.1-14

I sistemi tradizionali di controllo presentano tuttavia diversi limiti. Le informazioni risultano spesso frammentate tra piattaforme differenti e i processi decisionali tendono a essere reattivi, intervenendo solo dopo il verificarsi di problemi o ritardi. Inoltre, la crescente quantità di dati generati dalle moderne supply chain rende difficile individuare rapidamente anomalie, variazioni della domanda o possibili interruzioni operative.

Per superare tali limiti, molte imprese stanno integrando sistemi di intelligenza artificiale e *digital twin* all'interno delle control tower. Mentre il *digital twin* consente di simulare virtualmente il funzionamento della supply chain e il machine learning permette di individuare pattern e formulare previsioni, la *Generative AI* aggiunge una capacità cognitiva ulteriore, poiché interpreta informazioni eterogenee, genera scenari alternativi e supporta decisioni operative attraverso raccomandazioni dinamiche e contestualizzate. La *control tower* evolve così da semplice sistema di monitoraggio a strumento intelligente di coordinamento e supporto decisionale.

L'integrazione di queste tecnologie permette di migliorare l'accuratezza delle previsioni, ridurre i tempi di risposta ai problemi, aumentare la visibilità lungo la supply chain e rendere i processi più flessibili e resilienti.¹⁷

2.3 Impatto dell'Intelligenza Artificiale sulla Supply Chain

Fino ad ora sono stati analizzati i principali benefici derivanti dall'integrazione dell'intelligenza artificiale con tecnologie quali IoT, machine learning e *digital twin*. L'interconnessione tra tali strumenti consente di creare sistemi capaci di raccogliere grandi quantità di dati, analizzarli in tempo reale, simulare scenari alternativi e supportare i processi decisionali attraverso una valutazione preventiva dei possibili risultati operativi.

¹⁷ O. Sarioguz, "Enhancing supply chain visibility through generative AI and intelligent control tower systems", *International Journal of Science and Research Archive*, 2025, 15(03), pag.1568-1581

Nel complesso, la supply chain risulta migliorata sotto molteplici aspetti, tra cui la capacità predittiva, la flessibilità operativa, la resilienza e la sostenibilità dei processi. Tuttavia, il principale problema non riguarda la comprensione dei benefici potenzialmente apportati dall'intelligenza artificiale, quanto piuttosto la capacità di implementare concretamente tali tecnologie all'interno delle supply chain reali, caratterizzate da elevata complessità organizzativa, tecnologica e informativa.

Per questo motivo, risulta necessario analizzare non soltanto le potenzialità dell'intelligenza artificiale, ma anche le modalità attraverso cui essa può essere effettivamente integrata nei processi aziendali, nonché le principali criticità che emergono durante il processo di implementazione.

CAPITOLO 3

Implementazione dell'intelligenza artificiale nella Supply Chain: infrastrutture, persone e rischi

3.1 Dall'opportunità alla complessità implementativa

Fino ad ora sono stati analizzati i principali benefici e i potenziali miglioramenti derivanti dall'integrazione dell'intelligenza artificiale e delle tecnologie avanzate nei processi di supply chain. Tuttavia, la loro implementazione concreta risulta estremamente complessa e richiede un elevato grado di integrazione e coordinamento tra fattori tecnologici, organizzativi e umani. La trasformazione digitale, infatti, non consiste semplicemente nell'introduzione di una nuova tecnologia all'interno dei processi aziendali, ma implica una revisione delle procedure operative, dei ruoli, delle competenze e della struttura organizzativa, oltre a una profonda trasformazione culturale. A dimostrazione di tale complessità, alcuni studi evidenziano come soltanto il 16% delle supply chain che hanno implementato tecnologie intelligenti abbia ottenuto miglioramenti significativi nelle performance operative.¹⁸

3.1.1 La decisione di implementazione

In questo contesto, il management assume un ruolo cruciale nel guidare il processo di trasformazione digitale. In particolare, emerge la figura del *digital translator*, ossia un manager capace di comprendere il funzionamento delle tecnologie digitali e di tradurle in applicazioni coerenti con la strategia aziendale. Il suo compito consiste nell'allineare le potenzialità dell'intelligenza artificiale agli obiettivi dell'impresa e alla *value proposition* offerta al cliente finale, evidenziando

¹⁸ Y. Wang, S. Pettit, A Primer on Supply Chain Digital Transformation. In: Y. Wang, S. Pettit, in *op.cit.* pag.121-139

come la tecnologia rappresenti un mezzo per generare valore e non un fine autonomo.

Il processo di implementazione prende avvio dalla fase di *envisioning*, nella quale viene definita una visione strategica della trasformazione digitale. Prima di procedere concretamente con l'integrazione tecnologica, i manager devono tuttavia valutare se perseguire tale visione e se l'organizzazione possieda le condizioni necessarie per supportarla. Si tratta di una decisione di investimento particolarmente complessa, che richiede di ridurre il più possibile il rischio di fallimento dell'implementazione. Per questo motivo, studi recenti propongono modelli utili a supportare i manager nella valutazione preventiva delle nuove tecnologie, attraverso l'analisi di alcune caratteristiche strutturali. Un primo modello riguarda il livello di maturità tecnologica, definito come combinazione tra grado di diffusione della tecnologia e livello di prontezza tecnologica (*Technology Readiness Level* TRL), ossia la capacità della tecnologia di operare in modo affidabile in contesti applicativi reali. Tecnologie caratterizzate da un basso livello di maturità presentano infatti maggiori rischi di integrazione, costi elevati e risultati incerti. Un secondo modello valuta invece il potenziale impatto della tecnologia, considerando sia il livello di *disruption* generato, inteso come capacità di modificare processi e performance, sia l'ampiezza delle possibili aree di applicazione. Tali dimensioni vengono successivamente integrate in un framework multidimensionale che consente di analizzare simultaneamente maturità tecnologica, impatto operativo e potenziale diffusione, offrendo ai manager una visione più completa e supportando decisioni di investimento maggiormente consapevoli e coerenti con gli obiettivi strategici dell'impresa.

Tuttavia, la letteratura recente sottolinea come l'adozione dell'intelligenza artificiale rappresenti non soltanto un processo tecnico, ma soprattutto un processo cognitivo e percettivo. La decisione di adottare tali tecnologie dipende infatti da diversi fattori soggettivi, tra cui la *performance expectancy*, ossia la percezione che

l'intelligenza artificiale possa migliorare la qualità delle decisioni, la *effort expectancy*, relativa alla facilità d'uso della tecnologia, le *facilitating conditions*, legate alla presenza di supporto organizzativo e infrastrutturale, nonché la qualità delle informazioni generate e la percezione di sicurezza e privacy dei dati.

Tali elementi influenzano direttamente la propensione dei manager ad adottare sistemi intelligenti nei processi decisionali della supply chain. Inoltre, caratteristiche individuali come l'*uncertainty avoidance* possono modificare significativamente tale propensione: soggetti maggiormente avversi all'incertezza tendono infatti a richiedere livelli più elevati di affidabilità, trasparenza e supporto prima di affidarsi a tecnologie basate sull'intelligenza artificiale.¹⁹

Successivamente, l'organizzazione procede con una *gap analysis*, volta a identificare la distanza tra la situazione attuale e gli obiettivi strategici da raggiungere, così da individuare le aree prioritarie di intervento. Sulla base di tale analisi viene quindi definita una *roadmap* di implementazione, ossia un piano strutturato che stabilisce fasi, risorse, competenze e obiettivi necessari per realizzare il processo di trasformazione digitale.

3.1.2 Infrastruttura tecnologica e gestione dati

Questa fase rappresenta il punto di partenza e il requisito minimo necessario per l'adozione dell'intelligenza artificiale all'interno della supply chain. La letteratura individua tale percorso attraverso la *Strategy Pyramid*, nella quale al vertice si colloca l'intenzione strategica dell'impresa, seguita dalle priorità e dagli obiettivi operativi, mentre alla base si trovano gli elementi abilitanti di natura organizzativa

¹⁹ M. Alghababsheh, A. S. Butt, M. S. E. D. Knio, A. Mardenli, "Adopting generative AI for supply chain management decision-making", *International Journal of Information Management Data Insights*, 6, 2026, pag.1-17

E. Oliveira, M. T. Pereira, A. P. Guedes, "An analytical framework for evaluating the impact of Artificial Intelligence technologies in supply chains", *Supply Chain Analytics*, 11, 2025, pag.1-17

e tecnologica²⁰. In questo contesto, particolare rilevanza assume la predisposizione di un'infrastruttura digitale adeguata, in grado di raccogliere, integrare ed elaborare le informazioni provenienti dai diversi processi della supply chain.

A tale scopo risultano fondamentali tecnologie quali *Internet of Things* (IoT), *cloud computing* e *digital twin*, il cui funzionamento è stato approfondito nel capitolo precedente. Affinché tali tecnologie possano generare valore, è tuttavia necessario garantire l'interoperabilità tra i diversi sistemi informativi aziendali, evitando la formazione di silos informativi che ostacolerebbero la condivisione e l'utilizzo efficace dei dati.

La gestione delle informazioni rappresenta infatti uno degli aspetti più critici dell'intero processo di implementazione. I sistemi di intelligenza artificiale basano il proprio funzionamento sui dati disponibili e la qualità delle decisioni generate dipende direttamente dalla qualità delle informazioni utilizzate durante l'addestramento. Per questo motivo, i dati devono essere accurati, completi, aggiornati e coerenti, oltre a essere sottoposti a processi continui di monitoraggio e validazione.

In tale prospettiva, l'adozione dell'intelligenza artificiale richiede la costruzione di un vero e proprio ecosistema dei dati, nel quale raccolta, condivisione e utilizzo delle informazioni siano gestiti in maniera coordinata lungo l'intera supply chain. Alcuni studi definiscono questo sistema come *data value chain*, ossia una struttura parallela ai flussi fisici che organizza la raccolta dei dati, ne disciplina l'accesso e la condivisione tra i diversi attori e ne consente la trasformazione in informazioni utili ai processi decisionali attraverso strumenti di *analytics* e intelligenza artificiale. In assenza di tale architettura, i modelli rischiano infatti di operare su dati incompleti, incoerenti o non interoperabili, riducendo significativamente l'efficacia delle analisi e delle previsioni.

²⁰ C. Burger, J. Weinmann, *Leveraging Digital Innovation: Lessons for Implementation*, 2024, London, Ubiquity Press, 2024, pag.3-25

L'interoperabilità assume quindi una rilevanza strategica non soltanto a livello aziendale, ma lungo l'intera rete di fornitura. La presenza di sistemi eterogenei, standard differenti e basi dati non integrate rappresenta uno dei principali ostacoli alla diffusione dell'intelligenza artificiale nella supply chain. Per superare tali criticità risulta necessario adottare standard condivisi relativi a formati dei dati, protocolli di comunicazione, requisiti di sicurezza e modelli di governance, così da garantire uno scambio di informazioni affidabile, trasparente e verificabile tra tutti i soggetti coinvolti.²¹

Inoltre, poiché i contesti operativi della supply chain sono soggetti a continui cambiamenti, anche i pattern presenti nei dati tendono a modificarsi nel tempo. Ciò può determinare il fenomeno del *model drift*, ovvero la progressiva perdita di accuratezza del modello causata dalla crescente differenza tra i dati utilizzati nella fase di addestramento e quelli osservati nella realtà operativa. Di conseguenza, l'implementazione dell'intelligenza artificiale non può essere considerata un intervento una tantum, ma richiede attività continue di monitoraggio, aggiornamento e riaddestramento dei modelli, al fine di preservarne l'affidabilità e l'efficacia nel supporto ai processi decisionali.²²

In sintesi, l'intelligenza artificiale non rappresenta il punto di partenza della trasformazione digitale, bensì il risultato di un percorso che richiede infrastrutture tecnologiche adeguate, dati di qualità, interoperabilità tra sistemi e una solida governance delle informazioni. Solo in presenza di tali condizioni l'intelligenza artificiale può generare valore e contribuire concretamente al miglioramento delle performance della supply chain.

²¹ M. Girard, "Helping Organizations Master Data Governance", Centre for International Governance Innovation, Policy Brief No. 163, 2020, pag.1-6

M. Girard, "Standards for the Digital Economy: Creating an Architecture for Data Collection, Access and Analytics", Centre for International Governance Innovation, Policy Brief No. 155, 2019, pag.1-8

²² M. Shrivastav, "Barriers Related to AI Implementation in Supply Chain Management", Journal of Global Information Management, Volume 30 • Issue 8, 2022, pag. 1-15

3.1.3 Scalabilità e implementazione progressiva

Una volta verificata la disponibilità delle infrastrutture tecnologiche e la qualità dei dati per l'addestramento dei modelli, l'organizzazione può avviare l'implementazione dell'intelligenza artificiale. La letteratura suggerisce un approccio graduale, fondato su progetti pilota in aree della supply chain caratterizzate da elevata disponibilità di dati e risultati misurabili, quali previsione della domanda, gestione delle scorte e manutenzione predittiva. Questa fase è finalizzata alla validazione del modello in un contesto operativo reale e alla valutazione del suo impatto sui processi, così da individuare criticità tecniche e organizzative prima di un'eventuale estensione su larga scala e ridurre l'incertezza associata all'adozione.

In seguito alla validazione, le soluzioni vengono estese progressivamente alle altre funzioni della supply chain mediante un processo di *scaling*, che ne consente l'integrazione nei diversi processi aziendali e favorisce l'apprendimento organizzativo e la gestione del cambiamento. Ne deriva lo sviluppo progressivo di un ecosistema digitale integrato, in grado di contenere la complessità dell'adozione e facilitare l'integrazione della tecnologia nei flussi operativi.

Infine, l'implementazione dell'intelligenza artificiale non va intesa come un progetto con una fine definita, ma come un processo continuo di adattamento che richiede monitoraggio e aggiornamento costanti dei modelli, al fine di preservarne nel tempo le capacità predittive e il valore decisionale.²³

3.1.4 Il fattore umano

La disponibilità di un'infrastruttura tecnologica adeguata rappresenta una condizione necessaria ma non sufficiente per l'implementazione dell'intelligenza artificiale nella supply chain. Numerosi studi evidenziano infatti come il successo

²³ D. Ivanov, O. Gusikhin, "Supply chain digital twin design and implementation at scale: A case study at the Ford Motor Company and generalizations", Omega, 139, 2026, pag.1-13

della trasformazione digitale dipenda in larga misura dalla capacità dell'organizzazione di adattare processi, competenze e comportamenti alle nuove tecnologie. L'intelligenza artificiale non sostituisce completamente il contributo umano, ma richiede una stretta collaborazione tra persone e sistemi intelligenti, all'interno della quale gli operatori mantengono un ruolo centrale di supervisione, interpretazione dei risultati e controllo delle decisioni.

In tale contesto, la leadership assume una funzione strategica. I manager non devono soltanto promuovere l'adozione delle tecnologie digitali, ma anche definire una visione condivisa del cambiamento, allocare le risorse necessarie e favorire l'integrazione dell'innovazione all'interno dei processi aziendali. La letteratura sottolinea come il *commitment* della direzione aziendale rappresenti uno dei principali fattori abilitanti della trasformazione digitale, poiché consente di allineare gli obiettivi tecnologici con quelli organizzativi e strategici.

Parallelamente, emerge la necessità di sviluppare nuove competenze all'interno della forza lavoro. L'introduzione di strumenti basati su intelligenza artificiale, *digital twin* e analisi dei dati richiede infatti programmi continui di formazione, *reskilling* e *upskilling*, finalizzati a migliorare le competenze digitali dei lavoratori e a prepararli all'interazione con sistemi sempre più avanzati. L'evoluzione tecnologica modifica progressivamente il contenuto delle mansioni, spostando l'attenzione da attività operative e ripetitive verso funzioni di monitoraggio, analisi e supporto decisionale.

Accanto alle competenze tecniche, assume particolare rilevanza la cultura organizzativa. Le imprese che ottengono i migliori risultati sono generalmente caratterizzate da un ambiente favorevole alla sperimentazione, alla collaborazione interdisciplinare e all'utilizzo dei dati come supporto alle decisioni. Al contrario, resistenze al cambiamento, scarsa fiducia nelle tecnologie digitali e strutture organizzative rigide possono rallentare o compromettere il processo di adozione.

Per questo motivo, l'implementazione dell'intelligenza artificiale rientra all'interno di un più ampio processo di *change management*, che comprende attività di comunicazione, coinvolgimento degli *stakeholder*, formazione e gestione delle resistenze organizzative. La trasformazione digitale non rappresenta quindi esclusivamente un cambiamento tecnologico, ma soprattutto un cambiamento culturale e organizzativo, nel quale persone, processi e tecnologie devono evolvere in modo coordinato per consentire all'impresa di sfruttare pienamente il potenziale dell'intelligenza artificiale.²⁴

3.2 I fattori di rischio implementativo

L'adozione dell'intelligenza artificiale nella supply chain, pur offrendo significativi benefici in termini di efficienza operativa, capacità predittiva e supporto alle decisioni, presenta una serie di criticità che possono limitarne l'effettiva diffusione. Come evidenziato nel paragrafo precedente, tali sistemi dipendono dalla disponibilità di dati affidabili e da un'infrastruttura tecnologica adeguata; tuttavia, anche in presenza di queste condizioni, l'implementazione rimane un processo complesso e caratterizzato da numerosi fattori di rischio.

Una prima criticità riguarda gli aspetti economici. L'introduzione di sistemi basati su intelligenza artificiale richiede investimenti iniziali significativi per l'acquisizione delle tecnologie, l'integrazione con i sistemi esistenti e la realizzazione dell'infrastruttura necessaria alla raccolta e gestione dei dati. A tali costi si aggiungono quelli legati alla manutenzione, all'aggiornamento continuo dei modelli e all'adattamento delle soluzioni implementate ai cambiamenti del contesto operativo. Poiché il ritorno dell'investimento non è sempre immediatamente prevedibile, molte organizzazioni mostrano cautela nell'intraprendere percorsi di trasformazione digitale. Questa barriera risulta particolarmente rilevante per le

²⁴ Y. Wang, S. Pettit, *op.cit.* pag.130-131

M. Tyagi, K. Tyagi, "Industry 5.0 readiness factors for implementing digital twins in sustainable supply chains: A pathway to circularity", *Journal of Cleaner Production*, 529, 2025, pag. 1-11

piccole e medie imprese, che, pur essendo spesso caratterizzate da una maggiore flessibilità organizzativa, dispongono di risorse finanziarie limitate e incontrano maggiori difficoltà nell'accesso ai finanziamenti necessari.²⁵

Un secondo elemento critico riguarda la trasparenza dei modelli decisionali. In questo contesto è opportuno distinguere tra interpretabilità ed *explainability*. L'interpretabilità indica la possibilità di comprendere direttamente il funzionamento interno di un modello e il modo in cui gli input vengono trasformati in output, caratteristica tipica dei modelli cosiddetti *white-box*. L'*explainability*, invece, riguarda la capacità di fornire spiegazioni comprensibili delle decisioni generate da modelli particolarmente complessi, il cui funzionamento interno non è facilmente osservabile. In questi casi vengono utilizzate tecniche che consentono di rendere comprensibili i risultati prodotti dall'algoritmo e di evidenziare le variabili che hanno maggiormente influenzato la decisione. All'aumentare della complessità dei modelli utilizzati nella supply chain, cresce quindi la necessità di strumenti di *explainability*, indispensabili per garantire fiducia, trasparenza e responsabilizzazione nei confronti dei decisori e degli altri *stakeholder* coinvolti.²⁶

Un ulteriore rischio è rappresentato dalla *cybersecurity*. La crescente digitalizzazione delle supply chain implica una continua condivisione di dati e informazioni tra imprese, fornitori, operatori logistici e clienti, aumentando il livello di interconnessione tra i diversi attori della rete. Se da un lato tale integrazione favorisce coordinamento ed efficienza, dall'altro amplia la superficie di attacco e rende l'intera supply chain vulnerabile a minacce informatiche. In un ecosistema fortemente interconnesso, una violazione subita da un singolo soggetto può propagarsi rapidamente lungo la catena, generando effetti a cascata sull'intero sistema. Le conseguenze possono manifestarsi sul piano economico, attraverso

²⁵ P. O. Onorio, E. M. Frazzon, M. E. Leusin, C. Cordes, V. Azevedo, "Artificial Intelligence Supporting Human Intelligence: Impacts on Supply Chains of Small and Medium Enterprises", *Procedia Computer Science*, 277, 2026, pag.1-10

²⁶ C. Wilkinson, J. Yawney, S. A. Gadsden, *op.cit.*, pag.1-27

costi di ripristino e perdite finanziarie; sul piano operativo, mediante interruzioni dei processi e ritardi nelle attività; e sul piano strategico e reputazionale, compromettendo la fiducia tra i partner commerciali e riducendo la competitività dell'impresa nel lungo periodo.²⁷

Nel complesso, tali criticità evidenziano come il successo dell'implementazione dell'intelligenza artificiale non dipenda esclusivamente dalle prestazioni tecnologiche degli algoritmi, ma richieda un equilibrio tra sostenibilità economica, qualità dei dati, trasparenza dei modelli e sicurezza dell'intero ecosistema digitale.

²⁷ R. Handfield, J. Earp, A. H. Sadeghi, “Reducing cybersecurity vulnerabilities in the supply base: Insights from cyber experts”, *Technology in Society*, 82, 2025, pag.1-15

Conclusioni

A conclusione del presente lavoro emerge come l'intelligenza artificiale rappresenti una delle principali leve di trasformazione della supply chain moderna. Le applicazioni analizzate evidenziano significativi miglioramenti in termini di capacità predittiva, efficienza operativa, flessibilità e sostenibilità, consentendo alle imprese di affrontare con maggiore efficacia la crescente complessità e dinamicità dei mercati globali.

Tuttavia, i benefici potenzialmente ottenibili non dipendono esclusivamente dalle capacità della tecnologia, ma dalla possibilità di integrarla efficacemente all'interno dei processi aziendali. L'implementazione dell'intelligenza artificiale richiede infatti infrastrutture digitali adeguate, disponibilità di dati affidabili, competenze specifiche e una profonda trasformazione organizzativa e culturale. In tale contesto, il ruolo delle persone e della leadership risulta determinante per il successo dei progetti di innovazione.

Permangono inoltre importanti criticità legate ai costi di investimento, alla qualità e alla gestione dei dati, alla cybersecurity e alla trasparenza dei modelli decisionali. Per questo motivo, nonostante i progressi già compiuti, il pieno sfruttamento delle potenzialità dell'intelligenza artificiale richiederà ulteriori sviluppi tecnologici, metodologici e organizzativi.

Le prospettive future appaiono comunque particolarmente promettenti: il progressivo miglioramento delle infrastrutture digitali, l'evoluzione delle tecnologie intelligenti e la crescente disponibilità di dati potrebbero favorire una diffusione sempre più ampia dell'intelligenza artificiale, contribuendo alla costruzione di supply chain più resilienti, sostenibili e capaci di adattarsi rapidamente ai cambiamenti dell'ambiente competitivo.

Bibliografia

- ALGHABABSHEH M., BUTT A.S., KNIO M.S.E.D., MARDENLI A., Adopting generative AI for supply chain management decision-making, *International Journal of Information Management Data Insights*, 6, 2026
- ALAMB M.M., UGLIA R.A.N., TANHA K.J., AI-enhanced Digital Twin systems for warehouse logistics optimization: A review of challenges with solutions and future directions, *ICTExpress*, 12, 2026
- AMER Y., OGOCHUKWU C.J., ZAGHWAN A., AI-Driven Circular Manufacturing Framework for Predictive Material Flow Optimisation, *Intelligent Systems with Applications*, 30, 2026
- BRANDTNER P., HOFER F., Enhancing Procurement Processes in Supply Chain Management with Large Language Models, *Procedia Computer Science*, 278, 2026
- BURGER C., WEINMANN J., *Leveraging Digital Innovation: Lessons for Implementation*, Ubiquity Press, London, 2024
- CHAYJAN K.A., RAZMI J., AMIN S.H., An analytical investigation of inflation's effects on supply chain strategies, *Supply Chain Analytics*, 12, 2025
- PAKSOY T., KOÇHAN Ç., ALI S.S., *Digital Transformation of Supply Chain Management*, CRC Press, Boca Raton, 2021
- GANESHAN R., HARRISON T.P., An Introduction to Supply Chain Management, Department of Management Science and Information Systems, Penn State University, 1995
- GAO Y., LIU G., SHUM S., Supply chain flexibility with link disruptions, *Operations Research Letters*, 64, 2026
- GIRARD M., Helping Organizations Master Data Governance, Centre for International Governance Innovation, Policy Brief No. 163, 2020
- GIRARD M., Standards for the Digital Economy: Creating an Architecture for Data Collection, Access and Analytics, Centre for International Governance Innovation, Policy Brief No. 155, 2019
- GRANDO A., BELVEDERE V., SECCHI R., STABILINI G., *Production, Operations and Supply Chain Management*, 1^a ed., EGEA S.p.A., Milano, 2021

- HANDFIELD R., EARP J., SADEGHI A.H., Reducing cybersecurity vulnerabilities in the supply base: Insights from cyber experts, *Technology in Society*, 82, 2025
- IVANOV D., GUSIKHIN O., Supply chain digital twin design and implementation at scale: A case study at the Ford Motor Company and generalizations, *Omega*, 139, 2026
- KATANGOORI A., An empirical analysis of data-driven supply chain optimization in retail and logistics, *Supply Chain Analytics*, 14, 2026
- MALEKI F., OVENS K., NAJAFIAN K., FORGHANI B., REINHOLD C., FORGHANI R., Overview of Machine Learning Part 1: Fundamentals and Classic Approaches, *Neuroimaging Clinics of North America*, 30(4), 2020
- MILLER H., ENGEMANN K., Resilience and Sustainability in Supply Chains, Muhlenberg College Special Collections & Archives, 2018,
- MEDIAVILLA M.A., DIETRICH F., PALMA D., Review and analysis of artificial intelligence methods for demand forecasting in supply chain management, *Procedia CIRP*, 107, 2022
- NOOR M., FEI W., ULLAH K., KHAN S., SHAH M., Harnessing machine learning for supply chain management: a systematic review and future research framework, *Computers and Financial Engineering*, 135, 2026
- OLIVEIRA E., PEREIRA M.T., GUEDES A.P., An analytical framework for evaluating the impact of Artificial Intelligence technologies in supply chains, *Supply Chain Analytics*, 11, 2025
- ONORIO P.O., FRAZZON E.M., LEUSIN M.E., CORDES C., AZEVEDO V., Artificial Intelligence Supporting Human Intelligence: Impacts on Supply Chains of Small and Medium Enterprises, *Procedia Computer Science*, 277, 2026
- PRAVOSA L.S., PARRA-DOMÍNGUEZ J., GONZÁLEZ S.R., CHAMOSO P., A machine learning and evolutionary optimization framework for carbon-aware supply chain routing, *Supply Chain Analytics*, 13, 2026
- SARIOGUZ O., Enhancing supply chain visibility through generative AI and intelligent control tower systems, *International Journal of Science and Research Archive*, 15(03), 2025

SHRIVASTAV M., Barriers Related to AI Implementation in Supply Chain Management, *Journal of Global Information Management*, 30(8), 2022

TYAGI M., TYAGI K., Industry 5.0 readiness factors for implementing digital twins in sustainable supply chains: A pathway to circularity, *Journal of Cleaner Production*, 529, 2025

WANG Y., PETTIT S., *Digital Supply Chain Transformation: Emerging Technologies for Sustainable Growth*, Cardiff University Press, Cardiff, 2022

WILKINSON C., YAWNEY J., GADSDEN S.A., Explaining explainability: A comprehensive survey on explainable artificial intelligence and relevant industry applications, *Intelligent Systems with Applications*, 30, 2026