

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Intelligenza artificiale applicata alla Supply Chain



Relatore

Carlo Rafele

Candidato

Amina Omari 302921

Co-relatore

Massimo Rebuglio

Luglio 2026

Indice

1. Introduzione.....	5
2. Background.....	8
2.1. Supply Chain: Introduzione.....	8
2.1.1. Processi e funzioni della Supply Chain.....	9
2.1.2. Sostenibilità e tracciabilità nella Supply Chain	11
2.1.3. Classificazione delle Supply Chain	11
2.1.4. Determinanti delle performance della Supply Chain	13
2.1.5. Digitalizzazione della Supply Chain: La trasformazione digitale come risposta alla complessità della supply chain.....	14
2.1.5.1. Tecnologie abilitanti: IoT, Blockchain, Big Data e Cloud Computing	15
2.1.5.2. Sistemi gestionali integrati (ERP, CRM, APS)	17
2.1.5.3. Tecnologie digitali per la gestione della logistica (RFID, TMS, WMS)	18
2.1.5.4. Benefici e limiti della digitalizzazione della supply chain	19
2.1.5.5. Digitalizzazione e intelligenza artificiale.....	20
2.2. Definizione e concetti chiave dell'Intelligenza artificiale	20
2.2.1. AI, Machine Learning e algoritmi.....	22
2.3. Strumenti e tecnologie dell'AI	22
2.3.1. Machine Learning e algoritmi predittivi.....	22
2.3.2. NLP tradizionale.....	23
2.3.3. Computer Vision.....	24
2.3.4. Algoritmi predittivi	26
2.3.5. Intelligenza Artificiale generativa (Large Language Models)	27
2.2.6 Tecnologie complementari e simulativa AI-enabled	29
3. Metodologia della ricerca	31
3.1. Limiti della metodologia.....	33
4. Risultati	34
4.1. Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella Supply Chain Management:.....	34
4.2 Previsione	34
4.2.1 Previsione della domanda	35
4.2.1.1. Caso studio: demand forecasting con machine learning	38
4.2.1.2. Caso Studio: Walmart	45
4.2.1.2 Caso Studio: Amazon	46

4.2.2. Previsione dei tempi di arrivo (ETA prediction).....	47
4.2.2.1. il caso Nestlé e Transporeon.....	47
4.2.3. Previsione e pianificazione integrata della supply chain:	48
4.2.3.1. il caso AB InBev e la piattaforma o9	48
4.3 Ottimizzazione delle reti logistiche.....	48
4.3.1. Ottimizzazione delle rotte di consegna e last-mile delivery: il caso DHL	50
4.3.2. Ottimizzazione delle rotte tramite analytics e machine learning: il caso UPS.....	51
4.3.3. Generative AI e mapping logistico: il caso Amazon Wellspring	52
4.4. Ottimizzazione delle attività di magazzino e ruolo del Digital Twin	53
4.4.1. Caso studio: Maersk – Digital Twin e AI per la gestione di ecosistemi logistici complessi	54
4.4.2. Caso studio: DHL – robotica, AMR/AGV e automazione per aumentare produttività e flessibilità	55
4.4.3. Caso studio: Amazon – automazione di magazzino, “physical AI” e agentic AI per robot più autonomi	56
4.5. Order Picking e sistemi intelligenti nel magazzino	57
4.5.1. Caso studio: adozione di un sistema AI-based di order picking con Digital Twin e integrazione ERP/WMS	58
4.5.2. Caso studio: Amazon – AI, robotica e “agentic AI” per l’evoluzione del picking e della movimentazione in fulfillment center	60
4.6. Applicazioni della Computer Vision nella supply chain	61
4.6.1. Computer Vision: il caso DHL.....	61
4.6.1.1. controllo qualità nelle operazioni logistiche:.....	61
4.6.1.2 Smistamento automatico dei pacchi	62
4.6.2 Computer Vision e controllo qualità nei centri logistici Amazon	62
4.7 Gestione, selezione e relazioni con fornitori e partner	63
5. Discussione	65
5.1. Introduzione	65
5.2. Benefici operativi dell’intelligenza artificiale nella supply chain	65
5.3. Costi, benefici e impatti sulla sostenibilità dell’adozione dell’intelligenza artificiale dell’adozione dell’AI	66
5.4. Complessità di implementazione e manutenzione dei sistemi di AI	68
5.5. Vulnerabilità delle supply chain globali e resilienza	69
5.6. Trasformazione del lavoro e prospettive future	70
6. Conclusione	73

Bibliografia e sitografia	76
--	-----------

1. Introduzione

Negli ultimi decenni con la crescente globalizzazione dei mercati, l'aumento della complessità delle reti produttive e la crescente competitività hanno reso la gestione delle supply chain uno strumento strategico rilevante per le imprese. Ad oggi le catene di approvvigionamento sono molto complicate e sono caratterizzate da molti livelli di fornitori, produttori, distributori e clienti finali, e richiedono sempre di più un maggiore coordinamento per garantire una buona operatività, flessibilità e capacità di risposta alle variazioni della domanda.

In questo contesto, la digitalizzazione ha introdotto nuove tecnologie in grado di aiutare e migliorare i processi decisionali e operativi lungo l'intera supply chain. Una delle tecnologie più impattanti in questo periodo è l'intelligenza artificiale che, grazie alla sua capacità di analizzare grandi quantità di dati, individuare pattern complessi e supportare decisioni in contesti caratterizzati da elevata incertezza e variabilità, rappresenta una delle tecnologie più promettenti per lo sviluppo della supply chain.

L'uso dell'intelligenza artificiale nella catena della supply chain consente infatti di migliorare numerose attività operative, tra cui la previsione della domanda, la pianificazione della produzione, ottimizzazione delle rotte, la gestione delle scorte e l'automazione dei magazzini. Attraverso l'utilizzo di modelli di machine learning e algoritmi di ottimizzazione, le imprese possono trasformare i propri sistemi logistici da modelli prevalentemente reattivi a modelli sempre più predittivi e data-driven.

Negli ultimi anni, molte aziende hanno iniziato a integrare tecnologie di intelligenza artificiale nei propri sistemi di Supply Chain Management. In particolare, le grandi imprese operanti nei settori della logistica, della distribuzione e della produzione stanno investendo in soluzioni avanzate per migliorare la visibilità e la previsione delle operazioni, ottimizzare l'utilizzo delle risorse disponibili e aumentare la resilienza delle proprie catene di approvvigionamento, riducendo così l'impatto di eventuali disruption.

Nonostante il crescente interesse verso questa tecnologia, l'adozione dell'intelligenza artificiale nella supply chain presenta ancora numerose sfide sia nel suo utilizzo sia sulla sua adozione. Per utilizzare l'intelligenza artificiale è indispensabile avere una buona quantità di dati e di buona qualità, integrarla con i propri sistemi informativi e soprattutto avere delle competenze digitali per poterla utilizzare e sfruttare al meglio. Inoltre, l'implementazione di sistemi che utilizzano l'AI e il processo di cambiamento organizzativo nell'azienda richiedono spesso investimenti iniziali significativi in infrastrutture tecnologiche e anche di manutenzione.

Alla luce di queste considerazioni, comprendere le modalità di applicazione dell'intelligenza artificiale nella supply chain e valutarne gli impatti operativi ed economici rappresenta un tema di crescente rilevanza sia per la ricerca accademica sia per il mondo manageriale.

Il presente lavoro intende rispondere alla seguente domanda di ricerca:

“In che modo l'Intelligenza Artificiale può migliorare la gestione della Supply Chain e quali sono le principali criticità della sua implementazione?”

Per rispondere a tale quesito, è stato analizzato il ruolo dell'intelligenza artificiale nella gestione della supply chain, con l'obiettivo di comprendere in che modo queste tecnologie possano contribuire al miglioramento delle performance operative delle imprese e quali siano le principali sfide associate alla loro implementazione.

In particolare, la ricerca si concentra sull'analisi delle principali applicazioni dell'intelligenza artificiale nei processi logistici e decisionali della supply chain. Attraverso l'analisi della letteratura e di diversi casi studio aziendali, il lavoro esamina come tecnologie quali machine learning, computer vision, digital twin e sistemi di analisi predittiva vengano utilizzate per migliorare attività come la previsione della domanda, la pianificazione dei trasporti, l'automazione dei magazzini e il controllo qualità delle operazioni logistiche.

Un ulteriore obiettivo della ricerca è quello di sviluppare una riflessione critica sugli impatti dell'intelligenza artificiale nella supply chain, considerando non solo i benefici operativi derivanti dall'adozione di queste tecnologie, ma anche le implicazioni economiche, organizzative ed etiche associate alla loro implementazione.

Dal punto di vista metodologico, il lavoro adotta un approccio basato su una mixed literature review, che integra fonti accademiche tradizionali con documenti provenienti dal contesto industriale e aziendale. Questo approccio consente di combinare l'analisi teorica con l'esame di applicazioni concrete dell'intelligenza artificiale nei sistemi logistici reali.

La struttura del lavoro è organizzata come segue. Nel primo capitolo viene presentato il quadro teorico relativo al Supply Chain Management e alle principali tecnologie digitali utilizzate nella gestione delle catene di approvvigionamento. Il secondo capitolo descrive la metodologia di ricerca adottata e le fonti utilizzate per l'analisi della letteratura e dei casi applicativi. Il terzo capitolo analizza le principali applicazioni dell'intelligenza artificiale nella supply chain, attraverso l'esame di diversi casi studio aziendali. Il quarto capitolo sviluppa una discussione

critica sugli impatti dell'AI nella supply chain, considerando gli aspetti economici, organizzativi e di sostenibilità associati all'adozione di queste tecnologie.

Nel complesso, la tesi mira a fornire una visione integrata delle opportunità e delle sfide legate all'utilizzo dell'intelligenza artificiale nella gestione delle supply chain contemporanee, contribuendo alla comprensione del ruolo che queste tecnologie possono svolgere nella trasformazione dei sistemi logistici e produttivi.

2. Background

In questo capitolo, sono stati approfonditi gli elementi teorici necessari per comprendere il ruolo dell'intelligenza artificiale nel contesto del Supply Chain Management. In particolare, sono stati introdotti i principali concetti relativi alla gestione della supply chain e alle tecnologie digitali che stanno piano piano trasformando i processi logistici e decisionali delle imprese.

In una prima parte, viene analizzato il concetto di Supply Chain Management, descrivendo le principali funzioni e i processi che caratterizzano la gestione delle catene di approvvigionamento moderne. In seguito, viene approfondito il tema della digitalizzazione della supply chain, con particolare attenzione alle tecnologie che hanno influito maggiormente all'integrazione dei flussi informativi e operativi lungo l'intera rete di fornitura.

Nella seconda parte del capitolo vengono introdotti i concetti fondamentali dell'intelligenza artificiale e le principali tecnologie che ne consentono l'applicazione nei contesti aziendali. In particolare, vengono analizzati strumenti come il machine learning, il natural language processing, la computer vision e i modelli di intelligenza artificiale generativa, evidenziandone il potenziale utilizzo nei processi di analisi dei dati e supporto alle decisioni.

L'obiettivo di questo capitolo è quindi fornire le basi teoriche necessarie per comprendere come l'integrazione tra Supply Chain Management e intelligenza artificiale stia contribuendo alla trasformazione delle operazioni logistiche e dei modelli decisionali delle imprese.

2.1. Supply Chain: Introduzione

In questo frangente storico il ruolo della Supply chain si sta rivelando sempre più fondamentale nel determinare il grado di efficacia operativa, efficienza e flessibilità delle aziende.

Il termine di Supply Chain Management (SCM) è stato utilizzato per la prima volta da Keith Oliver e Michael D. Webber nel 1982 in un'intervista rilasciata al *Financial Times* (Oliver & Webber, 1982) per descrivere la gestione e coordinazione di flussi di materiali, informativi e finanziari. Nel corso del tempo, la concezione riguardante il concetto di SCM si è modificata, non limitandosi più a considerare i processi gestionali singolarmente ma implementando nella sua definizione tutti i flussi che partono dall'approvvigionamento fino alla distribuzione al cliente.

In questa prospettiva più ampia, la SCM non rappresenta solo un insieme di processi ma diventa un vero e proprio elemento importante per differenziarsi. Secondo infatti la visione di Chris

(2006), la SCM risulta un elemento chiave nella definizione di una strategia aziendale efficace, in quanto consente di creare valore aggiunto tramite collaborazioni, ottimizzazione dei flussi e capacità di rispondere velocemente ai cambiamenti.

Con l'avvento e la crescente globalizzazione, le catene di fornitura si sono ampliate e si è vista la necessità di avere una Supply chain sempre più robusta e flessibile in quanto richiede una grande coordinazione tra le attività di produzione e distribuzione. Inoltre deve essere anche in grado di rispondere a eventuali interruzioni di qualsiasi tipo (meteorologico, geopolitico ecc...). Un esempio significativo è stato il 2020, anno in cui c'è stato il COVID e il mondo intero ha compreso quanto fosse vulnerabile l'intero flusso di fornitura e distribuzione. Le imprese infatti hanno iniziato a studiare modi per rendere le imprese sempre più flessibili e adattabili a qualsiasi cambiamento improvviso e di qualsiasi genere.

2.1.1. Processi e funzioni della Supply Chain

In seguito a queste trasformazioni, è importante comprendere il ruolo fondamentale di ogni attore/funzione all'interno della catena della Supply Chain. Di seguito vengono analizzate in dettaglio le seguenti attività:

- Approvvigionamento (Procurement / Sourcing): si occupa di identificare, selezionare e gestire potenziali fornitori che andranno a fornire materie prime, semilavorati o servizi necessari per la produzione. In un contesto di globalizzazione, come già detto, rappresenta anche una leva strategica, i fornitori sono scelti infatti in base alla loro affidabilità, flessibilità e altre caratteristiche comuni etici e ambientali in modo da essere sempre pronti a qualsiasi tipo di interruzione. Questo processo comprende diverse attività interconnesse tra loro. La prima riguarda l'analisi del fabbisogno aziendale e pianificazione delle materie prime fondamentale per la produzione, ridurre sprechi e prevenire interruzioni nella produzione. In seguito si ha la negoziazione dei contratti per la definizione delle condizioni tra le parti. Nel corso della collaborazione inoltre si effettuano dei costanti monitoraggi, tramite dei KPI, sulle performance dei fornitori valutando la qualità dei materiali, i tempi di consegna, controllo dei costi e livello di sostenibilità.
- Pianificazione della domanda e dell'offerta (Demand & Supply Planning) : rappresenta una delle funzioni importanti della supply chain perché collega la domanda del mercato con la capacità produttiva dell'impresa. L'obiettivo è quello di avere sempre le risorse nel momento giusto evitando costi legati a sprechi e agli stock-out. Il processo inizia

con la previsione della domanda ovvero il calcolo delle stime dei volumi richiesti dal cliente. Le previsioni solitamente si basano su dati storici di vendita, tendenze di mercato, marketing, stagionalità e promozioni.

Successivamente, si procede con la pianificazione dell'offerta, che consiste nel decidere quanto e quando produrre in modo da garantire un flusso continuo senza interruzione cercando di soddisfare sempre il cliente ed evitando sprechi. La coordinazione tra previsione della domanda e produzione è molto importante perché ottimizza la reazione a imprevisti o fluttuazione tempestive della domanda ed è per questo che è importante fare continui allineamenti tra queste due funzioni. Oggi giorno inoltre la pianificazione viene anche condivisa con fornitori e distributori tramite sistemi digitali (come IBP o ERP), in modo che tutti possono avere una visione trasparente dell'intera catena.

- Gestione delle scorte: è una funzione importante perché serve per garantire disponibilità di prodotti o materiali mantenendo un livello ottimale per evitare costi legati a un eccesso di scorte che possono portare un rischio di obsolescenza, costi di magazzinaggio e costi legati alle mancate vendite o produzione. Ci sono diversi metodi, strumenti utili per gestire al meglio le scorte, come ad esempio: il JIT che ha l'obiettivo di minimizzare il livello di magazzino producendo solo quando è richiesto dalla domanda, MRP che calcola le quantità da ordinare e tempi di approvvigionamento, il livello delle scorte di sicurezza calcolate per non andare in stock out e soprattutto devono essere tenute minime per minimizzare i costi, i sistemi ABC che classificano i prodotti in base al volume e alla loro rotazione etc...
- Distribuzione: questa funzione si occupa di trasferire il prodotto finito al cliente cercando di garantire sia puntualità e qualità del servizio. Il processo comprende diverse attività tra le quali: gestione dei centri di distribuzione, pianificazione di trasporti e gestione degli ordini.
- Servizio al cliente: questa funzione ha come obiettivo di assistere il cliente lungo tutta l'esperienza di acquisto che va dalla richiesta dell'ordine fino al servizio post-vendita in modo da rafforzare la fidelizzazione e la reputazione dell'azienda
- Gestione dei resi: è il processo di gestione dei prodotti resi indietro dai clienti. Le aziende devono poi gestire il prodotto reso che può essere ricondizionato, rivenduto, riciclato o distrutto. Per la soddisfazione del cliente è molto importante facilitare questo processo. I resi vanno poi analizzati per capire meglio i motivi che li hanno generati e soprattutto per migliorare sia il servizio che il prodotto

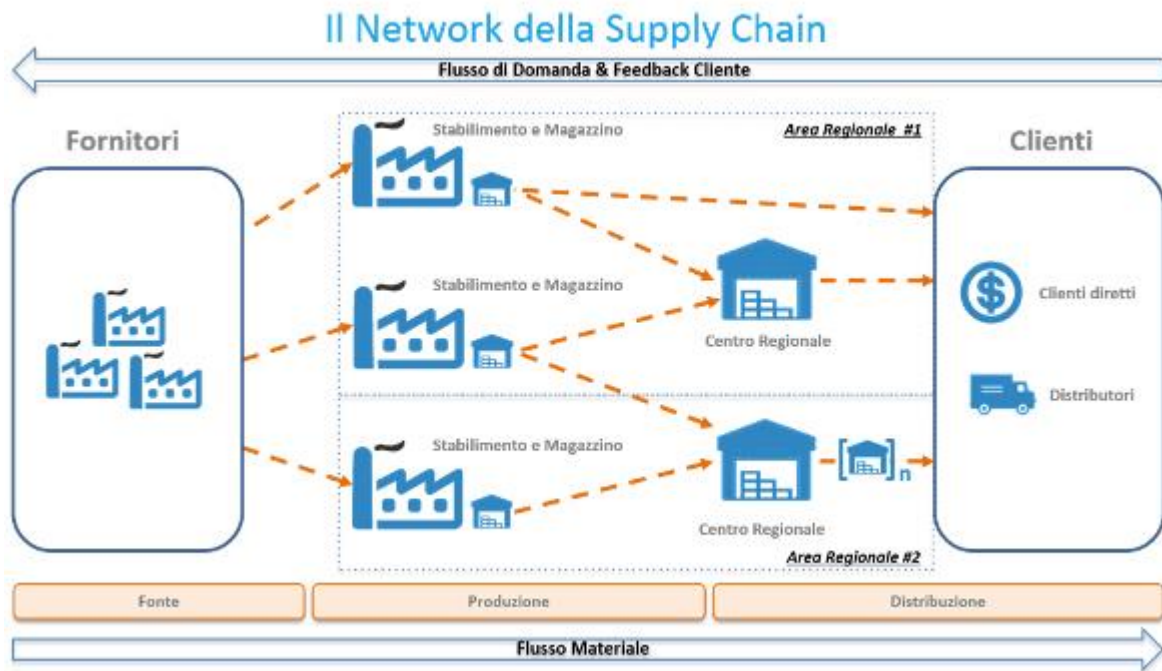


Figura 1: Network della Supply Chain

Dopo aver analizzato i processi che compongono la supply chain si evince come essi siano interconnessi tra loro e come ogni funzione contribuisca a creare valore aggiunto alla catena.

2.1.2. Sostenibilità e tracciabilità nella Supply Chain

2.1.3. Classificazione delle Supply Chain

Le Supply Chain possono essere classificate in base a diversi criteri, come per esempio il tipo di prodotto gestito, la natura della domanda, le strategie di produzione e le modalità di distribuzione impiegate (Chopra & Meindl, 2016; Christopher, 2016). Ciascuna tipologia presenta caratteristiche particolari che ne condizionano la gestione e l'ottimizzazione.

- Supply Chain per beni di consumo: caratterizzata da una domanda molto variabile e meno prevedibile e solitamente i prodotti hanno vita utile breve (Fisher, 1997). In questo contesto, si utilizza la logica make-to-stock, ovvero produrre e stoccare a magazzino, e questo consente di rispondere rapidamente ai picchi di domanda. La rete di distribuzione tende a essere decentrata, con più punti di distribuzione, in modo da servire tempestivamente le esigenze dei consumatori finali (Chopra & Meindl, 2016; Christopher, 2016).

- Supply Chain per beni industriali: la domanda è generalmente più stabile e prevedibile, e i prodotti hanno cicli di vita più lunghi (Fisher, 1997; Christopher, 2016). La strategia adottata in questo caso è spesso il make-to-order, ossia la produzione su ordinazione, che si adatta a prodotti specifici o personalizzati per singoli clienti. In questo caso, la rete di distribuzione è prevalentemente centralizzata per sfruttare economie di scala e ridurre i costi unitari di trasporto e stoccaggio (Chopra & Meindl, 2016).
- Supply Chain per prodotti personalizzati: contraddistinta da un'elevata variabilità della domanda e da un forte grado di personalizzazione dei prodotti (Stadler, 2014). Qui la strategia principale è l'assemble-to-order, che permette di combinare componenti standard preassemblati con elementi su misura, offrendo una vasta scelta di opzioni al cliente (Christopher, 2016). La struttura della rete di fornitura è mista, con centri di assemblaggio centralizzati e distribuzione decentrata, per bilanciare efficienza e rapidità di consegna.
- Supply Chain per prodotti ad alto contenuto tecnologico: contrassegnata da un'intensa innovazione e da cicli di vita dei prodotti molto brevi (Stadler, 2014). In questo scenario, la strategia adottata è l'engineer-to-order, in cui i prodotti vengono progettati e realizzati esclusivamente in base alle specifiche richieste dei clienti. La rete di distribuzione deve essere estremamente flessibile e adattabile per rispondere alle rapide evoluzioni tecnologiche e alle fluttuazioni della domanda (Chopra & Meindl, 2016; Fisher, 1997).

Alla luce delle attività descritte, emerge chiaramente come le diverse funzioni della supply chain non operino in modo indipendente, ma siano fortemente interconnesse tra loro. Decisioni prese in una fase della catena possono infatti avere effetti significativi sulle altre attività. Ad esempio, una previsione della domanda non accurata può generare squilibri nella pianificazione della produzione, causando eccesso di scorte oppure rotture di stock. Allo stesso modo, ritardi nelle attività di approvvigionamento possono compromettere la capacità dell'impresa di rispettare i tempi di consegna promessi ai clienti.

Per questo motivo, uno degli obiettivi principali del Supply Chain Management consiste nel garantire un elevato livello di coordinamento tra le diverse funzioni coinvolte. Secondo Christopher (2016), una gestione efficace della supply chain richiede l'integrazione dei flussi di materiali, informazioni e decisioni lungo l'intera catena del valore. Ciò consente di ridurre inefficienze operative, migliorare il livello di servizio al cliente e ottimizzare l'utilizzo delle risorse disponibili.

In un contesto caratterizzato da crescente complessità delle reti di fornitura e da elevata variabilità della domanda, il coordinamento tra le diverse attività della supply chain rappresenta quindi un elemento fondamentale per garantire la competitività delle imprese.

2.1.4. Determinanti delle performance della Supply Chain

La performance di una supply chain dipende da diversi fattori che influenzano la capacità delle imprese di gestire in modo efficace i flussi di materiali, informazioni e risorse lungo l'intera rete di fornitura. Secondo Chopra e Meindl (2016), le prestazioni di una supply chain possono essere analizzate attraverso un insieme di determinanti fondamentali, comunemente definite supply chain drivers. Questi elementi rappresentano le principali leve attraverso cui le imprese possono migliorare il livello di servizio al cliente e allo stesso tempo mantenere un adeguato livello di efficienza operativa.

Tra i principali driver della supply chain rientrano le strutture fisiche (facilities), le scorte (inventory), i trasporti (transportation), le informazioni (information), le decisioni di approvvigionamento (sourcing) e le strategie di prezzo (pricing).

Le facilities comprendono gli stabilimenti produttivi e i centri di distribuzione utilizzati per produrre, immagazzinare e distribuire i prodotti. Le decisioni relative alla localizzazione e alla capacità di queste strutture influenzano in modo significativo la velocità di risposta al mercato e i costi logistici complessivi. La gestione delle scorte rappresenta un altro elemento centrale nella progettazione della supply chain. Le imprese devono infatti determinare il livello ottimale di inventario necessario per soddisfare la domanda dei clienti evitando al tempo stesso costi eccessivi di stoccaggio. Un livello di scorte troppo elevato comporta costi di magazzino e rischio di obsolescenza, mentre un livello troppo basso può generare rotture di stock e perdita di vendite.

Il trasporto costituisce un ulteriore driver fondamentale della supply chain. Le modalità di trasporto utilizzate, come trasporto stradale, ferroviario, marittimo o aereo, influenzano sia i tempi di consegna sia i costi logistici. Le imprese devono quindi individuare il giusto equilibrio tra velocità e costo del trasporto.

Le informazioni svolgono un ruolo sempre più centrale nella gestione delle supply chain moderne. La disponibilità di dati accurati e tempestivi consente alle imprese di migliorare la pianificazione delle attività e ridurre l'incertezza nelle decisioni operative. L'evoluzione delle

tecnologie digitali ha reso possibile raccogliere e analizzare grandi quantità di dati lungo l'intera rete logistica, migliorando la visibilità delle operazioni.

Le decisioni di sourcing riguardano invece la scelta dei fornitori e la definizione delle modalità di approvvigionamento. Le imprese devono valutare attentamente fattori quali costo, qualità, affidabilità e sostenibilità dei fornitori, al fine di garantire continuità nelle forniture e stabilità della produzione.

Infine, anche le strategie di pricing possono influenzare il funzionamento della supply chain. Le politiche di prezzo, come sconti o promozioni, possono generare variazioni improvvise della domanda che richiedono una maggiore flessibilità nelle attività di produzione e distribuzione.

Un ulteriore fenomeno che influenza le performance della supply chain è il cosiddetto bullwhip effect, ovvero l'amplificazione della variabilità della domanda lungo la catena di fornitura. Questo fenomeno si verifica quando piccole variazioni della domanda dei consumatori generano oscillazioni sempre più ampie negli ordini effettuati dai diversi attori della supply chain, come distributori, grossisti e produttori. Le cause principali del bullwhip effect includono errori nelle previsioni della domanda, politiche di promozione aggressive, accumulo di ordini e scarsa condivisione delle informazioni tra i partner della catena logistica.

Per ridurre questo fenomeno, la letteratura evidenzia l'importanza di migliorare il coordinamento tra gli attori della supply chain e di favorire la condivisione delle informazioni lungo l'intera rete. In questo contesto, la digitalizzazione e l'utilizzo di sistemi avanzati di analisi dei dati possono contribuire a migliorare la visibilità della domanda e a ridurre l'incertezza nelle decisioni operative.

2.1.5. Digitalizzazione della Supply Chain: La trasformazione digitale come risposta alla complessità della supply chain

Negli ultimi decenni, la supply chain ha assunto un livello di complessità sempre maggiore a causa della globalizzazione dei mercati, della frammentazione delle reti di fornitura, della crescente variabilità della domanda e dell'aumento delle aspettative dei clienti in termini di servizio e rapidità. In questo contesto, i tradizionali modelli di gestione, basati su informazioni parziali e su processi prevalentemente manuali, risultano spesso inadeguati a garantire un efficace coordinamento delle attività lungo l'intera catena del valore.

La trasformazione digitale emerge quindi come una risposta necessaria a tale complessità, in quanto consente di migliorare l'integrazione dei flussi informativi e di aumentare la visibilità

end-to-end della supply chain. Attraverso l'adozione di tecnologie digitali, le imprese possono raccogliere, condividere ed elaborare dati in tempo reale, riducendo le asimmetrie informative e migliorando il coordinamento tra i diversi attori coinvolti (Christopher, 2016). La digitalizzazione permette inoltre di rendere i processi logistici e produttivi più flessibili e reattivi, favorendo una gestione più efficace delle incertezze operative e delle interruzioni.

Secondo la letteratura più recente, una supply chain digitalizzata non si limita a supportare le attività operative, ma rappresenta un vero e proprio abilitatore di nuovi modelli decisionali data-driven. In questo senso, la digitalizzazione costituisce il presupposto fondamentale per l'evoluzione verso supply chain più resilienti, collaborative e orientate alla previsione, ponendo le basi per l'adozione di strumenti avanzati di analisi e di intelligenza artificiale (MacCarthy & Ivanov, 2022).

2.1.5.1. Tecnologie abilitanti: IoT, Blockchain, Big Data e Cloud Computing

La trasformazione digitale della supply chain è resa possibile dall'adozione di un insieme di tecnologie abilitanti che consentono la raccolta, l'elaborazione e la condivisione delle informazioni lungo l'intera rete di fornitura. Tra le più rilevanti rientrano l'Internet of Things (IoT), la Blockchain, i Big Data e il Cloud Computing, che svolgono un ruolo centrale nel supportare processi logistici e decisionali sempre più complessi.

L'Internet of Things consente di collegare oggetti fisici, mezzi di trasporto e infrastrutture attraverso sensori e dispositivi intelligenti, permettendo il monitoraggio in tempo reale di flussi di materiali, condizioni ambientali e stato delle operazioni.

L'applicazione della blockchain nella gestione della supply chain si basa sull'utilizzo di una tecnologia di contabilità distribuita, decentralizzata e sicura, che consente di garantire elevati livelli di trasparenza e tracciabilità lungo l'intera catena del valore. Nella maggior parte dei casi, viene adottata una blockchain di tipo autorizzato (permissioned), alla quale possono accedere esclusivamente gli attori appartenenti al consorzio o soggetti autorizzati.

Ogni transazione viene registrata all'interno di un blocco e inserita in una catena crittografata, creando un registro digitale condiviso, affidabile e non modificabile. Una volta inseriti, i dati non possono essere alterati senza che l'intero sistema ne rilevi l'anomalia, poiché esistono più copie sincronizzate delle informazioni. Questo meccanismo garantisce l'integrità dei dati e riduce in modo significativo il rischio di frodi, errori e manipolazioni.

Grazie alla possibilità di monitorare in tempo reale il flusso delle merci, la blockchain contribuisce inoltre ad aumentare l'efficienza operativa e la fiducia tra i diversi attori della supply chain.

Nella gestione delle catene di fornitura, la blockchain offre numerosi vantaggi, tra cui:

La possibilità di verificare l'autenticità dei prodotti, tracciandone il percorso dall'origine alla destinazione e garantendo il rispetto di parametri di conservazione, come temperatura e umidità.

La disponibilità di dati condivisi e validati, consultabili da più soggetti, che consente di individuare tempestivamente eventuali errori o tentativi di manipolazione.

L'utilizzo di smart contract, che permettono di automatizzare i pagamenti al raggiungimento di determinate condizioni contrattuali, come la consegna conforme degli articoli, favorendo una gestione più efficiente dei flussi finanziari.

Un'applicazione innovativa della blockchain è rappresentata dalla tokenizzazione degli asset, attraverso la quale beni fisici o digitali, come immobili, gemme o diritti di proprietà intellettuale, vengono associati a token digitali. Ogni token funge da certificato di proprietà verificabile, collegato in modo univoco all'asset sottostante.

Le imprese impiegano inoltre dispositivi di scansione integrati con la blockchain, in grado di leggere codici a barre, tag RFID o altri identificatori. A differenza dei sistemi tradizionali, le informazioni raccolte non vengono semplicemente archiviate localmente, ma trasmesse direttamente alla rete blockchain, consentendo un monitoraggio accurato del percorso di ciascun prodotto lungo la supply chain.

Dal punto di vista tecnico, la blockchain gestisce un registro digitale in cui i dati vengono inseriti in forma crittografata attraverso meccanismi di hashing unidirezionale. Questo processo assicura l'autenticità delle informazioni e ne rende verificabile la provenienza.

La sicurezza della supply chain beneficia inoltre dell'accesso condiviso a dati certificati, che favorisce la cooperazione tra gli attori e rafforza i rapporti di fiducia. La blockchain può integrarsi con altre tecnologie già diffuse, come l'Internet of Things (IoT), i sistemi di tracciamento e le piattaforme di gestione logistica, ampliando ulteriormente le possibilità di controllo e automazione.

Tuttavia, l'implementazione della blockchain comporta anche alcune criticità, in particolare di natura organizzativa e culturale. Tra queste rientrano la necessità di standardizzare i processi di etichettatura, garantire l'adozione uniforme della tecnologia da parte di tutti gli stakeholder e

promuovere un adeguato livello di competenze digitali. La mancanza di coordinamento tra gli attori coinvolti può infatti limitare l'efficacia complessiva del sistema.

Nel contesto della supply chain, l'utilizzo dei Big Data non si limita alla gestione di grandi volumi informativi, ma consente anche di analizzare dati caratterizzati da elevata varietà, velocità e veridicità, provenienti da fonti interne ed esterne all'organizzazione, come sistemi gestionali, sensori IoT, partner logistici e mercati di riferimento. Questa capacità analitica permette alle imprese di individuare pattern ricorrenti, anticipare criticità operative e migliorare la pianificazione delle attività lungo l'intera catena del valore, favorendo un approccio decisionale sempre più proattivo e data-driven (Kache & Seuring, 2017).

A supporto di tali capacità analitiche, il Cloud Computing fornisce infrastrutture flessibili e scalabili, riducendo i costi di implementazione dei sistemi informativi e facilitando l'integrazione tra applicazioni e organizzazioni differenti. Nel loro insieme, queste tecnologie costituiscono l'infrastruttura digitale su cui si fondano le moderne supply chain data-driven e rappresentano il prerequisito per l'adozione di soluzioni avanzate di automazione e intelligenza artificiale (MacCarthy & Ivanov, 2022).

2.1.5.2. Sistemi gestionali integrati (ERP, CRM, APS)

I sistemi gestionali integrati rappresentano un elemento centrale nel processo di digitalizzazione della supply chain, in quanto consentono di coordinare e integrare le informazioni provenienti dalle diverse funzioni aziendali. Tra i principali strumenti adottati rientrano gli Enterprise Resource Planning (ERP), i Customer Relationship Management (CRM) e gli Advanced Planning and Scheduling (APS), ciascuno dei quali supporta specifiche attività operative e decisionali.

I sistemi ERP permettono l'integrazione dei dati relativi a produzione, approvvigionamenti, logistica, finanza e risorse umane all'interno di un'unica piattaforma, favorendo una visione unificata dei processi aziendali e migliorando il coordinamento lungo la supply chain. I sistemi ERP svolgono un duplice ruolo: da un lato, centralizzano i dati aziendali evitando duplicazioni e discrepanze tra reparti; dall'altro, automatizzano processi di routine, riducendo l'intervento manuale e di conseguenza gli errori (Wang et al., 2007). Tuttavia, perché un ERP porti reali benefici, è indispensabile che l'azienda riveda e ottimizzi preventivamente i propri processi. Automatizzare un processo mal progettato significa infatti consolidare pratiche inefficaci, rendendole più difficili da modificare in seguito (Esteves & Pastor, 2001).

I CRM, invece, sono focalizzati sulla gestione delle relazioni con i clienti e consentono di raccogliere e analizzare informazioni sulla domanda, sulle preferenze e sui comportamenti di acquisto, supportando una pianificazione più accurata delle attività commerciali e distributive. Una volta implementato correttamente, l'ERP facilita anche l'integrazione con i fornitori, permettendo uno scambio di informazioni continuo e trasparente sui livelli di scorta, le previsioni di domanda e le tempistiche di consegna. Allo stesso modo, l'integrazione con i clienti, potenziata dai moduli CRM all'interno dell'ERP, raccoglie e analizza i dati sui comportamenti di acquisto e sulle preferenze del cliente finale. Ciò consente di personalizzare prodotti e tempi di consegna, migliorando la soddisfazione e rafforzando la fidelizzazione (Ngai et al., 2008). Per esempio, un produttore di componenti industriali può utilizzare il CRM per gestire in tempo reale le specifiche esigenze di ciascun cliente, tempi, qualità e varianti di prodotto, e condividere queste informazioni con i reparti di produzione e logistica, assicurando ordini evasi in modo puntuale e senza scarti.

I sistemi APS svolgono un ruolo fondamentale nella pianificazione avanzata, permettendo di ottimizzare le decisioni di produzione e distribuzione attraverso modelli che tengono conto di vincoli di capacità, tempi e risorse disponibili (Christopher, 2016).

Grazie agli APS, è possibile modellare scenari “what-if” che tengono conto di vincoli impiantistici, disponibilità delle materie prime e capacità del trasporto, supportando decisioni rapide in risposta a variazioni della domanda.

Nel loro insieme, questi sistemi costituiscono l'infrastruttura informativa di base della supply chain digitale, garantendo coerenza, tempestività e affidabilità dei dati. Inoltre, l'integrazione tra ERP, CRM e APS rappresenta un prerequisito essenziale per l'adozione di soluzioni di analisi avanzata e di intelligenza artificiale, poiché consente di alimentare i modelli predittivi con informazioni strutturate e aggiornate (MacCarthy & Ivanov, 2022).

2.1.5.3. Tecnologie digitali per la gestione della logistica (RFID, TMS, WMS)

La digitalizzazione della supply chain trova una delle sue applicazioni più rilevanti nei processi di logistica e trasporto intelligente, dove l'impiego di tecnologie digitali consente di migliorare il controllo dei flussi fisici e informativi lungo la catena di fornitura. In questo ambito, strumenti come RFID, Transportation Management Systems (TMS) e Warehouse Management Systems (WMS) svolgono un ruolo chiave nel supportare l'efficienza operativa e la visibilità delle operazioni logistiche.

La tecnologia RFID permette l'identificazione automatica e il tracciamento in tempo reale di prodotti, pallet e container, riducendo gli errori di inventario e migliorando la tracciabilità delle merci lungo le diverse fasi della supply chain. I TMS supportano la pianificazione, l'esecuzione e il monitoraggio delle attività di trasporto, consentendo l'ottimizzazione dei percorsi, la riduzione dei costi logistici e una maggiore puntualità nelle consegne. I WMS, infine, gestiscono le operazioni di magazzino, coordinando attività quali ricezione, stoccaggio, picking e spedizione, con l'obiettivo di aumentare la produttività e ridurre i tempi di attraversamento (Christopher, 2016).

L'integrazione di RFID, TMS e WMS con i sistemi gestionali aziendali consente di ottenere una visione aggiornata e coerente dei flussi logistici, migliorando la capacità di risposta dell'organizzazione alle variazioni della domanda e alle interruzioni operative. Inoltre, la disponibilità di dati accurati e tempestivi provenienti dai processi logistici rappresenta un elemento fondamentale per l'implementazione di modelli analitici e predittivi basati sull'intelligenza artificiale (MacCarthy & Ivanov, 2022).

2.1.5.4. Benefici e limiti della digitalizzazione della supply chain

L'adozione di tecnologie digitali lungo la supply chain consente di ottenere benefici significativi in termini di tracciabilità, efficienza, visibilità e sostenibilità. La digitalizzazione permette infatti di monitorare in modo continuo i flussi di materiali, informazioni e risorse, migliorando la capacità di tracciare prodotti e componenti lungo l'intera catena del valore. Ciò si traduce in una maggiore trasparenza dei processi e in una riduzione degli errori operativi.

Dal punto di vista dell'efficienza, l'integrazione dei sistemi informativi e l'automazione dei processi contribuiscono alla riduzione dei tempi di attraversamento, dei costi logistici e delle inefficienze legate alla gestione manuale delle informazioni. Inoltre, una maggiore visibilità end-to-end della supply chain consente alle imprese di reagire in modo più tempestivo alle variazioni della domanda e alle interruzioni operative. In un'ottica di sostenibilità, la disponibilità di dati accurati supporta decisioni più consapevoli in termini di utilizzo delle risorse, riduzione degli sprechi e ottimizzazione dei trasporti (Christopher, 2016; Kache & Seuring, 2017).

Nonostante i numerosi benefici, la digitalizzazione della supply chain presenta anche sfide e limiti rilevanti. Tra i principali ostacoli si annoverano i costi di implementazione delle tecnologie digitali, che possono risultare elevati soprattutto per le piccole e medie imprese, e la

necessità di investire nella formazione del personale, al fine di sviluppare competenze adeguate alla gestione dei nuovi strumenti.

Un'ulteriore criticità riguarda i temi di cybersecurity e protezione dei dati, che assumono un ruolo centrale in supply chain sempre più interconnesse e basate sulla condivisione di informazioni sensibili tra diversi attori. La dipendenza da infrastrutture digitali espone infatti le organizzazioni a rischi operativi e reputazionali che devono essere gestiti attraverso adeguate strategie di sicurezza e governance dei dati (Kache & Seuring, 2017).

2.1.5.5. Digitalizzazione e intelligenza artificiale

La digitalizzazione della supply chain rappresenta il presupposto fondamentale per l'adozione dell'intelligenza artificiale nei processi logistici e decisionali. La disponibilità di dati strutturati, affidabili e aggiornati, resa possibile dall'integrazione dei sistemi digitali, consente infatti l'applicazione di algoritmi di automazione e di modelli predittivi basati sull'AI. In questo senso, la digitalizzazione non costituisce un obiettivo in sé, ma una fase abilitante che permette l'evoluzione verso supply chain più autonome, intelligenti e orientate alla previsione, temi che verranno approfonditi nel capitolo successivo (MacCarthy & Ivanov, 2022).

2.2. Definizione e concetti chiave dell'Intelligenza artificiale

L'intelligenza artificiale è una tecnologia capace di simulare i processi di apprendimento del cervello umano.

Fin dalle sue origini, l'AI è stata sviluppata con obiettivi differenti, spesso legati al tipo di problema che si intendeva risolvere. In alcuni casi, l'attenzione era rivolta alla simulazione del comportamento umano; in altri, invece, l'obiettivo principale era costruire sistemi in grado di supportare decisioni complesse in modo efficace e misurabile.

In particolare, in ambito ingegneristico e gestionale, l'intelligenza artificiale viene generalmente interpretata come l'insieme di metodi e strumenti che consentono di analizzare informazioni, valutare alternative decisionali e selezionare l'azione più appropriata rispetto a obiettivi prefissati, come la riduzione dei costi, l'aumento dell'efficienza o il miglioramento delle performance. In questa prospettiva, l'intelligenza non è definita dalla somiglianza con il comportamento umano, ma dalla capacità del sistema di operare in modo razionale all'interno di vincoli e condizioni di incertezza. (Russell & Norvig, 2021).

Uno dei primi studiosi a teorizzare l'intelligenza artificiale fu Turing. Nel suo articolo "Computing Machinery and Intelligence", pubblicato sulla rivista Mind nel 1950, il matematico ideò quello che sarebbe passato alla storia come il "test di Turing". Il test introduce un criterio comportamentale secondo cui una macchina può essere considerata intelligente se il suo comportamento comunicativo non è distinguibile da quello di un essere umano. Sebbene tale approccio abbia avuto un ruolo centrale nello sviluppo storico dell'AI, la ricerca successiva ha progressivamente ridimensionato l'importanza dell'imitazione del comportamento umano, privilegiando invece lo studio dei principi generali dell'intelligenza e dell'ottimalità decisionale (Turing, 1950; Russell & Norvig, 2021)

L'intelligenza artificiale tradizionale presenta forti analogie con la teoria moderna del controllo, in particolare con il controllo ottimo stocastico, il cui obiettivo è la progettazione di sistemi in grado di minimizzare una funzione di costo nel tempo. Entrambi i paradigmi condividono l'idea di ottimalità come criterio guida del comportamento del sistema. Tuttavia, nonostante tali affinità concettuali, l'AI e la teoria del controllo si sono sviluppate come discipline distinte. La principale ragione risiede nei differenti strumenti matematici adottati: mentre la teoria del controllo si fonda prevalentemente su modelli continui basati su calcolo e algebra matriciale, l'intelligenza artificiale ha introdotto strumenti basati su inferenza logica e computazione simbolica, che hanno consentito di affrontare problemi complessi e scarsamente strutturati, come il linguaggio naturale, la pianificazione e la gestione di processi decisionali articolati (Russell & Norvig, 2021; Bertsekas, 2017).

Alla luce delle differenti finalità e modalità di utilizzo, le tecnologie di intelligenza artificiale considerate nel presente lavoro possono essere ricondotte a due principali macro-categorie. La prima comprende gli strumenti di AI tradizionale, prevalentemente orientati all'analisi dei dati, all'automazione e all'ottimizzazione dei processi decisionali e operativi. Tali soluzioni mirano a migliorare l'efficienza e l'efficacia delle attività aziendali attraverso modelli predittivi e algoritmi di supporto alle decisioni. La seconda macro-categoria include invece gli strumenti di AI generativa e simulativa, focalizzati sulla creazione di nuovi contenuti, scenari e rappresentazioni digitali, nonché sull'esplorazione di alternative future e insight emergenti. Questa distinzione consente di evidenziare il diverso ruolo che le tecnologie di intelligenza artificiale possono assumere all'interno dei sistemi organizzativi, passando da un supporto prevalentemente analitico a uno maggiormente orientato all'innovazione e alla simulazione.

2.2.1. AI, Machine Learning e algoritmi

È opportuno chiarire la relazione tra intelligenza artificiale, machine learning e algoritmi, termini spesso utilizzati come sinonimi nel linguaggio comune ma concettualmente distinti. L'intelligenza artificiale rappresenta il campo più ampio, che include l'insieme di metodologie finalizzate alla progettazione di sistemi in grado di supportare o automatizzare processi decisionali complessi. All'interno di questo ambito, il machine learning costituisce un sottoinsieme dell'AI e si riferisce a tecniche che consentono ai sistemi di apprendere dai dati e migliorare le proprie prestazioni attraverso l'esperienza, senza una programmazione esplicita di tutte le regole decisionali. Gli algoritmi, infine, rappresentano il livello più elementare e costituiscono sequenze di istruzioni definite per la risoluzione di specifici problemi. Essi non sono necessariamente intelligenti in senso stretto, ma diventano parte di un sistema di intelligenza artificiale quando sono integrati in modelli capaci di adattarsi, generalizzare o ottimizzare il proprio comportamento in presenza di incertezza. In ambito gestionale, questa distinzione consente di comprendere come l'AI non coincida con un singolo strumento tecnologico, ma con un insieme strutturato di tecniche che operano su livelli differenti di complessità e autonomia decisionale (Russell & Norvig, 2021).

2.3. Strumenti e tecnologie dell'AI

Per analizzare l'impatto dell'Intelligenza Artificiale (AI) nella Supply Chain, è necessario individuare e descrivere le principali tecnologie che ne consentono l'applicazione pratica nei processi aziendali.

Le tecnologie illustrate di seguito si articolano in due macro-categorie:

- strumenti di AI tradizionale, orientati all'analisi, automazione e ottimizzazione dei processi;
- strumenti di AI generativa e simulativa, focalizzati sulla creazione di nuovi scenari, insight e rappresentazioni digitali.

2.3.1. Machine Learning e algoritmi predittivi

Il Machine Learning (ML) è un sottoinsieme dell'Intelligenza Artificiale che si concentra sullo sviluppo di algoritmi capaci di apprendere dai dati e migliorare le proprie prestazioni nel tempo, senza essere esplicitamente programmati per svolgere un compito specifico. In altre parole, invece di codificare regole rigide, si forniscono al sistema dati e obiettivi, e il modello impara

a riconoscere pattern e relazioni. Questo approccio si basa su conoscenze matematico-statistiche, in particolare su metodi di ottimizzazione, statistica e teoria dell'apprendimento.

L'obiettivo principale del Machine Learning è costruire modelli predittivi o descrittivi che, partendo da dati storici, siano in grado di generalizzare e produrre risultati accurati su nuovi dati. In presenza di grandi volumi di dati, l'ML è in grado di identificare correlazioni e schemi che sarebbero difficili o impossibili da individuare con analisi manuali, migliorando la qualità delle previsioni e delle decisioni (Mitchell, 1997).

Il Machine Learning si divide principalmente in quattro categorie, a seconda della disponibilità di dati etichettati e del tipo di feedback:

- Apprendimento supervisionato: il modello viene addestrato con esempi etichettati (input + output). L'obiettivo è imparare una funzione che associ correttamente input e output. È utilizzato per problemi di classificazione e regressione.
- Apprendimento non supervisionato: il modello riceve dati non etichettati e deve individuare autonomamente strutture e raggruppamenti (clustering, riduzione dimensionale).
- Apprendimento semi-supervisionato: combina dati etichettati e non etichettati per migliorare l'apprendimento quando le etichette sono costose o difficili da ottenere.
- Apprendimento per rinforzo: il modello apprende tramite interazione con l'ambiente, ricevendo ricompense o penalità in base alle azioni compiute.

Questa classificazione è fondamentale per comprendere come i modelli siano selezionati in base al tipo di problema e alla disponibilità di dati (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016; Bishop, 2006).

Il Deep Learning (DL) è un sottoinsieme del Machine Learning basato su reti neurali profonde (deep neural networks). La differenza principale rispetto al ML "tradizionale" è l'uso di architetture a molti strati (hidden layers), che permettono di apprendere rappresentazioni sempre più complesse dei dati. Il DL è particolarmente efficace quando sono disponibili grandi quantità di dati e potenza computazionale (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016).

2.3.2. NLP tradizionale

Il Natural Language Processing (NLP) rappresenta un ambito dell'intelligenza artificiale focalizzato sull'elaborazione automatica del linguaggio naturale, con l'obiettivo di consentire

ai sistemi informatici di analizzare, comprendere e generare testi scritti o parlati. Nel contesto dell'AI tradizionale, il NLP si basa prevalentemente su approcci statistici, regole linguistiche e modelli probabilistici, piuttosto che su architetture generative avanzate.

I sistemi di NLP tradizionale operano attraverso una sequenza di fasi strutturate, che includono la tokenizzazione del testo, l'analisi morfologica e sintattica, l'estrazione di caratteristiche rilevanti e l'applicazione di modelli di classificazione o regressione. Tali tecniche consentono di trasformare il linguaggio naturale, intrinsecamente non strutturato, in rappresentazioni numeriche o simboliche utilizzabili dagli algoritmi di machine learning (Jurafsky & Martin, 2021).

Tra le principali applicazioni del NLP tradizionale rientrano l'analisi del sentiment, la classificazione dei documenti, l'estrazione di informazioni, il riconoscimento di entità nominate e i sistemi di supporto alla ricerca testuale. In ambito gestionale e logistico, queste tecnologie trovano impiego nell'analisi automatica di reclami dei clienti, report operativi, ordini di acquisto, comunicazioni tra attori della supply chain e documentazione contrattuale, contribuendo a migliorare l'efficienza dei processi informativi e decisionali.

Dal punto di vista metodologico, il NLP tradizionale si fonda su modelli come bag-of-words, TF-IDF, modelli n-gram e modelli probabilistici sequenziali, tra cui le Hidden Markov Models e i Conditional Random Fields. Tali approcci richiedono una fase di feature engineering esplicita, nella quale le caratteristiche linguistiche rilevanti vengono selezionate manualmente, rendendo il processo fortemente dipendente dalla qualità dei dati e dalla competenza del progettista (Manning, Raghavan & Schütze, 2008).

Sebbene questi modelli presentino limiti nella gestione del contesto semantico complesso e delle ambiguità linguistiche, il NLP tradizionale rimane particolarmente rilevante in ambiti aziendali in cui sono richieste trasparenza, interpretabilità dei risultati e controllo del processo decisionale. Tali caratteristiche lo rendono ancora oggi uno strumento efficace per applicazioni operative e di supporto alle decisioni, soprattutto in contesti regolamentati e ad alta criticità.

2.3.3. Computer Vision

La Computer Vision è un ambito dell'intelligenza artificiale che si occupa di consentire ai sistemi informatici di acquisire, elaborare e interpretare informazioni visive provenienti da immagini o flussi video. L'obiettivo principale è estrarre informazioni significative dal

contenuto visivo, trasformando dati non strutturati in input utilizzabili per processi decisionali automatizzati.

Nel contesto dell'AI tradizionale, la Computer Vision si basa su tecniche di elaborazione delle immagini, metodi statistici e algoritmi di machine learning supervisionato. Le immagini vengono convertite in rappresentazioni numeriche attraverso fasi di pre-processing, estrazione di caratteristiche (feature extraction) e classificazione. Tra le tecniche classiche rientrano il rilevamento dei bordi, l'analisi delle texture, la segmentazione delle immagini e il riconoscimento di pattern visivi (Szeliski, 2010).

Con l'evoluzione del machine learning, in particolare del deep learning, la Computer Vision ha conosciuto un significativo incremento delle prestazioni grazie all'utilizzo di reti neurali convoluzionali (Convolutional Neural Networks – CNN). Queste architetture consentono di apprendere automaticamente le caratteristiche rilevanti delle immagini, riducendo la necessità di una progettazione manuale delle feature e migliorando la capacità di generalizzazione dei modelli (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016).

In ambito gestionale e industriale, la Computer Vision trova applicazione in numerosi processi della supply chain, come il controllo qualità automatizzato, il monitoraggio delle linee produttive, la gestione dei magazzini e il tracciamento delle merci. Sistemi basati su visione artificiale possono, ad esempio, individuare difetti nei prodotti, verificare la correttezza degli imballaggi o supportare l'inventario automatico attraverso l'analisi di immagini acquisite da telecamere o droni.

Dal punto di vista operativo, uno dei principali vantaggi della Computer Vision è la capacità di fornire informazioni in tempo reale, migliorando la velocità e l'accuratezza dei processi decisionali. Tuttavia, tali sistemi richiedono elevate risorse computazionali e grandi quantità di dati visivi per l'addestramento, oltre a una qualità elevata delle immagini di input. Questi fattori possono rappresentare un limite alla diffusione della Computer Vision in contesti aziendali di piccole e medie dimensioni.

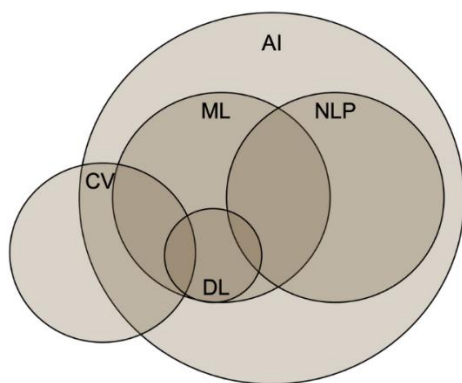


Figura 2: Relazione tra Intelligenza Artificiale (AI), Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Natural Language Processing (NLP) e Computer Vision (CV).

2.3.4. Algoritmi predittivi

Nell'ambito dell'AI tradizionale, gli algoritmi predittivi comprendono un insieme eterogeneo di modelli statistici e di apprendimento automatico finalizzati alla previsione di eventi futuri a partire da dati storici. Tra i più diffusi si annoverano modelli di regressione, alberi decisionali, ensemble methods come le Random Forest, Support Vector Machines, modelli bayesiani e reti neurali artificiali di tipo classico, oltre ai modelli per l'analisi delle serie temporali impiegati nei contesti di forecasting aziendale.

Gli algoritmi predittivi costituiscono una componente fondamentale dell'intelligenza artificiale tradizionale e sono finalizzati all'analisi dei dati per la previsione di eventi o comportamenti futuri. Il loro obiettivo principale è stimare il valore di una variabile di interesse o la probabilità di un determinato evento sulla base di informazioni storiche disponibili.

Dal punto di vista concettuale, un algoritmo predittivo utilizza un insieme di dati di input per costruire un modello che rappresenta le relazioni tra le variabili osservate. Tale modello viene addestrato su dati storici e successivamente impiegato per effettuare previsioni su nuovi dati, non ancora osservati. Questo processo si basa su principi statistici e su tecniche di apprendimento automatico, che permettono al modello di generalizzare le informazioni apprese durante la fase di addestramento (Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009).

Gli algoritmi predittivi possono assumere forme diverse a seconda della natura del problema da risolvere e dei dati disponibili. Tra i modelli più diffusi si trovano le tecniche di regressione, utilizzate per stimare relazioni quantitative tra variabili, gli alberi decisionali, che consentono di rappresentare processi decisionali complessi in modo strutturato, e le macchine a vettori di supporto, particolarmente efficaci in presenza di elevata dimensionalità dei dati. A questi si

affiancano le reti neurali artificiali, in grado di modellare relazioni non lineari e pattern complessi.

Un'ulteriore categoria rilevante è rappresentata dai modelli basati su serie temporali, nei quali l'ordine cronologico delle osservazioni gioca un ruolo centrale. Questi algoritmi consentono di catturare dinamiche evolutive nel tempo, come trend e stagionalità, e sono ampiamente utilizzati in contesti previsionali generali (Box, Jenkins & Reinsel, 2015).

L'utilizzo di algoritmi predittivi consente di supportare i processi decisionali attraverso una valutazione quantitativa delle alternative possibili. Tuttavia, l'affidabilità delle previsioni dipende da diversi fattori, tra cui la qualità dei dati, la corretta selezione del modello e l'adeguata validazione dei risultati. Per questo motivo, l'impiego di algoritmi predittivi richiede un'attenta fase di progettazione e interpretazione, al fine di evitare conclusioni fuorvianti o sovrastime delle capacità del modello (Shmueli & Koppius, 2011)

2.3.5. Intelligenza Artificiale generativa (Large Language Models)

L'Intelligenza Artificiale generativa rappresenta un'evoluzione significativa rispetto agli approcci tradizionali dell'AI, in quanto non si limita ad analizzare o classificare dati esistenti, ma è in grado di generare nuovi contenuti a partire dalle informazioni apprese durante la fase di addestramento. In questo ambito, un ruolo centrale è svolto dai Large Language Models (LLM), modelli di linguaggio di grandi dimensioni progettati per comprendere e produrre testo in linguaggio naturale.

Gli LLM si basano prevalentemente su architetture di deep learning, in particolare sui modelli Transformer, che consentono di elaborare sequenze testuali complesse catturando relazioni di lungo periodo tra le parole. A differenza dei modelli NLP tradizionali, che erano spesso progettati per svolgere compiti specifici (come classificazione o estrazione di informazioni), i Large Language Models sono addestrati su enormi quantità di dati testuali eterogenei e mostrano un'elevata capacità di generalizzazione. Questo consente loro di adattarsi a una vasta gamma di compiti linguistici senza la necessità di essere riaddestrati da zero per ogni singola applicazione (et al., Vaswani et al., 2017; Brown 2020).

Dal punto di vista funzionale, i modelli generativi apprendono le strutture statistiche e semantiche del linguaggio stimando la probabilità di una sequenza di parole dato un contesto precedente. In questo modo, essi sono in grado di generare testi coerenti, rispondere a domande, riassumere documenti e produrre spiegazioni articolate. L'elemento distintivo rispetto all'NLP

tradizionale risiede nel fatto che la conoscenza non è codificata esplicitamente tramite regole o ontologie, ma è incorporata implicitamente nei parametri del modello, che possono arrivare a comprendere miliardi di pesi.

Un ulteriore aspetto rilevante degli LLM è la loro capacità di operare in modalità few-shot o zero-shot, ossia di svolgere nuovi compiti sulla base di pochi esempi o di semplici istruzioni testuali. Questa caratteristica riduce la dipendenza da dataset etichettati specifici e segna un cambiamento rilevante rispetto ai paradigmi di machine learning supervisionato tradizionali (Bommasani et al., 2021).

Nonostante le elevate prestazioni, l'AI generativa presenta anche alcune criticità strutturali. Tra queste rientrano l'elevato fabbisogno computazionale per l'addestramento e l'inferenza, la difficoltà di interpretare i processi decisionali interni ai modelli e il rischio di generare contenuti inesatti o non verificabili. Tali limiti rendono necessario un utilizzo consapevole di queste tecnologie, soprattutto in contesti organizzativi e decisionali complessi.

Nel contesto del presente lavoro, l'Intelligenza Artificiale generativa viene considerata come una tecnologia complementare agli strumenti di AI tradizionale e predittiva. Se da un lato i modelli generativi ampliano le capacità di interazione e supporto cognitivo dei sistemi informativi, dall'altro essi si inseriscono all'interno di un ecosistema digitale che richiede dati strutturati, processi digitalizzati e integrazione con le tecnologie analitiche già descritte nei paragrafi precedenti.

Le applicazioni dell'intelligenza artificiale generativa si collocano prevalentemente nell'ambito del supporto cognitivo e decisionale, affiancando le attività umane piuttosto che sostituirle. Grazie alla capacità di elaborare grandi quantità di informazioni eterogenee e di generare contenuti coerenti a partire da input testuali, numerici o strutturati, tali sistemi trovano impiego in numerosi contesti organizzativi e manageriali.

Una prima area applicativa riguarda la redazione automatica di report, dashboard e piani operativi, in cui i modelli generativi possono sintetizzare dati provenienti da sistemi informativi aziendali e trasformarli in testi strutturati e facilmente interpretabili. Questo consente di ridurre il tempo dedicato alle attività di reporting e di migliorare la tempestività delle informazioni a supporto del management.

Un secondo ambito rilevante è rappresentato dalle simulazioni di scenari "what-if" per la pianificazione strategica. I sistemi di AI generativa possono essere utilizzati per esplorare

ipotesi alternative, valutare possibili evoluzioni future e supportare l'analisi di scenari complessi caratterizzati da elevata incertezza. In questo contesto, l'AI non fornisce soluzioni deterministiche, ma contribuisce a stimolare il processo decisionale attraverso la generazione di scenari plausibili.

L'AI generativa viene inoltre impiegata come strumento di supporto decisionale e di raccomandazione operativa, fornendo suggerimenti basati sull'analisi di dati storici, regole aziendali e obiettivi strategici. Tali sistemi possono assistere i decisori nell'individuazione di alternative, rischi e opportunità, migliorando la qualità e la coerenza delle decisioni.

Infine, un'ulteriore applicazione riguarda la creazione di contenuti per la formazione e la comunicazione interna, come materiali didattici, linee guida operative e documentazione tecnica. In questo ambito, l'AI generativa consente di personalizzare i contenuti in base al ruolo, al livello di competenza e alle esigenze informative degli utenti, favorendo una diffusione più efficace della conoscenza all'interno dell'organizzazione.

Nel loro insieme, queste applicazioni evidenziano come l'intelligenza artificiale generativa assuma un ruolo sempre più centrale nel supportare attività ad elevato contenuto informativo e decisionale, ampliando le capacità analitiche e creative dei sistemi informativi tradizionali.

2.2.6 Tecnologie complementari e simulativa AI-enabled

Oltre agli strumenti di Machine Learning, NLP, Computer Vision e AI generativa, esistono tecnologie complementari e di supporto che ampliano le capacità dei sistemi intelligenti e ne facilitano l'integrazione con i processi aziendali. Tra queste si distinguono OCR, RPA e IoT. L'OCR consente di digitalizzare testi presenti in documenti cartacei o immagini, trasformandoli in dati strutturati elaborabili automaticamente dai sistemi di AI, risultando particolarmente utile nella gestione di fatture, bolle di consegna e report operativi. La RPA permette di automatizzare attività ripetitive basate su regole, come l'inserimento dati, la generazione di report e l'invio di notifiche. Integrata con l'AI, la RPA può reagire dinamicamente a situazioni complesse, migliorando l'efficienza operativa. L'IoT, attraverso sensori e dispositivi connessi, raccoglie dati in tempo reale su macchinari, prodotti e processi logistici, alimentando sistemi intelligenti in grado di monitorare, analizzare e prevedere eventi o anomalie.

Una tecnologia strettamente collegata all'IoT è il Digital Twin, ossia una replica digitale di un sistema fisico, di un impianto produttivo o di un processo aziendale. Alimentato da dati in tempo reale provenienti da sensori, sistemi ERP e piattaforme cloud, il Digital Twin consente di

simulare scenari, prevedere criticità e ottimizzare decisioni senza impattare il mondo reale. Le principali applicazioni includono la modellazione e l'ottimizzazione della rete logistica, la simulazione di scenari di crisi e interruzioni nella supply chain, l'ottimizzazione della capacità produttiva e l'analisi predittiva delle performance operative.

Pur non appartenendo direttamente alla categoria della generative AI, queste tecnologie costituiscono un complemento fondamentale, aumentando la precisione delle previsioni, la flessibilità dei processi e la capacità decisionale dell'azienda.

L'insieme di strumenti di intelligenza artificiale e delle tecnologie complementari appena descritte rappresenta la base per applicazioni concrete nella gestione della Supply Chain. Machine Learning, NLP, Computer Vision, algoritmi predittivi, AI generativa, OCR, RPA, IoT e Digital Twin non sono finalità a sé stanti, ma diventano strumenti operativi quando integrati nei processi aziendali, permettendo di ottimizzare flussi, ridurre costi, migliorare la pianificazione e incrementare la resilienza della catena di fornitura.

Nel capitolo successivo, si analizzeranno quindi le principali applicazioni di queste tecnologie nella Supply Chain Management, evidenziando come possano supportare diversi tipi di imprese nella presa di decisioni strategiche e operative, migliorando efficienza, flessibilità e sostenibilità lungo l'intera filiera.

3. Metodologia della ricerca

Al fine di rispondere alla domanda di ricerca formulata nell'introduzione, è stata adottata una metodologia di mixed literature review, ovvero una revisione della letteratura che integra fonti accademiche tradizionali con fonti provenienti dal contesto professionale e industriale. Questo approccio è particolarmente adatto allo studio delle tecnologie emergenti, come l'intelligenza artificiale applicata alla supply chain, in quanto consente di combinare contributi teorici provenienti dalla ricerca accademica con evidenze empiriche e applicative provenienti dal mondo aziendale.

Nel contesto della ricerca sul Supply Chain Management, infatti, molte innovazioni tecnologiche vengono inizialmente sviluppate e implementate dalle imprese prima di essere analizzate in modo sistematico dalla letteratura accademica. Di conseguenza, limitarsi esclusivamente alle fonti scientifiche tradizionali potrebbe non consentire di cogliere pienamente lo stato dell'arte delle applicazioni dell'intelligenza artificiale nei sistemi logistici reali.

Per questo motivo, il presente studio integra due tipologie principali di fonti: la white literature e la grey literature. L'utilizzo congiunto di queste due categorie di fonti consente di ottenere una visione più completa e aggiornata delle applicazioni dell'intelligenza artificiale nella supply chain, combinando rigore scientifico e rilevanza pratica.

La white literature comprende le fonti accademiche tradizionali pubblicate in riviste scientifiche, libri e conferenze internazionali. Queste fonti rappresentano la base teorica e metodologica del lavoro e sono state utilizzate per definire i principali concetti relativi al Supply Chain Management, all'intelligenza artificiale e alle tecnologie digitali applicate alla logistica.

In particolare, la letteratura accademica è stata utilizzata per:

- definire il quadro teorico relativo alla gestione delle supply chain;
- analizzare i principali modelli e tecniche di intelligenza artificiale utilizzati in ambito logistico;
- identificare le principali aree applicative dell'AI nella supply chain, come la previsione della domanda, l'ottimizzazione dei trasporti e l'automazione dei magazzini;
- analizzare gli impatti organizzativi, economici e tecnologici derivanti dall'adozione di sistemi basati su intelligenza artificiale.

Le fonti accademiche sono state selezionate attraverso la consultazione di database scientifici e piattaforme di ricerca accademica, privilegiando articoli peer-reviewed pubblicati negli ultimi

anni al fine di garantire l'aggiornamento delle informazioni relative allo sviluppo delle tecnologie di intelligenza artificiale.

Accanto alla letteratura accademica, il presente lavoro utilizza anche fonti appartenenti alla cosiddetta grey literature, ovvero documenti non pubblicati su riviste scientifiche ma prodotti da organizzazioni, imprese e istituzioni. Questa categoria comprende report aziendali, white paper, documenti di consulenza, pubblicazioni di aziende tecnologiche e contenuti disponibili sui siti ufficiali delle imprese.

Nel contesto dell'intelligenza artificiale applicata alla supply chain, la grey literature rappresenta una fonte particolarmente rilevante, in quanto molte applicazioni pratiche vengono documentate direttamente dalle aziende che sviluppano o implementano tali tecnologie. Attraverso l'analisi di report aziendali e documentazione tecnica è possibile comprendere in modo più concreto come le tecnologie di intelligenza artificiale vengano effettivamente utilizzate nei processi operativi delle imprese.

Nel presente lavoro, la grey literature è stata utilizzata principalmente per analizzare casi applicativi reali relativi all'utilizzo dell'intelligenza artificiale nella supply chain. In particolare, sono stati esaminati documenti e report pubblicati da aziende attive nei settori della logistica, della distribuzione e della produzione, tra cui operatori logistici globali, aziende tecnologiche e imprese manifatturiere.

L'utilizzo di queste fonti ha consentito di integrare l'analisi teorica con esempi concreti di applicazione dell'AI nei processi di pianificazione, trasporto e gestione dei magazzini.

Analisi dei casi applicativi

Sulla base delle fonti raccolte attraverso la mixed literature review, il lavoro ha identificato diverse aree applicative dell'intelligenza artificiale nella supply chain. In particolare, l'analisi si è concentrata su alcune categorie principali di applicazioni, tra cui:

- previsione della domanda e pianificazione della supply chain;
- ottimizzazione dei trasporti e delle rotte logistiche;
- gestione e automazione delle attività di magazzino;
- utilizzo della computer vision nei processi logistici;
- applicazioni di digital twin e simulazione nei sistemi logistici.

Per ciascuna di queste aree sono stati analizzati casi studio aziendali che illustrano l'utilizzo concreto delle tecnologie di intelligenza artificiale nei processi operativi delle imprese. L'analisi dei casi ha permesso di evidenziare le principali modalità di implementazione delle tecnologie AI e i benefici operativi associati alla loro adozione.

L'approccio basato sull'analisi di casi applicativi consente di comprendere meglio le implicazioni pratiche dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale nella supply chain e di individuare i principali fattori che influenzano il successo dei progetti di implementazione.

3.1. Limiti della metodologia

Nonostante i vantaggi offerti dall'approccio di mixed literature review, è importante evidenziare alcune limitazioni metodologiche. In particolare, l'utilizzo della grey literature può comportare alcune criticità legate alla possibile presenza di bias nelle informazioni pubblicate dalle aziende. I report aziendali e i documenti promozionali tendono infatti a enfatizzare i benefici delle tecnologie implementate, fornendo talvolta informazioni limitate sulle difficoltà e sui costi associati alla loro adozione.

Per ridurre questo rischio, le informazioni provenienti dalla grey literature sono state confrontate, quando possibile, con evidenze presenti nella letteratura accademica e in studi indipendenti.

Un ulteriore limite riguarda la difficoltà di generalizzare i risultati ottenuti dall'analisi dei casi studio, poiché le modalità di implementazione dell'intelligenza artificiale possono variare significativamente tra diverse imprese e settori industriali.

Nonostante queste limitazioni, l'approccio adottato consente di ottenere una visione ampia e articolata dello stato dell'arte delle applicazioni dell'intelligenza artificiale nella supply chain, combinando rigore teorico e rilevanza empirica.

4. Risultati

4.1. Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella Supply Chain Management:

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale ha assunto un ruolo sempre più centrale nella gestione delle supply chain, trasformando in modo significativo i processi decisionali, operativi e strategici delle imprese. Grazie alla crescente disponibilità di dati, allo sviluppo di infrastrutture digitali avanzate e al miglioramento delle capacità computazionali, le tecnologie basate sull'AI consentono oggi di affrontare in maniera più efficace la complessità e l'incertezza che caratterizzano le moderne catene di fornitura.

A differenza degli approcci tradizionali, fondati prevalentemente su regole statiche e modelli deterministici, le soluzioni di intelligenza artificiale permettono di analizzare grandi volumi di informazioni eterogenee, individuare pattern nascosti e supportare decisioni dinamiche in tempo reale. In questo modo, le imprese possono migliorare la qualità delle previsioni, ottimizzare l'allocazione delle risorse, ridurre i costi operativi e aumentare il livello di servizio offerto ai clienti.

In ambito Supply Chain Management, l'AI trova applicazione in numerosi ambiti chiave, tra cui la pianificazione e previsione della domanda, l'ottimizzazione delle reti logistiche, la gestione dei fornitori, l'automazione dei processi operativi e il rafforzamento della resilienza organizzativa. Tali applicazioni consentono di rendere la supply chain più flessibile, reattiva e orientata al miglioramento continuo, favorendo un approccio sempre più data-driven.

Il presente capitolo analizza in modo sistematico le principali applicazioni dell'intelligenza artificiale nella gestione della supply chain, con particolare attenzione alle tecnologie e ai modelli illustrati nel capitolo precedente, quali il machine learning, il natural language processing, la computer vision, gli algoritmi predittivi e i sistemi di supporto basati su digital twin. Attraverso esempi concreti e riferimenti alla letteratura, verrà evidenziato come tali strumenti contribuiscano a generare valore competitivo e a supportare le imprese nell'affrontare le sfide di un contesto globale in continua evoluzione.

4.2 Previsione

La previsione rappresenta una delle attività più critiche nella gestione della supply chain, poiché consente alle imprese di anticipare l'evoluzione della domanda e di pianificare in modo più efficiente le attività produttive, logistiche e distributive. Tradizionalmente, le previsioni venivano elaborate attraverso modelli statistici basati su dati storici e su ipotesi relativamente

stabili riguardo al comportamento della domanda. Tuttavia, la crescente complessità dei mercati, l'elevata variabilità della domanda e la disponibilità di grandi quantità di dati hanno reso necessario l'utilizzo di strumenti analitici più avanzati.

In questo contesto, l'intelligenza artificiale e in particolare le tecniche di machine learning stanno assumendo un ruolo sempre più centrale nei processi di forecasting. Questi modelli consentono infatti di analizzare grandi volumi di dati provenienti da fonti diverse, individuare pattern complessi e migliorare l'accuratezza delle previsioni rispetto ai metodi tradizionali.

La presente sezione analizza alcune applicazioni concrete dell'intelligenza artificiale nei processi previsionali della supply chain, con particolare riferimento alla previsione della domanda, alla stima dei tempi di arrivo delle spedizioni (ETA prediction) e alla pianificazione integrata delle attività logistiche e produttive. Attraverso l'esame di diversi casi studio aziendali, vengono evidenziate le modalità con cui le imprese utilizzano modelli predittivi avanzati per supportare le decisioni operative e migliorare la gestione dei flussi lungo la supply chain.

4.2.1 Previsione della domanda

La previsione della domanda rappresenta una delle attività più critiche all'interno della Supply Chain Management, in quanto costituisce il punto di partenza per la pianificazione delle risorse produttive, logistiche e finanziarie. In un contesto caratterizzato da mercati sempre più volatili, da comportamenti di acquisto in rapida evoluzione e da supply chain globali e interconnesse, l'accuratezza delle previsioni assume un ruolo strategico per garantire continuità operativa ed efficienza complessiva.

Tradizionalmente, la previsione della domanda è stata affrontata mediante modelli statistici basati sull'analisi delle serie storiche, come i modelli ARIMA e SARIMA, che sfruttano l'andamento passato della domanda per stimare i valori futuri. Tali approcci risultano efficaci in contesti caratterizzati da trend regolari e stagionalità stabile, ma mostrano limiti significativi limitazioni in termini di accuratezza predittiva, interpretabilità e scalabilità in presenza di elevata variabilità, fattori esogeni e relazioni non lineari tra le variabili. Ad esempio, l'analisi dei dati storici potrebbe non cogliere le sfumature delle tendenze emergenti o dei cambiamenti nel comportamento dei consumatori. I modelli statistici inoltre possono richiedere molto tempo per essere sviluppati, implementati e mantenuti, con conseguenti elevati costi operativi e una riduzione dell'efficienza. Gli approcci basati su regole, sebbene semplici da implementare, sono

spesso poco flessibili e non riescono a tenere conto delle complesse fluttuazioni stagionali, delle difficoltà economiche e dei cambiamenti climatici.

L'introduzione dell'intelligenza artificiale ha ampliato in modo sostanziale le possibilità di analisi previsiva, consentendo di integrare grandi volumi di dati eterogenei provenienti sia da fonti interne all'organizzazione (vendite storiche, livelli di scorta, promozioni, prezzi) sia da fonti esterne (condizioni di mercato, indicatori economici, eventi stagionali, comportamenti dei clienti). Grazie a tali informazioni, i modelli AI sono in grado di individuare pattern complessi e dinamici che difficilmente possono essere catturati dai metodi tradizionali.

Tra le tecniche più utilizzate per la previsione della domanda rientrano le Artificial Neural Networks (ANN), che permettono di modellare relazioni non lineari tra input e output e risultano particolarmente efficaci nella previsione di serie temporali complesse. Le ANN apprendono direttamente dai dati storici e migliorano progressivamente le proprie prestazioni, fornendo risultati accurati soprattutto nelle previsioni di medio-lungo periodo. Tuttavia, tali modelli presentano una limitata interpretabilità, essendo spesso considerati sistemi "black box".

Accanto alle ANN, le Recurrent Neural Networks (RNN) e le loro evoluzioni, come le LSTM, sono state sviluppate specificamente per l'analisi di dati sequenziali e temporali. Grazie alla loro capacità di mantenere memoria delle osservazioni passate, questi modelli risultano particolarmente adatti alla previsione della domanda in presenza di trend e stagionalità. Tuttavia, come evidenziato in alcuni studi applicativi, le RNN e le LSTM richiedono grandi quantità di dati e un'attenta fase di ottimizzazione; in caso contrario, possono generare previsioni instabili, soprattutto su orizzonti temporali estesi.

Parallelamente ai modelli di deep learning, si sono diffusi approcci ibridi che combinano elementi statistici e tecniche di machine learning. Un esempio significativo è rappresentato dal modello Facebook Prophet, progettato per il forecasting di serie temporali aziendali. Prophet scompone la domanda in componenti di trend, stagionalità ed eventi esterni, risultando particolarmente robusto in presenza di dati rumorosi, discontinui o caratterizzati da forti pattern stagionali. Studi comparativi dimostrano come tali modelli ibridi possano offrire prestazioni superiori sia ai metodi statistici tradizionali sia ad alcune soluzioni di deep learning, soprattutto in contesti con dataset limitati e orizzonti previsionali di medio-lungo periodo.

L'adozione di modelli di previsione basati sull'intelligenza artificiale consente alle imprese di ottenere numerosi benefici lungo la supply chain. Previsioni più accurate permettono di pianificare la produzione in modo più efficiente, ottimizzare la gestione delle scorte, ridurre i

costi di magazzino e minimizzare il rischio di stock-out o sovrastoccaggio. Inoltre, la capacità di anticipare l'andamento della domanda favorisce una maggiore reattività ai cambiamenti del mercato e un miglior livello di servizio al cliente.

Accanto alle reti neurali, un'ulteriore classe di modelli ampiamente utilizzata nella previsione della domanda è rappresentata dalle Support Vector Machines (SVM). Le SVM sono algoritmi di apprendimento supervisionato impiegati sia per problemi di classificazione sia per problemi di regressione, noti in quest'ultimo caso come Support Vector Regression (SVR).

Nel contesto del forecasting, le SVM operano individuando una funzione che approssima nel modo più accurato possibile la relazione tra le variabili di input e la domanda futura, massimizzando al contempo il margine di separazione tra i dati e minimizzando l'errore di previsione. Grazie all'utilizzo di funzioni kernel, le SVM sono in grado di modellare relazioni non lineari anche in presenza di dataset di dimensioni ridotte.

Uno dei vantaggi delle Support Vector Machines riguarda la loro elevata capacità di generalizzazione. Questa qualità le rende particolarmente efficaci in situazioni in cui i dati storici disponibili sono limitati o forse parzialmente incompleti. In questi contesti specifici, le SVM possono offrire prestazioni superiori rispetto alle reti neurali profonde, che generalmente richiedono grandi volumi di dati per garantire stabilità e precisione.

Un altro punto riguarda l'applicazione delle SVM nella previsione della domanda. Ciò mostra anche alcune criticità, legate principalmente alla difficoltà di selezionare in modo ottimale i parametri del modello e anche all'aumento della complessità computazionale in presenza di dataset molto estesi. Per questo motivo, è un fatto reale che le SVM siano adatte per problemi di previsione di dimensioni medie e piccole. Spesso vengono affiancate o sostituite da modelli di deep learning nei contesti caratterizzati da grandi quantità di dati.

In sintesi, la previsione della domanda basata sull'intelligenza artificiale rappresenta oggi uno degli ambiti applicativi più rilevanti della Supply Chain Management. L'efficacia di tali soluzioni dipende tuttavia dalla qualità dei dati disponibili e dalla corretta selezione del modello in funzione del contesto operativo, confermando che non esiste un approccio universalmente migliore, ma soluzioni più o meno adatte a specifici scenari decisionali.

4.2.1.1. Caso studio: demand forecasting con machine learning

Alla luce delle considerazioni precedenti, risulta particolarmente rilevante analizzare applicazioni concrete dell'intelligenza artificiale nella previsione della domanda, al fine di comprendere come tali modelli vengano effettivamente implementati nei contesti aziendali reali. A tal proposito, nel presente lavoro viene esaminato uno studio condotto su una società logistica operante negli Stati Uniti (Developing and Implementing AI-Driven Models for Demand Forecasting in Supply Chain Operations, 2025), che ha adottato differenti tecniche di machine learning per migliorare l'accuratezza delle proprie previsioni di vendita.

Il caso studio si basa sull'analisi di dati storici relativi alle operazioni di supply chain, utilizzati per addestrare e confrontare diversi modelli predittivi, sia tradizionali sia avanzati. L'obiettivo principale è valutare l'efficacia dei diversi approcci in termini di capacità previsionale, affidabilità e impatto operativo, evidenziando i benefici ottenibili dall'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi decisionali aziendali.

Attraverso tale analisi, è possibile mettere in luce il contributo concreto dell'AI nel supportare la pianificazione della produzione, la gestione delle scorte e l'ottimizzazione dei flussi logistici, fornendo un riferimento utile per le imprese interessate ad adottare soluzioni analoghe.

Lo studio analizzato propone un'applicazione di modelli di machine learning per la previsione della domanda (Target_Sales) in una società logistica operante negli Stati Uniti, con l'obiettivo di migliorare l'accuratezza delle stime e supportare decisioni operative come gestione scorte, pianificazione e allocazione delle risorse. Il lavoro evidenzia come, in contesti caratterizzati da domanda instabile e fattori esterni variabili, i modelli predittivi basati sui dati possano offrire un supporto più flessibile rispetto alle sole tecniche tradizionali.

Raccolta dati e fonti informative

Il dataset proviene principalmente da un sistema CRM, integrato con informazioni aggiuntive raccolte tramite survey clienti e fonti esterne (es. report di settore e ricerche di mercato). Le variabili considerate includono informazioni su prodotto e vendite (ID prodotto, categoria, prezzo, sconto, promozioni, unità vendute), indicatori operativi (livello inventario, stockout, lead time, affidabilità fornitore), variabili temporali (mese, festività), fattori meteo (temperatura, precipitazioni) e indicatori macroeconomici (PIL, inflazione, disoccupazione), oltre a dati demografici (fascia d'età, reddito, location). I dati sono resi anonimi e aggregati per garantire la riservatezza.

Pre-processing e feature engineering

L'analisi di grandi insiemi di dati richiede l'applicazione di specifiche tecniche statistiche e di machine learning per estrarre informazioni significative. In particolare, le variabili categoriali non numeriche sono state trasformate in formato numerico mediante la tecnica di one-hot encoding, utilizzando lo strumento OneHotEncoder della libreria scikit-learn, che consente di rappresentare le categorie sotto forma di vettori binari elaborabili dai modelli di regressione e classificazione.

Per migliorare la qualità dei dati, è stata inoltre adottata una strategia di gestione dei valori mancanti, sostituendoli con la media delle rispettive colonne, e sono state applicate tecniche di normalizzazione attraverso il MinMaxScaler, al fine di evitare che variabili con intervalli molto ampi influenzassero in modo eccessivo i risultati dell'analisi.

Infine, è stata utilizzata l'Analisi delle Componenti Principali (PCA) come tecnica di riduzione della dimensionalità, che ha permesso di semplificare il dataset e di analizzare in modo più efficace le relazioni tra le variabili. L'applicazione congiunta di queste metodologie ha consentito di migliorare l'affidabilità dell'analisi e di individuare con maggiore chiarezza i principali pattern presenti nei dati.

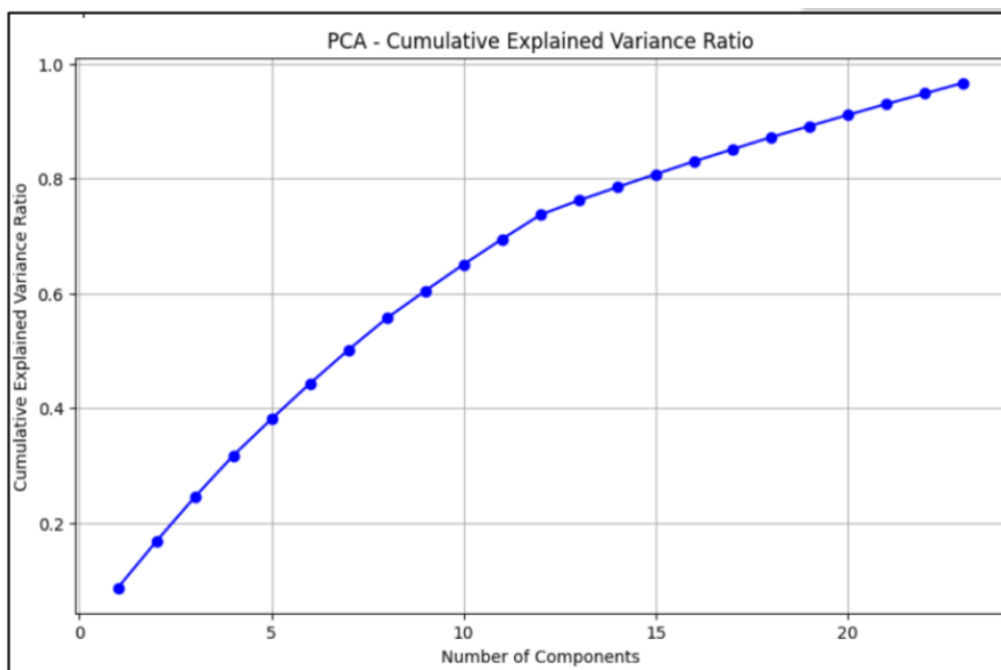


Figura 3: PCA (Principal Component Analysis)

Questo grafico mostra quanta parte dell'informazione contenuta nei dati originali viene mantenuta dopo l'applicazione della PCA (Principal Component Analysis), in funzione del numero di componenti principali considerate.

Sull'asse orizzontale è riportato il numero di componenti principali selezionate, mentre sull'asse verticale è indicata la varianza cumulativa spiegata, cioè la percentuale totale di informazione conservata rispetto al dataset iniziale.

All'aumentare del numero di componenti, cresce anche la quota di varianza spiegata: questo significa che ogni nuova componente aggiunge ulteriori informazioni al modello. Tuttavia, dal grafico si osserva che, dopo un certo punto, l'incremento diventa progressivamente più ridotto. In altre parole, le prime componenti catturano la maggior parte della variabilità dei dati, mentre le successive contribuiscono in misura sempre minore.

Nel caso illustrato, si nota che con circa 10–12 componenti è possibile spiegare oltre il 70% della varianza totale, mentre con circa 20 componenti si supera il 90%. Questo suggerisce che una parte significativa dell'informazione può essere preservata utilizzando un numero ridotto di variabili, riducendo così la dimensionalità del dataset.

Il grafico consente quindi di individuare un compromesso tra riduzione della complessità del modello e perdita di informazione. Selezionando un numero limitato di componenti che spieghino una quota elevata di varianza, è possibile semplificare l'analisi, migliorare l'efficienza computazionale e ridurre il rischio di overfitting, mantenendo al contempo una buona capacità descrittiva dei dati.

In sintesi, questo grafico dimostra l'efficacia della PCA nel comprimere l'informazione rilevante in poche componenti principali, rendendo il dataset più gestibile senza compromettere in modo significativo la qualità delle previsioni.

Analisi esplorativa (EDA) e correlazioni

Su questa base, è stata successivamente condotta un'analisi delle relazioni tra le variabili originali e le vendite target. I risultati evidenziano che la maggior parte delle variabili presenta una correlazione positiva con le vendite, indicando che all'aumentare delle vendite tendono a crescere anche diversi fattori operativi ed economici. In particolare, risultano positivamente correlati il tasso di disoccupazione, le attività promozionali e le precipitazioni, mentre solo poche variabili mostrano una correlazione negativa, come il PIL, il prezzo, la temperatura e il tasso di inflazione.

L'esame della matrice di correlazione conferma che i fattori economici (PIL, inflazione, disoccupazione) e quelli operativi (promozioni, stockout) hanno un impatto più rilevante sulle vendite rispetto a variabili esterne come il meteo o le festività. Le promozioni risultano moderatamente correlate alle unità vendute, mentre l'inflazione tende a ridurre i volumi di vendita.

Tuttavia, le analisi mostrano che le correlazioni lineari tra le singole variabili e le vendite sono generalmente deboli, suggerendo che nessun fattore, considerato isolatamente, rappresenta un forte predittore della domanda. Questo risultato evidenzia la necessità di adottare tecniche di feature engineering e modelli in grado di cogliere relazioni non lineari, come Random Forest o Gradient Boosting.

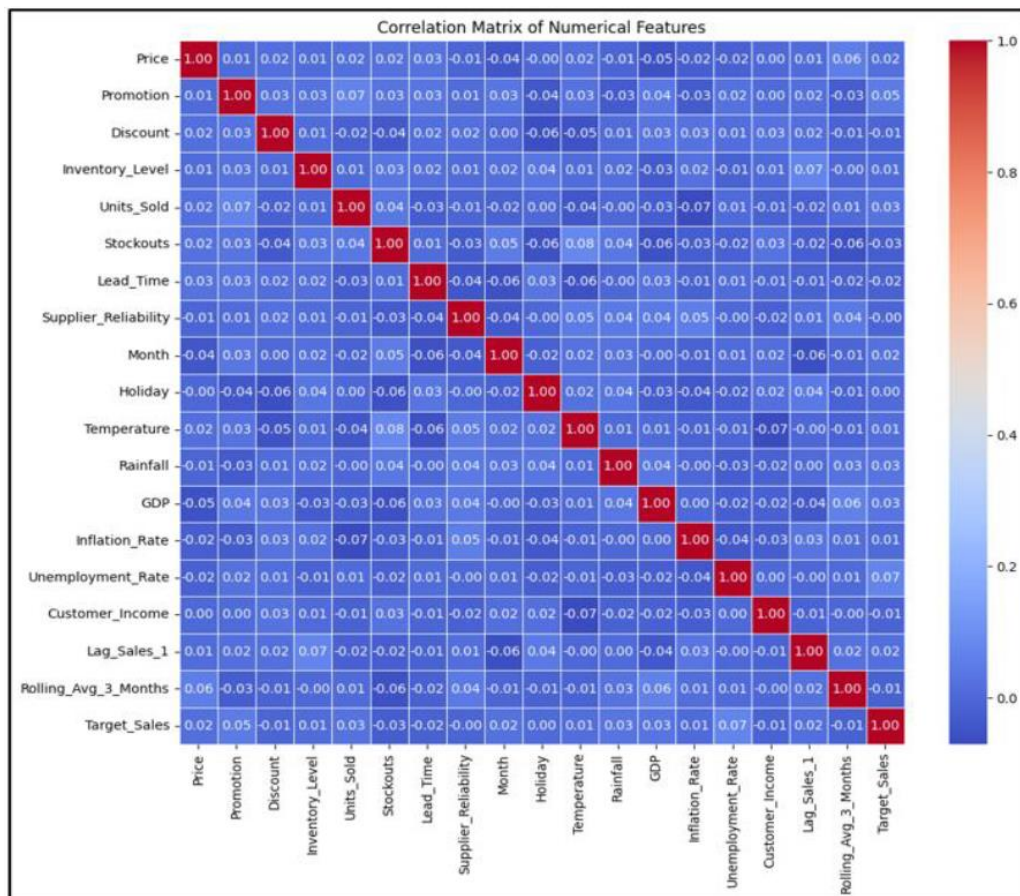


Figura 4: matrice di correlazione

L'analisi della distribuzione delle vendite evidenzia inoltre un effetto soglia: inizialmente, all'aumentare delle vendite cresce anche il numero di clienti, ma oltre un certo livello si osserva una riduzione dovuta a fenomeni come carenze di stock o limiti logistici. Le festività, invece, non mostrano un impatto significativo sulle vendite, probabilmente a causa della loro bassa frequenza o della limitata disponibilità di dati storici.

Dal punto di vista demografico, emerge una correlazione positiva tra l'età dei clienti e le vendite, indicando che i consumatori più maturi tendono ad avere una maggiore capacità di spesa. Al contrario, le promozioni non risultano determinanti in questo specifico contesto, suggerendo che l'efficacia delle strategie promozionali dipende fortemente dal tipo di prodotto e dal mercato di riferimento.

Infine, attraverso l'analisi di correlazione, la selezione ricorsiva delle variabili e l'esame dell' R^2 , è stato individuato un sottoinsieme di feature chiave in grado di rappresentare efficacemente i comportamenti di acquisto. Questo processo ha contribuito a migliorare le prestazioni dei modelli predittivi e a ridurre il rischio di overfitting.

In sintesi, lo studio dimostra che la previsione della domanda richiede un approccio integrato basato su dati di qualità, riduzione della complessità informativa, selezione accurata delle variabili e utilizzo di modelli avanzati, in grado di cogliere la complessità delle relazioni tra fattori economici, operativi e comportamentali.

Modelli utilizzati e criteri di valutazione

La selezione dei modelli di machine learning per la previsione della domanda ha rappresentato una fase cruciale per affrontare la complessità del problema analizzato. Poiché il demand forecasting rientra nella categoria dei problemi di regressione, è stato necessario adottare algoritmi in grado di individuare sia relazioni lineari sia non lineari all'interno del dataset.

Dopo un'attenta valutazione delle possibili alternative, sono stati selezionati cinque principali modelli per la fase di addestramento e confronto:

- **Linear Regression:** È stata considerata inizialmente per la sua semplicità, interpretabilità e ampia diffusione nelle applicazioni di previsione. Rappresenta un valido punto di riferimento per valutare le prestazioni dei modelli più complessi.
- **Elastic Net:** Combina le penalizzazioni L1 e L2, consentendo di ridurre l'overfitting e di effettuare una selezione automatica delle variabili. Risulta particolarmente utile in presenza di multicollinearità tra le feature.
- **Random Forest Regressor:** È un modello di apprendimento d'insieme basato su alberi decisionali, in grado di catturare relazioni non lineari e interazioni complesse tra le variabili. Garantisce buona robustezza al rumore e alle anomalie nei dati.

- **XGBoost Regressor:** Appartiene alla famiglia dei modelli di Gradient Boosting e si distingue per l'elevata capacità predittiva e l'efficienza computazionale. È particolarmente adatto alla gestione di dataset di grandi dimensioni e strutture complesse.
- **MLP Regressor (Multilayer Perceptron):** Rappresenta una rete neurale feed-forward con più strati nascosti, capace di apprendere pattern non lineari attraverso l'ottimizzazione iterativa dei pesi. È indicato per modellare relazioni complesse tra input e output.

Valutazione delle prestazioni

Per confrontare in modo oggettivo le performance dei modelli, sono state utilizzate metriche standard comunemente adottate nei problemi di regressione:

- **RMSE (Root Mean Squared Error)**
Misura l'entità media degli errori di previsione, penalizzando maggiormente gli errori più elevati.
- **MAE (Mean Absolute Error)**
Indica la media delle differenze assolute tra valori previsti e reali, fornendo una misura diretta dell'errore medio.
- **R² (Coefficiente di determinazione)**
Valuta la capacità del modello di spiegare la variabilità della variabile target, indicando il livello di adattamento ai dati osservati.

L'utilizzo combinato di queste metriche ha permesso di analizzare in modo completo l'accuratezza, la stabilità e la capacità esplicativa dei modelli, facilitando l'individuazione della soluzione più adatta al contesto applicativo considerato.

Analisi dei risultati e confronto tra i modelli

Le prestazioni dei modelli di machine learning sono state valutate attraverso tre metriche principali: Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) e coefficiente di determinazione R². Tali indicatori consentono di misurare rispettivamente l'errore medio delle previsioni, la deviazione assoluta rispetto ai valori reali e la capacità del modello di spiegare la variabilità delle vendite.

Model	RMSE	MAE	R-Squared
Linear Regression	0.985	0.866	0.003
Random Forest	1.014	0.878	-0.055
XG Boost	1.091	0.918	-0.223
Elastic Net	0.988	0.873	-0.001
MLP Regressor	1.259	1.059	-0.628

Tabella 1

I risultati, riportati in Tabella 1, mostrano differenze significative tra i modelli analizzati. In particolare, la Regressione Lineare ha ottenuto i valori più contenuti di RMSE (0,985) e MAE (0,866), nonché il valore di R^2 più elevato tra quelli osservati, sebbene prossimo allo zero. Ciò indica una maggiore precisione complessiva rispetto agli altri modelli e una migliore capacità di adattamento ai dati disponibili.

Anche il modello Elastic Net ha registrato prestazioni simili alla Regressione Lineare, con valori di errore leggermente superiori ma comunque inferiori rispetto ai restanti algoritmi. Al contrario, i modelli più complessi, come Random Forest, XGBoost e MLP Regressor, hanno mostrato performance meno soddisfacenti, con errori più elevati e valori negativi di R^2 , evidenziando una limitata capacità predittiva nel contesto analizzato.

In particolare, il MLP Regressor ha registrato i risultati peggiori, con il più alto valore di RMSE e MAE, suggerendo difficoltà nel catturare in modo stabile le relazioni presenti nei dati. Anche Random Forest e XGBoost, pur essendo modelli avanzati in grado di gestire relazioni non lineari, non hanno fornito risultati competitivi, probabilmente a causa della struttura del dataset, della dimensione del campione o della presenza di rumore nei dati.

Nel complesso, il confronto delle metriche evidenzia che, per il contesto considerato, i modelli lineari risultano più efficaci rispetto alle soluzioni più complesse. Questo risultato sottolinea come l'accuratezza delle previsioni non dipenda esclusivamente dalla sofisticazione dell'algoritmo, ma soprattutto dalla qualità dei dati, dalla selezione delle variabili e dalla coerenza tra modello e problema analizzato.

Inoltre, i valori generalmente bassi di R^2 indicano che una parte rilevante della variabilità delle vendite non è completamente spiegata dalle variabili considerate, suggerendo la presenza di fattori latenti o dinamiche di mercato non pienamente catturate dal modello. Ciò evidenzia l'importanza di un continuo processo di arricchimento dei dati e di feature engineering per migliorare ulteriormente le prestazioni predittive.

il caso studio mostra che, nell'ambito della previsione della domanda, soluzioni basate su modelli semplici ma ben integrati in un sistema strutturato di analisi dei dati possono garantire

risultati più stabili e affidabili rispetto ad approcci più complessi, se non adeguatamente supportati da informazioni di elevata qualità.

Conclusione caso studio

Il caso studio analizzato evidenzia come i modelli basati sull'intelligenza artificiale consentano di superare i limiti delle previsioni fondate esclusivamente sui dati storici, grazie alla capacità di integrare informazioni eterogenee e di cogliere relazioni complesse.

L'integrazione di sistemi di previsione della domanda basati sull'intelligenza artificiale consente alle imprese di migliorare l'efficienza operativa, ridurre i costi e aumentare la soddisfazione del cliente. Grazie all'analisi integrata di dati storici, indicatori economici e informazioni esterne, i modelli predittivi permettono di individuare con maggiore accuratezza i pattern di domanda, supportando le decisioni relative alla produzione, alla distribuzione e alla gestione delle scorte.

Nel complesso, le soluzioni di demand forecasting basate sull'AI favoriscono una pianificazione più efficiente, una migliore gestione dell'inventario e una maggiore capacità di risposta ai cambiamenti del mercato, contribuendo al miglioramento delle performance e alla crescita di lungo periodo delle imprese.

4.2.1.2. Caso Studio: Walmart

Un esempio significativo di applicazione dell'intelligenza artificiale nella supply chain è rappresentato da Walmart, una delle più grandi aziende di distribuzione al mondo. L'azienda gestisce milioni di prodotti distribuiti attraverso migliaia di punti vendita fisici e piattaforme e-commerce, rendendo la previsione della domanda e la gestione delle scorte particolarmente complesse. In questo contesto, Walmart ha sviluppato sistemi basati su algoritmi di machine learning per migliorare l'accuratezza delle previsioni di vendita e ottimizzare la gestione dell'inventario.

Il principale problema affrontato dall'azienda riguardava l'elevata variabilità della domanda nel settore retail. Le vendite possono infatti essere influenzate da diversi fattori esterni, tra cui stagionalità, promozioni, eventi locali, condizioni meteorologiche o cambiamenti nei comportamenti dei consumatori. I tradizionali metodi di forecasting basati su medie storiche o su analisi manuali risultavano spesso insufficienti per catturare tali dinamiche, generando

situazioni di stock-out (mancanza di prodotti sugli scaffali) oppure di overstock, con conseguente aumento dei costi di inventario.

Per affrontare queste criticità, Walmart ha implementato una piattaforma di previsione della domanda basata su tecniche di machine learning e analisi dei big data. Il sistema analizza grandi quantità di informazioni provenienti da diverse fonti, tra cui dati storici di vendita, comportamento dei clienti online, condizioni meteorologiche, eventi locali e trend di mercato. Attraverso l'elaborazione di questi dati, gli algoritmi sono in grado di identificare pattern complessi e generare previsioni più accurate sulla domanda futura dei prodotti.

Le previsioni generate dal sistema vengono integrate con i processi di gestione delle scorte e di rifornimento automatico dei negozi, permettendo di garantire la disponibilità dei prodotti nei punti vendita e nei centri di distribuzione. Grazie all'automazione dei processi decisionali e alla capacità di analizzare dati in tempo reale, Walmart è riuscita a migliorare significativamente l'efficienza della propria supply chain. In particolare, l'adozione dell'intelligenza artificiale ha consentito di ridurre il numero di rotture di stock e di diminuire i livelli di inventario in eccesso, migliorando allo stesso tempo la soddisfazione dei clienti.

I risultati dell'implementazione mostrano benefici rilevanti sia dal punto di vista operativo sia economico. L'azienda ha registrato una riduzione significativa degli episodi di stock-out, stimata intorno al 30%, e una diminuzione dell'inventario in eccesso compresa tra il 20% e il 25%, con conseguenti risparmi nei costi logistici e miglioramento della disponibilità dei prodotti sugli scaffali.

Nel complesso, il caso Walmart dimostra come l'utilizzo di tecnologie di intelligenza artificiale e machine learning possa contribuire a rendere la supply chain più efficiente e data-driven. L'integrazione tra analisi dei dati, sistemi di previsione avanzata e automazione dei processi decisionali consente infatti alle imprese di migliorare la pianificazione della domanda, ottimizzare la gestione delle scorte e garantire un livello di servizio più elevato ai clienti.

4.2.1.2 Caso Studio: Amazon

Un altro esempio rilevante è rappresentato da Amazon, che utilizza sistemi avanzati di intelligenza artificiale per prevedere la domanda dei prodotti e ottimizzare la gestione della propria rete logistica globale. L'azienda analizza continuamente dati provenienti da milioni di transazioni online, comportamenti di navigazione degli utenti, ricerche effettuate sul sito e trend di mercato. Attraverso algoritmi di machine learning e modelli predittivi, Amazon è in grado di

stimare con grande precisione la domanda futura dei prodotti e di pianificare in anticipo la distribuzione delle merci nei propri centri logistici.

Queste tecnologie consentono di anticipare i picchi di domanda e di posizionare i prodotti nei magazzini più vicini ai clienti prima ancora che l'ordine venga effettuato. Questo approccio, noto come anticipatory shipping, permette di ridurre i tempi di consegna e migliorare l'efficienza dell'intera rete logistica. L'utilizzo dell'intelligenza artificiale nel forecasting rappresenta quindi uno degli elementi chiave della strategia operativa di Amazon, consentendo all'azienda di gestire volumi estremamente elevati di ordini e garantire tempi di consegna molto rapidi.

4.2.2. Previsione dei tempi di arrivo (ETA prediction)

Un'altra importante applicazione dell'intelligenza artificiale nella supply chain riguarda la previsione dei tempi di arrivo delle spedizioni, comunemente indicata come Estimated Time of Arrival (ETA). In reti logistiche globali caratterizzate da elevata complessità, la capacità di stimare con precisione i tempi di consegna rappresenta un elemento fondamentale per migliorare la pianificazione delle operazioni e garantire elevati livelli di servizio.

4.2.2.1. il caso Nestlé e Transporeon

Un caso significativo è rappresentato da Nestlé, che ha implementato la piattaforma digitale Transporeon Visibility Hub per migliorare la visibilità e il controllo delle operazioni di trasporto lungo la propria supply chain globale. Prima dell'introduzione di questa tecnologia, le operazioni di trasporto dell'azienda erano gestite in modo decentralizzato tra diverse unità operative, rendendo difficile ottenere una visione completa delle spedizioni e dei flussi logistici.

La piattaforma Transporeon utilizza algoritmi di analisi dei dati e sistemi di previsione basati su intelligenza artificiale per stimare in modo dinamico i tempi di arrivo dei veicoli. Il sistema analizza dati telemetrici provenienti dai camion, informazioni sul traffico stradale, dati geografici e variabili operative relative alle spedizioni. Attraverso l'integrazione di queste informazioni, il sistema è in grado di calcolare ETA predittivi aggiornati continuamente durante il trasporto.

Grazie a queste funzionalità, i responsabili della supply chain possono monitorare in tempo reale lo stato delle spedizioni e ricevere notifiche automatiche in caso di ritardi o anomalie operative. Questo consente di intervenire tempestivamente per modificare i piani di trasporto o riorganizzare le operazioni logistiche a valle della catena di distribuzione.

L'implementazione di sistemi di predictive ETA ha permesso a Nestlé di migliorare la visibilità end-to-end della supply chain, ridurre il lavoro manuale necessario per monitorare le spedizioni e aumentare la puntualità delle consegne. Inoltre, una maggiore accuratezza nelle previsioni dei tempi di arrivo consente di ottimizzare la gestione dei magazzini e delle operazioni di carico e scarico nei centri logistici.

4.2.3. Previsione e pianificazione integrata della supply chain:

Un ulteriore ambito di applicazione dell'intelligenza artificiale riguarda la pianificazione integrata della supply chain, in cui le tecnologie di AI vengono utilizzate non solo per prevedere la domanda, ma anche per coordinare in modo simultaneo produzione, distribuzione e gestione delle scorte.

4.2.3.1. il caso AB InBev e la piattaforma o9

4.3. Ottimizzazione delle reti logistiche

Un secondo ambito applicativo rilevante dell'intelligenza artificiale nella Supply Chain Management riguarda l'ottimizzazione delle reti logistiche e dei processi di trasporto, in particolare nei problemi di routing e re-routing dei veicoli.

Tradizionalmente, tali problemi vengono affrontati attraverso modelli matematici deterministici, che consentono di individuare il percorso ottimale tra più nodi della rete logistica. In contesti caratterizzati da elevata stabilità e prevedibilità, è possibile utilizzare algoritmi classici, come l'algoritmo di Dijkstra, che permettono di calcolare in modo efficiente il cammino minimo tra due punti. Questo approccio, definito routing statico, presuppone una completa visibilità dell'intera rete e consente di pianificare il percorso ottimale fin dall'inizio. Tuttavia, sebbene garantisca soluzioni ottime, risulta spesso lento e poco flessibile, ed è quindi adatto soprattutto a situazioni ripetitive e scarsamente variabili.

Nel contesto reale della logistica urbana e della distribuzione moderna, le condizioni operative sono invece altamente dinamiche. Fattori quali traffico, incidenti, variazioni improvvise della domanda, ritardi dei fornitori e nuove richieste dei clienti rendono rapidamente obsolete le pianificazioni statiche. In questi casi, i modelli tradizionali faticano a rappresentare in modo accurato l'evoluzione del sistema e a reagire in tempo reale ai cambiamenti.

Per rispondere a tali criticità, la ricerca recente propone l'utilizzo di tecniche di intelligenza artificiale, in particolare del deep reinforcement learning, per affrontare il problema del vehicle routing in condizioni dinamiche e incerte.

Nel framework di reinforcement learning, il sistema viene modellato come un ambiente in cui un agente interagisce attraverso una sequenza di decisioni. Lo stato iniziale rappresenta la configurazione della rete logistica, comprendente la posizione dei veicoli, le richieste dei clienti e le risorse disponibili. Il modello riceve osservazioni parziali dell'ambiente, che riflettono le informazioni disponibili in tempo reale.

A partire da tali informazioni, l'agente seleziona un'azione, corrispondente alla scelta dei percorsi da assegnare ai veicoli. Le decisioni sono guidate da reti neurali profonde, in grado di elaborare strutture complesse e dati spaziali. Successivamente, il sistema riceve un feedback sotto forma di ricompensa, che tiene conto di fattori come tempi di consegna, costi di trasporto, puntualità e livello di servizio. Sulla base di tale feedback, il modello aggiorna iterativamente la propria strategia, migliorando progressivamente le prestazioni.

Attraverso numerose simulazioni condotte in ambienti variabili, il modello apprende quali politiche risultano più efficaci nel minimizzare i costi e garantire l'affidabilità del servizio. Questo approccio consente di gestire in modo flessibile anche situazioni non previste in fase di pianificazione.

Rispetto ai metodi tradizionali, il routing dinamico basato sull'AI non mira necessariamente all'ottimalità globale dell'intero percorso, ma si concentra sull'ottimizzazione delle decisioni nel breve periodo. Vengono così adottate soluzioni sub-ottimali dal punto di vista teorico, ma più rapide, reattive e adatte a contesti altamente variabili, come la city logistics e la distribuzione dell'ultimo miglio.

In sintesi, l'applicazione dell'intelligenza artificiale all'ottimizzazione delle reti logistiche consente di superare i limiti dei modelli deterministici, offrendo strumenti capaci di adattarsi in tempo reale alle condizioni operative. L'utilizzo del reinforcement learning permette di

migliorare l'efficienza dei trasporti, ridurre i costi, aumentare l'affidabilità delle consegne e supportare una gestione più resiliente della supply chain.

4.3.1. Ottimizzazione delle rotte di consegna e last-mile delivery: il caso DHL

Uno degli ambiti in cui l'intelligenza artificiale ha dimostrato un impatto significativo nella gestione della supply chain riguarda l'ottimizzazione delle operazioni di last-mile delivery, cioè la fase finale del processo logistico che collega il centro di distribuzione al cliente finale. Questa fase rappresenta uno degli elementi più complessi e costosi della catena logistica, poiché richiede la gestione di numerose variabili, tra cui traffico urbano, condizioni meteorologiche, densità delle consegne e variazioni della domanda.

DHL ha sviluppato diverse soluzioni basate su algoritmi di intelligenza artificiale e sistemi di analisi dei dati per migliorare la pianificazione delle rotte di consegna e aumentare l'efficienza delle operazioni logistiche. Secondo i report dell'azienda, l'utilizzo di sistemi intelligenti consente di analizzare grandi quantità di dati operativi e di calcolare in modo dinamico le rotte di consegna più efficienti, riducendo sia i tempi di trasporto sia i costi operativi.

Nel contesto della logistica urbana, i sistemi di ottimizzazione delle rotte utilizzano algoritmi di machine learning e modelli predittivi per elaborare informazioni provenienti da diverse fonti, tra cui dati sul traffico in tempo reale, storico delle consegne, condizioni meteorologiche e caratteristiche geografiche delle aree di distribuzione. L'integrazione di queste informazioni consente ai sistemi di pianificazione di generare percorsi di consegna più efficienti rispetto ai tradizionali sistemi di routing statico.

Secondo DHL, l'adozione di sistemi intelligenti di route optimization consente di migliorare significativamente la gestione delle flotte di consegna. Gli algoritmi sono in grado di calcolare in modo dinamico l'ordine ottimale delle consegne, riducendo la distanza percorsa dai veicoli e ottimizzando il carico dei mezzi. In questo modo, i driver ricevono percorsi di consegna aggiornati che tengono conto delle condizioni operative in tempo reale.

Un elemento centrale di queste soluzioni è la capacità di adattarsi dinamicamente alle variazioni della domanda. Nel settore dell'e-commerce, infatti, i volumi di consegna possono cambiare rapidamente in base a promozioni, stagionalità o eventi imprevisti. I sistemi basati su AI permettono di aggiornare continuamente i piani di consegna, consentendo ai centri logistici di reagire rapidamente a queste variazioni.

Oltre a migliorare l'efficienza operativa, l'ottimizzazione delle rotte tramite AI contribuisce anche agli obiettivi di sostenibilità della supply chain. Riducendo le distanze percorse dai veicoli e migliorando l'utilizzo delle flotte, le aziende logistiche possono diminuire il consumo di carburante e le emissioni di CO₂ associate alle operazioni di trasporto.

4.3.2. Ottimizzazione delle rotte tramite analytics e machine learning: il caso UPS

Una delle applicazioni più note dell'intelligenza artificiale nella logistica è rappresentata dal sistema ORION (On-Road Integrated Optimization and Navigation) sviluppato da UPS. Questo sistema è considerato uno dei più grandi progetti di analytics e operations research applicati alla logistica ed è stato progettato per ottimizzare le rotte di consegna della flotta di veicoli dell'azienda.

Il sistema ORION utilizza algoritmi avanzati di analisi dei dati e modelli predittivi per determinare il percorso più efficiente che i conducenti devono seguire durante le operazioni quotidiane di consegna. In particolare, il sistema analizza una grande quantità di variabili operative, tra cui il numero e la posizione delle consegne giornaliere, i tempi di ritiro dei pacchi, i dati storici delle rotte e le condizioni del traffico.

Dal punto di vista tecnologico, ORION integra diverse tecniche di machine learning, telematica dei veicoli e advanced analytics. Il sistema è in grado di valutare oltre 200.000 possibili combinazioni di percorsi per ogni autista, selezionando quella più efficiente in termini di distanza percorsa, tempo di consegna e consumo di carburante.

L'implementazione di questa tecnologia ha generato risultati significativi per UPS. Secondo diversi studi e report del settore logistico, l'adozione di ORION ha consentito all'azienda di ridurre ogni anno circa 100 milioni di miglia percorse dalla flotta, generando risparmi economici stimati tra 300 e 400 milioni di dollari. Inoltre, il sistema ha contribuito a diminuire il consumo di carburante di circa 10 milioni di galloni all'anno, con un impatto positivo anche sulla riduzione delle emissioni di CO₂ e sulla sostenibilità delle operazioni logistiche.

Un ulteriore vantaggio di ORION riguarda la capacità del sistema di adattarsi dinamicamente alle variazioni operative. Attraverso l'integrazione di dati in tempo reale, come traffico e nuove richieste di ritiro, il sistema può aggiornare automaticamente i percorsi durante la giornata lavorativa, garantendo una maggiore flessibilità nelle operazioni di consegna.

Nel complesso, il caso di UPS dimostra come l'intelligenza artificiale e gli algoritmi di ottimizzazione possano trasformare la gestione della logistica e delle reti di distribuzione. Grazie all'analisi avanzata dei dati e alla capacità di elaborare milioni di combinazioni di percorso, sistemi come ORION permettono alle aziende di migliorare l'efficienza operativa, ridurre i costi di trasporto e contribuire agli obiettivi di sostenibilità ambientale della supply chain.

4.3.3. Generative AI e mapping logistico: il caso Amazon Wellspring

Un ulteriore esempio di applicazione dell'intelligenza artificiale nell'ottimizzazione delle reti logistiche è rappresentato dal sistema Wellspring sviluppato da Amazon. Questo sistema utilizza tecnologie di generative AI e geospatial analytics per migliorare la precisione delle consegne e la navigazione dei driver nelle aree urbane complesse.

Il progetto Wellspring è stato sviluppato con l'obiettivo di migliorare la precisione delle consegne in contesti difficili da mappare, come complessi residenziali con più edifici, nuovi quartieri non ancora presenti nei sistemi di navigazione o aree con ingressi multipli. Il sistema utilizza dati provenienti da numerose fonti, tra cui immagini satellitari, mappe stradali, footprint degli edifici, istruzioni dei clienti, informazioni provenienti dalle consegne precedenti e immagini delle strade.

Attraverso tecniche di generative AI, il sistema è in grado di creare una rappresentazione dettagliata dell'ambiente logistico, identificando automaticamente ingressi degli edifici, parcheggi, punti di accesso e posizioni delle cassette postali. In questo modo i driver possono visualizzare informazioni più precise sui luoghi di consegna e individuare il percorso più efficiente per depositare i pacchi.

Durante i test iniziali condotti negli Stati Uniti nel 2024, il sistema Wellspring ha generato risultati significativi. La tecnologia è stata in grado di mappare oltre 2,8 milioni di indirizzi di appartamenti associandoli agli edifici corretti in più di 14.000 complessi residenziali, oltre a identificare circa 4 milioni di punti di parcheggio ottimali per le consegne. Inoltre, il sistema è in grado di individuare automaticamente ingressi degli edifici e posizioni delle mailroom analizzando foto di consegna e dati di geolocalizzazione provenienti dalle spedizioni precedenti.

Grazie a queste funzionalità, i driver possono navigare con maggiore precisione in ambienti urbani complessi, migliorando l'efficienza delle consegne e riducendo i tempi necessari per completare le operazioni di distribuzione.

4.4. Ottimizzazione delle attività di magazzino e ruolo del Digital Twin

Nell'ambito dell'ottimizzazione delle reti logistiche, il magazzino rappresenta uno dei nodi centrali della supply chain, in quanto concentra le attività di stoccaggio, prelievo, movimentazione e preparazione degli ordini. In particolare, una delle problematiche principali riguarda la gestione dei processi di picking, ovvero la selezione e il prelievo dei prodotti destinati alla spedizione, che incide in modo significativo sui tempi operativi e sui costi complessivi.

Come evidenziato nelle slide del corso, il problema può essere sintetizzato nella necessità di estrarre un determinato numero di prodotti in un intervallo di tempo limitato, individuando l'ordine di prelievo più efficiente. Tale problematica può essere modellata attraverso grafi e reti, in cui i nodi rappresentano le posizioni dei prodotti e gli archi i percorsi di movimentazione, mentre i pesi indicano tempi o distanze. In questo contesto, trovano applicazione i metodi di Operational Research e gli algoritmi di ottimizzazione, che consentono di individuare soluzioni ottimali o quasi ottimali per la sequenza di prelievo.

Tradizionalmente, questi problemi vengono affrontati mediante algoritmi deterministici, in grado di calcolare il percorso minimo o la sequenza più conveniente. Tuttavia, nei contesti reali caratterizzati da elevata variabilità, presenza di robot mobili, priorità degli ordini e vincoli temporali, tali approcci risultano spesso poco flessibili.

L'intelligenza artificiale consente di superare questi limiti attraverso l'utilizzo di tecniche di machine learning e reinforcement learning, che permettono ai sistemi di apprendere strategie di prelievo ottimali a partire dall'esperienza. In questo caso, il sistema osserva lo stato del magazzino, propone una sequenza di azioni, riceve un feedback in termini di tempo, costi o errori, e aggiorna progressivamente le proprie politiche decisionali.

A supporto di questi sistemi, il Digital Twin assume un ruolo strategico. Il Digital Twin del magazzino consiste in una replica digitale dell'ambiente fisico, alimentata in tempo reale dai dati provenienti da sensori IoT, sistemi di gestione del magazzino (WMS) e piattaforme ERP.

Attraverso tale replica, è possibile simulare virtualmente i flussi di lavoro, i percorsi dei robot, i tempi di prelievo e le configurazioni degli scaffali.

L'integrazione tra AI e Digital Twin consente di testare preventivamente diverse strategie operative, valutandone gli effetti sulle prestazioni prima della loro implementazione reale. In questo modo, le aziende possono individuare le soluzioni più efficienti in termini di riduzione dei tempi di picking, ottimizzazione degli spostamenti e miglioramento della produttività.

Inoltre, il Digital Twin permette di aggiornare continuamente i modelli di intelligenza artificiale, fornendo dati realistici e scenari simulati che arricchiscono il processo di apprendimento. Questo approccio favorisce una gestione adattiva del magazzino, capace di reagire rapidamente a variazioni della domanda, congestioni operative o guasti tecnici.

In sintesi, l'ottimizzazione delle attività di magazzino rappresenta un esempio emblematico di integrazione tra metodi tradizionali di ricerca operativa, tecniche di intelligenza artificiale e tecnologie di supporto come il Digital Twin. Tale integrazione consente di trasformare il magazzino in un sistema intelligente, flessibile e orientato al miglioramento continuo delle prestazioni operative.

4.4.1. Caso studio: Maersk – Digital Twin e AI per la gestione di ecosistemi logistici complessi

Una delle aziende più avanzate nell'applicazione dell'intelligenza artificiale nella logistica globale è A.P. Møller-Maersk, operatore integrato in ambito shipping e supply chain. Nel percorso di trasformazione digitale, Maersk evidenzia il ruolo del Digital Twin come tecnologia in grado di incrementare visibilità, prevedibilità e capacità decisionale in sistemi logistici complessi. In questa prospettiva, la replica digitale non è intesa come un modello statico, ma come un insieme di “digital twins verticali” (ad esempio su navi, terminal, magazzini) che, nel lungo periodo, possono diventare building blocks per una visione più ampia dell'ecosistema integrato.

L'uso del Digital Twin consente di simulare scenari operativi alternativi, valutando in anticipo l'impatto di scelte di pianificazione e di eventi inattesi: congestioni, variazioni di capacità, ritardi e criticità operative. Il valore principale risiede nella possibilità di combinare dati (anche real-time) con modelli analitici e predittivi, per ottenere decisioni più robuste in presenza di incertezza e complessità. In termini di logica manageriale, il Digital Twin diventa quindi uno

strumento di “decision support” che permette di passare da una gestione reattiva a una gestione più predittiva e proattiva, abilitando il confronto tra alternative (“what-if”) prima dell’esecuzione. Questa impostazione è coerente con l’idea che l’intelligenza artificiale, in contesti di rete e multi-nodo, generi valore soprattutto quando è integrata in un sistema digitale che rende misurabili e simulabili i trade-off operativi.

4.4.2. Caso studio: DHL – robotica, AMR/AGV e automazione per aumentare produttività e flessibilità

Accanto alla dimensione “simulativa” del Digital Twin, l’ottimizzazione del magazzino oggi passa anche attraverso la dimensione “fisica”, cioè l’adozione di robotica e automazione. DHL evidenzia come la robotica di magazzino si stia sviluppando lungo due direttrici principali: robot mobili indoor (es. AMR/AGV per movimentazione interna) e robot stazionari (es. sistemi automatizzati per attività ripetitive come palletizing/depalletizing). In questa impostazione, l’obiettivo non è solo l’automazione in senso stretto, ma la creazione di configurazioni operative ibride, in cui l’automazione libera risorse umane da compiti ripetitivi e migliora la produttività complessiva.

Nei centri logistici, robot collaborativi (cobots) e robot mobili autonomi (AMR) vengono impiegati per attività come trasporto interno di unità di carico, movimentazione di colli, trasferimenti tra aree di inbound/outbound e supporto alle operazioni di preparazione ordini. L’integrazione tra robotica e sistemi intelligenti consente di aumentare velocità e precisione, ridurre errori e gestire meglio la variabilità dei volumi, tipica soprattutto dei flussi e-commerce. In particolare, l’automazione basata su robot mobili si presta a contesti in cui la domanda è stagionale o altamente variabile, perché consente di scalare capacità con maggiore flessibilità rispetto a soluzioni rigidamente meccanizzate.

In questa logica, il Digital Twin diventa un complemento naturale: prima di introdurre (o espandere) una flotta di robot mobili o una cella robotizzata, la simulazione consente di valutare layout, percorsi, congestioni, regole di priorità e impatti sui tempi di attraversamento. In questo modo la robotica non viene trattata come “tecnologia isolata”, ma come componente di un sistema decisionale e operativo integrato.

4.4.3. Caso studio: Amazon – automazione di magazzino, “physical AI” e agentic AI per robot più autonomi

Amazon rappresenta un caso particolarmente rilevante per analizzare l’evoluzione della robotica di magazzino lungo due direttrici complementari: (i) miglioramento delle capacità “fisiche” dei robot (manipolazione, percezione, sicurezza operativa) e (ii) miglioramento delle capacità “cognitive” attraverso l’AI, con l’obiettivo di rendere i robot più versatili e più facilmente orchestrabili.

Sul fronte delle capacità cognitive, Amazon ha comunicato la creazione di un team dedicato ad agentic AI in Amazon Robotics, con l’obiettivo di sviluppare un framework che abiliti robot capaci di comprendere comandi in linguaggio naturale, ragionare e agire in modo autonomo. L’idea è avvicinare l’interazione uomo-robot a una logica più semplice e operativa: un operatore potrebbe impartire istruzioni in forma naturale (ad esempio spostare tote, prelevare e ricollocare unità), mentre sistemi basati su Vision Language Models (VLM) e policy di controllo trasformano l’istruzione in azioni robotiche eseguibili. Questa impostazione mira a rendere i robot più flessibili, riducendo il vincolo di procedure rigidamente codificate e facilitando il re-tasking rapido in base alle priorità operative del magazzino.

Sul fronte delle capacità fisiche, Amazon ha presentato Vulcan, descritto come un robot dotato di “sense of touch”, costruito su avanzamenti di robotica e “physical AI”. La capacità di percezione tattile è rilevante perché affronta uno dei limiti storici dell’automazione in magazzino: la manipolazione affidabile di oggetti diversi per forma, peso e fragilità in ambienti con densità di stoccaggio elevata. Il robot è pensato per rendere le operazioni più sicure e ridurre attività fisicamente gravose, supportando i lavoratori soprattutto nelle aree meno ergonomiche (ad esempio prelievi in alto o in basso), con l’obiettivo di spostare gli operatori verso attività a maggiore valore (controllo, gestione eccezioni, problem solving).

In termini di integrazione con il tema del capitolo, questo caso è utile perché mostra come l’ottimizzazione di magazzino stia evolvendo verso una combinazione di: insieme intelligente delle risorse (uomini, robot, flussi), robot più versatili grazie a modelli AI (VLM/agentic AI) e capacità di sperimentare e ottimizzare le strategie operative tramite strumenti digitali e simulativi, coerenti con la logica di Digital Twin e con l’idea di magazzino come sistema cyber-fisico.

4.5. Order Picking e sistemi intelligenti nel magazzino

L'order picking rappresenta una delle attività più rilevanti e onerose all'interno dei sistemi di magazzino, in quanto consiste nel prelievo dei prodotti destinati alla preparazione degli ordini. Secondo quanto evidenziato da Warehouse & Distribution Science, il picking può incidere fino al 50–60% dei costi operativi complessivi di un magazzino, rendendolo un processo strategico per il miglioramento delle performance logistiche.

Tradizionalmente, il picking viene svolto manualmente dagli operatori, seguendo percorsi prestabiliti e utilizzando liste cartacee o sistemi informativi di base. Tuttavia, questo approccio risulta spesso inefficiente in contesti caratterizzati da elevata variabilità della domanda, aumento del numero di ordini e riduzione dei tempi di consegna. In tali situazioni, l'introduzione di tecnologie basate sull'intelligenza artificiale consente di trasformare il picking in un processo più flessibile, accurato e adattivo.

L'integrazione della Computer Vision permette il riconoscimento automatico dei prodotti, la verifica della correttezza del prelievo e il controllo in tempo reale delle operazioni. I sistemi di visione artificiale, combinati con sensori e dispositivi indossabili, riducono gli errori umani e migliorano la tracciabilità delle attività. Parallelamente, l'utilizzo di robot mobili autonomi (AMR) e robot collaborativi (cobot) consente di automatizzare parte delle operazioni di movimentazione e prelievo, supportando gli operatori nelle attività più ripetitive.

Come evidenziato in Robotics in Logistics, i sistemi robotici intelligenti, coordinati da algoritmi di machine learning, sono in grado di adattare i propri percorsi in funzione della congestione, delle priorità degli ordini e della disponibilità dei prodotti. Ciò permette di ridurre i tempi di percorrenza, aumentare la produttività e migliorare il livello di servizio.

Un ulteriore elemento di supporto all'ottimizzazione del picking è rappresentato dall'utilizzo del Digital Twin. Attraverso la creazione di una replica digitale del magazzino, è possibile simulare differenti configurazioni di layout, strategie di prelievo e livelli di automazione. Il Digital Twin consente di valutare in anticipo gli effetti dell'introduzione di nuovi sistemi robotici o di modifiche organizzative, riducendo i rischi legati all'implementazione e migliorando la qualità delle decisioni manageriali.

L'intelligenza artificiale contribuisce inoltre all'ottimizzazione dei percorsi di picking attraverso algoritmi predittivi e di ottimizzazione, che tengono conto della disposizione degli

scaffali, delle priorità degli ordini e dei flussi di lavoro. In questo modo, è possibile minimizzare le distanze percorse dagli operatori o dai robot, riducendo i tempi di evasione degli ordini.

I principali benefici derivanti dall'adozione di sistemi intelligenti nel picking includono:

- riduzione degli errori di prelievo;
- diminuzione dei tempi di preparazione degli ordini;
- aumento della produttività del personale;
- miglioramento della sicurezza sul lavoro;
- maggiore flessibilità operativa.

Tuttavia, l'introduzione di queste tecnologie richiede investimenti significativi in infrastrutture, formazione del personale e integrazione con i sistemi informativi esistenti. Inoltre, è fondamentale disporre di dati accurati e aggiornati per garantire il corretto funzionamento dei modelli di intelligenza artificiale.

In conclusione, l'applicazione dell'AI al processo di order picking rappresenta uno dei principali fattori di trasformazione dei moderni magazzini. L'integrazione tra Computer Vision, robotica, algoritmi di apprendimento automatico e Digital Twin consente di realizzare sistemi di prelievo più efficienti, affidabili e adattabili alle esigenze di un mercato sempre più dinamico, contribuendo in modo significativo al miglioramento delle prestazioni complessive della supply chain.

4.5.1. Caso studio: adozione di un sistema AI-based di order picking con Digital Twin e integrazione ERP/WMS

Un caso empirico utile a descrivere in modo concreto questa integrazione tra AI, ottimizzazione e Digital Twin è quello analizzato nello studio "Adoption of AI-based order picking in warehouse: benefits, challenges, and critical success factors", basato su un single case study relativo all'adozione di un sistema AI per il picking in un magazzino in Turchia. Lo studio esamina benefici, criticità e fattori critici di successo, adottando una metodologia mixed-method (misure quantitative su distanze/tempi + evidenze qualitative tramite interviste e osservazioni).

Dal punto di vista tecnico-organizzativo, il sistema AI analizzato è stato sviluppato per produrre routing ottimizzati e soluzioni di order batching (riducendo spostamenti ripetitivi per ordini separati). Un passaggio centrale è la costruzione di un Digital Twin simulativo del magazzino, sviluppato a partire da: (i) mappa/floor plan e (ii) "historical pick runs" (storia delle missioni di

picking) su un orizzonte temporale. La simulazione (in cloud) viene poi utilizzata per applicare algoritmi AI finalizzati a migliorare il picking, mentre l'integrazione operativa con l'ERP/WMS avviene tramite API, così che la soluzione AI possa ricevere in input i dati ordine e restituire in output le sequenze/rotte ottimizzate per l'operatore.

Lo studio confronta tre modalità: picking tradizionale "single-order", picking con order batching ottimizzato via AI, e una simulazione di "batch-tunnel optimization", in cui viene introdotta una logica di maggiore flessibilità di attraversamento (cross-aisle/tunnel) per valutare l'impatto strutturale del layout sulle prestazioni di routing. I risultati quantitativi mostrano che la modalità di order batching ottimizzato riduce la distanza percorsa in modo rilevante rispetto al baseline, con una riduzione riportata pari a circa 27,25% della travel distance; la simulazione con "tunnel" mostra un'ulteriore riduzione (circa 13,91% addizionale rispetto alla soluzione batching senza tunnel), evidenziando come layout e cross-aisles influenzino direttamente la capacità di ottimizzazione del routing. Sul fronte del tempo, lo studio riporta una riduzione della travel time nell'ordine di circa 22,82% nel confronto tra baseline e batching ottimizzato.

Accanto ai risultati quantitativi, l'analisi qualitativa mette in evidenza benefici ulteriori, coerenti con l'adozione di sistemi intelligenti: miglioramento della documentazione e riduzione della frammentazione delle checklist (grazie al batching), riduzione degli errori di picking, miglioramento del benessere percepito dagli operatori (minore ripetitività e minore fatica) e potenziali impatti positivi anche su consumi energetici e uso dei mezzi (minore utilizzo dei veicoli interni e minori tempi di attività). Allo stesso tempo, lo studio sottolinea che la piena valorizzazione dei benefici dipende da fattori critici come l'integrazione con i sistemi esistenti, l'allineamento dei processi (ad esempio gestione del sorting post-batching) e la readiness organizzativa (formazione, governance e qualità dati).

Questo caso è particolarmente rilevante perché mostra un punto chiave per la tesi: l'AI nel picking non è solo "un algoritmo", ma un sistema socio-tecnico che richiede integrazione con ERP/WMS, un ambiente simulativo (Digital Twin) per progettare e testare, e un cambiamento operativo nei flussi (batching, sorting, gestione eccezioni).

4.5.2. Caso studio: Amazon – AI, robotica e “agentic AI” per l’evoluzione del picking e della movimentazione in fulfillment center

Un secondo caso di riferimento, utile per collegare il tema del picking alle grandi aziende della logistica e-commerce, è Amazon. L’azienda ha comunicato un’evoluzione della propria robotica di magazzino verso modelli più flessibili”, basati su AI avanzata e nuove modalità di interazione. In particolare, Amazon ha annunciato la creazione di un team dedicato ad agentic AI in Amazon Robotics con l’obiettivo di sviluppare un framework che permetta ai robot di comprendere istruzioni in linguaggio naturale, ragionare e agire. In questa visione, l’operatore potrebbe impartire comandi “in plain speak” (ad esempio istruzioni di picking/spostamento totale o attività di carico), mentre modelli di tipo Vision Language Models (VLM) e policy di controllo traducono tali istruzioni in azioni robotiche eseguibili. Questo approccio mira a ridurre la rigidità dei sistemi tradizionali (task pre-programmati) e ad aumentare la capacità di riassegnazione dinamica dei robot alle attività più urgenti.

In parallelo, Amazon ha presentato Vulcan, descritto come il primo robot dell’azienda con “sense of touch”, costruito su avanzamenti di robotica e “physical AI”, e finalizzato a rendere più efficiente e sicura la gestione di attività come pick/stow in condizioni operative complesse (variabilità degli oggetti e necessità di manipolazione più fine). In chiave di magazzino intelligente, questa traiettoria segnala un passaggio importante: non solo ottimizzazione del percorso (routing) o movimentazione, ma potenziamento della capacità di manipolazione per aumentare l’automazione delle fasi più difficili del picking.

Infine, per comprendere il ruolo della percezione nel magazzino, è utile considerare il filone di ricerca e sviluppo comunicato da Amazon Science sul miglioramento dell’identificazione degli item, inclusi approcci che vanno oltre la dipendenza esclusiva dal barcode, coerentemente con la necessità di ridurre errori, aumentare velocità e rendere più “robusti” i processi di riconoscimento e verifica durante le operazioni.

Nel complesso, questi due casi (studio accademico sull’adozione di AI-based picking + percorso Amazon su robotica e agentic AI) convergono su un punto comune: l’order picking evolve da attività prevalentemente manuale e statica a processo data-driven e adattivo, in cui l’ottimizzazione delle decisioni (batching, routing, priorità) viene supportata da AI, la sperimentazione e la riduzione del rischio implementativo vengono supportate dal Digital Twin, e l’esecuzione fisica viene progressivamente potenziata da robotica e sistemi di percezione/visione. I principali benefici attesi (e in parte osservati) includono: riduzione

distanze e tempi di prelievo, diminuzione degli errori, incremento produttività e maggiore flessibilità operativa; tuttavia, l'implementazione richiede investimenti, qualità dati e forte integrazione con i sistemi informativi esistenti, oltre a change management e formazione.

4.6. Applicazioni della Computer Vision nella supply chain

Negli ultimi anni, la Computer Vision è diventata una delle tecnologie più rilevanti nell'applicazione dell'intelligenza artificiale alla logistica e alla gestione della supply chain. Questa tecnologia consente ai sistemi informatici di analizzare immagini e video in modo automatico, riconoscendo oggetti, identificando anomalie e supportando decisioni operative in tempo reale.

Nel contesto logistico, le tecnologie di computer vision vengono utilizzate per automatizzare numerose attività operative nei magazzini e nei centri di distribuzione, tra cui il riconoscimento dei pacchi, il controllo qualità delle spedizioni, lo smistamento automatico delle merci e il monitoraggio delle operazioni di movimentazione. L'integrazione di queste tecnologie con algoritmi di machine learning e con i sistemi informativi logistici consente di migliorare significativamente l'efficienza operativa, ridurre gli errori e aumentare la visibilità dei processi.

4.6.1. Computer Vision: il caso DHL

4.6.1.1. controllo qualità nelle operazioni logistiche:

Un esempio significativo di applicazione della computer vision nella logistica è rappresentato dalle soluzioni sviluppate da DHL, uno dei principali operatori logistici globali. Secondo i report pubblicati dall'azienda, le tecnologie di computer vision basate su intelligenza artificiale consentono di analizzare immagini e video in tempo reale per automatizzare numerose attività operative nei magazzini e nei centri di distribuzione.

In particolare, i sistemi di computer vision permettono di identificare automaticamente i pacchi, verificare le dimensioni delle spedizioni e controllare lo stato delle merci durante le diverse fasi della movimentazione. Attraverso l'analisi automatica delle immagini, questi sistemi sono in grado di rilevare anomalie come pacchi danneggiati, errori di etichettatura o problemi nella disposizione delle merci.

Queste tecnologie svolgono quindi un ruolo fondamentale nel miglioramento delle attività di controllo qualità delle spedizioni. I sistemi di visione artificiale possono monitorare continuamente le operazioni logistiche e segnalare in tempo reale eventuali anomalie agli operatori, consentendo di intervenire rapidamente e ridurre il rischio di errori nella gestione degli ordini.

4.6.1.2 Smistamento automatico dei pacchi

Le tecnologie di computer vision e machine learning trovano applicazione anche nei sistemi di smistamento automatico dei pacchi, che rappresentano una delle attività centrali nei centri di distribuzione logistici.

Nei moderni hub logistici di DHL, sistemi di visione artificiale e reti neurali vengono utilizzati per riconoscere e classificare automaticamente le spedizioni in base a diverse caratteristiche visive, come dimensioni, forma, posizione delle etichette e codici di identificazione. Queste informazioni permettono al sistema di instradare automaticamente i pacchi verso le corrette linee di distribuzione o verso specifiche destinazioni logistiche.

L'automazione dei processi di smistamento consente di gestire volumi elevati di spedizioni con maggiore precisione rispetto ai processi manuali. Inoltre, la computer vision contribuisce a ridurre i tempi di lavorazione dei pacchi, migliorando l'efficienza complessiva delle operazioni logistiche e aumentando la capacità operativa dei centri di distribuzione.

4.6.2 Computer Vision e controllo qualità nei centri logistici Amazon

Un ulteriore esempio di applicazione della computer vision nella logistica è rappresentato dalle soluzioni sviluppate da Amazon nei propri fulfillment center. L'azienda utilizza sistemi di visione artificiale integrati con robotica e algoritmi di machine learning per migliorare il controllo qualità delle operazioni di magazzino e supportare le attività di identificazione dei prodotti.

Nei centri logistici Amazon, la computer vision viene utilizzata per identificare automaticamente gli articoli durante le operazioni di stoccaggio e prelievo, verificare la correttezza degli ordini e monitorare lo stato delle merci durante le diverse fasi del processo logistico. Questi sistemi consentono di ridurre gli errori nelle operazioni di picking e migliorare la precisione delle spedizioni.

Inoltre, Amazon sta sviluppando sistemi di visione artificiale sempre più avanzati per migliorare il riconoscimento degli oggetti all'interno dei magazzini. In alcuni casi, queste tecnologie permettono ai robot e ai sistemi automatizzati di identificare gli articoli anche senza l'utilizzo di codici a barre tradizionali, analizzando direttamente le caratteristiche visive dei prodotti.

L'integrazione della computer vision con sistemi robotici e piattaforme di intelligenza artificiale consente quindi di automatizzare molte attività operative dei fulfillment center, migliorando l'efficienza dei processi logistici e riducendo il rischio di errori nella gestione degli ordini.

Nel complesso, l'applicazione della computer vision nella supply chain rappresenta un esempio significativo di come l'intelligenza artificiale possa trasformare i processi logistici tradizionali. Grazie all'analisi automatica delle immagini e all'integrazione con sistemi di machine learning, le aziende logistiche possono migliorare il controllo qualità, aumentare l'efficienza operativa e gestire volumi sempre più elevati di spedizioni in modo affidabile e scalabile.

4.7 Gestione, selezione e relazioni con fornitori e partner

L'intelligenza artificiale rappresenta oggi uno strumento strategico per migliorare la gestione dei rapporti con fornitori e partner lungo l'intera supply chain. In particolare, le tecnologie basate sull'AI consentono di digitalizzare e automatizzare i processi di procurement, riducendo i costi legati alle attività amministrative, alle operazioni non standardizzate e alla gestione manuale delle informazioni (Allal-Chérif et al., 2021; Burger et al., 2023).

Attraverso l'analisi di grandi volumi di dati provenienti da fonti interne ed esterne, come sistemi ERP, piattaforme di e-procurement, report finanziari e database di mercato, i sistemi intelligenti permettono di supportare in modo avanzato la selezione e la valutazione dei fornitori. Tali strumenti considerano simultaneamente diversi criteri, tra cui costo, qualità, affidabilità, sostenibilità ambientale e performance storiche, favorendo la creazione di portafogli di fornitori più equilibrati ed efficienti.

Un ulteriore contributo rilevante dell'AI riguarda la previsione delle capacità operative dei fornitori e la gestione delle transizioni tra partner commerciali. Grazie a modelli predittivi, è possibile stimare in anticipo i tempi di consegna, la probabilità di ritardi e il rischio di interruzioni, facilitando il cambio di fornitore in modo tempestivo e riducendo l'impatto sulle attività produttive (Burger et al., 2023; Brintrup et al., 2020; Dey et al., 2023).

Particolare attenzione è dedicata anche alla prevenzione dei fallimenti dei fornitori. Attraverso l'elaborazione di indicatori finanziari, dati macroeconomici e informazioni operative, i sistemi di intelligenza artificiale sono in grado di individuare segnali precoci di instabilità o crisi, consentendo alle imprese di adottare strategie preventive, come la diversificazione delle fonti di approvvigionamento o la rinegoziazione dei contratti (Allal-Chérif et al., 2021).

Nel contesto delle moderne supply chain globali, caratterizzate da strutture multilivello e da forti interdipendenze tra attori, l'AI assume un ruolo fondamentale nella gestione delle reti multi-tier. I modelli avanzati permettono di mappare le relazioni indirette tra fornitori, subfornitori e partner logistici, rendendo visibili connessioni altrimenti difficili da individuare. Ciò consente di analizzare scenari di rischio complessi, come effetti a cascata generati da eventi geopolitici, crisi sanitarie o carenze di materie prime (Kosasih et al., 2022; Modgil et al., 2022).

Inoltre, l'integrazione dell'intelligenza artificiale con tecnologie emergenti, come i digital twin e le piattaforme cloud, consente di simulare in tempo reale il comportamento della rete di fornitura. Questi strumenti permettono di valutare l'impatto di diverse decisioni strategiche, come la sostituzione di un fornitore, la modifica dei volumi di acquisto o la riorganizzazione dei flussi logistici, migliorando la qualità del processo decisionale.

Dal punto di vista operativo, l'AI favorisce anche una maggiore collaborazione tra imprese e fornitori, attraverso sistemi di condivisione delle informazioni, dashboard intelligenti e piattaforme di comunicazione automatizzate. Ciò contribuisce a rafforzare le relazioni di lungo periodo, aumentando la trasparenza, la fiducia reciproca e la capacità di coordinamento lungo la filiera.

Nel complesso, l'applicazione dell'intelligenza artificiale nella gestione dei fornitori consente di trasformare il procurement da funzione prevalentemente amministrativa a leva strategica per la competitività aziendale. L'adozione di sistemi intelligenti permette infatti di migliorare la resilienza della supply chain, ridurre i rischi operativi, ottimizzare i costi e sostenere lo sviluppo di relazioni collaborative orientate al lungo periodo.

5. Discussione

5.1. Introduzione

L'evoluzione delle tecnologie digitali e la crescente possibilità di avere in possesso molti dati ha permesso di utilizzare modelli avanzati di analisi e previsione in molte attività della supply chain, contribuendo nei processi decisionali e operativi delle imprese.

Nei capitoli precedenti sono state analizzate e descritte le principali applicazioni dell'intelligenza artificiale nella gestione dell'approvvigionamento, della previsione della domanda, dell'ottimizzazione delle rotte dei trasporti, dell'automazione dei magazzini e dei fornitori. Sono stati analizzati diversi casi studio aziendali che mostrano come imprese leader nei settori della logistica e della distribuzione stiano progressivamente integrando tecnologie di AI nei propri sistemi operativi.

In questo capitolo si propone una riflessione critica sugli impatti dell'intelligenza artificiale nella supply chain, con l'obiettivo di valutare non solo i benefici ma anche le implicazioni economiche, organizzative e manageriali associate alla loro implementazione. In particolare, verranno analizzati i costi e i benefici economici dell'AI, la sua complessità di implementazione e manutenzione e il contributo offerto alla sostenibilità delle supply chain.

5.2. Benefici operativi dell'intelligenza artificiale nella supply chain

L'analisi dei casi studio presentati nel capitolo precedente evidenzia come l'intelligenza artificiale possa contribuire in modo significativo al miglioramento delle performance operative delle supply chain. Le tecnologie basate su AI consentono infatti di analizzare grandi quantità di dati provenienti da diverse fonti e di individuare pattern complessi che difficilmente potrebbero essere identificati attraverso metodi tradizionali.

In particolare, la previsione della domanda rappresenta uno degli ambiti in cui l'AI ha trovato un impiego su larga scala. L'utilizzo di algoritmi di machine learning permette infatti di integrare informazioni provenienti da vendite storiche, promozioni, dati di mercato e variabili esterne, migliorando l'accuratezza delle previsioni e riducendo fenomeni come stock-out o eccesso di scorte.

Un altro ambito in cui l'utilizzo dell'intelligenza artificiale si è rivelato particolarmente utile riguarda la logistica dei trasporti in quanto consente di migliorare la pianificazione delle consegne e la gestione delle rotte logistiche. Attraverso sistemi di analisi dei dati e modelli

predittivi è possibile stimare con maggiore precisione i tempi di arrivo delle spedizioni, ottimizzare le rotte di trasporto e migliorare la visibilità delle operazioni lungo la supply chain.

Per i benefici sopracitati, molte aziende hanno deciso di adottare piattaforme digitali di trasporto che integrano algoritmi di previsione e sistemi di analisi dei dati in tempo reale. Un esempio significativo è rappresentato dalle soluzioni di visibilità dei trasporti utilizzate in contesti industriali, che permettono di stimare l'ETA delle spedizioni attraverso l'analisi di dati provenienti da GPS, traffico, condizioni meteorologiche e storico dei trasporti. L'utilizzo di queste tecnologie consente alle aziende di migliorare il coordinamento tra fornitori, trasportatori e clienti e aumentare la trasparenza delle operazioni logistiche.

L'intelligenza artificiale contribuisce inoltre al miglioramento delle operazioni di magazzino. L'integrazione tra robotica, computer vision e sistemi di gestione automatizzata consente di molte attività operative automatiche, come lo smistamento dei pacchi, il controllo qualità delle spedizioni e il prelievo dei prodotti. Aziende come DHL e Amazon stanno investendo significativamente in sistemi robotici e piattaforme di analisi dei dati per aumentare la velocità e la precisione delle operazioni logistiche.

Nel complesso, l'adozione dell'intelligenza artificiale consente alle imprese di trasformare la supply chain da un sistema prevalentemente reattivo a un sistema sempre più predittivo e data-driven, migliorando la capacità di anticipare le variazioni della domanda e di ottimizzare l'utilizzo delle risorse.

5.3. Costi, benefici e impatti sulla sostenibilità dell'adozione dell'intelligenza artificiale

Dal punto di vista economico, implementare l'intelligenza artificiale nella supply chain richiede investimenti iniziali significativi. Le imprese devono infatti sviluppare infrastrutture digitali adeguate, avere sistemi avanzati di gestione dei dati e integrare le nuove tecnologie con i sistemi informativi già esistenti.

Tra i principali costi associati all'implementazione dell'AI vi sono quelli relativi allo sviluppo delle infrastrutture IT, all'utilizzo di piattaforme cloud, alla raccolta e gestione dei dati e allo sviluppo degli algoritmi di machine learning. A questi si aggiungono i costi legati alla formazione del personale e all'introduzione di nuove competenze specialistiche in grado di utilizzare e risolvere problemi riguardo a questi nuovi strumenti.

Nonostante questi investimenti iniziali, l'intelligenza artificiale può generare benefici economici significativi nel medio e lungo periodo. L'ottimizzazione delle operazioni logistiche, la riduzione degli errori operativi umani e una gestione più efficiente delle scorte permettono infatti di ridurre i costi operativi e migliorare la produttività delle attività aziendali.

Ad esempio, sistemi avanzati di pianificazione della domanda permettono alle imprese di migliorare l'accuratezza delle previsioni e di ridurre i costi associati all'eccesso di inventario o alle rotture di stock. Allo stesso modo, sistemi di ottimizzazione delle rotte di trasporto consentono di ridurre le distanze percorse dai veicoli e il consumo di carburante, generando risparmi economici rilevanti.

Tuttavia, dal punto di vista manageriale è importante sottolineare che i benefici economici dell'AI non sono sempre immediati. In molti casi le imprese adottano inizialmente queste tecnologie attraverso progetti pilota e sperimentazioni progressive, valutando gradualmente i costi e i benefici prima di estendere l'implementazione su larga scala.

Un ulteriore aspetto da considerare riguarda l'impatto dell'intelligenza artificiale sulla sostenibilità delle supply chain. Da un lato, l'utilizzo di sistemi basati su AI può contribuire a ridurre gli sprechi e migliorare l'efficienza delle operazioni logistiche. Ad esempio, una migliore previsione della domanda permette di limitare l'eccesso di produzione e le scorte inutili, mentre l'ottimizzazione delle rotte di trasporto consente di ridurre il consumo di carburante e le emissioni di CO₂.

Dall'altro lato, è importante considerare anche alcuni possibili effetti indiretti. I sistemi di intelligenza artificiale richiedono infatti grandi quantità di dati e infrastrutture digitali che consumano energia. Inoltre, l'aumento dell'efficienza operativa potrebbe portare anche a un incremento dei volumi di produzione e distribuzione. Questo fenomeno è noto in letteratura come *rebound effect*: quando una tecnologia rende un processo più efficiente e meno costoso, può aumentare l'utilizzo complessivo delle risorse, riducendo parte dei benefici ambientali ottenuti. Per questo motivo, l'utilizzo dell'AI nella supply chain dovrebbe essere accompagnato da strategie aziendali orientate alla sostenibilità, in modo da bilanciare innovazione tecnologica ed impatto ambientale.

5.4. Complessità di implementazione e manutenzione dei sistemi di AI

Nonostante le potenzialità dell'intelligenza artificiale, l'implementazione di queste tecnologie nella supply chain presenta numerose sfide di natura tecnologica e organizzativa. Una delle principali difficoltà riguarda l'integrazione delle soluzioni di AI con i sistemi informativi esistenti. Molte imprese utilizzano infrastrutture IT che non sono state progettate per supportare sistemi avanzati di analisi dei dati o algoritmi di machine learning. L'integrazione tra queste tecnologie richiede spesso interventi complessi nei sistemi informativi e la creazione di piattaforme digitali in grado di gestire grandi volumi di dati.

Un ulteriore elemento critico riguarda la qualità e la disponibilità dei dati. I modelli di intelligenza artificiale dipendono fortemente dalla qualità delle informazioni utilizzate durante la fase di addestramento. In presenza di dati incompleti o incoerenti, le prestazioni dei modelli possono risultare limitate, riducendo l'affidabilità delle previsioni e delle decisioni generate dal sistema.

Dal punto di vista operativo, i sistemi di AI richiedono inoltre un continuo processo di monitoraggio e aggiornamento. I modelli di machine learning devono essere periodicamente riaddestrati per mantenere elevati livelli di accuratezza, soprattutto in contesti caratterizzati da cambiamenti frequenti nella domanda o nelle condizioni operative. Un ulteriore aspetto riguarda il cambiamento culturale richiesto all'interno delle organizzazioni. L'introduzione dell'intelligenza artificiale modifica infatti i processi decisionali e richiede lo sviluppo di competenze digitali e analitiche da parte dei dipendenti.

Un ulteriore elemento emerso dall'analisi riguarda il fatto che l'efficacia delle soluzioni di intelligenza artificiale non è da attribuire interamente alla complessità degli algoritmi utilizzati, ma dipende soprattutto dalla tipologia dei processi organizzativi in cui tali strumenti vengono implementati. Infatti in molte organizzazioni, i processi di gestione dei dati, pianificazione e coordinamento tra funzioni risultano ancora frammentati o poco standardizzati. Sulla base di queste premesse, anche tecnologie avanzate che utilizzano algoritmi di machine learning possono generare risultati limitati. Di conseguenza, il valore dell'intelligenza artificiale emerge in modo significativo solo nelle imprese che dispongono di dati di elevata qualità e di flussi informativi ben organizzati e integrati nei sistemi digitali aziendali.

Un ulteriore aspetto critico riguarda inoltre il fatto che i benefici dell'intelligenza artificiale nella supply chain non sono distribuiti in modo uniforme tra le imprese. Le grandi organizzazioni multinazionali dispongono generalmente di maggiori risorse economiche,

infrastrutture digitali più avanzate e una maggiore disponibilità di dati storici, elementi che facilitano l'implementazione di soluzioni basate su AI. Al contrario, molte piccole e medie imprese incontrano maggiori difficoltà nell'adottare queste tecnologie, a causa di limitazioni in termini di investimenti, competenze digitali e integrazione dei sistemi informativi. Questo suggerisce che il potenziale dell'intelligenza artificiale nella supply chain dipenda fortemente dal livello di digitalizzazione preesistente e dalla capacità delle imprese di sostenere nel tempo processi di trasformazione tecnologica.

Un ulteriore elemento di riflessione riguarda il rischio di un'eccessiva fiducia nei modelli predittivi basati su intelligenza artificiale. I sistemi di machine learning sono in grado di individuare pattern complessi nei dati e generare previsioni molto accurate, ma rimangono comunque strumenti probabilistici che dipendono fortemente dalla qualità dei dati e dalle condizioni operative in cui sono stati addestrati. In contesti caratterizzati da forte instabilità o eventi imprevedibili, come crisi geopolitiche o shock economici, i modelli possono perdere rapidamente accuratezza. Un'eccessiva dipendenza dalle raccomandazioni algoritmiche potrebbe quindi ridurre la capacità critica dei decisori umani. Per questo motivo, l'adozione dell'intelligenza artificiale nella supply chain dovrebbe essere accompagnata da un adeguato livello di supervisione manageriale, in cui le decisioni automatizzate vengano integrate con l'esperienza e il giudizio degli operatori.

5.5. Vulnerabilità delle supply chain globali e resilienza

Nonostante i numerosi benefici associati all'adozione dell'intelligenza artificiale nella supply chain, le catene di approvvigionamento globali rimangono fortemente esposte a eventi di disruption esterni, spesso difficili da prevedere e controllare. Crisi geopolitiche, conflitti armati, pandemie o interruzioni infrastrutturali possono compromettere la stabilità dei flussi logistici e generare effetti significativi sull'economia globale.

Un esempio recente è rappresentato dalle tensioni geopolitiche nel Medio Oriente che hanno interessato lo Stretto di Hormuz, uno dei principali check point logistici del commercio internazionale. Circa il 20% del petrolio mondiale e una quota rilevante del gas naturale liquefatto transitano attraverso questo passaggio marittimo, rendendolo un nodo critico per il funzionamento delle supply chain energetiche globali.

L'interruzione o la limitazione del traffico marittimo in quest'area può avere conseguenze immediate sui mercati energetici e sui costi logistici. Le tensioni militari nella regione hanno

infatti provocato un aumento significativo dei prezzi del petrolio e un rallentamento dei flussi commerciali, con numerose navi costrette a modificare le rotte o a sospendere temporaneamente le operazioni.

Situazioni di questo tipo dimostrano come le supply chain globali siano ancora fortemente vulnerabili a eventi geopolitici. Anche le aziende che non operano direttamente nella regione possono essere colpite indirettamente attraverso l'aumento dei costi energetici, dei costi di trasporto e dei tempi di consegna. Le interruzioni nei principali corridoi logistici internazionali possono infatti generare effetti a catena che si propagano lungo l'intera rete di fornitura.

In questo contesto, l'intelligenza artificiale può contribuire a migliorare la resilienza delle supply chain grazie alla capacità di analizzare grandi quantità di dati e individuare segnali di rischio in anticipo. Sistemi di analisi predittiva basati su machine learning possono infatti integrare informazioni provenienti da diverse fonti come dati geopolitici, traffico marittimo, condizioni meteorologiche e andamento dei mercati energetici al fine di supportare le imprese nella previsione di possibili disruption e nella pianificazione di strategie alternative.

L'utilizzo di modelli predittivi e piattaforme di monitoraggio basate su AI consente inoltre di simulare scenari operativi alternativi, permettendo alle imprese di valutare l'impatto di eventuali interruzioni delle rotte commerciali e di identificare soluzioni logistiche più resilienti. In questo modo, l'intelligenza artificiale può supportare le aziende nella gestione proattiva dei rischi, contribuendo a migliorare la capacità di adattamento delle supply chain globali.

Tuttavia, è importante sottolineare che l'intelligenza artificiale non elimina completamente i rischi associati alle crisi globali. Le tecnologie digitali possono migliorare la capacità di previsione e adattamento delle imprese, ma non possono impedire eventi geopolitici o shock sistemici che influenzano il commercio internazionale. Per questo motivo molte organizzazioni stanno affiancando all'adozione dell'AI strategie di supply chain di resilienza basate sulla diversificazione dei fornitori, sulla regionalizzazione delle catene di approvvigionamento e sull'aumento delle scorte di sicurezza.

5.6. Trasformazione del lavoro e prospettive future

Un ulteriore aspetto rilevante legato alla diffusione dell'intelligenza artificiale nelle supply chain riguarda la trasformazione del lavoro e delle competenze richieste all'interno delle organizzazioni. L'adozione di tecnologie basate su AI, robotica e automazione consente infatti

alle imprese di aumentare l'efficienza operativa, ridurre gli errori e migliorare la produttività dei processi logistici.

In particolare, l'automazione di attività ripetitive o a basso valore aggiunto come alcune operazioni di magazzino, di movimentazione delle merci o di analisi dei dati operativi permette alle aziende di ottimizzare l'utilizzo delle risorse e di ridurre i costi operativi. Questo può tradursi in un miglioramento delle performance economiche e in una maggiore competitività nei mercati globali.

Tuttavia, la diffusione dell'intelligenza artificiale nei processi produttivi e logistici comporta anche una trasformazione significativa della struttura occupazionale. Alcune attività operative tradizionali tendono infatti a ridursi progressivamente, mentre emergono nuove professioni legate alla gestione dei sistemi digitali, all'analisi dei dati e allo sviluppo delle tecnologie intelligenti.

Il dibattito sull'impatto dell'intelligenza artificiale sul lavoro è oggi ampiamente discusso sia nella letteratura accademica sia nel settore tecnologico. Alcuni imprenditori del settore digitale, come Jack Dorsey, hanno evidenziato come l'evoluzione delle tecnologie di intelligenza artificiale possa portare alla riduzione di alcune attività lavorative tradizionali, in particolare quelle caratterizzate da elevata ripetitività o da un basso livello di complessità decisionale. Allo stesso tempo, tali tecnologie possono generare nuove opportunità professionali legate allo sviluppo, alla gestione e al monitoraggio dei sistemi basati su dati e algoritmi.

Tuttavia, è importante sottolineare che la creazione di nuove opportunità lavorative non sempre avviene con lo stesso equilibrio rispetto ai posti di lavoro che vengono trasformati o ridotti. Le nuove professioni generate dall'evoluzione tecnologica richiedono spesso competenze tecniche e digitali più avanzate, rendendo necessario un significativo processo di riqualificazione della forza lavoro. In assenza di adeguati programmi di formazione e di aggiornamento professionale, questo cambiamento può generare squilibri nel mercato del lavoro e difficoltà di adattamento per alcune categorie di lavoratori.

Di conseguenza, l'impatto dell'intelligenza artificiale sul lavoro non può essere interpretato esclusivamente come un processo di sostituzione o creazione di occupazione, ma piuttosto come una trasformazione strutturale delle competenze e dei ruoli professionali all'interno delle organizzazioni. La diffusione dell'AI tende infatti a modificare la composizione delle attività lavorative, spostando progressivamente l'attenzione da compiti operativi e ripetitivi verso attività di supervisione, analisi e gestione dei sistemi digitali.

Guardando alle prospettive future, l'integrazione tra competenze umane e sistemi intelligenti rappresenterà uno degli elementi chiave per lo sviluppo di supply chain sempre più efficienti, flessibili e resilienti. L'evoluzione delle tecnologie digitali e l'integrazione tra intelligenza artificiale, Internet of Things e piattaforme di analisi dei dati contribuiranno alla trasformazione delle supply chain in sistemi sempre più intelligenti e adattivi. Tuttavia, affinché tali benefici possano realizzarsi pienamente, sarà fondamentale accompagnare l'innovazione tecnologica con politiche di formazione, sviluppo delle competenze e gestione responsabile della trasformazione organizzativa.

6. Conclusione

La crescente complessità delle catene di approvvigionamento globali, l'aumento dei volumi di dati disponibili e la necessità di migliorare l'efficienza operativa hanno spinto molte imprese a investire in tecnologie basate su analisi avanzata dei dati e modelli di apprendimento automatico.

L'obiettivo del presente lavoro è stato analizzare il ruolo dell'intelligenza artificiale nella gestione della supply chain, con particolare attenzione alle principali applicazioni operative e agli impatti che queste tecnologie possono generare nei processi logistici e decisionali delle imprese. A tal fine, il lavoro ha sviluppato un percorso di analisi articolato in tre fasi principali: l'inquadramento teorico del Supply Chain Management e delle tecnologie di intelligenza artificiale, l'analisi delle principali applicazioni operative dell'AI nella logistica e nella pianificazione della supply chain e, infine, la discussione critica degli impatti economici, organizzativi e di sostenibilità derivanti dall'adozione di tali tecnologie.

L'analisi condotta evidenzia come l'intelligenza artificiale possa contribuire in modo significativo al miglioramento delle performance operative delle supply chain. Le applicazioni più diffuse riguardano la previsione della domanda, l'ottimizzazione delle operazioni di trasporto, l'automazione dei processi di magazzino e il controllo qualità delle operazioni logistiche. L'utilizzo di modelli di machine learning e sistemi di analisi dei dati consente infatti alle imprese di migliorare l'accuratezza delle previsioni, ottimizzare l'utilizzo delle risorse e aumentare la capacità di risposta alle variazioni della domanda.

I casi studio analizzati mostrano come numerose aziende leader nei settori della logistica e della distribuzione stiano progressivamente integrando l'intelligenza artificiale nei propri processi operativi. In particolare, le tecnologie di AI vengono utilizzate per supportare la pianificazione della domanda, migliorare la visibilità delle operazioni di trasporto, automatizzare le attività di magazzino e ottimizzare i processi di distribuzione. Queste applicazioni contribuiscono a rendere le supply chain più efficienti, flessibili e resilienti, consentendo alle imprese di affrontare in modo più efficace le sfide di un contesto economico sempre più dinamico e globalizzato.

Tuttavia, la ricerca evidenzia anche come l'adozione dell'intelligenza artificiale nella supply chain non sia priva di difficoltà. L'implementazione di sistemi basati su AI richiede infatti investimenti significativi in infrastrutture digitali, competenze specialistiche e integrazione dei sistemi informativi aziendali. Inoltre, l'efficacia dei modelli di intelligenza artificiale dipende

fortemente dalla qualità e dalla disponibilità dei dati utilizzati per l'addestramento degli algoritmi.

Dal punto di vista manageriale, l'introduzione dell'AI comporta anche importanti trasformazioni organizzative. Le imprese devono sviluppare una cultura aziendale orientata ai dati, favorire l'accettazione delle nuove tecnologie da parte dei dipendenti e investire nella formazione delle competenze digitali. Senza questi elementi, il rischio è che le tecnologie di intelligenza artificiale rimangano strumenti sperimentali, senza generare un reale impatto sulle performance operative.

Un ulteriore elemento emerso dall'analisi riguarda la distanza che talvolta si osserva tra le potenzialità teoriche dell'intelligenza artificiale e la sua effettiva applicazione nei contesti aziendali. Sebbene molte imprese stiano investendo in progetti di digitalizzazione e analisi dei dati, l'implementazione di sistemi avanzati di AI nella gestione operativa della supply chain richiede spesso tempi lunghi e un processo di adattamento progressivo.

In questo senso, l'esperienza maturata nei contesti aziendali mostra come l'introduzione di tecnologie basate su analisi predittiva e modelli di machine learning avvenga spesso attraverso progetti pilota e implementazioni gradualì. Le imprese tendono infatti a testare inizialmente queste tecnologie su specifiche attività della supply chain, come la previsione della domanda o la gestione dei trasporti, per poi estenderne progressivamente l'utilizzo sulla base dei risultati ottenuti.

Nonostante queste difficoltà, l'intelligenza artificiale rappresenta una delle principali tecnologie abilitanti per l'evoluzione delle supply chain verso modelli sempre più intelligenti e data-driven. L'integrazione tra AI, Internet of Things, sistemi di analisi dei dati e piattaforme digitali consente infatti di migliorare la visibilità delle operazioni, ottimizzare i processi decisionali e rafforzare la capacità delle imprese di gestire l'incertezza.

Un ulteriore aspetto rilevante riguarda il contributo dell'intelligenza artificiale alla sostenibilità delle supply chain. Le tecnologie di ottimizzazione logistica e previsione della domanda possono contribuire alla riduzione degli sprechi, al miglioramento dell'efficienza energetica e alla diminuzione delle emissioni associate alle attività di trasporto e distribuzione. Tuttavia, affinché questi benefici possano realizzarsi pienamente, è necessario che l'adozione delle tecnologie digitali sia accompagnata da strategie aziendali orientate alla sostenibilità e alla responsabilità sociale.

Guardando alle prospettive future, è possibile prevedere che l'intelligenza artificiale continuerà a svolgere un ruolo sempre più centrale nella trasformazione delle supply chain. L'evoluzione delle tecnologie digitali e la crescente integrazione tra sistemi informativi permetteranno di sviluppare modelli logistici sempre più avanzati, caratterizzati da elevati livelli di automazione, capacità previsionali più accurate e maggiore flessibilità operativa.

In conclusione, l'intelligenza artificiale rappresenta una delle principali leve di innovazione per il Supply Chain Management contemporaneo. Tuttavia, il suo impatto effettivo dipende dalla capacità delle imprese di integrare le tecnologie nei propri processi organizzativi, sviluppare le competenze necessarie e adottare una visione strategica di lungo periodo. Solo attraverso una combinazione equilibrata tra innovazione tecnologica, sviluppo delle competenze e trasformazione organizzativa sarà possibile sfruttare pienamente il potenziale dell'intelligenza artificiale nella gestione delle supply chain del futuro

Bibliografia e sitografia

- Oliver, R. K., & Webber, M. D. (1982). *Supply Chain Management: Logistics Catches Up with Strategy*. Financial Times.
- Christopher, M. (2006). *Logistics and Supply Chain Management*. Pearson Education.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2016). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*. Pearson.
- Christopher, M. (2016). *Logistics and Supply Chain Management* (5th ed.). Pearson.
- Fisher, M. (1997). *What Is the Right Supply Chain for Your Product?* Harvard Business Review.
- Stadler, H. (2014). *Supply Chain Management and Advanced Planning*. Springer.
- MacCarthy, B., & Ivanov, D. (2022). *Digital Supply Chain and Future Supply Chain Management*. International Journal of Production Research.
- Kache, F., & Seuring, S. (2017). *Challenges and Opportunities of Digital Information at the Intersection of Big Data Analytics and Supply Chain Management*. International Journal of Operations & Production Management.
- Wang, E., Klein, G., & Jiang, J. (2007). *ERP Misfit: Country of Origin and Organizational Factors*. Journal of Management Information Systems.
- Esteves, J., & Pastor, J. (2001). *Enterprise Resource Planning Systems Research: An Annotated Bibliography*. Communications of the AIS.
- Ngai, E., Xiu, L., & Chau, D. (2008). *Application of Data Mining Techniques in Customer Relationship Management*. Expert Systems with Applications.
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- Turing, A. (1950). *Computing Machinery and Intelligence*. Mind.
- Bertsekas, D. (2017). *Dynamic Programming and Optimal Control*. Athena Scientific.
- Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Bishop, C. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
- Jurafsky, D., & Martin, J. (2021). *Speech and Language Processing*. Pearson.
- Manning, C., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press.
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer.
- Box, G., Jenkins, G., & Reinsel, G. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley.
- Shmueli, G., & Koppius, O. (2011). *Predictive Analytics in Information Systems Research*. MIS Quarterly.
- Vaswani, A., et al. (2017). *Attention is All You Need*. Advances in Neural Information Processing Systems.
- Brown, T., et al. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners*. NeurIPS.

- Bommasani, R., et al. (2021). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models*. Stanford University.
- Nazari, M., Oroojlooy, A., Snyder, L., & Takác, M. (2018). Reinforcement Learning for Solving the Vehicle Routing Problem. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Chen, X., Tian, Y., & Zhu, Y. (2019). Learning to Route with Deep Reinforcement Learning. *International Conference on Learning Representations*.
- Developing and Implementing AI-Driven Models for Demand Forecasting in Supply Chain Operations. (2025). *Learning Gate Journal*.
- Moncler Group. *Sustainability Report*.
<https://www.monclergroup.com/en/sustainability/documents>
- Amazon. *AI innovations in delivery, forecasting and robotics*.
<https://www.aboutamazon.com/news/operations/amazon-ai-innovations-delivery-forecasting-robotics>
- Amazon. *Amazon Vulcan robot for pick and stow operations*.
<https://www.aboutamazon.com/news/operations/amazon-vulcan-robot-pick-stow-touch>
- Amazon Science. *How Amazon Robotics is working on new ways to eliminate the need for barcodes*.
<https://www.amazon.science/latest-news/how-amazon-robotics-is-working-on-new-ways-to-eliminate-the-need-for-barcodes>
- DHL. *AI-enhanced last mile delivery: the future of e-commerce*.
<https://www.dhl.com/discover/en-sg/ship-with-dhl/start-shipping/ai-enhanced-last-mile-delivery-future-of-ecommerce>
- DHL. *AI in logistics and last-mile delivery*.
<https://www.dhl.com/discover/en-gb/logistics-advice/logistics-insights/ai-in-logistics-and-last-mile-delivery>
- DHL. *Warehouse robotics and automation*.
<https://www.dhl.com/global-en/delivered/innovation/warehouse-robotics-and-automation.html>
- DHL. *Artificial Intelligence – Computer Vision in logistics*.
<https://www.dhl.com/global-en/home/innovation-in-logistics/logistics-trend-radar/artificial-intelligence/computer-vision.html>
- DHL. *Robotics and automation in logistics*.
<https://www.dhl.com/it-en/home/innovation-in-logistics/logistics-trend-radar/robotics-and-automation-logistics.html>
- DHL. *Accelerated Digitalization – Supply Chain Case Studies*.
<https://www.dhl.com/content/dam/dhl/global/csi/documents/pdf/glo-csi-supply-chain-accelerated-digitalization-case-studies.pdf>
- Harvard Business School – Digital Initiative. *UPS: Driving performance by optimizing driver behavior*.
<https://d3.harvard.edu/platform-digit/submission/ups-driving-performance-by-optimizing-driver-behavior/>

- INFORMS. *Optimizing delivery routes*.
<https://www.informs.org/Impact/O.R.-Analytics-Success-Stories/Optimizing-Delivery-Routes>
- InformationWeek. *UPS nets huge fuel savings with analytics*.
<https://www.informationweek.com/data-management/ups-nets-huge-fuel-savings-with-analytics>
- Maersk. *Transforming decision-making in supply chain logistics with digital twins*.
<https://www.maersk.com/news/articles/2023/01/20/transforming-decision-making-in-supply-chain-logistics-with-digital-twins>
- Maersk. *Digital twins in supply chains*.
<https://www.maersk.com/insights/logistics-trend-map/digital-twins-supply-chain>
- Maersk. *Digital twins for efficient supply chains*.
<https://www.maersk.com/insights/digitalisation/2025/04/11/digital-twins-for-efficient-supply-chains>
- Maersk. *Artificial intelligence in logistics*.
<https://www.maersk.com/insights/logistics-trend-map/artificial-intelligence-in-logistics>
- NCFRP. *ORION Fleet Telematics – UPS routing optimization*.
<https://www.ncfrp49-newfreightdata.com/wp-content/uploads/2018/10/15-ORION-Fleet-Telematics.pdf>
- o9 Solutions. *AB InBev journey with o9: transforming supply chain planning*.
<https://o9solutions.com/articles/ab-inbev-journey-with-o9-transforming-supply-chain-planning/>
- o9 Solutions. *Supply chain planning solutions*.
<https://o9solutions.com/solutions/supply-chain-planning/>
- Oracle. *Blockchain for supply chain*.
<https://www.oracle.com/blockchain/what-is-blockchain/blockchain-for-supply-chain>
- Transporeon. *Nestlé case study: AI-based ETA prediction*.
https://www.transporeon.com/website/pdf/case_study/Case-study-Nestle-2.pdf
- UPS. *Routes to the Future – ORION optimization system*.
https://www.ups.com/assets/resources/media/knowledge-center/UPS_Routes-to-the-Future-Vol1.pdf
- Walmart case study. *AI-driven demand forecasting in retail supply chains*.
<https://doi.org/10.9734/ajpas/2024/v26i7626>
- Yildiz, B. et al. *Adoption of AI-based order picking in warehouse: benefits, challenges, and critical success factors*.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978922010875>