

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale L-31

Anno Accademico 2024/2025



Tesi di Laurea Magistrale:

**L'Intelligenza Artificiale a supporto della Logistica per
il miglioramento della sostenibilità. Uno stato dell'arte.**

Relatrice:

Prof.ssa Anna Corinna Cagliano

Candidato:

Federico Mellone
Matr. 306109

Indice dei contenuti

<i>Indice delle figure</i>	4
<i>Introduzione</i>	6
1. Supply Chain Management, intelligenza artificiale e sostenibilità	8
1.1 Il Supply Chain Management	8
1.1.1 Evoluzione storica del SCM	11
1.1.2 Sfide attuali: globalizzazione, complessità e sostenibilità	13
1.2 Overview intelligenza artificiale	16
1.2.1 Breve storia e definizione di IA	17
1.2.2 Tecnologie chiave: Machine learning, Deep learning, Sistemi Esperti	19
1.2.3 Ruolo dell'IA nel supporto della logistica sostenibile	28
1.3 Sostenibilità e le sue applicazioni nella logistica	29
1.3.1 Dimensioni della sostenibilità: ambientale, economica e sociale	30
1.3.2 Indicatori nella logistica	33
1.3.3 Principi per una logistica sostenibile	37
2. Applicazioni principali dell'IA nella logistica a supporto della sostenibilità	40
2.1 Metodologia	41
2.1.1 Definizione delle query di ricerca	41
2.1.2 Criteri di selezione degli articoli	42
2.1.3 Creazione del Database e analisi dei dati	43
2.2 Pianificazione delle scorte e gestione della domanda	44
2.2.1 Support Vector Machines (SVM)	44
2.2.2 Artificial neural network (ANN) e Grey Neural Network (GNN)	48
2.2.3 HCAI: Human – Centered Artificial Intelligence	51
2.3 Pianificazione delle reti di trasporto	54
2.3.1 Algoritmo Random Forest	54
2.3.2 Natural Language Processing	57
2.3.3 Algoritmi Genetici	60
2.4 Supporto alla pianificazione strategica	65
2.4.1 Long - Short Term Memory (LSTM)	65
2.4.2 Anomaly detection IA	69
2.4.3 Algoritmi di clustering K-means	71

2.5 Analisi case study.....	74
Capitolo 3: Benefici concreti e limiti dell'IA nella logistica.....	77
3.1 Benefici operativi, economici e ambientali.....	77
3.1.1 Benefici operativi	78
3.1.2 Benefici economici.....	82
3.1.3 Benefici ambientali.....	86
3.2 Limiti tecnologici e barriere economico – sociali	90
3.2.1 Limiti tecnologici	90
3.2.2 Barriere economiche.....	93
3.2.3 Barriere sociali.....	95
3.3 Questioni etiche e regolamentari	97
3.3.1 Trasparenza e spiegabilità.....	97
3.3.2 Privacy e gestione dei dati.....	99
3.3.3 Responsabilità e governance	101
3.3.4 Disuguaglianze e giustizia sociale	104
Capitolo 4: Conclusioni.....	107
4.1 Sintesi dei risultati.....	107
4.2 Implicazioni accademiche e pratiche.....	108
4.3 Tendenze e prospettive future	110
Bibliografia	112
Sitografia.....	118
Appendice.....	121

Indice delle figure

<i>Figura 1. Raffigurazione del supply chain management.....</i>	<i>9</i>
<i>Figura 2. Rappresentazione temporale dell'evoluzione SCM [5]</i>	<i>11</i>
<i>Figura 3. Comparazione dei risultati a seguito dell'implementazione del sistema eLMIS (Marasi e Mwencha, 2016).....</i>	<i>12</i>
<i>Figura 4. Analisi e confronto del nearshoring (Merino, 2020)</i>	<i>13</i>
<i>Figura 5. Analisi e confronto del reshoring (Merino,2020)</i>	<i>14</i>
<i>Figura 6. Classificazione del Machine Learning (Mahammed, 2016).....</i>	<i>20</i>
<i>Figura 7. Rappresentazione schematica di un albero decisionale [15]</i>	<i>22</i>
<i>Figura 8. Rappresentazione stratificata dell'Intelligenza artificiale</i>	<i>23</i>
<i>Figura 9. I principali sistemi esperti nel corso del tempo.....</i>	<i>26</i>
<i>Figura 10. I tre pilastri della sostenibilità [23]</i>	<i>30</i>
<i>Figura 11. Indicatori ambientali (Okay et al, 2024)</i>	<i>34</i>
<i>Figura 12. Indicatori economici (Khan,2019).....</i>	<i>35</i>
<i>Figura 13. Indicatori sociali (Okay et al, 2024).....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 14. Rappresentazione VMS sui due assi cartesiani [14]</i>	<i>45</i>
<i>Figura 15. Analisi dei vantaggi e svantaggi offerti [30]</i>	<i>46</i>
<i>Figura 16. Raffigurazione di una Rete Neurale Artificiale (Floreano,Mattiussi, 2002) ..</i>	<i>48</i>
<i>Figura 17. Analisi svantaggi ANN (Zhang et al.,1998).....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 18. Aspetti coinvolti dalla HCAI (Martini, 2024).....</i>	<i>51</i>
<i>Figura 19. Raffigurazione dei due modelli d'apprendimento d'insieme: paralleli e sequenziali [33]</i>	<i>55</i>
<i>Figura 20. Algoritmo Random Forest (Vien Vu, 2023).....</i>	<i>56</i>
<i>Figura 21. Analisi vantaggi e limiti dell'algoritmo Random Forest [53]</i>	<i>57</i>
<i>Figura 22. Sintesi degli approcci NLP [34]</i>	<i>59</i>
<i>Figura 23. Schematizzazione di un Algoritmo Genetico (Folino, 2003)</i>	<i>61</i>
<i>Figura 24. Vantaggi applicazione GA (Prins, 2003)</i>	<i>63</i>
<i>Figura 25. Vantaggi del modello LSTM (Greff et al.,2017).....</i>	<i>67</i>
<i>Figura 26. Varianti disponibili di Auto-encoders (Barman et al, 2022)</i>	<i>70</i>
<i>Figura 27. Trade off vantaggi e svantaggi per l'algoritmo K-means [37]</i>	<i>72</i>
<i>Figura 28. Le prime 10 attività economiche che utilizzano almeno una tecnologia IA (Istat, 2025).....</i>	<i>76</i>
<i>Figura 29. Distribuzione dei contenuti accademici analizzati relativi ai benefici.....</i>	<i>78</i>
<i>Figura 30. Analisi dei miglioramenti correlati al demand forecasting.....</i>	<i>79</i>
<i>Figura 31. Benefici relativi alla pianificazione dei trasporti</i>	<i>80</i>
<i>Figura 32. Analisi dei benefici in un contesto di delivery "last mile"</i>	<i>81</i>
<i>Figura 33. Analisi costi relativi all'integrazione IA</i>	<i>83</i>
<i>Figura 34. Risparmi rilevati a livello globale a seguito dell'applicazione dell'IA.....</i>	<i>84</i>
<i>Figura 35. Riepilogo benefici qualitativi e quantitativi</i>	<i>85</i>
<i>Figura 36. Sintesi dei benefici ambientali derivati dall'IA.....</i>	<i>88</i>

<i>Figura 37. Definizione dei costi iniziali di investimento [44].....</i>	<i>94</i>
--	-----------

Introduzione

L'Intelligenza Artificiale (IA) ha, progressivamente, preso piede all'interno del panorama industriale odierno, come una delle tecnologie più significative. Il suo utilizzo ha contribuito alla trasformazione di processi, modelli di business e strategie competitive. In un contesto di globalizzazione dei mercati, la logistica occupa un ruolo determinante nel garantire continuità ed efficienza per le catene di fornitura. Tuttavia, oltre alle sfide correlate a costi, affidabilità e tempi, è emersa una nuova priorità: la sostenibilità.

Aspetti come la consapevolezza verso l'impatto ambientale delle attività logistiche, unita alle pressioni normative, hanno contribuito ad una riorganizzazione delle pratiche tradizionali in favore di modelli in grado di ridurre emissioni e ottimizzare risorse e processi, garantendo una maggiore responsabilità sociale. Ed è proprio in questo contesto che l'IA si presenta come potenziale alleato strategico capace di unire aspetti come innovazione e sostenibilità ed affrontare sfide operative ed ambientali. Tecnologie come il Machine Learning e il Deep Learning garantiscono un'analisi e una gestione di grandi volumi di dati, una previsione più accurata della domanda, una pianificazione relativa ai trasporti più efficiente e un monitoraggio più accurato anche delle performance ambientali. L'importanza di questa tematica, oggetto del presente elaborato, è caratterizzata dalla coesione di due aspetti quali la digitalizzazione guidata dall'IA e la creazione di una catena di fornitura sostenibile e resiliente. L'obiettivo è quello di analizzare lo stato attuale delle varie applicazioni dell'IA all'interno della logistica, ponendo particolare attenzione sul loro contributo al miglioramento della sostenibilità.

Per raggiungere questo obiettivo, la ricerca si è concentrata su una revisione sistematica della letteratura scientifica e sull'analisi di casi studio, con l'intento di mettere in luce le principali aree di applicazione, i benefici già ottenuti e le criticità ancora da affrontare. L'approccio scelto ha permesso di collegare il potenziale tecnologico dell'Intelligenza Artificiale alle esigenze pratiche delle aziende, offrendo così una panoramica completa e aggiornata delle opportunità e dei limiti di questa trasformazione.

Il lavoro si suddivide in quattro capitoli principali. Il primo capitolo introduce i concetti chiave del Supply Chain Management, ripercorre la sua evoluzione storica e illustra le sfide attuali, con un focus sull'Intelligenza Artificiale e sul suo potenziale contributo alla logistica sostenibile. Il secondo capitolo descrive la metodologia di ricerca utilizzata e presenta le principali applicazioni dell'IA nella logistica, analizzando tecniche e strumenti per la pianificazione delle scorte, la gestione dei trasporti e il supporto alle decisioni strategiche, arricchiti da esempi tratti da casi studio. Il terzo capitolo esplora i benefici concreti derivanti dall'adozione dell'IA, suddivisi in operativi, economici e ambientali, e mette in evidenza anche i limiti tecnologici, le barriere economico-sociali e le questioni etiche e regolamentari legate al suo utilizzo. Infine, il quarto capitolo presenta le conclusioni, riassumendo i principali risultati ottenuti, delineando le implicazioni accademiche e pratiche e suggerendo le prospettive future di sviluppo.

I risultati dell'analisi confermano che l'Intelligenza Artificiale può essere un valido alleato per rendere la logistica più sostenibile, grazie alla sua capacità di ottimizzare i processi, ridurre le emissioni e migliorare la gestione delle risorse. Tuttavia, l'adozione diffusa di queste soluzioni è ancora ostacolata da barriere economiche, tecnologiche e culturali. In sintesi, l'elaborato mette in evidenza come l'IA possa rappresentare un'opportunità significativa per il settore, tenendo in considerazione i principali aspetti legati alla sostenibilità. In confronto alla letteratura esistente, questo elaborato fornisce un'integrazione sistematica delle evidenze teoriche con esempi concreti tratti da casi studio reali, permettendo una visione trasversale della tematica riguardante l'applicazione dell'IA nei confronti di una logistica sostenibile. Attraverso questo approccio, oltre a presentare lo stato dell'arte è possibile individuare lacune applicative, normative ed etiche, fornendo potenzialmente un quadro utile sia per la ricerca accademica sia in ambito industriale per le aziende volte all'adozione di tali tecnologie.

1. Supply Chain Management, intelligenza artificiale e sostenibilità

In questo capitolo verranno introdotti i concetti chiave del Supply Chain Management (SCM), dell'Intelligenza Artificiale (IA) e della sostenibilità applicata alla logistica, analizzando i legami tra questi ambiti e il loro ruolo nell'evoluzione delle moderne catene di approvvigionamento.

Verrà inizialmente fornita una panoramica sul SCM, presentandone l'importanza strategica, l'evoluzione storica e le principali sfide attuali, tra cui la globalizzazione, la crescente complessità delle reti logistiche e la necessità di modelli sostenibili. Si passerà poi all'analisi dell'IA, approfondendo il suo impatto nella gestione della supply chain, con particolare attenzione a tecnologie come il Machine Learning, il Deep Learning e i Sistemi Esperti in grado di ottimizzare i processi, migliorare l'efficienza e ridurre i rischi operativi. Infine, verrà trattato il tema della sostenibilità nella logistica, esaminando il suo impatto ambientale, economico e sociale. L'integrazione di pratiche sostenibili e soluzioni tecnologiche avanzate è fondamentale per rispondere alle sfide globali, garantendo supply chain più resilienti, efficienti e responsabili.

Il capitolo fornirà così una base teorica per comprendere come l'IA e la sostenibilità possano essere integrate nel SCM per garantire un modello logistico innovativo e orientato al futuro, sottolineando come l'utilizzo di strumenti di IA possano garantire, di conseguenza, il raggiungimento di obiettivi ambientali, economici e sociali come il miglioramento dell'efficienza, la riduzione degli sprechi e l'ottimizzazione delle risorse.

1.1 Il Supply Chain Management

Il Supply Chain Management (SCM), si basa su un modello integrato riguardante la gestione delle attività coinvolte nella produzione e distribuzione di beni e servizi. Nello specifico, comprende l'intero processo produttivo, dalla fornitura delle materie prime fino alla distribuzione del prodotto finale al consumatore. Secondo il *Council of Supply Chain Management Professionals* (CSCMP)[1], il Supply Chain Management include:

- pianificazione
- gestione completa di tutte le attività legate all'approvvigionamento
- produzione
- logistica
- coordinamento e collaborazione con partner della filiera, come fornitori, intermediari, fornitori di servizi terzi e clienti.

Segue in figura 1 una raffigurazione delle principali tematiche racchiuse all'interno del concetto di SCM:

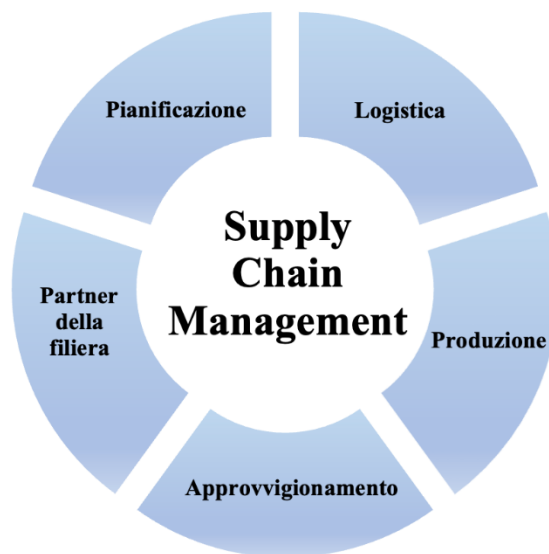


Figura 1. Rappresentazione del supply chain management

L'importanza del SCM risiede nella sua capacità di ottimizzare l'efficienza operativa, ridurre i costi e migliorare la soddisfazione del cliente. Una gestione efficace della supply chain consente alle aziende di rispondere in modo dinamico ai cambiamenti del mercato, garantendo la disponibilità dei prodotti finiti nel breve e nel lungo termine, e mantenendo al contempo un controllo rigoroso sui costi operativi. Inoltre, il SCM svolge un ruolo cruciale nella gestione dei rischi associati all'interruzione della catena di fornitura. Eventi come la pandemia di COVID-19 hanno evidenziato le fragilità delle supply chain globali, portando a un'attenzione crescente sulla loro capacità di adattarsi ai cambiamenti (capacità di adattamento della SCM) e resistere a eventuali crisi (resilienza della SCM). Di conseguenza, vi è stata una crescente domanda di professionisti specializzati nel SCM, con un aumento dell'interesse accademico e professionale in questo campo.

Negli ultimi anni, la trasformazione digitale ha rivoluzionato profondamente il settore della supply chain, introducendo nuove tecnologie in grado di migliorare la gestione e il coordinamento delle operazioni. La digitalizzazione consente una maggiore visibilità, tracciabilità e condivisione dei dati lungo l'intera filiera, permettendo una comunicazione più fluida tra fornitori, produttori, distributori e clienti finali [2]. Tecnologie come l'Intelligenza Artificiale (IA) permettono di raccogliere e analizzare enormi quantità di dati in tempo reale, migliorando la capacità di risposta alle fluttuazioni del mercato e alle interruzioni impreviste della supply chain. Uno degli aspetti più innovativi di questa trasformazione è l'analisi predittiva, una metodologia in grado di monitorare e analizzare con maggiore precisione le dinamiche della domanda, studiare le strategie di ottimizzazione e minimizzare i rischi operativi. Grazie ad essa, le aziende possono anticipare tendenze di consumo, prevenire colli di bottiglia nella produzione e migliorare la gestione delle scorte, evitando situazioni di sovra stoccaggio o di rottura di stock

(Pawar e Pub, 2024). Ad esempio, attraverso l'uso di modelli previsionali basati su dati storici e variabili di mercato, le imprese possono ottimizzare la pianificazione della produzione e della distribuzione, riducendo sprechi e inefficienze. Inoltre, la combinazione tra digitalizzazione e analisi predittiva consente il passaggio ad un approccio proattivo in cui le decisioni non si basano solo su dati storici, ma su modelli previsionali in grado di adattarsi in modo dinamico alle condizioni di mercato. Ciò permette alle aziende di rispondere in modo più tempestivo e preciso a eventi imprevisti, come interruzioni della supply chain dovute a crisi geopolitiche, disastri naturali o variazioni improvvisate della domanda. L'integrazione della digitalizzazione nella supply chain oltre a migliorare l'efficienza operativa e la competitività aziendale, contribuisce anche alla sostenibilità del settore. Prendendo in considerazione alcune tecnologie come, ad esempio, i sistemi di gestione intelligente delle risorse, ovvero piattaforme digitali solitamente supportate da IA, in grado di consentire ad un magazzino di regolare autonomamente luci e temperatura con l'obiettivo di riduzione dei consumi e degli sprechi [3]. Oppure veicoli a guida autonoma dotati sensori di percezione che permettono un movimento all'interno del magazzino senza l'aiuto di un operatore. Sono tutte tecnologie avanzate volte a promuovere una supply chain più sostenibile e responsabile ecologicamente[4].

1.1.1 Evoluzione storica del SCM

Nel tempo le pratiche aziendali sono cambiate significativamente, da notare l'evoluzione del Supply Chain Management, passando da operazioni logistiche frammentate ad un approccio integrato e strategico, come mostrato in figura 2.

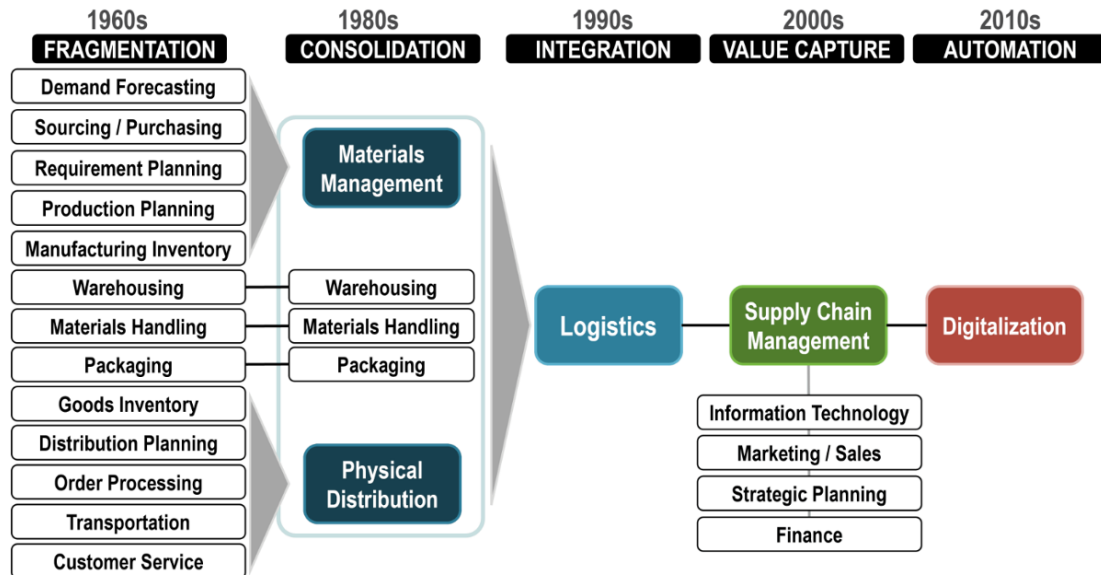


Figura 2. Rappresentazione temporale dell'evoluzione SCM [5]

Tra il 1960 e 1980, le attività logistiche erano prevalentemente incentrate sulla distribuzione fisica e sulla gestione dei materiali, con focus sulla riduzione dei costi di trasporto e stoccaggio. In questo periodo, la logistica era considerata una funzione di supporto, non entrava a far parte delle strategie aziendali principali. Inoltre, essa era vista come un insieme di attività operative isolate, senza un'integrazione strategica con le altre funzioni aziendali (Bowersox et al., 2002). Con l'avvento degli anni '90, le aziende iniziarono a riconoscere l'importanza di integrare le funzioni logistiche con altre aree operative aziendali, come la produzione e il marketing. In questo periodo emerge il concetto di “gestione integrata della logistica”, che mirava a coordinare le attività lungo l'intera catena del valore per migliorare l'efficienza e la risposta ai cambiamenti del mercato. L'integrazione delle attività logistiche ha portato a una maggiore sinergia tra le diverse funzioni aziendali, migliorando la competitività complessiva (Christopher, 1998). Proseguendo verso i primi anni 2000, il termine “Supply Chain Management” divenne influente, riflettendo un approccio integrato che coinvolgeva non solo l'azienda ma anche i suoi fornitori e distributori. Le aziende iniziarono a collaborare lungo l'intera catena di fornitura, ottimizzando ogni fase di questo processo e ciò portò a vantaggi competitivi significativi. L'introduzione di tecnologie informatiche avanzate, come i sistemi ERP, permise una condivisione più efficiente delle informazioni e un coordinamento migliore tra tutti i partner della supply chain. A tal proposito, le aziende devono creare supply chain

agili, adattabili e allineate per rispondere efficacemente alle dinamiche di mercato (Lee, 2004). Nel nuovo millennio, la globalizzazione e l'aumento della complessità delle reti di fornitura hanno portato a una maggiore enfasi sulla gestione strategica della supply chain. Le aziende hanno iniziato a focalizzarsi su aspetti come la sostenibilità, la gestione del rischio e l'agilità, riconoscendo l'importanza di una supply chain resiliente e responsabile. L'adozione di tecnologie emergenti, come ad esempio l'Internet of Things (IoT), l'Intelligenza artificiale e la Blockchain, ha ulteriormente trasformato il SCM, offrendo nuove opportunità per migliorare la visibilità (capacità di monitorare in tempo reale ogni fase della supply chain), la tracciabilità (possibilità di seguire ogni movimento di un prodotto lungo tutta la catena in modo da evitare errori o ritardi) e l'efficienza operativa (miglioramento della velocità e riduzione di costi legati a inefficienze o errori). Per affrontare le sfide globali attuali, le supply chain moderne necessitano dunque di una digitalizzazione e relativa sostenibilità (World Economic Forum, 2021).

Tra i vari casi analizzati, uno studio condotto in Tanzania, sul rinnovamento della gestione delle catene di approvvigionamento di farmaci e altre forniture sanitarie, rappresenta un esempio concreto di come l'evoluzione del SCM abbia contribuito a migliorare l'efficienza operativa e l'ottimizzazione dei costi, mostrando un'analisi comparata dei risultati pre e post l'applicazione di uno specifico sistema elettronico di gestione delle informazioni logistiche. Nel dettaglio, si è andato ad implementare un Electronic Logistics Management Information System (eLMIS), ovvero una piattaforma elettronica in grado di raccogliere, elaborare ed analizzare dati relativi, ad esempio, ad approvvigionamenti e scorte, andando a supportare le decisioni operative in real time (Marasi e Mwencha, 2016). In figura 3 vengono mostrati i risultati di tale applicazione:

<i>Applicazione</i>	<i>Pre-implementazione</i>	<i>Post implementazione</i>
Tassi stock out	32%	23%
Performance complessiva	68%	77%
Costo per valore delle merci	58%	50%

Figura 3. Comparazione dei risultati a seguito dell'implementazione del sistema eLMIS (Marasi e Mwencha, 2016)

In questo caso, la valutazione della performance complessiva è il risultato dell'analisi di vari KPI in ambito operativo, ad esempio lead time e consegne effettuate puntualmente, ambito economico come costi di trasporto, manodopera, stoccaggio ed infine qualitativo come tasso di stock out e soddisfazione del cliente. Per quanto riguarda invece il costo per valore delle merci, è stato calcolato tramite rapporto del costo totale della logistica e il valore totale delle merci movimentate. Esso rappresenta un indicatore molto utile per la valutazione dell'efficienza logistica.

1.1.2 Sfide attuali: globalizzazione, complessità e sostenibilità

Le supply chain moderne stanno nuovamente delineando le loro dinamiche a causa di una trasformazione globale influenzata da fattori economici, tecnologici e sociali. La globalizzazione, la sempre più crescente complessità delle reti logistiche e la ricerca per una maggiore sostenibilità rappresentano sfide centrali che richiedono strategie innovative, supportate da tecnologie emergenti. La globalizzazione ha permesso alle aziende di sfruttare economie di scala (riduzione dei costi), accedere a mercati emergenti e diversificare le proprie fonti di approvvigionamento. Tuttavia, ha anche reso la supply chain più vulnerabile a interruzioni della produzione causate da fattori esterni su scala globale come: crisi economiche, instabilità geopolitiche e disastri naturali (Roy et al., 2021). Due esempi eclatanti che confermano questa vulnerabilità sono stati la pandemia di COVID-19 e il blocco del Canale di Suez. A partire dal 2020, la pandemia ha causato interruzioni significative nelle supply chain globali. Le misure di lockdown, le restrizioni ai viaggi e le chiusure temporanee di impianti produttivi hanno portato a ritardi nella produzione e nella distribuzione di beni evidenziando la vulnerabilità delle catene di approvvigionamento estese a livello internazionale (Li et al, 2023). Nel marzo 2021, la nave portacontainer Ever Given si è incagliata nel Canale di Suez, bloccando una delle rotte commerciali più trafficate al mondo per sei giorni. Questo incidente ha causato ritardi significativi e costi aggiuntivi per molte aziende, dimostrando la dipendenza critica da poche rotte commerciali strategiche.

Ulteriore aspetto della globalizzazione è la conseguente creazione di supply chain "just-in-time" estremamente efficienti ma poco resilienti, con un modello di gestione della produzione e della logistica finalizzato a minimizzare gli sprechi e ottimizzare i flussi di materiali [6]. Questo approccio ha spinto molte aziende a esplorare approcci alternativi, come il "just-in-case", che privilegia la costruzione di scorte di sicurezza per ridurre l'esposizione a interruzioni. Il nearshoring e il reshoring sono altre risposte emergenti. Con il primo termine si intende la strategia con cui un'azienda sposta parte della sua produzione in paesi più vicini alla sua sede principale, riducendo la distanza rispetto alle tradizionali sedi di produzione, che spesso erano molto lontane. Ad esempio, un'azienda italiana che produce in Cina decide di spostare la produzione in Polonia o in Romania per ridurre i costi logistici e migliorare la gestione della supply chain. Questo approccio offre diversi vantaggi, ma comporta anche alcune criticità, come illustrato nella tabella 3.

Vantaggi	Svantaggi
<i>Costi di produzioni minori rispetto al paese d'origine</i>	<i>Costi possono essere più alti rispetto all'offshoring (es. India, Cina)</i>
<i>Lead time di trasporto minore</i>	<i>Disponibilità di manodopera e competenze più limitate</i>
<i>Maggiore controllo e qualità</i>	
<i>Vicinanza culturale e legislativa</i>	

Figura 4. Analisi e confronto del nearshoring (Merino, 2020)

Il **reshoring** o **backshoring**, invece, si riferisce al processo di rilocalizzazione in patria di attività produttive precedentemente delocalizzate all'estero. Ad esempio, un'azienda italiana che aveva spostato la produzione in Cina decide di riportarla in Italia per migliorare il controllo sulla qualità e ridurre il rischio di interruzioni nella supply chain. Anche in questo caso, è possibile identificare diversi vantaggi e le relative criticità, come illustrato nella tabella sottostante.

Vantaggi	Svantaggi
<i>Maggiore controllo sulla produzione e sulla qualità</i>	<i>Costi di produzione più alti rispetto al nearshoring</i>
<i>Meno rischi legati alla supply chain (es. ritardi, crisi globali)</i>	<i>Difficoltà nel reperire manodopera specializzata</i>
<i>Benefici fiscali o incentivi statali per il rientro della produzione</i>	
<i>Rafforzamento dell'economia locale e creazione di posti di lavoro</i>	

Figura 5. Analisi e confronto del reshoring (Merino, 2020)

In un contesto di instabilità geopolitica, dettato da un relativo aumento dei costi di trasporto e una sempre più fondamentale attenzione alla sostenibilità, le strategie di **nearshoring** e **reshoring** stanno acquisendo un ruolo centrale, influenzando le aziende di diversi settori [7]:

1. **Settore manifatturiero:** le aziende industriali, in particolare nei settori automobilistici, aerospaziali ed elettronici, stanno riorientando la produzione verso stabilimenti più vicini ai mercati di riferimento. Ad esempio, molte case automobilistiche europee e statunitensi stanno spostando la produzione dall'Asia orientale verso l'Europa orientale o il Messico, beneficiando di costi del lavoro competitivi e minori tempi di consegna. Il reshoring in questo settore è spesso incentivato anche da politiche governative che mirano a rilocalizzare la produzione strategica per ridurre la dipendenza da fornitori esteri;
2. **Settore tecnologico ed elettronico:** la crescente domanda di semiconduttori e componenti elettronici ha evidenziato le vulnerabilità della supply chain globale, portando a una revisione delle strategie di approvvigionamento. Aziende come Intel e TSMC stanno investendo miliardi di dollari nella costruzione di nuovi impianti negli Stati Uniti e in Europa per ridurre la dipendenza dalla produzione asiatica. Il nearshoring in questo settore garantisce un migliore controllo della qualità, maggiore sicurezza nelle forniture e tempi di risposta più rapidi alle esigenze del mercato;
3. **Settore farmaceutico:** la pandemia di COVID-19 ha rivelato la fragilità della catena di approvvigionamento farmaceutica, spingendo molte aziende a riportarne la produzione nei paesi occidentali. Il reshoring in questo settore è spesso motivato da considerazioni di sicurezza sanitaria e affidabilità delle forniture, oltre che dalla necessità di rispettare regolamentazioni più stringenti sulla produzione di farmaci;

4. **Settore moda e retail:** l'industria del fashion sta adottando sempre più strategie di nearshoring per ridurre i tempi di consegna e rispondere meglio alla domanda in tempo reale. Marchi globali come Zara e H&M stanno spostando parte della produzione dall'Asia all'Europa meridionale o al Nord Africa per migliorare la flessibilità della supply chain e ridurre le emissioni di carbonio legate al trasporto;
5. **Settore alimentare:** nel settore agroalimentare, il nearshoring sta diventando una strategia chiave per garantire la sicurezza alimentare e ridurre la dipendenza da fornitori lontani. Attraverso una ridistribuzione delle filiere produttive è possibile raggiungere minori tempi di distribuzione e ridurre l'impatto ambientale associato al trasporto internazionale.

Per concludere l'analisi sulle sfide attuali da affrontare, è necessario approfondire il tema sulla complessità delle reti logistiche.

La crescente complessità delle supply chain moderne deriva dalla frammentazione geografica e dalla presenza di una rete di attori sempre più vasta e interconnessa. Questa complessità rende difficile garantire l'efficienza, la trasparenza e la sicurezza delle operazioni. Per fronteggiare tale complessità molte aziende utilizzano tecnologie avanzate. Il *Digital Twin*, ad esempio, consente alle aziende di simulare scenari operativi e valutare in anticipo l'impatto di decisioni strategiche o di eventi imprevisti (Cimino, 2024). General Electric utilizza questa tecnologia per ottimizzare le operazioni dei suoi impianti di produzione e prevedere i problemi legati alla supply chain con notevoli risparmi in termini di costi e tempi. Un altro strumento chiave è rappresentato dall'Intelligenza Artificiale, la quale verrà analizzata nel dettaglio nei paragrafi successivi, che supporta le decisioni in ambiti quali la previsione della domanda e la gestione dei rischi. L'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale nella supply chain potrebbe aumentare l'efficienza operativa del 30% nei prossimi cinque anni [8]. La sostenibilità (altro aspetto che verrà approfondito nei prossimi paragrafi) rappresenta una delle principali sfide e, al tempo stesso, un'opportunità per le aziende di distinguersi sul mercato. Le supply chain sono responsabili di oltre il 70% delle emissioni di carbonio globali [9], il che pone una pressione significativa sulle imprese affinché implementino strategie di riduzione delle emissioni e migliorino la responsabilità ambientale. Un esempio di innovazione sostenibile è offerto da Maersk, una delle principali compagnie di trasporto marittimo, che ha introdotto navi alimentate con biocarburanti e sta investendo in tecnologie per il monitoraggio delle emissioni lungo l'intera filiera logistica [10]. Anche la circolarità è un tema crescente: aziende come IKEA stanno adottando modelli di "closed-loop supply chain" per riutilizzare materiali e prodotti a fine vita, riducendo gli sprechi e promuovendo un modello di economia circolare. Infine, l'aumento delle incertezze globali ha reso cruciale la capacità delle supply chain di essere resilienti e agili [11]. La resilienza non significa solo affrontare le crisi, ma anche sviluppare capacità di adattamento pro-attivo per gestire cambiamenti strutturali e nuovi scenari competitivi. Ad esempio, la collaborazione inter-organizzativa sta diventando un fattore chiave per

costruire supply chain più forti. Secondo uno studio svolto da *KPMG* [12], il 65% delle aziende sta investendo in piattaforme collaborative per migliorare la condivisione dei dati in tempo reale con i fornitori e i distributori. Questo approccio consente alle aziende di reagire rapidamente a interruzioni improvvise e di prendere decisioni informate basate su analisi predittive. L'agilità, invece, permette alle supply chain di rispondere rapidamente alle variazioni della domanda e alle condizioni di mercato. Zara, il gigante della moda, è un esempio emblematico: la sua supply chain agile le consente di ridurre il time-to-market, garantendo nuovi prodotti nei negozi in meno di tre settimane, rispetto alla media industriale di sei mesi (Zhelyazkov, 2017).

1.2 Overview intelligenza artificiale

L'IA ha subito un'importante evoluzione partendo dagli inizi dell'informatica fino alle applicazioni avanzate di oggi, rivoluzionando diversi settori, tra cui la logistica e il SCM. Inizialmente nata come disciplina accademica negli anni '50, l'IA ha attraversato diverse fasi di sviluppo, passando dai primi sistemi basati su regole predefinite ai moderni algoritmi in grado di garantire un apprendimento dei dati e una capacità decisionale autonoma. Questo paragrafo ne analizzerà l'evoluzione storica, descrivendo le principali tappe che hanno portato allo sviluppo delle attuali tecnologie. Saranno inoltre presentate le tecnologie chiave, tra cui il Deep Learning, il Machine Learning tradizionale e i Sistemi Esperti, evidenziandone il funzionamento. Infine, sarà esaminato il legame tra IA e sostenibilità nella logistica, analizzando come l'adozione di algoritmi intelligenti possa contribuire alla riduzione degli sprechi, all'ottimizzazione dei trasporti e alla gestione più efficiente delle risorse. L'obiettivo di tale paragrafo è fornire una visione totale su come l'IA stia ridisegnando le strategie di gestione della supply chain, garantendo una maggiore efficienza e sostenibilità.

1.2.1 Breve storia e definizione di IA

L'IA è una disciplina dell'informatica che mira a sviluppare sistemi in grado di eseguire operazioni tipiche dell'intelligenza umana, come l'apprendimento, il ragionamento, la percezione e la risoluzione di problemi [13]. Questo campo si basa su diversi approcci, tra cui Algoritmi Simbolici, Reti Neurali Artificiali, Apprendimento Automatico (*Machine Learning*) e Apprendimento Profondo (*Deep Learning*). L'IA ha trovato applicazione in numerosi settori, tra cui la logistica, grazie alla sua capacità di ottimizzare processi e migliorare l'efficienza operativa in ottica sostenibile. Le radici teoriche dell'intelligenza artificiale possono essere fatte risalire alla logica matematica e alla filosofia dell'intelligenza, che hanno posto le basi per lo sviluppo di macchine capaci di calcolo autonomo. Alan Turing, matematico britannico, è stato uno dei pionieri in questo ambito: nel suo articolo del 1950 *Computing Machinery and Intelligence* (Turing, 1950), propose il celebre Test di Turing, un esperimento mentale volto a determinare se una macchina possa essere considerata intelligente sulla base della sua capacità di simulare una conversazione umana. Tuttavia, il termine *intelligenza artificiale* fu coniato solo nel 1956, durante il Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, un workshop organizzato dal matematico John McCarthy, considerato il momento ufficiale di nascita della disciplina (McCarthy et al., 2006). Durante questo incontro, studiosi come Marvin Minsky, Claude Shannon e Allen Newell discussero della possibilità di costruire macchine in grado di apprendere e risolvere problemi autonomamente. L'ottimismo di questa prima fase portò alla creazione dei primi sistemi basati su regole, che utilizzavano la logica simbolica per risolvere problemi matematici e di ragionamento.

Negli anni '60 e '70, il focus dell'IA si spostò sui cosiddetti Sistemi Esperti, programmi informatici progettati per simulare il processo decisionale umano in domini specifici, come la medicina e l'ingegneria. Tra i più noti vi fu DENDRAL, sviluppato per analizzare strutture chimiche, e MYCIN, utilizzato per diagnosticare infezioni batteriche (Feigenbaum, 1977). Tuttavia, questi sistemi si basavano su regole predefinite e non erano in grado di apprendere autonomamente, il che ne limitava le capacità di adattamento. Inoltre, la mancanza di potenza computazionale e i costi elevati della tecnologia portarono a una riduzione dei finanziamenti per la ricerca, dando origine al primo AI Winter (Lighthill, 1973), un periodo di declino dell'interesse accademico e industriale per l'intelligenza artificiale. Negli anni '80, grazie ai progressi nel campo dell'elettronica e dell'informatica, l'IA conobbe una nuova fase di sviluppo. In particolare, si assistette alla riscoperta delle Reti Neurali Artificiali, modelli matematici ispirati al funzionamento del cervello umano. Il concetto di *perceptron*, introdotto da Frank Rosenblatt negli anni '50, venne ampliato con l'introduzione dell'algoritmo di retro-propagazione dell'errore, che consentiva alle reti neurali di apprendere da grandi quantità di dati (Rumelhart et al, 1986). Parallelamente, si affermò il Machine Learning, ovvero l'uso di algoritmi capaci di migliorare le proprie prestazioni nel tempo senza programmazione esplicita. Questo periodo vide anche l'applicazione dell'IA in ambiti

commerciali e industriali, con software capaci di supportare le decisioni aziendali, ottimizzare la logistica e migliorare la gestione delle risorse.

Il vero punto di svolta per l'intelligenza artificiale si verificò a partire dagli anni 2000, grazie alla combinazione di tre fattori chiave:

1. Aumento della potenza computazionale, grazie alla diffusione delle GPU (Graphics Processing Unit), capaci di eseguire calcoli paralleli ad alta velocità;
2. Disponibilità di grandi quantità di dati (Big Data), fondamentali per l'addestramento di modelli di IA più complessi;
3. Evoluzione degli algoritmi di Deep Learning, che hanno permesso di migliorare drasticamente il riconoscimento delle immagini, la traduzione automatica e la comprensione del linguaggio naturale (LeCun, Bengio & Hinton, 2015).

L'IA è ora parte integrante di molti settori: dalla medicina, dove supporta la diagnosi precoce di malattie, alla finanza, con algoritmi predittivi per l'analisi dei mercati, fino alla logistica, dove ottimizza i percorsi di trasporto, la gestione degli inventari e la riduzione dell'impatto ambientale. Essa può essere classificata in due categorie principali: IA Debole (Weak AI) e IA Forte (Strong AI). Questa distinzione, introdotta dal filosofo John Searle (1980) nell'articolo *"Minds, Brains, and Programs"*, mira a differenziare i sistemi di Intelligenza Artificiale basati sulla loro capacità di elaborazione, comprensione e autonomia decisionale. La prima categoria fa riferimento a sistemi progettati per svolgere compiti specifici senza possedere una reale comprensione autonoma o consapevolezza delle proprie azioni. Questi sistemi, sebbene avanzati, operano all'interno di un ambito ristretto, dipendendo da algoritmi di apprendimento automatico e da vaste quantità di dati per eseguire funzioni predefinite. Le caratteristiche distintive dell'IA debole possono essere così suddivise:

- **Specializzazione in attività definite:** questi sistemi sono addestrati per compiti mirati, come il riconoscimento vocale, la traduzione automatica o l'analisi predittiva;
- **Elaborazione basata su dati e modelli statistici,** senza capacità di ragionamento astratto;
- **Assenza di autoconsapevolezza o comprensione del significato** delle informazioni elaborate, in quanto le risposte generate derivano da modelli probabilistici piuttosto che da un'effettiva interpretazione semantica.

Esempi di IA debole includono assistenti virtuali come Siri e Alexa, chatbot avanzati, sistemi di guida autonoma e algoritmi di raccomandazione impiegati da piattaforme di streaming ed e-commerce. Tali applicazioni rappresentano la forma attualmente più sviluppata di intelligenza artificiale e sono ampiamente utilizzate nel contesto industriale e commerciale. Per quanto riguarda la seconda categoria, l'IA forte rappresenta un

concetto teorico che si riferisce a un'intelligenza artificiale dotata di autoconsapevolezza, comprensione del mondo e capacità di apprendimento autonomo. A differenza dell'IA debole, una macchina basata su IA forte sarebbe in grado di svolgere attività cognitive simili a quelle umane, comprendendo il significato delle informazioni elaborate e adattandosi a situazioni nuove senza la necessità di una programmazione specifica. Le principali caratteristiche dell'IA forte includono:

- **Capacità di ragionamento generale**, che consente di apprendere e applicare conoscenze a contesti differenti;
- **Autonomia decisionale**, indipendente da regole predefinite o vincoli imposti dall'addestramento iniziale;
- **Comprensione semantica e coscienza**, che le permetterebbero di sviluppare pensieri propri e di interagire con il mondo in modo simile a un essere umano.

Attualmente non esistono implementazioni concrete di intelligenza artificiale avanzata e il dibattito sulla sua fattibilità rimane ancora irrisolto. Alcuni esperti, come Ray Kurzweil (2005), ipotizzarono che la realizzazione di un'intelligenza artificiale con abilità simili a quelle umane potrebbe diventare una realtà nei prossimi decenni, portando così alla cosiddetta singolarità tecnologica, ovvero un punto in cui l'IA supererebbe l'intelligenza umana diventando completamente autonoma. Nuovamente, alcuni filosofi tra cui il già citato John Searle (1980), al contrario di ciò che pensano altri studiosi del campo dell'intelligenza artificiale avanzata, sostengono invece che anche una macchina altamente sofisticata non sarà mai in grado di sviluppare una comprensione autentica del mondo come fanno gli esseri umani. Piuttosto si limiterà ad imitare i comportamenti umani senza possedere una consapevolezza genuina.

1.2.2 Tecnologie chiave: Machine learning, Deep learning, Sistemi Esperti

Tra le tecnologie fondamentali che hanno permesso l'avanzamento dell'IA spiccano:

- il **Machine Learning (ML)**;
- il **Deep Learning (DL)** ;
- i **Sistemi Esperti**.

Ognuno con caratteristiche definite e ambiti di applicazione distinti.

Queste tecnologie si basano su approcci differenti: il Machine Learning si concentra sull'apprendimento dai dati, il Deep Learning sfrutta strutture complesse di reti neurali profonde per elaborare informazioni ad elevata complessità, mentre i Sistemi Esperti simulano il ragionamento umano per la risoluzione di problemi specifici. La loro combinazione ha portato a progressi significativi, specialmente nei settori che richiedono un'analisi avanzata dei dati e la presa di decisioni autonome. Il **Machine Learning (ML)**

è una sottocategoria dell'IA che consente ai sistemi informatici l'utilizzo di metodi di apprendimento statistico e di ottimizzazione con la finalità di analizzare l'insieme di dati e identificarne i vari modelli [14]. Per l'individuazione delle tendenze storiche e per ottenere informazioni sui modelli futuri viene sfruttato il data mining, ovvero un processo di estrazione di conoscenza "utile" derivato da una massiva quantità di dati. Si possono individuare, generalmente, tre componenti principali per questa categoria di intelligenza artificiale:

- **Processo di ottimizzazione e aggiornamento:** l'algoritmo apprende l'errore e rielabora il suo processo decisionale in modo tale da non ripeterlo nuovamente al prossimo utilizzo;
- **Funzione di errore:** utilizzo di un benchmark (se disponibile) per quantificare l'errore e misurare la "bontà" dell'ipotesi;
- **Processo decisionale:** un insieme di formulazione di calcoli in grado di elaborare i dati e individuarne il modello più adatto.

È importante sottolineare che essendo un algoritmo di apprendimento automatico, l'accuratezza di analisi incrementa ad ogni esecuzione, ed è proprio questa caratteristica che rende unico e prezioso il Machine Learning. A seconda della tipologia di algoritmi utilizzati è possibile individuare quattro classi differenti per questa tipologia di IA (Mohammed, 2016), come mostrato in figura 6:

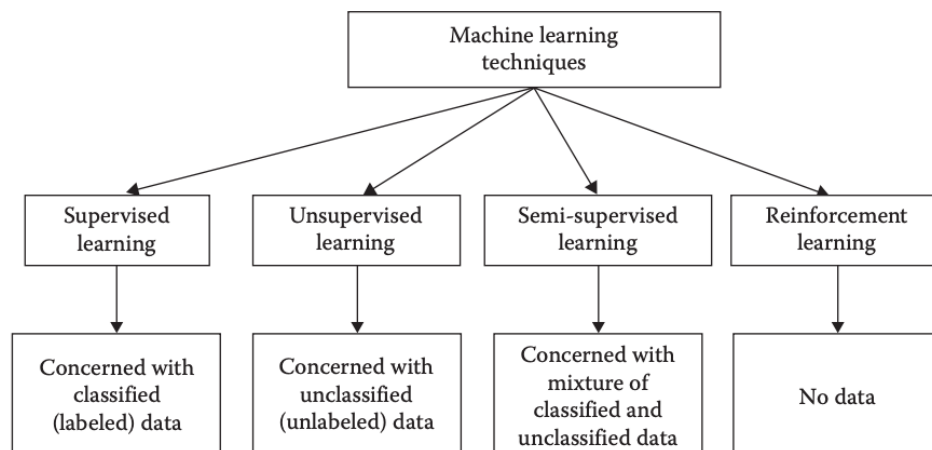


Figura 6. Classificazione del Machine Learning (Mahammed, 2016)

1. *Machine Learning con apprendimento supervisionato*: in questo caso viene utilizzato un set di dati etichettati dagli utenti in modo tale da permettere all'algoritmo di verificare la precisione delle sue prestazioni, confrontando i dati di input con i dati di output. Tra gli algoritmi più utilizzati è possibile identificare la regressione lineare, le reti neurali artificiali e l'algoritmo Random Forest;
2. *Machine Learning con apprendimento non supervisionato*: a differenza della tipologia precedente, non vi è alcuna etichettatura del set di dati. L'algoritmo cerca di identificare relazioni e modelli all'interno dei dati senza l'aiuto dell'utente. Ne sono un esempio gli algoritmi di clustering e PCA (Principal Component Analysis);
3. *Machine Learning con apprendimento semi-supervisionato*: il dataset contiene un mix di dati strutturati e non strutturati. Questa combinazione consente agli algoritmi di apprendimento automatico l'etichettatura dei dati e la realizzazione di conclusioni indipendenti;
4. *Machine Learning con apprendimento per rinforzo*: vengono utilizzate delle combinazioni di ricompense e penalizzazioni in grado di istruire l'algoritmo attraverso questi feedback e ottimizzare le proprie prestazioni. Ne è un esempio l'algoritmo di Q-learning.

L'impatto del Machine Learning sulle imprese è estremamente rilevante. Le organizzazioni che adottano soluzioni intelligenti possono creare valore aggiunto, favorire una crescita strategica, aumentare la produttività dei dipendenti e migliorare significativamente la soddisfazione dei clienti. A supporto di tali miglioramenti, vengono sfruttati algoritmi di regressione lineare, regressione logistica, reti neurali, alberi decisionali e algoritmi Random Forest, come già anticipato precedentemente.

Per regressione lineare si intende un algoritmo in grado di studiare la correlazione tra variabili di input indipendenti e almeno una variabile di "target". Solitamente viene utilizzato per studiare e prevedere risultati continui, ovvero variabili in grado di assumere un qualsiasi risultato numerico. In questo caso, è possibile osservare se un set di dati incrementa, diminuisce o resta invariato rispetto ad una variabile indipendente. Il risultato finale è il tracciamento di una linea retta o di una relazione lineare attraverso un set di dati iniziale. Con la regressione logistica, invece, vi è un esempio di apprendimento supervisionato utilizzato per problemi di classificazione. In questo caso non ci si aspetta più una relazione lineare tra le variabili, bensì un modello che introduca la probabilità che un determinato evento binario si avveri. Passando alle reti neurali, invece, sono algoritmi in grado di riprodurre l'elaborazione di informazioni del cervello umano e classificare i dati ricevuti. Solitamente vengono utilizzate per previsioni finanziarie, elaborazione di schemi ricorrenti e traduzione delle lingue. I dati ricevuti vengono elaborati, associati ad un peso specifico e inoltrati allo strato successivo di nodi di elaborazione. Gli alberi decisionali, differiscono da questo procedimento, in quanto sono caratterizzati da strutture di dati aventi nodi utilizzati per l'esecuzione di svariati test sui relativi dati in ingresso

[15]. Sono di più facile comprensione visiva rispetto agli altri algoritmi grazie alla loro struttura ad albero, dove i vari dati vengono testati rispetto ai diversi nodi della foglia, con la finalità di riprodurre l'output desiderato (figura 7).

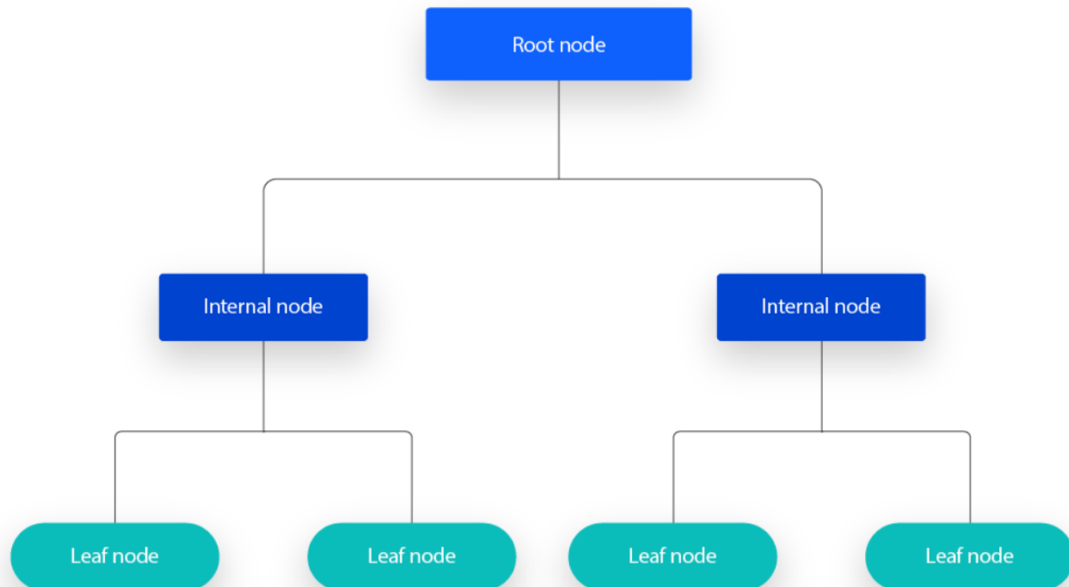


Figura 7. Rappresentazione schematica di un albero decisionale [15]

Un albero decisionale ha origine da un nodo radice, privo di rami in ingresso. Da questo nodo si diramano rami in uscita che conducono ai nodi interni, detti anche nodi decisionali. Sulla base delle caratteristiche analizzate, questi nodi effettuano valutazioni per suddividere i dati in sottoinsiemi omogenei, rappresentati dai nodi foglia o nodi terminali. I nodi foglia identificano i possibili esiti all'interno del dataset, fornendo così la classificazione finale o la previsione del modello. Sono anch'essi esempio di apprendimento automatico supervisionato. Infine, con gli algoritmi di Random Forest, si intende una classificazione di dati attraverso l'utilizzo contemporaneo di più alberi decisionali. Ogni albero effettua la propria decisione e attraverso tale algoritmo, viene eseguita una combinazione delle diverse decisioni generandone una previsione finale. L'applicazione specifica all'interno di un contesto logistico di questa sottocategoria di IA sarà approfondita nei capitoli successivi dell'elaborato.

Passando ora al **Deep Learning (DL)**, viene riconosciuto come un sottocampo dell'apprendimento automatico con un impatto notevole sull'estrazione di nuove conoscenze. Attraverso l'analisi dei big data, viene garantito l'apprendimento senza una vera e propria istruzione del computer (Gheisari et al., 2022). In figura 8 viene raffigurata la collocazione del DL all'interno del mondo riguardante l'intelligenza artificiale.

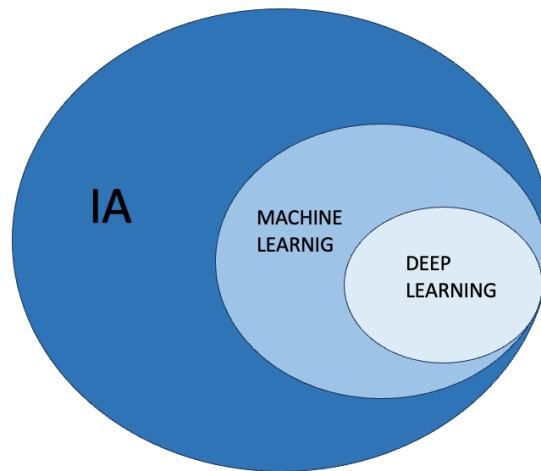


Figura 8. Rappresentazione stratificata dell'Intelligenza artificiale

L'utilizzo di tale IA spazia su tutti i principali settori come l'assistenza sanitaria, i trasporti e la produzione. Anche in questo caso, come nel Machine Learning, è possibile classificare il DL in tre differenti categorie (Gheisari, et al, 2022):

1. *Architetture profonde generative non supervisionate*: partendo da un insieme di dati, è in grado di rilevarne un alto livello di correlazione e generarne un'analisi o una sintesi;
2. *Architetture profonde discriminative supervisionate*: in questo caso, l'obiettivo è la classificazione dei dati utilizzando etichette predefinite attraverso, ad esempio, le reti neurali profonde (DNN, Deep Neural Networks). Questa tecnologia è ispirata al funzionamento del cervello umano e si basa su reti neurali con molteplici strati (deep layers), i quali consentono di elaborare informazioni in strati gerarchici. Questi strati possono essere di:
 - Input: è un numero di strati fisso, nei quali ricevono dati grezzi;
 - Output: è un numero di strati fisso, nei quali avviene la generazione dei risultati;
 - Nascosti: al cui interno vengono elaborati i dati di input tramite processi matematici e passati allo strato successivo.

L'apprendimento di questa architettura avviene tramite *backpropagation*, ovvero un algoritmo in grado di attribuire i pesi all'interno della rete andando a minimizzarne l'errore. Permette, dunque, di calcolare in che modo la modifica dei pesi all'interno della rete andrebbe ad impattare sull'accuratezza della previsione dell'algoritmo.

Oltre ai classici DNN, è molto ricorrente utilizzare altri algoritmi di reti neurali come:

- Reti Neurali Convoluzionali (CNN): utilizzate prevalentemente nel settore del computer vision e della classificazione di immagini. La loro peculiarità consiste nel rilevare schemi e modelli all'interno di foto e video permettendone il riconoscimento di oggetti e volti. Anche in questo caso si possono riconoscere tre diversi tipi di strati: uno *strato convoluzionale*, uno *strato di pooling* e uno *strato completamente connesso (FC)*. Per usi complessi, il numero di strati può incrementare massivamente fino a raggiungere l'ordine delle migliaia. Per ogni strato viene aumentata la complessità di elaborazione, e man mano che i dati dell'immagine passano tra i vari strati, ne vengono identificati gli elementi fino ad arrivare al termine con l'oggetto desiderato.
 - Reti Neurali Ricorrenti (RNN): questo tipo di rete utilizza invece un pattern di dati sequenziali o serie temporali, in modo tale da andare ad elaborare e riconoscere il linguaggio naturale. Ne sono un esempio l'utilizzo in alcune applicazioni come Siri o Google translate. Il concetto fondamentale è l'utilizzo della loro "memoria" in grado di studiare i dati di input precedenti e influenzare i dati di input attuali, elaborando un risultato di output migliore e ottimizzato. Il problema, però, è che questo tipo di rete non è in grado di lavorare con un ampio dataset e il tempo di training dell'algoritmo è in media molto più lungo rispetto agli altri modelli visti.
3. *Architetture profonde ibride*: attraverso una combinazione delle diverse tipologie di reti neurali profonde, vi è un'ottimizzazione dell'apprendimento grazie allo sfruttamento di vari pari punti di forza. Vengono utilizzati sia approcci generativi che discriminativi.

Per concludere l'analisi, i **Sistemi Esperti** invece sono una delle prime forme di Intelligenza Artificiale in grado di simulare il processo decisionale e di ragionamento umano, su determinati campi di lavoro. Imitando il lavoro di un esperto umano, l'obiettivo di tali strumenti è quello di fornire soluzioni a problemi molto complessi attraverso regole e conoscenze ben definite. Una caratteristica distintiva di un Sistema Esperto è la sua capacità di eseguire autonomamente processi di inferenza, sia di tipo induttivo che deduttivo. Per induttivo si intende un sistema volto a generalizzare conclusioni partendo da dati specifici, al contrario dei processi deduttivi, i quali partono da regole generali per arrivare ad una conclusione specifica (Feigenbaum, E. A., 1981). Questo meccanismo consente di derivare conclusioni analizzando un insieme di dati e condizioni pertinenti, facilitando così la risoluzione di problematiche complesse attraverso un approccio strutturato e logico.

È possibile individuare quattro componenti principali per un Sistema Esperto, ognuno dei quali permette la realizzazione di un processo di ragionamento con successiva risoluzione del problema [16]:

1. Una *base di conoscenza* caratterizzata da un insieme di informazioni, regole ed euristiche necessarie per il processo decisionale;
2. Una *memoria di lavoro* in grado di conservare un set specifico di dati relativi al problema in esame e garantire un adattamento all'ambiente di lavoro circostante;
3. Un *motore inferenziale* in grado di applicare le regole della base di conoscenza. La maggior parte di questi sistemi adotta il cosiddetto "ragionamento di superficie" o logica fuzzy, un approccio che si basa sull'utilizzo di numerose strategie o regole empiriche, note come euristiche. Queste ultime stabiliscono connessioni dirette tra le informazioni disponibili e quelle da dedurre, senza però analizzare in profondità la natura del legame che le unisce;
4. Un'interfaccia utente che permette l'interazione tra sistema e utente.

La figura 9 riporta alcuni esempi di sistemi esperti su diversi campi applicativi:

Campo di applicazione	Sistema esperto	Dettaglio
Medicina	MYCIN	Utilizzato per la diagnosi di infezioni batteriche e la prescrizione di antibiotici, basandosi su regole euristiche.
	CADUCEUS	Progettato per la diagnosi di malattie interne complesse.
Chimica	DENDRAL	Coadiuvava nell'analisi di strutture molecolari a partire dai dati spettrometrici di massa.
Industria	XCON (R1)	Utilizzato per configurare sistemi di computer complessi in base alle esigenze dei clienti.
	PROSPECTOR	Utilizzato per individuare giacimenti minerari analizzando i dati geologici.
Finanza	SMART	Progettato per le analisi del rischio nel settore finanziario, supportando le decisioni di investimento.
	EXPERT CHOICE	Assistenza delle aziende nei processi decisionali strategici attraverso metodi di analisi gerarchica
Automotive	AUTOSHOP	Utilizzato nella diagnosi e nella manutenzione di automobili.
	DIAGNOSER	Impiegato nell'industria aeronautica per la manutenzione predittiva degli aeromobili.

Figura 9. I principali sistemi esperti nel corso del tempo [16]

Nonostante le numerose applicazioni nel passato, col trascorrere del tempo sono diventati sempre più evidenti i limiti di tale tecnologia. Le regole rigide e statiche rendono difficile l'adattamento del sistema in situazioni con problemi complessi dinamici e sempre più in evoluzione. Inoltre, è fondamentale l'intervento dell'uomo per quanto riguarda l'aggiornamento della base della conoscenza, rendendo di conseguenza molto più complessa la scalabilità della tecnologia. Questo implica una maggiore difficoltà nella gestione di carichi di lavoro più complessi, andando ad impattare in maniera negativa sulle prestazioni e sulla qualità di risultato. Queste criticità vengono superate e affrontate

dalle tecnologie precedentemente descritte di machine learning e deep learning. Nonostante ciò, attualmente la tecnologia dei sistemi esperti trova ancora spazio in alcuni settori come la finanza e la sanità.

Sebbene le due tecnologie di Machine Learning e Deep Learning abbiano guadagnato una crescente popolarità grazie alla loro capacità di apprendere dai dati senza dipendere esclusivamente da regole predefinite, i Sistemi Esperti continuano a occupare una nicchia strategica in molti settori, compresa la logistica. La loro capacità di garantire trasparenza, affidabilità e decisioni basate su conoscenze codificate, li rende ancora oggi strumenti essenziali per il supporto decisionale.

Una tendenza recente individuata è l'integrazione dei Sistemi Esperti con il Machine Learning, creando sistemi ibridi in grado di combinare le capacità inferenziali dei sistemi esperti con l'adattabilità e la flessibilità dell'apprendimento automatico. Questi sistemi, noti come **Expert-Augmented Machine Learning**, permettono un miglioramento sia dell'accuratezza che della comprensibilità delle decisioni (Gennatas et al, 2021). Ponendo una riflessione sul futuro dei Sistemi Esperti, si presume possano intraprendere un'integrazione crescente con tecnologie aventi enormi volumi di dati generati continuamente da fonti tecnologiche diverse, come i Big Data. Altra ipotesi può essere una connessione tra dispositivi intelligenti come sensori, veicoli o macchinari in grado di raccogliere e scambiare dati in tempo reale attraverso internet. In questo contesto, di conseguenza, i Sistemi Esperti non verranno completamente sostituiti, ma subiranno un'evoluzione come parte integrante di architetture intelligenti più complesse, in grado di fondere la conoscenza umana con la potenza predittiva dei dati.

1.2.3 Ruolo dell'IA nel supporto della logistica sostenibile

L'IA sta rivoluzionando il settore della logistica, contribuendo in modo significativo alla sostenibilità ambientale, economica e operativa delle supply chain. Attraverso gli algoritmi di Machine Learning e Data Analytics, i quali grazie alla gestione e l'analisi di una mole importante di dati in Real time, garantiscono un'ottimizzazione dei processi logistici, riducendo gli sprechi e migliorando l'efficienza energetica. L'ottimizzazione delle rotte di trasporto ne è un esempio lampante, dove sistemi IA attuano due tipi di interventi:

1. Calcolo di percorsi più efficienti per i mezzi di consegna: aziende come **UPS** utilizzano il software **ORION (On-Road Integrated Optimization and Navigation)**, basato su IA, per ottimizzare le rotte di consegna, riducendo milioni di miglia percorse ogni anno e abbattendo il consumo di carburante e le emissioni di CO₂ [17];
2. Vincolo sul consumo di carburante andando a diminuire esponenzialmente le emissioni di CO₂: **DHL** impiega l'IA per migliorare la gestione delle sue flotte, ottimizzando la velocità e i percorsi dei veicoli e incentivando l'uso di carburanti alternativi ed elettrificazione, con un impatto significativo sulla riduzione delle emissioni[18];

Parallelamente, l'IA è in grado di coadiuvare la gestione predittiva della domanda, consentendo un'attenta e più precisa pianificazione della produzione e delle scorte, evitando eccedenze di magazzino e riducendo la necessità di trasporti urgenti, spesso meno sostenibili. **Amazon**, ad esempio, utilizza sistemi IA per anticipare la domanda e posizionare i prodotti nei magazzini più vicini ai clienti, minimizzando gli spostamenti e riducendo il traffico logistico [19].

L'automatizzazione dei magazzini attraverso l'utilizzo di robot intelligenti rappresenta un altro contributo alla sostenibilità. Grazie a tale pratica, viene incrementata l'efficienza inerente alla disposizione delle merci e di conseguenza una relativa diminuzione degli sprechi inerenti a spazio ed energia. **Ocado**, colosso britannico della spesa online, impiega magazzini interamente automatizzati con **robot IA**, riducendo gli sprechi di spazio ed energia e migliorando la gestione delle scorte [20]. Tecnologie IA vengono inoltre impiegate per la manutenzione predittiva dei veicoli di trasporto, monitorandone le condizioni in tempo reale e prevenendo guasti improvvisi, con un impatto positivo sulla riduzione dei rifiuti industriali e del consumo di risorse. **Tesla e Volvo Trucks** ne sono un esempio di utilizzo di questi algoritmi avanzati per ottenere tali benefici e obiettivi [21]. Infine, nell'ambito della logistica dell'ultimo miglio (last-mile logistics), ovvero il processo più critico per la supply chain poiché legato in modo diretto all'impatto dei tempi e costi di consegna dal centro di distribuzione al cliente finale, l'IA consente di migliorare la sostenibilità attraverso l'utilizzo di veicoli elettrici, droni e robot per la consegna, minimizzando il traffico urbano e l'inquinamento. **Starship Technologies** ha

infatti sviluppato piccoli robot autonomi per le consegne urbane, riducendo il traffico e le emissioni [22].

L'adozione crescente di queste tecnologie dimostra come l'IA rappresenti un fattore chiave per il futuro della logistica sostenibile, favorendo una gestione più efficiente e rispettosa dell'ambiente lungo l'intera catena di approvvigionamento.

L'insieme di questi punti inerenti alle applicazioni dell'intelligenza artificiale all'interno di un contesto logistico verranno approfonditi nel prossimo capitolo.

1.3 Sostenibilità e le sue applicazioni nella logistica

Con la definizione di sostenibilità si intende un modello di sviluppo volto a soddisfare le attuali necessità senza andare ad intaccare ed influenzare le capacità delle generazioni future di soddisfare le proprie. È un tema che analizza varie sfumature sulle azioni attuate nel presente, andandone ad analizzare gli effetti **sociali**, **ambientali** ed **economici**. La prima volta in cui venne affrontato il tema sulla sostenibilità risale, storicamente, alla conferenza delle Nazioni Unite sull'ambiente nel 1972, ma solo con la pubblicazione del Rapporto Brundtland ("Our Common Future") nel 1987, acquisì una certa importanza andando a delineare gli obiettivi per uno sviluppo sostenibile. In questo rapporto venne fatta leva non tanto sull'ambiente in quanto tale, bensì sul benessere delle persone e sulla qualità ambientale correlata ad esso.

Per quanto riguarda il tema sulla sostenibilità applicato alla logistica, viene fatto riferimento allo sviluppo di meccanismi e pratiche in grado di ridurre in modo significativo l'impatto ambientale, migliorando l'efficienza economica e aumentando il benessere sociale. Questi processi di ottimizzazione tendono a:

- Minimizzare il consumo di risorse;
- Ridurre le emissioni di gas serra;
- Ottimizzare i flussi di trasporto;
- Gestione ottimale delle merci;

In questo contesto, l'ottimizzazione delle operazioni logistiche deve essere considerata attraverso una prospettiva a lungo termine, mirando a migliorare l'efficienza complessiva e la resilienza del sistema (Grant et al., 2016). È proprio nelle operazioni quotidiane che la logistica sostenibile deve soffermarsi. L'obiettivo è quello di ridurre l'aspetto inquinante e favorire, di conseguenza, le modalità di trasporto ecologiche come, ad esempio, il trasporto ferroviario o il via mare. Quest'ultimi, infatti, rispetto al via gomma o al via aereo hanno un impatto minore a livello di emissioni di CO₂. Altro aspetto su cui è necessaria una maggiore attenzione è l'utilizzo di tecnologie intelligenti aventi la finalità di ottimizzare il flusso dei trasporti e la gestione del magazzino. Inoltre, una logistica sostenibile potrebbe garantire anche una più equa condizione di lavoro e una corretta distribuzione dei benefici economici, promuovendo dunque delle pratiche sociali

responsabili (Dekker et al., 2012).

La progettazione circolare della catena di approvvigionamento, in modo tale da ridurre massivamente la quantità di rifiuti prodotti e aumentando di conseguenza la possibilità di riutilizzare le risorse è un altro aspetto importante della logistica sostenibile. In questo ambito, la digitalizzazione e l'adozione di soluzioni come l'IA giocano un ruolo cruciale nel migliorare la tracciabilità, l'efficienza operativa e la gestione dell'impatto ambientale (Gunasekaran et al., 2017). Come già sottolineato, quindi, la logistica sostenibile non riguarda esclusivamente la minimizzazione dell'impatto ambientale, ma anche l'integrazione di obiettivi sociali ed economici. Con questi obiettivi, si cerca di indirizzare e definire una trasformazione più impattante delle pratiche aziendali cercando di garantire un futuro più responsabile.

1.3.1 Dimensioni della sostenibilità: ambientale, economica e sociale

La sostenibilità, intesa come concetto globale e interdisciplinare, come precedentemente sottolineato e mostrato in figura 10, abbraccia tre dimensioni fondamentali: ambientale, economica e sociale.



Figura 10. I tre pilastri della sostenibilità [23]

La dimensione ambientale si concentra sulla gestione responsabile delle risorse naturali, sulla riduzione degli impatti negativi sull'ambiente e sulla promozione di pratiche che supportino la salute degli ecosistemi. Questo approccio si inserisce nel paradigma dell'economia circolare, che rifiuta il modello "prendi-produci-scarta" e mira a ridurre gli sprechi attraverso il riutilizzo e il riciclo dei materiali (Geissdoerfer et al., 2017). Il cambiamento climatico, la perdita di biodiversità e l'inquinamento sono sfide globali a cui si risponde con politiche di adattamento e mitigazione, come quelle descritte nell'Accordo di Parigi del 2015 (United Nations Framework Convention on Climate Change, UNFCCC, 2015). La sostenibilità ambientale implica anche una revisione del

consumo di energia, incentivando fonti rinnovabili e tecnologie a basse emissioni di carbonio come sottolineato nel IPCC del 2021, ovvero nel Sesto Rapporto di Valutazione del Gruppo Intergovernativo sui Cambiamenti Climatici.

La dimensione economica della sostenibilità fa invece riferimento ai concetti di benessere ed inclusività legati alla capacità di creare un sistema economico che ne rispetti questi due punti. Ne è quindi correlata una crescita economica in grado di generare opportunità per tutti, andando a minimizzare le disuguaglianze economiche e garantendo una distribuzione equa dei benefici. In particolare, la sostenibilità economica si associa con la promozione di modelli di business che integrano il "triplo bilancio" (triple bottom line), che considera oltre al profitto anche l'impatto sociale e ambientale delle attività economiche (Elkington J., 1997). In questo contesto di sostenibilità, la finanza sostenibile costituisce un campo emergente in grado di focalizzare gli investimenti verso iniziative che rispettino i criteri ambientali, sociali e di governance (ESG), e favorisca la resilienza economica a lungo termine (UN PRI, Principi per l'investimento responsabile, 2020). La sostenibilità economica è vista anche come la capacità di un sistema economico di adattarsi ai cambiamenti, promuovendo l'innovazione e la creazione di posti di lavoro attraverso tecnologie pulite e transizioni verdi (OECD, 2020).

La dimensione sociale si concentra invece su tre punti essenziali:

1. miglioramento delle condizioni di vita;
2. riduzione delle disuguaglianze sociali;
3. promozione dei diritti umani.

In un contesto di sostenibilità sociale, aspetti come l'educazione, la sanità, l'inclusione e la coesione sociale rappresentano temi molto importanti ed è necessario poterne garantire l'accesso universale [24]. Le politiche sociali sostenibili mirano a migliorare la qualità della vita, ridurre la povertà e garantire che tutti abbiano pari opportunità, indipendentemente dalle loro condizioni di partenza. Un aspetto cruciale di questa dimensione è la promozione di un'economia del benessere, in cui la crescita non è solo misurata in termini di PIL, ma anche in relazione alla salute, all'istruzione e alla qualità della vita delle persone (Stiglitz et al., 2009). La sostenibilità non può essere vista come un obiettivo settoriale, ma come un approccio integrato che abbraccia tutte le sfere della società, dell'economia e dell'ambiente. Solo attraverso politiche che considerano l'interazione tra questi tre ambiti si può garantire un futuro prospero, giusto e sano per le generazioni future.

Il settore della logistica per affrontare le diverse sfide poste dalla sostenibilità ambientale ha intrapreso un percorso delineato da una serie di strategie innovative e tecnologie avanzate che mirano a ridurre le emissioni di CO₂, migliorare l'efficienza energetica e minimizzare l'uso delle risorse. Partendo dall'ottimizzazione dei processi tramite digitalizzazione e intelligenza artificiale, sfruttando algoritmi avanzati di machine learning le aziende puntano a:

- **Ottimizzare le rotte di trasporto:** sistemi come ORION di UPS, come già sottolineato nel paragrafo precedente, analizzano in tempo reale i flussi di traffico, i costi del carburante e le condizioni meteorologiche per minimizzare le emissioni [25];
- **Gestione predittiva della domanda:** l'uso dell'IA consente di prevedere la domanda con maggiore precisione, riducendo la sovrapproduzione e lo spreco di risorse.;
- **Automazione dei magazzini:** aziende come Amazon e DHL utilizzano robot intelligenti per migliorare l'efficienza nello stoccaggio e nella movimentazione delle merci, riducendo lo spazio utilizzato e i consumi energetici [26].

Ulteriore tema cruciale da approfondire per idealizzare un concetto di logistica sostenibile è l'evoluzione dei mezzi di trasporto. Corrieri come FedEx, DHL e Amazon stanno investendo in veicoli elettrici per ridurre le emissioni di CO₂ legate alla distribuzione, puntando dunque all'elettrificazione delle flotte. Mentre, in settori come quello marittimo e aereo, si sta approfondendo l'utilizzo di biocarburanti avanzati in modo tale da andare a minimizzare l'impatto ambientale del trasporto su lunghe distanze (Vu, 2023). Infine, come già anticipato, uno degli aspetti più critici all'interno della supply chain è la gestione dell'ultimo miglio. Nell'ottica di una logistica sempre più sostenibile, le aziende stanno adottando diverse soluzioni, come l'utilizzo di droni e robot per le consegne. Amazon in questo aspetto è il pioniere. Oppure, molte città stanno investendo sulla creazione di micro Hub di distribuzione, ovvero centri di smistamento di piccole dimensioni collocati in punti strategici volti a evitare la congestione urbana e migliorare l'efficienza di consegna [27].

1.3.2 Indicatori nella logistica

Gli indicatori inerenti alla sostenibilità all'interno della logistica sono strumenti fondamentali per valutare l'impatto ambientale, economico e sociale delle varie attività (Okay et al, 2024). Questi parametri permettono di:

- Monitorare le performance aziendali;
- Identificare aree di miglioramento;
- Orientare le decisioni verso una gestione più responsabile e sostenibile della supply chain.

Dimensione Ambientale

Gli indicatori ambientali supportano la quantificazione dell'impatto ecologico delle operazioni logistiche. Uno degli aspetti centrali è rappresentato dalle emissioni di gas serra (GHG), che vengono monitorate andando a considerare:

1. Emissioni dirette;
2. Emissioni indirette;
3. Emissioni legate alla supply chain.

In conformità agli standard internazionali come il *GHG Protocol* [28]. Ulteriore elemento chiave è il consumo energetico, il quale tiene conto dell'utilizzo di fonti rinnovabili e tecnologie efficienti. Inoltre, la gestione sostenibile dei materiali e dei rifiuti, insieme alla valutazione dell'impatto sulla biodiversità, completano il quadro degli indicatori ambientali, promuovendo l'adozione di modelli di economia circolare.

In figura 11 vengono riassunti i principali indicatori utilizzati:

Indicatore	Dettaglio
<i>Emissioni di gas serra (GHG)</i>	Quantità di CO ₂ e altri gas emessi durante il trasporto, lo stoccaggio e la distribuzione. Si misura in tonnellate di CO ₂ equivalente.
<i>Consumo energetico</i>	Energia utilizzata nei magazzini, nei trasporti e nelle operazioni logistiche, misurata in kWh o MJ
<i>Impatto delle modalità di trasporto</i>	Percentuale di utilizzo di modalità di trasporto sostenibili (ferrovia, vie d'acqua, veicoli elettrici o a idrogeno).
<i>Utilizzo di risorse rinnovabili</i>	Percentuale di carburanti alternativi o fonti di energia rinnovabile impiegati nelle operazioni.
<i>Produzione di rifiuti</i>	Quantità di rifiuti prodotti lungo la supply chain e loro trattamento (ad esempio, riciclati o smaltiti)
<i>Efficienza nell'uso degli imballaggi</i>	Percentuale di materiali riciclabili o biodegradabili utilizzati per l'imballaggio
<i>Riduzione della distanza logistica</i>	Misurazione delle distanze percorse in termini di tonnellate per chilometro, ridotte grazie all'ottimizzazione delle rotte.

Figura 11. Indicatori ambientali (Okay et al, 2024)

Dimensione Economica

Gli indicatori economici, invece, garantiscono l'analisi dell'efficienza e della sostenibilità finanziaria delle operazioni logistiche. Tra i principali, è possibile trovare:

1. il costo totale della logistica, il quale comprende spese per trasporto, magazzinaggio e amministrazione;
2. il ritorno sull'investimento (ROI) delle iniziative green, che misura l'efficacia economica di tecnologie sostenibili come veicoli elettrici o modelli intermodali di trasporto.

Altri fattori economici includono l'ottimizzazione delle risorse logistiche e i costi associati alla non conformità normativa (Khan, 2019). In figura 12 vengono riassunti i principali indicatori utilizzati:

Indicatore	Dettaglio
<i>Costo per unità trasportata</i>	Spesa totale per tonnellata o unità trasportata.
<i>Efficienza del carico</i>	Percentuale di utilizzo del carico nei mezzi di trasporto (es. load factor).
<i>Tasso di consegna puntuale</i>	Percentuale di consegne effettuate nei tempi previsti.
<i>ROI delle tecnologie sostenibili</i>	Ritorno sull'investimento derivante dall'implementazione di soluzioni ecologiche.
<i>Riduzione dei costi associati ai rifiuti</i>	Risparmi derivanti dal riciclo e dalla gestione efficiente dei materiali.
<i>Efficienza delle scorte</i>	Valore del turnover delle scorte, per minimizzare gli sprechi e ottimizzare lo spazio di magazzino.
<i>Durata del ciclo di approvvigionamento</i>	Tempo impiegato per completare un ciclo logistico, dalla produzione alla consegna finale.

Figura 12. Indicatori economici (Khan, 2019)

Dimensione Sociale

Una dimensione da non trascurare e di particolare importanza è la misurazione dell'impatto sociale delle attività logistiche.

L'industria della logistica e della supply chain ha profonde implicazioni sociali, che variano dalle condizioni di lavoro dei dipendenti alle dinamiche di inclusione nelle comunità locali. La valutazione di questi aspetti è essenziale per costruire un modello di sviluppo realmente sostenibile, in linea con gli obiettivi Environmental, Social, Governance (ESG) e i Sustainable Development Goals (SDGs) delle Nazioni Unite, ovvero l'insieme dei 17 obiettivi globali adottati dalle Nazioni Unite nel 2015 come parte dell'Agenda 2030 per lo Sviluppo Sostenibile. Il loro scopo è affrontare le sfide ambientali, economiche e sociali a livello globale, promuovendo uno sviluppo equo e sostenibile per tutti (Srivastava et al., 2022). Misurare l'impatto sociale nella logistica è un passo essenziale per rendere il settore realmente sostenibile. Senza una valutazione chiara di questi aspetti, vi è il rischio che la sostenibilità venga considerata solo in termini di efficienza economica e riduzione delle emissioni, trascurando il benessere delle persone. L'integrazione di indicatori sociali, insieme a quelli economici e ambientali, rappresenta quindi un elemento fondamentale per il futuro della supply.

A tal proposito, gli indicatori sociali valutano gli impatti delle attività logistiche sulle persone e sulle comunità. Un aspetto cruciale è rappresentato dalle condizioni di lavoro, che includono:

1. Sicurezza;
2. Salari adeguati;
3. Opportunità di formazione per i dipendenti.

Ulteriori indicatori analizzano l'impatto delle operazioni logistiche sulle comunità locali, come l'inquinamento acustico e atmosferico, e il contributo delle infrastrutture al benessere sociale. La diversità e inclusione nei luoghi di lavoro, misurata in termini di parità di genere e supporto a categorie svantaggiate, è anch'essa un pilastro della sostenibilità sociale. Infine, il coinvolgimento degli stakeholder garantisce una gestione trasparente e collaborativa, coinvolgendo dipendenti, partner commerciali e comunità.

In figura 13 vengono riassunti i principali indicatori utilizzati:

Indicatore	Dettaglio
<i>Condizioni di lavoro</i>	Numero di ore lavorative e sicurezza sul lavoro, con misurazioni come il tasso di incidenti o infortuni.
<i>Formazione sulla sostenibilità</i>	Percentuale di dipendenti formati su pratiche logistiche sostenibili.
<i>Diversità e inclusione</i>	Percentuale di rappresentanza di genere, età e background culturale nella forza lavoro.
<i>Impatto sulla comunità locale</i>	Percentuale di consegne effettuate nei tempi previsti.
<i>Trasparenza della supply chain</i>	Grado di tracciabilità e comunicazione delle informazioni sulle pratiche sostenibili adottate
<i>Soddisfazione dei clienti</i>	Livello di soddisfazione rispetto alla sostenibilità delle operazioni (ad esempio, preferenze per servizi di consegna a basso impatto ambientale)

Figura 13. Indicatori sociali (Okay et al, 2024)

Metodi di Valutazione e Applicazione

Per misurare e applicare questi indicatori, le aziende possono adottare strumenti riconosciuti a livello internazionale (Ahi, Searcy, 2015), come:

- il *Global Reporting Initiative (GRI)* per i report di sostenibilità. Per GRI si intende uno standard, a livello internazionale, utilizzato per la rendicontazione della sostenibilità. In questo modo le aziende possono dimostrarsi trasparenti sul tema;

- la certificazione *ISO 14001* per la gestione ambientale, ovvero una norma tecnica sui sistemi di gestione ambientale (SGA) che permette di fissarne i requisiti per una qualsiasi organizzazione;
- lo standard *SA8000* per la responsabilità sociale, ovvero un sistema di gestione incentrato sulle condizioni di lavoro.

Questi strumenti non solo supportano il monitoraggio delle prestazioni, ma favoriscono anche il rispetto delle normative e il raggiungimento di obiettivi strategici. L'utilizzo di tali indicatori di sostenibilità nelle strategie aziendali permette un equo bilanciamento tra efficienza economica, tutela ambientale e responsabilità sociale, creando valore per tutti gli stakeholder. Tale approccio rappresenta un passo fondamentale verso la costruzione di supply chain sostenibili, in grado di rispondere alle sfide globali e alle aspettative di una società sempre più focalizzata al rispetto della sostenibilità.

1.3.3 Principi per una logistica sostenibile

La logistica sostenibile rappresenta un modello indirizzato al raggiungimento di un'efficienza operativa lungo la supply chain, andando a minimizzare l'impatto ambientale, promuovendo la responsabilità sociale e mantenendo la sostenibilità economica. Questo approccio necessita obbligatoriamente di una serie di principi che combinano l'innovazione tecnologica, la collaborazione strategica e la conformità normativa, offrendo soluzioni in grado di rispondere alle crescenti esigenze di sostenibilità. Vengono di seguito elencati.

- **Riduzione dell'Impatto Ambientale:** uno dei principi più importanti per la logistica sostenibile è l'impegno nella riduzione dell'impatto ambientale utilizzando varie strategie che mirano a diminuire il consumo di risorse naturali e le emissioni di gas serra (GHG). Per raggiungere tale obiettivo, si può puntare sull'ottimizzazione delle rotte di trasporto mediante strumenti basati su algoritmi avanzati, come quelli offerti dall'Intelligenza Artificiale, che permettono di calcolare percorsi più brevi o meno congestionati. Ad esempio, l'uso di veicoli elettrici, a idrogeno o alimentati da biocarburanti ha dimostrato una significativa riduzione delle emissioni inquinanti. Uno studio americano ha evidenziato come l'integrazione di flotte elettriche nella logistica urbana abbia ridotto le emissioni di CO₂ del 20-30% nei centri urbani densamente popolati (McKinnon et al., 2018). L'efficienza energetica è un altro elemento fondamentale, specialmente nei magazzini, dove l'adozione di pannelli solari, sistemi di illuminazione a LED e tecnologie per il controllo intelligente della temperatura consente di ridurre il consumo energetico complessivo. Inoltre, ulteriore attenzione va indirizzata alla gestione dei rifiuti, incentivando il riciclo e l'uso di imballaggi biodegradabili per limitare l'inquinamento causato dai materiali plastici.

- **Promozione dell'Economia Circolare:** la logistica sostenibile si allinea ai principi dell'economia circolare, un modello in cui i prodotti vengono riutilizzati e riciclati con la finalità di poter mantenere il loro valore nel tempo. La logistica inversa svolge un ruolo cruciale in questo contesto, consentendo il ritiro e il ricondizionamento di prodotti e materiali a fine vita. Le pratiche di reverse logistics non solo riducono l'impatto ambientale, ma generano anche vantaggi economici significativi per le aziende che implementano strategie di riciclo e riparazione. Ad esempio, l'uso di materiali riciclabili e biodegradabili per gli imballaggi non solo riduce i rifiuti, ma risponde anche alle richieste dei consumatori sempre più attenti alla sostenibilità (Dekker et al., 2004)
- **Integrazione delle Tecnologie Intelligenti:** la digitalizzazione e le tecnologie avanzate rappresentano il fulcro della trasformazione sostenibile nella logistica. L'IA è utilizzata per ottimizzare le scorte, i percorsi di trasporto delle merci e per prevedere la domanda. L'Internet of Things (IoT), invece, consente il monitoraggio in tempo reale delle merci e delle condizioni ambientali lungo la supply chain. Inoltre, l'analisi dei Big Data consente alle aziende di identificare inefficienze operative, ottimizzare la gestione delle risorse e migliorare le prestazioni complessive. Integrando dati economici ed ambientali in tempo reale, le imprese possono non solo perfezionare i propri processi, ma anche adottare strategie più sostenibili, riducendo l'impatto ambientale e aumentando l'efficienza economica (Kouhizadeh et al., 2021).
- **Responsabilità Sociale:** la logistica sostenibile è anche focalizzata nel garantire condizioni di lavoro sicure ed eque, promuovere la diversità e l'inclusione e supportare le comunità locali sono elementi essenziali. In particolare, ridurre l'impatto delle operazioni logistiche sulle aree urbane, ad esempio limitando l'inquinamento acustico e migliorando la qualità dell'aria, contribuisce al benessere delle comunità. La conformità agli standard di lavoro, come quelli definiti dall'Organizzazione Internazionale del Lavoro (OIL), rappresenta un prerequisito fondamentale per costruire una supply chain sostenibile.
- **Efficienza Economica e Collaborazione:** l'efficienza economica è indispensabile per garantire la sostenibilità a lungo termine delle operazioni logistiche. L'ottimizzazione dei costi operativi può essere ottenuta attraverso la riduzione degli sprechi e la collaborazione tra i partner della supply chain. Ad esempio, pratiche come il co-loading e la condivisione di magazzini consentono di sfruttare al meglio le risorse disponibili, riducendo contemporaneamente le emissioni e i costi logistici complessivi.
- **Conformità Normativa e Certificazioni:** la conformità agli standard internazionali e l'adozione di certificazioni green sono elementi chiave per far sì che le pratiche logistiche siano allineate alle normative esistenti. La certificazione ISO 14001 per la gestione ambientale e la certificazione LEED per edifici sostenibili, ad esempio, rappresentano strumenti fondamentali per garantire

l'impegno verso la sostenibilità. Tali certificazioni oltre a migliorare ed esaltare l'immagine aziendale, incentivano anche l'adozione di pratiche sostenibili lungo l'intera supply chain (Dekker et al.,2004).

Per concludere, è necessario effettuare una breve riflessione sul futuro della logistica sostenibile. A seguito di un'attenta analisi effettuata all'interno di questo primo capitolo, si può intuire che essa sarà caratterizzata da una crescente integrazione tra tecnologia, efficienza operativa e responsabilità ambientale e sociale. Le aziende, come sottolineato nei precedenti paragrafi, stanno sempre più orientandosi verso modelli innovativi che riducano l'impatto ambientale senza compromettere la competitività.

Uno dei principali trend sarà l'adozione estesa dell'Intelligenza Artificiale e dell'analisi predittiva, che permetteranno una gestione ottimizzata della supply chain, riducendo sprechi e inefficienze. L'automazione dei magazzini, attraverso robotica avanzata e sistemi di picking intelligenti, migliorerà la produttività e ridurrà il consumo di risorse. Inoltre, il settore assisterà anche ad una rivoluzione nei trasporti, con l'adozione di veicoli elettrici, droni per le consegne e soluzioni di trasporto multimodale a basso impatto ambientale. Il passaggio dal just-in-time al just-in-case, insieme alle strategie di nearshoring e reshoring, contribuirà a supply chain più resilienti e sostenibili.

Infine, nell'ottica futura, la logistica dovrà sempre più integrare metriche di impatto sociale, garantendo condizioni di lavoro eque e promuovendo pratiche di lavoro etiche lungo tutta la catena di approvvigionamento. L'evoluzione della logistica sostenibile sarà guidata da diversi pilastri, come la digitalizzazione, l'innovazione tecnologica e un approccio volto alla sostenibilità. Solo in questo modo non verranno affrontati esclusivamente aspetti economici e ambientali, ma anche sociali. Sicuramente, le aziende che sapranno adattarsi a questi cambiamenti saranno quelle in grado di garantire una supply chain più efficiente, resiliente e responsabile.

2. Applicazioni principali dell'IA nella logistica a supporto della sostenibilità

L'Intelligenza Artificiale sta rivoluzionando il settore della logistica, offrendo strumenti avanzati per migliorare l'efficienza operativa e ridurre l'impatto ambientale. Attraverso l'analisi dei dati, l'ottimizzazione dei processi e la capacità predittiva, l'IA permette alle aziende di affrontare in modo concreto le principali sfide legate alla sostenibilità.

In questo capitolo verranno analizzate le diverse applicazioni dell'IA nel settore logistico, con un focus specifico anche sul miglioramento della sostenibilità. Attraverso la creazione di un database di pubblicazioni, ottenuto tramite una raccolta e analisi accurata della letteratura scientifica in questo ambito, è stato possibile effettuare uno studio strutturato. La metodologia di ricerca e selezione verrà approfondita all'interno di un paragrafo dedicato. Lo studio è stato poi suddiviso in base alle principali aree applicative emerse.

Nei tre paragrafi dedicati, vengono presentati i principali algoritmi e modelli IA utili in quel determinato contesto. In particolare, si esamineranno le soluzioni sull'IA per l'ottimizzazione delle scorte e la gestione della domanda, applicate per il conseguimento di una minimizzazione degli sprechi e per un miglioramento della pianificazione degli approvvigionamenti. Successivamente, verrà approfondito il ruolo dell'IA nell'ottimizzazione delle reti di trasporto, con particolare attenzione alla riduzione delle percorrenze e all'abbattimento delle emissioni. Il capitolo proseguirà con un'analisi delle applicazioni dell'IA a supporto della pianificazione strategica, evidenziando come le tecnologie avanzate possano guidare decisioni a lungo termine orientate alla sostenibilità. Infine, saranno presentati alcuni casi studio significativi, che illustrano esempi concreti dell'impatto positivo dell'IA nella logistica sostenibile. L'obiettivo di questo capitolo è fornire una visione chiara delle opportunità offerte dall'IA all'interno della logistica, dimostrando come queste tecnologie possano contribuire a un futuro più efficiente e sostenibile.

2.1 Metodologia

La metodologia adottata per la raccolta, l'analisi e lo studio degli articoli scientifici si basa su una revisione sistematica della letteratura avente l'obiettivo di identificare le principali applicazioni dell'Intelligenza Artificiale nella logistica a supporto della sostenibilità. La ricerca degli articoli è stata effettuata utilizzando, principalmente, il database Scopus, una delle principali fonti di letteratura accademica peer-reviewed. Si è scelto questo database in quanto garantisce un'elevata qualità delle pubblicazioni selezionate. Utilizzando tale approccio, si è riuscito ad ottenere una panoramica completa ed esaustiva delle attuali tendenze, metodologie e soluzioni proposte nel campo dell'IA applicata alla logistica sostenibile.

2.1.1 Definizione delle query di ricerca

Le query di ricerca sono state strutturate combinando parole chiave pertinenti ai temi della sostenibilità, dell'IA e della logistica. La selezione dei termini di ricerca è stata effettuata sulla base di una pregressa analisi della letteratura, attraverso la quale sono state individuate le parole chiave più utilizzate negli studi in esame. Tra i principali termini individuati vi sono: *sustainability*, *artificial intelligence*, *logistics*, *supply chain management*, *transportation*, *optimization*.

Nel dettaglio, vengono di seguito riportate le query utilizzate la costruzione del database:

- Sustainability AND artificial intelligence AND supply chain AND opportunities;
- Sustainability AND logistic AND artificial intelligence OR machine learning;
- Sustainability AND transportation AND artificial intelligence OR supply chain;
- Sustainability AND artificial intelligence AND management AND supply chain OR operations;
- Sustainability AND logistic AND artificial intelligence AND industry 5.0;
- Sustainability AND artificial intelligence AND innovation OR logistic;
- Sustainability AND artificial intelligence AND Supply chain AND benefit;
- Deep learning AND sustainability AND supply chain AND optimization AND industry 4.0;
- Machine learning AND supply chain AND sustainability AND benefit AND optimization;
- Sustainability AND artificial intelligence AND optimization AND logistic.

Per migliorare l'accuratezza dei risultati, sono stati applicati filtri temporali agli ultimi dieci anni, con un focus particolare sugli studi pubblicati dal 2018 in poi, periodo in cui l'applicazione dell'IA nella logistica ha vissuto un incremento importante. Le ricerche sono state eseguite principalmente in lingua inglese andando a massimizzare la copertura degli studi disponibili a livello internazionale. In questa ricerca, sono stati esclusi articoli di tipo non accademico, come ad esempio report industriali o articoli di opinione

soggettiva, per garantire l'affidabilità scientifica delle fonti analizzate. Per ciascuna query sono stati registrati il numero di articoli individuati e quelli selezionati per l'analisi finale, documentando anche le motivazioni delle eventuali esclusioni.

2.1.2 Criteri di selezione degli articoli

Attraverso l'utilizzo delle query di ricerca, è stato raccolto un campione iniziale di 431 articoli, i quali sono stati sottoposti a un attento processo di selezione, suddiviso in più fasi e basato su criteri di rilevanza, qualità e accessibilità. Tale scrematura ha portato ad una prima fase di selezione, restringendo il campo a circa il 50% degli articoli individuati in quanto non ritenuti in linea al tema della ricerca. Successivamente passando ad un controllo più accurato sulla qualità ed accessibilità del contenuto si è arrivati all'individuazione finale di 23 articoli utili per approfondire il tema dello studio legato alla sostenibilità.

Di seguito i principali elementi che hanno determinato la selezione degli articoli:

- **Rilevanza:** sono stati inclusi solo articoli strettamente pertinenti all'applicazione dell'IA nella logistica sostenibile. La rilevanza è stata valutata attraverso la lettura del titolo, dell'abstract e, dove necessario, delle sezioni introduttive e metodologiche;
- **Qualità:** sono stati privilegiati studi pubblicati su riviste particolarmente rilevanti e conferenze accademiche riconosciute, evitando articoli di scarsa rilevanza scientifica o con un numero limitato di citazioni;
- **Accessibilità:** gli articoli non disponibili in full-text o di difficile reperibilità sono stati esclusi;
- **Esclusione di duplicati:** sono stati eliminati articoli che trattavano argomenti simili senza fornire contributi nuovi o significativi;
- **Verifica metodologica:** sono stati scartati studi con metodologia poco chiara, dati insufficienti o approcci basati esclusivamente su ragionamenti teorici senza essere supportati da dati realmente concreti.

Nel corso dell'analisi della letteratura, sono stati esclusi diversi articoli poiché non rispettavano i criteri imposti di selezione sopra descritti. Tutte le motivazioni sono state documentate all'interno del database di ricerca. Ad esempio, alcuni articoli sono stati eliminati a causa della scarsa rilevanza rispetto al tema dell'Intelligenza Artificiale applicata alla logistica sostenibile, risultando poco consoni per gli obiettivi prefissati della ricerca. Altri sono stati scartati per qualità insufficiente, in quanto privi di adeguata struttura scientifica o approfondimenti metodologici. È stata inoltre rilevata una ridondanza dei contenuti, con studi che replicavano concetti già trattati da fonti più autorevoli o già analizzate. Ulteriori esclusioni hanno riguardato problematiche di accessibilità, come articoli disponibili solo a pagamento o non consultabili. Alcuni studi sono stati esclusi per la loro natura speculativa, in quanto non supportati da dati empirici,

evidenze quantitative o modelli applicativi chiari. Altri ancora non presentavano basi teoriche solide o analisi utili alla ricerca, rendendone l'inclusione poco adatta. Infine, sono stati scartati anche quei testi caratterizzati da una terminologia eccessivamente tecnica o settoriale, non immediatamente riconducibile al tema della logistica sostenibile e dell'IA. A seguito di questa selezione, è stato costruito un dataset finale contenente gli articoli ritenuti più rilevanti per lo studio.

2.1.3 Creazione del Database e analisi dei dati

Gli articoli selezionati sono stati raccolti in un database creato appositamente per lo studio, riportato in appendice, in cui per ogni studio sono state registrate informazioni chiave, quali:

- Titolo, autore e anno di pubblicazione;
- Rivista e dettagli bibliografici;
- Obiettivi dello studio;
- Dati e metodologie utilizzate;
- Principali risultati e implicazioni per la sostenibilità;
- Tecnologie IA impiegate e applicazioni logistiche.

L'analisi degli articoli è stata condotta attraverso una combinazione di approcci quantitativi e qualitativi. Come primo aspetto, è stata effettuata una mappatura delle tecnologie IA più utilizzate e delle loro applicazioni specifiche nel settore logistico.

Da questa analisi, è emersa una notevole concentrazione in tre particolari aree applicative, le quali saranno argomento nei paragrafi successivi e svolgeranno un ruolo utile di classificazione per la tecnologia. In particolare, verranno analizzate le applicazioni in ambito di pianificazione delle scorte e della domanda, di pianificazione dei trasporti pianificazione e strategica.

E' stata anche svolta un'analisi qualitativa con l'obiettivo di individuare elementi ricorrenti nelle modalità operative adottate, nei benefici emersi e nelle difficoltà o limiti che ancora rimangono da affrontare. Questo ha permesso di evidenziare le principali tendenze emergenti nella letteratura e di individuare le aree ancora poco esplorate.

Tale metodologia ha permesso di costruire una base solida per l'analisi dello stato dell'arte sulle applicazioni dell'IA nella logistica sostenibile, fornendo un quadro dettagliato delle tecnologie esistenti, delle opportunità offerte e delle sfide da affrontare per una logistica più efficiente e rispettosa dell'ambiente.

2.2 Pianificazione delle scorte e gestione della domanda

Dall'analisi svolta emerge come una delle applicazioni principali e maggiormente significative dell'IA all'interno di un contesto logistico e nella gestione della supply chain sia rappresentata dall'ottimizzazione della domanda e delle scorte. Il paragrafo seguente illustra le principali tipologie di algoritmi IA impiegate in questo ambito, mettendo in luce le loro caratteristiche distintive e il potenziale contributo che offrono in termini di efficienza operativa e sostenibilità. Da evidenziare come quest'area applicativa rappresenti un punto critico per la supply chain, in quanto previsioni incerte, rischi di sovrastoccaggio o complessità all'interno della catena possano rappresentare un grande ostacolo all'operatività e all'efficienza. I modelli introdotti in questo paragrafo mostrano come si possano superare tali problematiche grazie al loro utilizzo.

2.2.1 Support Vector Machines (SVM)

Le Support Vector Machines (SVM) sono state introdotte negli anni '90 da Vladimir N. Vapnik e dal suo gruppo di ricerca. La formalizzazione del metodo è stata pubblicata nel 1995 nell'articolo *“Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing”*, segnando un momento fondamentale nello sviluppo degli algoritmi di apprendimento automatico.

Con SVM viene identificata una tipologia di algoritmo di Machine Learning supervisionato, utilizzato soprattutto per la classificazione dei dati. Lo scopo principale di tale algoritmo è dividere i dati in classi differenti nel modo più preciso e accurato possibile (Pal, 2023).

Per fare ciò, le SVM individuano la “migliore linea di separazione”, chiamata *iperpiano*, che separa due gruppi di dati a seconda della loro tipologia:

- Nel caso di dati bidimensionali (2D), questa separazione sarà caratterizzata da una linea;
- Nel caso di dati tridimensionali (3D), la separazione verrà effettuata da un piano;
- Nel caso di dati con più dimensioni, come spesso accade nei dati reali, si parlerà di iperpiano.

In figura 14 viene mostrato un esempio di SVM.

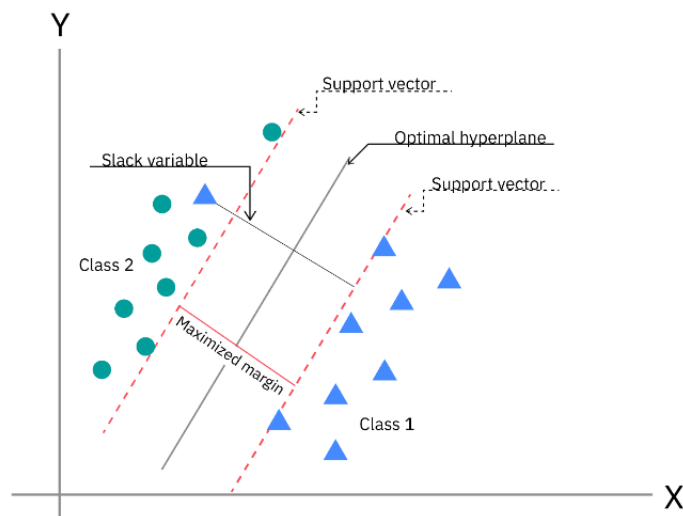


Figura 14. Rappresentazione VMS sui due assi cartesiani [14]

Attraverso la rappresentazione sui due assi cartesiani fornita in figura 14 è possibile identificare:

- **Iperpiano:** rappresenta il confine decisionale che separa le due classi raffigurate;
- **Vettori di supporto:** rappresentati dalle due linee tratteggiate, si tratta dei punti più vicini all'iperpiano di entrambe le classi;
- **Margine:** rappresenta la distanza tra l'iperpiano e i vettori di supporto. L'obiettivo è massimizzare questo margine, assicurando che l'iperpiano separi le classi nel modo più chiaro possibile.

La capacità di massimizzare il margine tra i punti più vicini delle due classi permette e garantisce una migliore generalizzazione dei dati, e di conseguenza una classificazione più accurata anche su set di dati mai visti in precedenza [29].

L'utilizzo di questo algoritmo risulta particolarmente efficace nel contesto della previsione della domanda e nella pianificazione ottimizzata delle scorte all'interno della supply chain. Esso consente di analizzare e classificare i comportamenti dei consumatori sulla base di variabili quali le abitudini di acquisto, la localizzazione geografica e la stagionalità. Inoltre, è in grado di individuare con precisione situazioni caratterizzate da picchi di domanda o, al contrario, da cali significativi. Un ulteriore punto di forza risiede nella capacità di modellare serie temporali complesse, ovvero dati che evolvono nel tempo secondo dinamiche non lineari e difficilmente prevedibili con modelli tradizionali.

Un elemento distintivo, inoltre, delle SVM è la capacità di utilizzare funzioni kernel, ovvero strumenti matematici in grado di “proiettare” il set di dati in uno spazio avente dimensioni superiori, senza calcolare esplicitamente le nuove coordinate. Questo metodo si rivela particolarmente utile nei casi in cui i dati non siano linearmente separabili nel loro spazio originale. Ad esempio, se si ipotizza di avere due classi di dati distribuite a forma di cerchio, l’una dentro l’altra, risulterebbe molto complesso tracciare una linea che separi i due gruppi. Per tale motivo, utilizzando una funzione di kernel, è possibile trasformare quei punti in uno spazio tridimensionale, dove la separazione tra le classi può avvenire mediante un piano lineare.

Vengono individuate tre tipologie differenti di SVM [30]:

- **SVM lineari:** quando i dati risultano linearmente separabili, è possibile applicare una SVM lineare per individuare una linea (in due dimensioni) o un iperpiano (in spazi multidimensionali) che separi efficacemente le diverse classi, massimizzando il margine tra i punti più vicini appartenenti a ciascuna categoria;
- **SVM non lineari:** nel caso di dati non linearmente separabili, le SVM possono ricorrere alle funzioni di kernel precedentemente descritte. In questo nuovo spazio, diventa possibile individuare un iperpiano che separi le classi in maniera efficace, superando i limiti imposti dalla distribuzione originaria dei dati;
- **Regressione vettoriale di supporto (SVR):** molto simile alle SVM lineari, con la differenza che in questo caso è necessario dichiarare il tipo di relazione che si vuole identificare tra le variabili dipendenti e indipendenti. Nel caso delle SVM lineari, questo accade automaticamente. L’utilizzo di questa tipologia di algoritmo, è necessaria in caso di problemi nei quali l’obiettivo principale è prevedere un valore numerico continuo, come ad esempio il calcolo di una domanda in un giorno specifico, oppure stimare la durata di una consegna. In questo caso, la SVM classica non può essere utile essendo finalizzata per problemi puramente di classificazione.

Di seguito, in figura 15, viene presentata una breve sintesi dei vantaggi e svantaggi riscontrati in tale algoritmo:

Vantaggi	Svantaggi
Elevata precisione	Tempo di formazione molto elevato, sconsigliando l’utilizzo per un ampio dataset
Memoria efficiente in quanto utilizzando un sottoinsieme di punti di addestramento, riduce il relativo consumo di memoria	In caso di un’elevata sovrapposizione delle classi, offre scarse prestazioni

Figura 15. Analisi dei vantaggi e svantaggi offerti [30]

Dal punto di vista innovativo, le SVM, rispetto ad altre soluzioni, permettono dunque una massimizzazione del margine tra le classi individuate, garantendo una migliore generalizzazione dei dati. Inoltre, la capacità di poter risolvere problemi non linearmente separabili, trasformando la dimensione dei dati in uno spazio a più dimensioni ne caratterizza un elemento distintivo dell'algoritmo. Questo perché, permette di affrontare problemi complessi senza aumentare considerevolmente il costo computazionale.

Si può affermare che le SVM siano particolarmente utili in contesti dove il dataset contiene un numero molto elevato di caratteristiche rispetto al numero totale dei campioni, ad esempio in contesti di riconoscimento immagini o testo, oppure dove viene richiesta una classificazione accurata e robusta con dataset equilibrati.

Nel caso in cui, invece, vi siano dataset molto rumorosi e ampi, le SVM non sono ottimali e non riescono a restituire la soluzione più efficiente rispetto ad altri algoritmi, come ad esempio i Grey Neural Network (GNN) [50].

Dall'analisi condotta, sono emerse numerose applicazioni di tale modello all'interno di scenari logistici. Ad esempio, in un contesto di vendita al dettaglio di prodotti a largo consumo (GDO), l'utilizzo di SVR per supportare le previsioni in SOK Market, una catena multinazionale con più di 600 punti vendita e 1500 prodotti, ha permesso una maggiore accuratezza nella definizione della domanda andando conseguentemente a diminuire rischi di overstock e stock out (Kilimci et al., 2019). Altro esempio concreto, è rappresentato da un'azienda di produzione di pistoni in India, il cui nome non viene esplicitamente dichiarato, dove attraverso l'applicazione delle SVM per la previsione della domanda ha riscontrato vantaggi notevoli rispetto ai metodi tradizionali come l'utilizzo della media mobile (Agarwal, Jayant, 2019).

2.2.2 Artificial neural network (ANN) e Grey Neural Network (GNN)

Un ulteriore modello di Intelligenza Artificiale particolarmente efficace nella previsione della domanda e nella pianificazione delle scorte è individuato nelle Reti Neurali Artificiali (ANN) e dalla successiva loro evoluzione, in grado di migliorarne precisione ed efficacia, nota come Rete Neurale Grigia (GNN) (Ali, 2024).

Con ANN si fa riferimento ad un sistema di elaborazione dell'informazione, il cui funzionamento prende spunto dai sistemi nervosi biologici (Floreano, Mattiussi, 2002). Esso è caratterizzato da un vasto numero di unità di elaborazione connesse tra di loro, le quali possono ricevere esclusivamente informazioni dall'ambiente esterno (unità di input), emettere informazioni all'esterno (unità di output) oppure comunicare esclusivamente con altre unità all'interno del sistema (unità nascoste). In figura 16 viene mostrato un breve schema di quanto appena descritto.

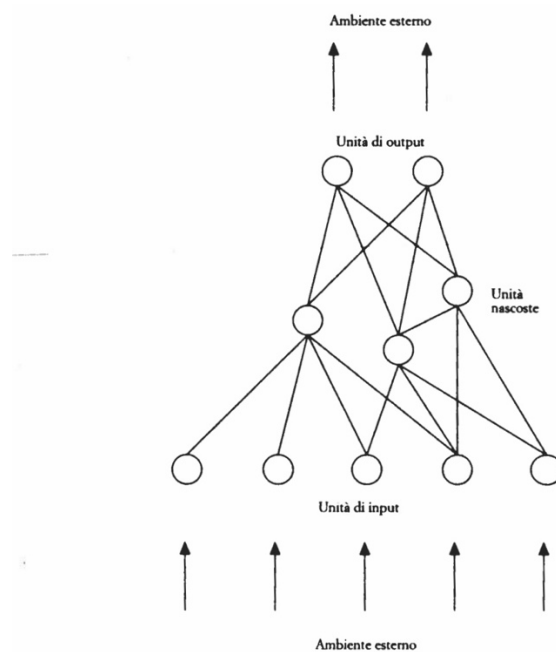


Figura 16. Rappresentazione di una Rete Neurale Artificiale (Floreano, Mattiussi, 2002)

Le seguenti unità vengono anche comunemente denominate neuroni, evidenziando il comportamento simile ad un vero e proprio neurone all'interno di una rete biologica. Possono anche essere chiamati nodi o processori.

Segue la seguente logica di applicazione:

- **Nodo attivo:** se la quantità di segnale ricevuta dal neurone supera la soglia prefissata di attivazione. In questo caso, verrà trasmesso un segnale alle altre unità collegate, che a loro volta funzioneranno da filtro in grado di aumentare o diminuire il segnale ricevuto, permettendo l'avanzamento della trasmissione;
- **Nodo disattivo:** se la quantità di segnale non supera la soglia imposta.

In un contesto di supply chain, l'ANN è utilizzato per prevedere le performance della catena di fornitura e la relativa domanda, partendo da dati di input come costi, tempo, emissioni. Focalizzandosi sul tema di previsione della domanda, quello che occorre come dati di input sono:

1. dati storici di vendita;
2. fattori stagionali e promozionali;
3. informazioni meteorologiche;
4. trend di mercato e comportamenti dei clienti;
5. eventi esterni (festività, crisi, ecc.).

Utilizzando un approccio di apprendimento supervisionato, descritto all'interno del paragrafo dedicato nel capitolo precedente, il sistema impara ad associare i vari dati di input ai livelli di domanda corrispondenti. Una volta addestrata, la rete sarà in grado di identificare e prevedere la domanda futura anche con dati incompleti. Questo modello è efficace nel catturare relazioni complesse e non lineari tra variabili (Zhang et al., 1998). Il presente modello, presenta però alcuni svantaggi riassunti all'interno della tabella 17:

<i>Svantaggio</i>	<i>Dettaglio</i>
Necessaria una grande mole di dati in input	Per un risultato ottimale, sono richiesti ampi dataset. All'interno della supply chain però risulta molto complesso fornire tali dati, in quanto possono risultare incompleti o scarsi.
Difficile interpretabilità	Risulta complesso interpretare il motivo delle decisioni prese dal sistema.
Elevato costo computazionale	L'addestramento supervisionato del sistema potrebbe richiedere molto tempo e un'elevata potenza di calcolo.
Overfitting	Rischio di non riuscire a generalizzare sui nuovi dati, andandosi a specializzare esclusivamente sul dataset di addestramento.
Scarsa adattabilità	In condizioni di elevata incertezza, l'ANN non rappresenta un sistema robusto.
Difficoltà di individuazione del sistema ottimale	Non esiste una regola precisa sulla quantità di nodi e strati da utilizzare, di conseguenza si richiedono numerosi tentativi ed errori per individuarla.

Figura 17. Analisi svantaggi ANN (Zhang et al., 1998)

Un esempio concreto di applicazione dell'algoritmo ANN è dato dalla multinazionale statunitense leader nel canale della grande distribuzione, Walmart, la quale deve gestire numerosi prodotti in circa 24 Paesi diversi. Nello studio analizzato, sono stati utilizzati i

dati storici della catena provenienti da 45 negozi differenti, con l'obiettivo di prevedere le vendite prima e dopo eventi improvvisi come condizioni meteo estreme, cercando di evitare stockout e overstock. Si è adottato un sistema ANN integrando quindi dati storici reali, condizioni meteo e calendari promozionali dei prodotti, ottenendo importanti risultati a livello di efficacia ed accuratezza nella previsione rispetto ad altri modelli tradizionali (Taghizadeh, 2017) .

Per i motivi sopra citati, viene introdotto il modello Grey Neural Network (GNN), che integra la capacità adattiva delle Reti Neurali Artificiali con la robustezza della Grey System Theory (GST) nei contesti di incertezza, migliorando così l'accuratezza predittiva in scenari complessi (Ali,2024).

Con Grey System Theory si fa riferimento ad un approccio, introdotto negli anni '80, pensato per gestire problemi contraddistinti da informazioni parziali ed incomplete, comuni in ambiti reali come la logistica sostenibile e l'economia. Si basa sull'idea che anche una piccola quantità di dati strutturati possa contenere informazioni significative per prendere decisioni o fare previsioni.

A seconda della tipologia di informazioni ricevute, vengono identificate tre tipologie differenti (Deng, 1989):

1. **Informazioni bianche:** caratterizzate da dati completi e perfettamente conosciuti. Ad esempio, database storici, misurazioni scientifiche oppure registri contabili strutturati;
2. **Informazioni grigie:** caratterizzate da dati parziali e non totalmente certi. Sono proprio queste le informazioni che vengono trattate e lavorate tramite Grey System Theory. Ad esempio, i dati estratti da osservazioni e previsioni limitate, oppure da dati incompleti derivati da nuovi prodotti sul mercato;
3. **Informazioni nere:** caratterizzate da dati completamente inaccessibili o informazioni sconosciute. In questo caso non è possibile dedurre alcun comportamento senza un'analisi più approfondita. Ne sono un esempio gli eventi imprevisti come una pandemia in fase iniziale.

Tale modello riscontra particolare successo nel settore energetico, dove viene utilizzato per stimare il fabbisogno energetico all'interno di aree con pochi dati storici (Feng et al., 2021). Ulteriore applicazione molto efficace è individuata nel settore agricolo, dove attraverso l'utilizzo di modelli GNN si riesce ad effettuare una previsione sui raccolti e sul consumo dell'acqua, in aree con dati climatici discontinui ed incerti (Ou, 2022).

Rispetto all'ANN, il modello GNN è dunque preferibile in contesti con:

- Dataset incompleti, rumorosi e parziali;
- Scarse informazioni e necessità di un modello robusto per la gestione;
- Contesti complessi ed incerti.

In generale, nei settori industriali dove è molto difficile reperire informazioni (informazioni grigie) il modello GNN è sempre preferibile rispetto all'ANN.

2.2.3 HCAI: Human – Centered Artificial Intelligence

Altro concetto molto interessante e di carattere strategico in ottica di gestione della domanda e pianificazione delle scorte, è rappresentato dalla Human - Centered Artificial Intelligence (Martini, 2024).

Con Human - Centered Artificial Intelligence (HCAI) si intende un modello di implementazione dell'intelligenza artificiale volto a prediligere i bisogni, i valori e le prospettive umane. In questo contesto, vengono coinvolti gli utenti, le parti interessate e gli esperti del settore durante l'intero ciclo dell'IA, dalle fasi di sviluppo fino all'implementazione pratica.

L'approccio dell'intelligenza artificiale incentrata sull'uomo si propone di includere le esigenze, i valori e le prospettive umane nei processi decisionali e nella progettazione dei sistemi intelligenti. Questo paradigma punta a facilitare l'interazione tra esseri umani e tecnologie digitali, sviluppando soluzioni che siano intuitive, trasparenti e facilmente fruibili. L'obiettivo principale è quello di creare tecnologie che non solo assistano l'uomo, ma che contribuiscano al miglioramento della vita quotidiana, attraverso l'aumento dell'efficienza, l'accesso più equo ai servizi, il rafforzamento della sicurezza e il benessere generale. I principali elementi che caratterizzano questo approccio vengono raffigurati in figura 18.

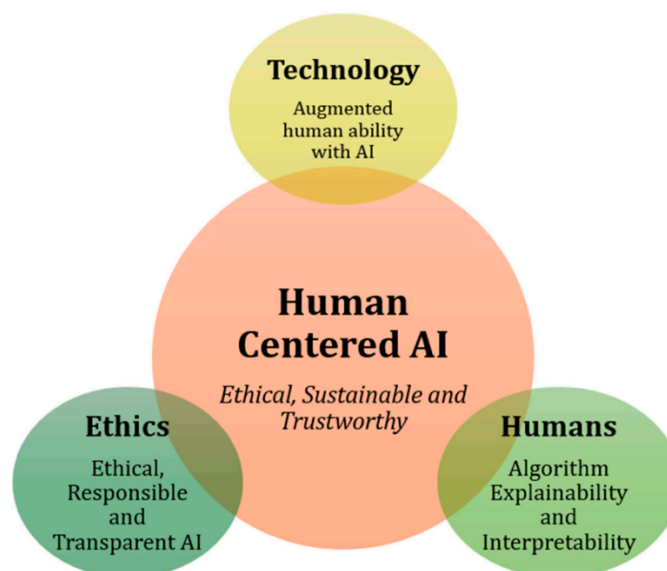


Figura 18. Aspetti coinvolti dalla HCAI (Martini, 2024)

Come viene mostrato, anche l'etica e la trasparenza rappresentano aspetti fondamentali nell'ambito dell'intelligenza artificiale centrata sull'uomo. Questo approccio attribuisce particolare importanza allo sviluppo e all'utilizzo responsabile dei sistemi di IA, ponendo

l'accento sul rispetto dei principi etici, sull'equità e sulla comprensibilità dei processi decisionali automatizzati. L'intento è quello di creare algoritmi che riflettano i valori umani, prevenendo forme di discriminazione e garantiscano una chiara tracciabilità delle scelte operate dalle macchine. In sintesi, l'IA Human - Centered pone al centro la persona e le sue necessità, promuovendo un impiego della tecnologia che sia vantaggioso, trasparente e rispettoso della dignità umana (Martini, 2024).

Soffermandosi, invece, sull'aspetto relativo all'applicazione di tale modello all'interno della catena di fornitura, in particolare sulla gestione della domanda e conseguente pianificazione delle scorte, non sarebbe corretto parlare esclusivamente di un solo tipo di IA. Con questo approccio Human - Centered, vengono incluse un insieme di tecnologie progettate per essere comprensibili, adattabili e collaborative con l'uomo. Ne sono un esempio gli algoritmi descritti nei paragrafi precedenti. Ad esempio, le SVM, ottimali per l'individuazione dei pattern di domanda, sono molto più interpretabili ed utilizzabili rispetto ad altri modelli più complessi, e vengono utilizzati in un contesto dove la trasparenza è un concetto fondamentale. Per quanto riguarda invece i GNN, utilizzati in presenza di dati incerti o incompleti, rispecchiano un eccellente strumento di adattabilità per l'uomo e le sue decisioni, garantendo una miglior gestione dell'incertezza. Anche le reti neurali artificiali (ANN), come precedentemente descritto, permettono una gestione di schemi non necessariamente lineari. La spiegazione, però, delle decisioni inerenti alle previsioni calcolate, possono essere interpretate in maniera più rapida e semplice dall'utente tramite strumenti di Explainable AI (XAI). Quest'ultimi comprendono un insieme di tecniche e approcci progettati per rendere interpretabili e trasparenti i risultati generati dagli algoritmi di Machine Learning, con l'obiettivo di favorire la comprensione e la fiducia da parte degli utenti umani nei confronti dei sistemi intelligenti [31].

Molti algoritmi funzionano come una sorta di "black box", come ad esempio le ANN, senza fornire una vera e propria spiegazione del risultato. In un contesto logistico come quello di gestione della domanda e delle scorte, potrebbe causare alcune problematiche all'utente che usufruisce di tali tecnologie, in quanto è necessario garantire l'affidabilità della previsione, ma soprattutto occorre fornire una spiegazione e una motivazione delle decisioni adottate agli stakeholder interni ed esterni. A tal proposito, le XAI riescono a mostrare quali variabili hanno influenzato la decisione e con quale peso, utilizzando principalmente tre tecniche:

1. **LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations):** metodologia che consente di spiegare singole previsioni di modelli complessi, trattati come "black box", attraverso la costruzione di un modello interpretabile e semplificato. In questo modo, è possibile comprendere quali variabili hanno influenzato maggiormente una specifica decisione del modello [32]. Esso si basa sulla generazione di variazioni controllate dell'input (dati perturbati), per poi osservare come il modello originale reagisce a tali modifiche. Sulla base delle risposte ottenute, viene quindi addestrato un modello interpretabile, come ad esempio una

regressione lineare, che approssima localmente il comportamento del modello complesso nell'intorno dell'istanza considerata;

2. **Heatmap Visive:** forniscono una rappresentazione grafica delle aree o delle variabili dell'input che hanno maggiormente influenzato l'output del modello. Possono aiutare a comprendere quali fattori temporali, geografici o promozionali sono stati determinanti per una certa previsione. Questo approccio garantisce un notevole miglioramento sia in termini di trasparenza che di comunicazione tra tecnologia e utente [32];
3. **SHAP (SHapley Additive exPlanations):** è una tecnica concepita per assegnare, a ciascuna variabile di input, un valore numerico corrispondente al contributo fornito per generare la previsione fornita dal modello di IA. I punteggi assegnati si basano sui valori di Shapley, un fondamento derivato dalla teoria dei giochi cooperativi, i quali misurano quanto ogni "giocatore" contribuisca al risultato finale. Anche in questo caso, attraverso questa tecnica viene garantita maggiore trasparenza e chiarezza nelle decisioni [32].

Esempio pratico di applicazione, è dato dall'azienda software Blue Yonder, la quale attraverso algoritmi di ML fornisce consigli e raccomandazioni di acquisto o rifornimento della merce, lasciando però la decisione finale ai planner umani. Molte aziende, come DHL e Carlsberg, sfruttano tale concetto [51]. Oppure, altra azienda IT nota come ToolsGroup, ha lanciato una piattaforma digitale chiamata "Decision Hub" in grado di utilizzare strumenti IA per indicare piani di demand forecasting e approvvigionamento, presentando un confronto tra scenari multipli lasciando, però, la valutazione anche in questo caso al team umano. [52].

L'approccio HCAI potrebbe, però, far emergere un conflitto latente tra efficienza algoritmica ed intuizione umana, in quanto se da un lato l'algoritmo è in grado di prendere decisioni con la finalità di ottimizzare obiettivi quantificabili, i manager possono anche considerare fattori intangibili o strategici, basate su esperienze pregresse. Questo aspetto potrebbe portare il team umano ad ignorare le raccomandazioni della tecnologia, prendendo decisioni opposte a quelle proposte. D'altro canto, affidarsi completamente all'algoritmo potrebbe portare ad errori dettati da un errato contesto di applicazione in caso di inaspettati cambiamenti come crisi improvvise o norme governative.

Per concludere, se da un lato è molto importante la qualità di elaborazione dell'algoritmo, dall'altro è necessario che ci sia una spiccata capacità organizzativa e manageriale del team umano, che ha il compito di integrare correttamente all'interno dei processi decisionali la tecnologia.

2.3 Pianificazione delle reti di trasporto

Ulteriore applicazione emersa durante l'analisi è l'utilizzo di numerosi strumenti IA a supporto della pianificazione dei trasporti con relativa ottimizzazione di quest'ultimi. All'interno del concetto di supply chain, i trasporti con la loro pianificazione e gestione ricoprono un ruolo significativo e impattante. La loro ottimizzazione garantisce un raggiungimento di standard e obiettivi in termini di sostenibilità ambientale e operativa. Le principali tecnologie sono descritte nel seguente paragrafo, presentando un'analisi dettagliata sui vari vantaggi e svantaggi che possono offrire con la loro applicazione.

2.3.1 Algoritmo Random Forest

L'algoritmo Random Forest è un avanzato algoritmo di apprendimento automatico, ampiamente utilizzato per affrontare problemi di regressione. Si distingue per la sua elevata flessibilità, robustezza e capacità predittiva, anche in presenza di dati complessi o rumorosi. Appartenente alla categoria degli algoritmi di Ensemble Learning (apprendimento d'insieme), tale modello possiede la capacità di costruire una molteplicità di alberi decisionali indipendenti, le cui previsioni vengono successivamente aggregate per generare un risultato finale più accurato e stabile rispetto a un singolo modello (Vien Vu, 2023).

La categoria di Ensemble Learning fa riferimento ad una tecnica in grado di unire due o più "learner", come ad esempio un modello di regressione e uno di rete neurale, per ottenere una previsione e un risultato più accurato. Possono essere individuati due modelli di apprendimento d'insieme: paralleli e sequenziali [33]. Per i primi, i vari "learner" vengono addestrati separatamente e parallelamente. All'interno di questo modello di apprendimento, è possibile effettuare un'ulteriore distinzione: sequenziali eterogenei ed omogenei. Gli eterogenei utilizzano algoritmi differenti per produrre le basi learner, mentre gli omogenei utilizzano il medesimo algoritmo.

Per i sequenziali, invece, vengono addestrati i vari learner suddividendo il processo per fasi. Seguendo i diversi step viene costruito il modello. Tale logica viene utilizzata per cercare di ridurre sistematicamente gli errori commessi nelle fasi precedenti.

In figura 19 vengono raffigurati i due modelli di apprendimento d'insieme.

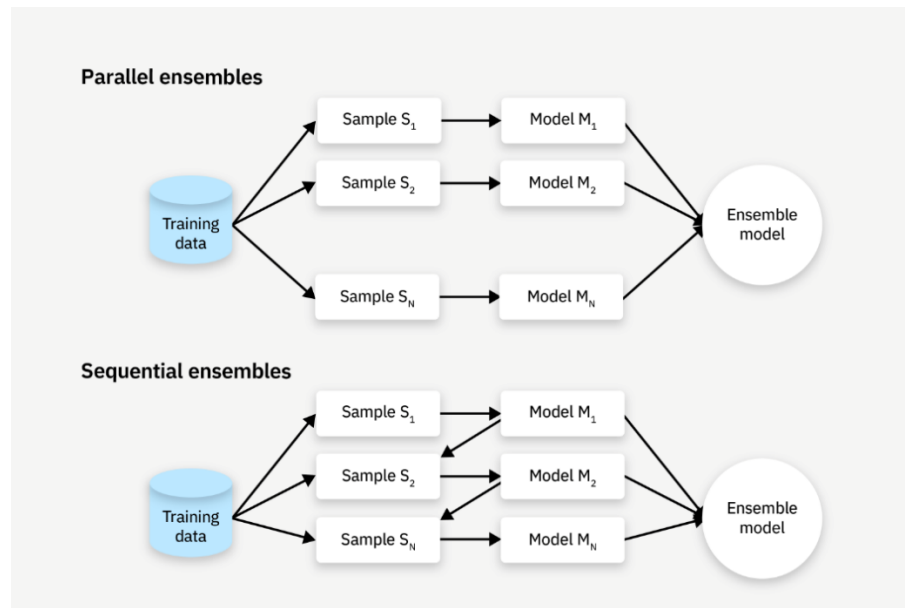


Figura 19. Rappresentazione dei due modelli d'apprendimento d'insieme: paralleli e sequenziali [33]

L'algoritmo Random Forest appartiene al modello di apprendimento parallelo omogeneo, nel quale come tecnica di apprendimento viene utilizzato il bagging. Quest'ultimo utilizzando diverse repliche di un determinato set di dati riesce ad addestrare più basi con il medesimo algoritmo di addestramento. Nello specifico l'algoritmo Random Forest utilizza questa tecnica per creare una serie di alberi randomizzati di caratteristiche in modo tale da andare a creare un nodo decisionale.

È possibile schematizzare l'operatività di tale algoritmo nei seguenti step, rappresentati in figura 20:

1. **Campionamento casuale:** attraverso il metodo bagging, precedentemente descritto, vengono creati i vari sottoinsiemi del set originale dei dati. Ogni sottoinsieme viene utilizzato per addestrare successivamente gli alberi decisionali;
2. **Costruzione alberi decisionali:** attraverso una selezione randomica dei data set creati, vengono costruiti i vari alberi decisionali in maniera indipendente gli uni dagli altri;
3. **Aggregazioni:** al termine degli addestramenti, il meccanismo di determinazione della previsione nel modello Random Forest varia a seconda del tipo di problema affrontato. Nel caso di regressione, il risultato finale viene ottenuto calcolando la media delle previsioni fornite dai singoli alberi decisionali. Al contrario, per i problemi di classificazione, il modello utilizza un criterio di voto di maggioranza, selezionando la classe più frequentemente predetta dai vari alberi come output definitivo.

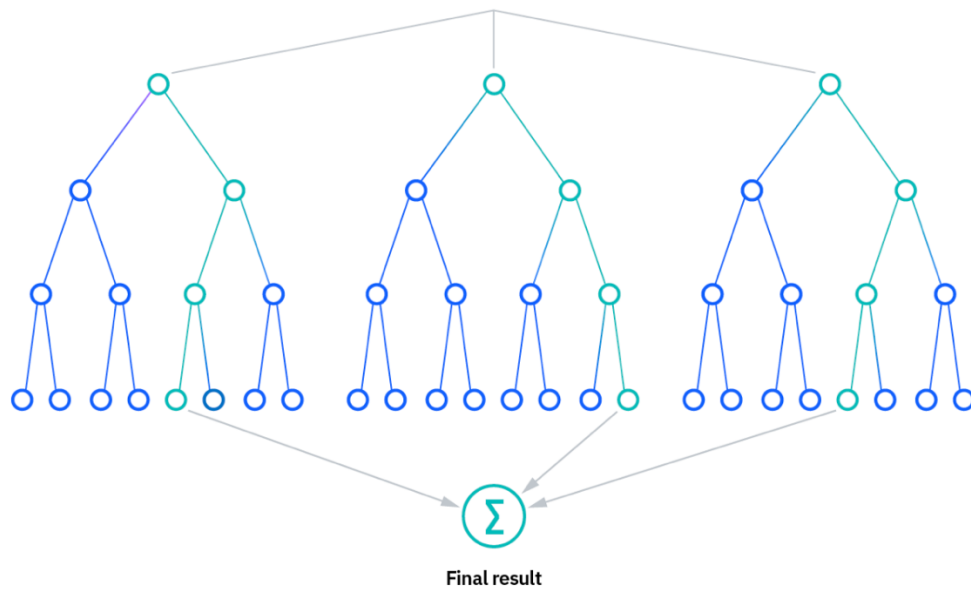


Figura 20. Algoritmo Random Forest (Vien Vu, 2023)

All'interno di un contesto di pianificazione di trasporto e ottimizzazione, esso può risultare molto utile per andare a stimare i tempi di consegna (ETA), utilizzando un ampio dataset di dati e calcolando i tempi medi di consegna andando a considerare variabili come traffico, distanza e tipologia di carico.

Inoltre, come ulteriore applicazione può anche essere utilizzato per andare a determinare le spedizioni in base alla loro priorità, stabilendo le sequenze di carico/scarico insieme alla tipologia mezzo più adatto.

All'interno di un contesto logistico di operazioni navali, è stato anche utilizzato per pianificare le rotte in funzione di un minor consumo di carburante, con la finalità di avere un minor impatto ambientale (Vien Vu, 2023)

Ulteriore esempio di applicazione, riguarda l'azienda General Electric Gas Power, specializzata nella produzione e fornitura di tecnologie e servizi per la generazione di energia a gas, la quale ha adottato tale algoritmo con l'obiettivo di calcolare con maggiore accuratezza i tempi di disponibilità dei prodotti in ingresso e selezionare la modalità di trasporto più sostenibile, tramite combinazioni multimodali tra navi e camion (Camur et al., 2024).

In figura 21 vengono presentati i principali vantaggi e svantaggi di tale modello.

<i>Vantaggi</i>	<i>Svantaggi</i>
Elevata accuratezza e robustezza	Difficile interpretabilità
Gestione di dataset incompleti e outlier	Alto costo computazionale
Gestione parallela di più alberi con conseguente gestione di dataset voluminosi	Rischio di overfitting se configurato erroneamente.

Figura 21. Analisi vantaggi e limiti dell'algoritmo Random Forest [53]

2.3.2 Natural Language Processing

Il Natural Language Processing (NLP) è un settore avanzato dell'intelligenza artificiale dedicato allo sviluppo di sistemi in grado di interpretare, analizzare e generare il linguaggio naturale, sia nella forma scritta che parlata, favorendo così una comunicazione più efficace tra esseri umani e macchine (Madancian, 2023).

Gli enormi vantaggi offerti da tale tecnologia risiedono nell'automatizzazione di attività ripetitive, nel miglioramento della comprensione del testo offerta all'utente e una ricerca e analisi di dati notevolmente migliorata. In quest'ottica, attività come l'assistenza dei clienti o la gestione documentale coadiuvata dall'utilizzo di strumenti come i NLP subiscono un'importante automatizzazione, in quanto garantiscono l'estrazione delle informazioni chiave e un riassunto dei contenuti, diminuendo drasticamente il tempo di elaborazione e gli errori commessi nella gestione manuale [34].

La NLP combina l'efficacia della linguistica computazionale con l'utilizzo di algoritmi di Machine Learning e Deep Learning. La linguistica computazionale impiega tecniche avanzate per analizzare e comprendere sia il linguaggio scritto che quello parlato, attraverso due principali livelli di analisi: sintattica e semantica.

L'analisi sintattica si concentra sull'esame della struttura delle frasi, applicando regole grammaticali per determinare le relazioni tra le parole. L'analisi semantica, invece, si basa sull'output della fase sintattica per derivare il significato delle parole all'interno del contesto della frase.

Un ruolo particolarmente rilevante è ricoperto dall'apprendimento auto-supervisionato (*Self-Supervised Learning - SSL*). Questo approccio si rivela essenziale per ridurre la dipendenza da grandi set di dati etichettati manualmente, tradizionalmente necessari per l'addestramento dei modelli NLP. Esso è in grado di imparare in autonomia a costruire "etichette" partendo da dati non etichettati, andando a ridurre la necessità di dataset strutturati, etichettati manualmente e permettendo l'utilizzo di un ampio range di dati disponibili. In questo modo, l'addestramento risulta più rapido ed economicamente più sostenibile.

È possibile suddividere lo sviluppo di questa tecnologia in tre differenti tipologie [34]:

1. **Rules-based NLP:** le prime applicazioni si basavano su regole “if-then pre-programmate”, senza capacità di apprendimento automatico. Ovvero:

- If: controlla una condizione;
- Then: nel caso in cui la condizione fosse vera, allora stabilisce l’azione da eseguire.

Questi sistemi erano estremamente limitati e poco scalabili, rispondendo solo a richieste specifiche. Ne è un esempio il sistema originale di Moviefone, il quale era un servizio telefonico che permetteva agli utenti di chiamare un numero e ottenere informazioni utili inerenti al film. Il tutto si basava su un’interazione tramite tasti telefonici e risposte pre-registrate, rispecchiando in pieno la logica “if-then”;

2. **Statistical NLP:** successivamente, l’NLP si è evoluto verso l’uso di tecniche statistiche, applicando algoritmi di Machine Learning per estrarre, classificare e interpretare testi e dati vocali. Introducendo rappresentazioni vettoriali del linguaggio, ovvero trasformando parole o frasi in numeri, in modo che i computer potessero capire, analizzare e lavorare con il linguaggio umano, è stato reso possibile lo sviluppo di strumenti come correttori ortografici e sistemi di scrittura predittiva;

3. **Deep Learning NLP:** oggi, l’NLP è dominato da modelli di Deep Learning che utilizzano grandi quantità di dati non strutturati per migliorare continuamente l’accuratezza. Tra le sottocategorie si distinguono:

- **Seq2Seq models:** basati su RNN, principalmente usati per la traduzione automatica;
- **Transformer models:** basati su due elementi chiave, quali i meccanismi di attenzione e la tokenizzazione. I primi permettono al modello, durante la lettura di una frase, di focalizzarsi sulle parole più rilevanti, assegnando loro un peso maggiore in base al contesto. La tokenizzazione, invece, consiste nella scomposizione del testo in unità più piccole chiamate token, che possono essere parole, sottoparti di parole o simboli, sui quali il modello esegue le proprie operazioni di elaborazione;
- **Autoregressive models:** come GPT, Llama e Mistral, progettati per generare testo prevedendo il termine successivo in sequenza. Quindi a ogni passo, sono in grado di prevedere quale sarà la parola successiva sulla base di tutto il testo già generato fino a quel momento;
- **Foundation models:** modelli pre-addestrati che accelerano lo sviluppo NLP e supportano attività come la generazione di contenuti, l’estrazione di informazioni e la retrieval-augmented generation, ovvero un’architettura ibrida che integra meccanismi di retrieval, quindi di recupero di documenti o dati rilevanti, con modelli generativi di linguaggio, migliorando l’affidabilità delle risposte.

In figura 22 viene presentata una breve sintesi dei diversi approcci utilizzati con NLP.

<i>Approccio</i>	<i>Tecnologia</i>	<i>Esempio applicativo</i>
Rules-based NLP	Sistemi statici con regole manuali	- Moviefone - Chatbot di I generazione
Statistical NLP	Machine Learning tradizionale	- Correttori ortografici - Sistemi di predizione testo
Deep Learning NLP	Deep learning	- Traduzione automatica - Generazione di testi (GPT)

Figura 22. Sintesi degli approcci NLP [34]

All'interno di un contesto di pianificazione di trasporti e relativa ottimizzazione, il NLP può risultare molto utile ed efficiente. Attraverso, ad esempio, l'analisi e la correzione automatica degli indirizzi scritti a mano dall'operatore, con relativo miglioramento della precisione inerente alla geocodifica e conseguente diminuzione gli errori di consegna [35]. Altro aspetto impattante, in cui il NLP offre un esempio di applicazione utile, è la pianificazione dinamica dei trasporti, ovvero la capacità di adattare in tempo reale il piano di spedizione a seconda delle informazioni ricevute durante l'operatività quotidiana. Tale tecnologia permette di interpretare i dati testuali o vocali provenienti da diverse fonti operative, giocando un ruolo cardine nella pianificazione. Essa consente una traduzione istantanea di eventi esterni in azioni operative, per esempio in caso di incidente autostradale, suggerendo percorsi alternativi e deviazioni.

Il NLP, in termini di logistica sostenibile può diventarne un fattore cruciale, soprattutto in scenari di pianificazione relativa ai trasporti, garantendo un approccio più resiliente e sostenibile, andando ad escludere percorsi critici a rischio con le conseguenti inefficienze, riducendo consumi e promuovendo anche un concetto di minimizzazione dell'utilizzo delle risorse. Da non sottovalutare anche l'aspetto di automazione documentale tramite la quale viene garantita un'analisi più veloce ed accurata, rispettando i parametri ambientali imposti per garantire una sostenibilità sia in termini ambientali che economici.

2.3.3 Algoritmi Genetici

Gli Algoritmi Genetici corrispondono a strumenti di IA, finalizzati all'ottimizzazione di soluzioni complesse tramite simulazione di processi evolutivi naturali.

Essi traggono ispirazione dalle teorie evolutive formulate da Charles Darwin nel celebre trattato *"On the Origin of Species by Means of Natural Selection"* pubblicato nel 1859. Questi concetti sono stati formalizzati nel contesto computazionale da John Holland nel 1975.

Alla base di tali algoritmi vi è il principio darwiniano secondo cui gli individui più "adatti" a un determinato ambiente presentano una maggiore probabilità di sopravvivere e trasmettere i propri tratti alle generazioni successive. In termini pratici, il processo simula una popolazione di possibili soluzioni che evolve di generazione in generazione, attraverso operazioni simili alla riproduzione sessuale e alla mutazione genetica (Hao, 2023).

Un tipico Algoritmo Genetico è composto da (Folino, 2023):

- Una popolazione finita di dimensione M , generata in modo casuale durante la fase iniziale dell'algoritmo, che rappresenta le soluzioni candidate. Esistono diverse varianti di algoritmi genetici, distinte principalmente per il modo in cui viene gestita l'evoluzione della popolazione. Nel modello generazionale, l'intera popolazione viene sostituita in ogni ciclo evolutivo da nuovi individui. In alternativa, il modello steady-state prevede che solo una parte della popolazione venga aggiornata a ogni generazione, mantenendo così una maggiore continuità. Nel modello elitario, invece, uno o più individui migliori vengono conservati invariati nel passaggio alla generazione successiva, garantendo che le soluzioni più promettenti non vengano perse. Un'altra configurazione interessante è il modello a isole, in cui più popolazioni evolvono separatamente e, solo in determinati momenti, avvengono migrazioni controllate di individui da una popolazione all'altra, favorendo la diversificazione genetica e riducendo il rischio di convergenza prematura;
- Una funzione di fitness (adattamento), che valuta la qualità di ogni soluzione rispetto all'obiettivo del problema;
- Una serie di operatori genetici che guidano l'evoluzione della popolazione (selezione, crossover e mutazione);
- Un criterio di arresto, che stabilisce quando il processo deve concludersi, ad esempio, al raggiungimento di una soluzione soddisfacente o dopo un certo numero di generazioni;
- Una serie di parametri di controllo, come probabilità di crossover e mutazione, dimensione della popolazione, numero massimo di generazioni.

In figura 23 viene mostrato un esempio di funzionamento di un Algoritmo Genetico.

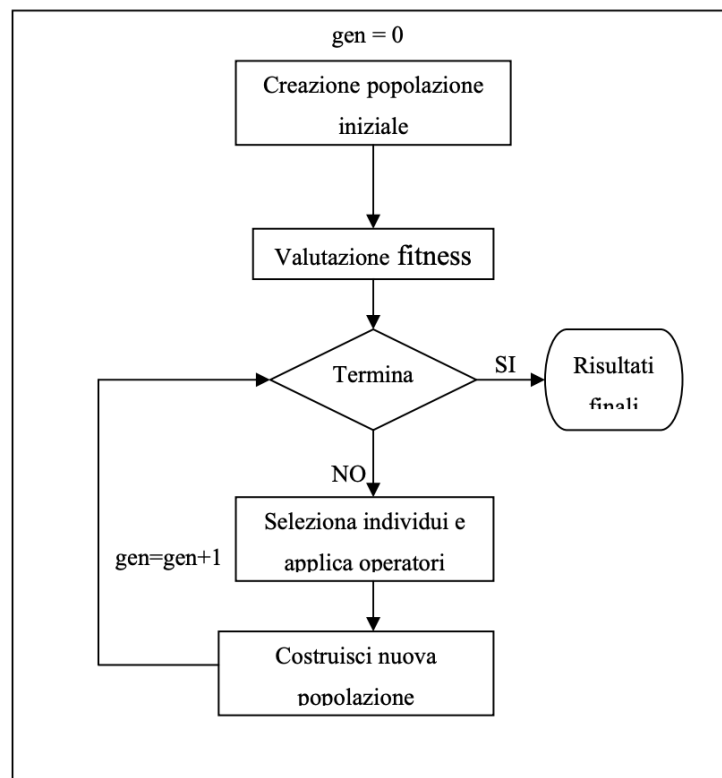


Figura 23. Schematizzazione di un Algoritmo Genetico (Folino, 2003)

Inizialmente, viene generata casualmente una popolazione di individui, ognuno rappresentato come una stringa di lunghezza fissa, spesso in formato binario. Dopo aver calcolato la fitness di ciascun individuo, il sistema verifica se i criteri di terminazione sono soddisfatti. Se non lo sono, si procede alla creazione di una nuova generazione, applicando:

- **Crossover:** combinazione di due genitori selezionati per produrre nuovi individui che ereditano tratti da entrambi;
- **Mutazione:** modifica casuale di uno o più geni all'interno di un individuo per mantenere la diversità genetica;
- **Riproduzione diretta:** copia di individui selezionati senza effettuare modifiche;

Il ciclo continua fino al soddisfacimento delle condizioni di arresto, assicurando nel tempo un progressivo miglioramento delle soluzioni esplorate (Folino, 2003).

Gli Algoritmi Genetici trovano un'applicazione fondamentale all'interno del Machine Learning come strumenti di ottimizzazione e selezione. La capacità di indagare ed individuare spazi di ricerca complessi li rende particolarmente adatti a migliorare le prestazioni dei modelli di Machine Learning, ottimizzandone parametri, strutture e dati in input (Luger, 2005).

Specialmente, se applicato insieme ai SVM e alle Reti Neurali, è in grado di ricercare la combinazione migliore dei parametri, ad esempio il numero di neuroni o il tasso di

apprendimento da applicare. Ulteriore applicazione interessante all'interno di un contesto logistico, con il fine di una gestione ottimale per la pianificazione dei trasporti, è come gli Algoritmi Genetici affrontano e cercano di risolvere i problemi di vehicle routing. Quest'ultimi fanno riferimento a problematiche aventi la finalità di individuare percorsi ottimali per una determinata flotta di veicoli, le quali necessitano di consegnare merci ad uno specifico numero di clienti. È necessario però rispettare vincoli come:

- Capacità dei veicoli;
- Minimizzazione dei costi relativi a distanza, tempo e carburante;
- Determinate finestre temporali per le consegne.

In base a questi limiti imposti, gli Algoritmi Genetici sono in grado di offrire una soluzione euristica, ovvero non del tutto esatta ma efficace, che emula il processo di evoluzione naturale per migliorare i percorsi proposti. Si può riassumere la logica di applicazione nei seguenti step (Geiger,2008):

1. **Codifica delle soluzioni:** ogni individuo rappresenta una probabile soluzione, per esempio una specifica sequenza di cliente da rispettare per la consegna;
2. **Funzione di fitness:** viene valutata la qualità di ogni individuo con l'obiettivo di minimizzare il più possibile il costo finale, tenendo conto della distanza da percorrere, del rispetto dei vincoli temporali e di capacità della flotta ed inserendo eventuali penalità per tali violazioni;
3. **Selezione:** gli individui con fitness (valutazione) più alta vengono selezionati per riprodursi;
4. **Crossover:** le soluzioni "padri" vengono combinate per ottenere soluzioni "figlie";
5. **Mutazione:** vengono introdotte nuove modifiche al fine di ottimizzare la soluzione ed ipotizzare nuove possibilità di risoluzione, come ad esempio invertire la sequenza di consegna e di percorso;
6. **Sostituzione:** le soluzioni peggiori vengono rimosse e sostituite con le nuove soluzioni migliori.

In figura 24 vengono così riassunti i principali vantaggi nell'utilizzo di un algoritmo genetico:

Vantaggio	Dettaglio
Adattabilità a problemi complessi e non lineari	Tali algoritmi sono in grado di affrontare problemi come il Vehicle routing, aventi molti vincoli e spazi di soluzione ampi
Ottimizzazione multi-obiettivo	I GA possono essere sviluppati per ottimizzare più variabili contemporaneamente come ad esempio il tempo, il costo e le emissioni
Ricerca globale dello spazio delle soluzioni	Grazie all'utilizzo della popolazione iniziale, consentono una ricerca più completa dell'intero spazio delle soluzioni
Flessibilità nella codifica delle soluzioni	Possono essere rappresentati tramite funzione binaria o numerica adattandosi ai diversi vincoli imposti dei problemi (rotte, orari)
Facilità di integrazione con altri metodi IA	Permettono una combinazione con altri algoritmi come ad esempio le reti neurali, per offrire delle soluzioni ibride più forti.
Robustezza alle variazioni di input	I GA in caso di variazioni nei dati o nei vincoli imposti inizialmente, sono molto robusti, offrendo prestazioni discrete anche in scenari incerti.

Figura 24. Vantaggi applicazione GA (Prins, 2003)

Rispetto ai metodi euristici tradizionali, il punto di forza dei GA è proprio la flessibilità e adattabilità nella codifica, in quanto permettono personalizzazioni nelle funzioni di fitness (funzione adibita alla combinazione di più parametri) comprendendo costi, tempi, emissioni e preferenze del cliente in contemporanea. Le euristiche tradizionali, invece, permettono la gestione di questi vincoli, singolarmente uno alla volta. Altro vantaggio, rispetto ai classici solver deterministici è la vasta copertura di soluzioni offerta in contesti complessi dove invece i solver tradizionali non riescono ad arrivare ed elaborare. L'utilizzo dei GA è ideale quando lo spazio di lavoro e ricerca è molto vasto e l'incertezza è elevata.

Ulteriore applicazione analizzata, sempre rivolta ad un contesto di pianificazione dei trasporti, è la pianificazione multimodale. Quest'ultima fa riferimento all'utilizzo di più mezzi di trasporto all'interno di uno stesso viaggio. Tramite l'utilizzo degli Algoritmi Genetici ci si pone l'obiettivo di andare ad ottimizzare il viaggio in oggetto, identificando la combinazione migliore di mezzi da utilizzare. Anche in questo caso dovranno essere tenuti in considerazione alcuni vincoli come:

- Bilanciamento complessivo dei costi in ottica di minimizzazione;
- Orari, tempi di percorrenza e coincidenze.

A livello di applicazione su casi reali, in un contesto di parcel delivery in Indonesia, ovvero servizi di consegna tramite corrieri espressi, è stato adottato un modello GA per

ottimizzare le rotte e il numero di veicoli utilizzati, riscontrando una riduzione significativa dell'inefficienza, con percorsi ridotti e riduzione dei tempi di consegna (Arifin, 2021). Altro esempio è dato da un caso di studio condotto, utilizzando i dati reali dall'azienda iraniana Kalle Dairy, società nel settore alimentare (Javadi et al, 2024). Dove attraverso l'utilizzo di Algoritmi Genetici sono andati a comparare i risultati attuali con quelli ottenuti tramite simulazione di utilizzo dell'algoritmo. In tutti gli scenari realizzati, sono stati riscontrati miglioramenti sia termini di pianificazione delle rotte, con conseguente diminuzione dei costi e dell'inefficienza.

Oltre ai principali vantaggi, è necessario porre evidenza anche su alcuni limiti applicativi di tale algoritmo (Prins, 2003):

- Necessità di una modellazione molto precisa ed accurata: se non gestita con cura la modellazione della funzione di fitness, può condurre a bias di elaborazione;
- Estrema sensibilità per i parametri inseriti: il risultato finale dipende fortemente dalle strategie di selezione ed inserimento dei dati;
- Costo computazionale estremamente elevato: il processo completo con la creazione della popolazione e le conseguenti iterazioni richiede molte risorse e anche un tempo elevato di elaborazione.

Da questa analisi, si può concludere che gli Algoritmi Genetici si rivelano strumenti estremamente efficaci per la pianificazione dei trasporti, in quanto permettono di affrontare problemi combinatori complessi in modo flessibile e multi-obiettivo. La loro applicazione, dunque, si può estendere dalla logistica dei veicoli alla mobilità urbana sostenibile, contribuendo in modo concreto all'efficienza operativa e alla riduzione dell'impatto ambientale.

2.4 Supporto alla pianificazione strategica

La pianificazione strategica in ambito logistico rappresenta il livello più alto del processo decisionale della supply chain e comprende la definizione di obiettivi e investimenti di lungo periodo relativi a infrastrutture, reti di trasporto, modalità operative e sostenibilità. È un'attività fondamentale per garantire l'allineamento tra la logistica e la visione aziendale, anticipando i cambiamenti nei mercati, nelle tecnologie e nelle normative. Nel dettaglio, all'interno del paragrafo verranno approfondite le tecnologie e strumenti di IA adibite a facilitare e migliorare le operazioni di real time monitoring, di manutenzione predittiva e selezione dei fornitori. Questi aspetti rientrano all'interno del contesto di pianificazione strategica in quanto vanno ad influenzare direttamente l'efficienza, la resilienza e la sostenibilità della supply chain nel lungo periodo.

2.4.1 Long - Short Term Memory (LSTM)

La prima tecnologia analizzata, a supporto delle operazioni di real time monitoring, è il modello di Deep Learning appartenente alla famiglia delle Reti Neurali Ricorrenti (RNN). La Long Short-Term Memory (LSTM) è una particolare architettura di rete neurale ricorrente (RNN), sviluppata da Sepp Hochreiter e Jürgen Schmidhuber nel 1997, progettata per affrontare le difficoltà che le RNN tradizionali incontrano nel gestire dipendenze a lungo termine nei dati sequenziali. Le reti LSTM si distinguono per la loro capacità di mantenere e aggiornare selettivamente informazioni nel tempo, rendendole particolarmente adatte all'analisi di dati strutturati in sequenze, come serie temporali, testo e linguaggio parlato. Questa caratteristica ha reso le LSTM uno strumento chiave all'interno del Deep Learning, con applicazioni riguardanti anche il monitoraggio intelligente in tempo reale [36].

Le LSTM incorporano un'unità di memoria e un sistema di porte (gates), che consentono di mantenere e gestire le informazioni cruciali nel tempo, affrontando le limitazioni delle RNN tradizionali. Il termine “memoria a breve termine” si riferisce alla capacità delle RNN di mantenere informazioni temporanee attraverso le attivazioni, che si propagano tra i nodi nella rete, mentre la memoria a lungo termine è rappresentata dai pesi, che si aggiornano gradualmente durante l'allenamento per acquisire conoscenza generale dei dati di input (Okut, 2021).

L'architettura di tale modello é la seguente:

- **Cell state:** uno degli elementi centrali delle reti LSTM è lo stato della cella, che funge da memoria interna del modello. Il suo funzionamento può essere associato a quello di un nastro trasportatore su cui le informazioni scorrono lungo la sequenza temporale. La struttura della rete mantiene intatto il flusso di informazioni, ed è in grado di applicare interazioni semplici come somme e moltiplicazioni. In assenza di modifiche, i dati possono fluire senza alterazioni. Tuttavia, attraverso appositi gate di controllo (input, forget e output), la rete può aggiungere, aggiornare o rimuovere selettivamente informazioni, permettendo alla LSTM di conservare solo ciò che è rilevante. Le altre informazioni ritenute superflue verranno scartate. In questo modo viene mantenuta la coerenza del contesto nel tempo;
- **Forget gate:** decide che tipo di informazioni eliminare dalla memoria a lungo termine, utilizzando una funzione sigmoidea, ovvero una curva avente un andamento ad S. Tale funzione restituisce valori compresi tra l'intervallo $[0,1]$:
 - Valore "0": dimentica tutto;
 - Valore "1": conserva tutto;
- **Input gate:** definisce quali tipo di informazioni debbano essere memorizzate. Inoltre, svolge anche il ruolo di protezione della memoria interna dalle perturbazioni da parte dei dati in input irrilevanti. Anche in questo caso viene utilizzata una funzione di attivazione sigmoidea in grado di generare i valori in ingresso e convertirli in valori compresi tra 0 e 1;
- **Output gate:** determina quale parte dell'informazione memorizzata viene usata per produrre l'output in quel momento.

Si può affermare che le reti LSTM offrano vantaggi significativi nella modellazione di serie temporali complesse, grazie alla loro capacità di mantenere memoria a lungo termine, di gestire dinamicamente le informazioni e di adattarsi a dati reali spesso incompleti o rumorosi. Tali caratteristiche le rendono strumenti particolarmente efficaci per applicazioni predittive avanzate in ambito logistico come, ad esempio, il monitoraggio in real time. La figura 25 riassume i principali vantaggi e punti di forza di tale modello.

Vantaggi	Dettaglio
Memoria a lungo termine efficace	Il modello LSTM è progettato per mantenere le varie informazioni rilevanti nel tempo
Flessibilità nella gestione della memoria	Attraverso i gate di controllo è possibile decidere cosa ricordare o meno.
Capacità di lavorare con dati rumorosi o incompleti	Maggiore robustezza rispetto ad altri modelli in caso di dati reali affetti da rumori, outlier o variazioni impreviste.
Sequenze di input non predefinite	All'interno del LSTM non viene stabilita una lunghezza predefinita o una struttura dati fissa. Possono essere elaborati dati in input di lunghezza arbitraria.
Estrema versatilità applicativa	Tale modello può essere utilizzato in una molteplicità di contesti, dal monitoraggio all'analisi finanziaria
Apprendimento con pattern temporali complessi e non lineari	Il LSTM è in grado di modellare anche dinamiche molto complesse come, ad esempio, in presenza di stagionalità irregolari nelle serie temporali

Figura 25. Vantaggi del modello LSTM (Greff et al., 2017)

Rispetto ad altri modelli predittivi, come ad esempio i SVR, la memoria a lungo termine è il vero punto di forza, in quanto solitamente i modelli sono privi di memoria interna o dotati di finestre temporali molto brevi. Inoltre, rispetto ai classici modelli statistici o di regressione lineari, sono in grado di lavorare ottimamente anche con dati molto complessi e rumorosi.

Anche in questo caso, però, non sono assenti alcuni limiti operativi. Ad esempio, vista l'elevata efficacia del modello, è richiesto un alto costo computazionale, richiedendo più tempo per l'addestramento e di disponibilità di risorse. Inoltre, anche in questo caso, vi è il concetto di scarsa interpretabilità dell'algoritmo, rispetto ad altri modelli classici, e di rischio overfitting come l'algoritmo Random Forest (Oukhouya, El Himdi, 2023).

L'integrazione delle reti LSTM con dispositivi IoT per la raccolta dei dati consente di rafforzare la gestione del rischio nella supply chain. Questo approccio, di natura predittiva e proattiva, permette l'identificazione tempestiva delle criticità emergenti, migliorando la capacità di risposta e l'adattabilità dell'intera catena di fornitura ai cambiamenti improvvisi del contesto operativo (Aljohani, 2023). Ad esempio, può essere utilizzato per individuare in tempo reale delle congestioni operative all'interno di magazzini per prevenire eventuali colli di bottiglia e ottimizzare la movimentazione della merce.

Partendo dall'acquisizione dei dati in input iniziali tramite scanner, sensori, nastri trasportatori:

- Numero colli per linea;
- Frequenza di picking;
- Tempo di permanenza della merce.

La rete LSTM viene addestrata in base a questi set di dati in input e in fase operativa è in grado di prevedere quantità future in entrata o in uscita, oltre a rilevare carichi critici sulle diverse linee. Nel caso venissero individuate eventuali criticità di saturazione o situazioni anomale, invierà una notifica di alert permettendo all'utente di prendere i dovuti accorgimenti.

Un esempio concreto di applicazione è dato dalla multinazionale Hitachi, azienda produttrice in diversi settori, che in collaborazione con NVIDIA, leader nel settore IT, ha implementato una piattaforma denominata HMAX (Hyper Mobility Asset Expert) in grado di analizzare in tempo reale i dati raccolti da vari sensori all'interno di treni e macchine operative. In questo modo si è passato ad una manutenzione basata sulle condizioni d'utilizzo (condition based) e non basate sul tempo trascorso di utilizzo del macchinario (time based). Il modello LSTM ha permesso la rilevazione di aspetti complessi come trend di vibrazione e temperatura, scatenando alert automatici quando tali deviazioni superano determinate soglie. In questo modo, vengono minimizzati i guasti e aumentata l'efficienza operativa [49].

Questa applicazione riveste un ruolo rilevante anche in termini di sostenibilità economica per l'azienda, poiché consente una riduzione dei costi legati alla manutenzione e agli interventi correttivi, grazie alla capacità di prevenire guasti e disservizi attraverso un monitoraggio tempestivo.

2.4.2 Anomaly detection IA

Con il termine “anomaly detection” si intende l’identificazione automatica di eventi o comportamenti irregolari all’interno dei flussi logistici, rilevati attraverso strumenti e algoritmi IA.

Esempio tipico di algoritmo applicato nell’anomaly detection è l’autoencoder (Barman et al, 2022). Negli ultimi anni, gli autoencoder hanno acquisito un ruolo sempre più centrale nel panorama delle tecniche di intelligenza artificiale, in particolare nel campo dell’apprendimento non supervisionato. Si tratta di reti neurali progettate per apprendere rappresentazioni compresse e significative dei dati, ricostruendoli in uscita a partire da una versione semplificata (Barman et al, 2022). La loro struttura si compone di tre elementi fondamentali:

- Un encoder, che riduce l’input in una rappresentazione più semplice e compatta;
- Un decoder, che ricostruisce il dato originale a partire da questa codifica;
- Un bottleneck, che memorizza i dati compressi dall’encoder e rappresenta il componente più significativo della rete.

L’obiettivo principale di un autoencoder è quindi quello di ottenere un output il più possibile simile all’input originale, minimizzando l’errore di ricostruzione. Questo processo permette al modello di cogliere le caratteristiche essenziali dei dati, favorendo la scoperta automatica di pattern nascosti o ricorrenti.

Una delle particolarità più interessanti degli autoencoder è la loro capacità di modellare anche relazioni non lineari, a differenza di tecniche più tradizionali come la Principal Component Analysis (PCA), che operano invece in spazi lineari. Sebbene la PCA sia più leggera dal punto di vista computazionale, l’autoencoder offre una maggiore flessibilità e potere espressivo, risultando più adatto a problemi complessi e multidimensionali.

A seconda dell’obiettivo e del contesto applicativo, esistono diverse varianti di autoencoder. In tabella 26 vengono riassunte le principali varianti.

<i>Variante</i>	<i>Dettagli</i>
De-noising Auto-Encoder	Progettati per ricostruire dati partendo da versioni corrotte o rumorose, rendendoli particolarmente utili per la pulizia di segnali o immagini
Sparse Auto-Encoder	Introducono vincoli di attivazione per incentivare il modello a selezionare solo le caratteristiche più rilevanti.
Deep Auto-Encoder	Gli autoencoder profondi sono utili per il topic modelling, ovvero la modellazione statistica di argomenti astratti sparsi in una collezione di testi. Possono anche comprimere le foto in vettori di 30 numeri.
Contractive Auto-Encoder	In grado di fornire una rappresentazione robusta, meno suscettibile a piccole variazioni minime dell'input. Aggiungendo un termine di penalità alla funzione di perdita, la rappresentazione dei dati diventa più robusta.
Under complete Auto-Encoder	Dotati di una dimensione ridotta dello strato nascosto rispetto allo strato di ingresso.
Variational Auto-Encoder	Adottano un approccio probabilistico per apprendere una distribuzione latente, risultando estremamente utili nella generazione di nuovi dati e nell'anomaly detection.
Convolutional Auto-Encoder	Sfruttano architetture a convoluzione, rendendoli ideali per il trattamento di immagini.

Figura 26. Varianti disponibili di Auto-encoders (Barman et al, 2022)

Tra le principali applicazioni degli autoencoder si individua, appunto, il rilevamento di anomalie. In questo ultimo contesto, il modello viene tipicamente addestrato su dati “normali” e sarà poi in grado di rilevare anomalie qualora l'errore di ricostruzione superi una certa soglia, poiché il modello faticherà a riprodurre ciò che non ha mai visto prima. All'interno di un contesto logistico, ad esempio, basato sull'acquisizione giornaliera di importanti volumi di dati tramite sensori IoT installati su vari macchinari come nastri trasportatori o carrelli elevatori, l'utilizzo di un sistema autoencoder garantisce una solida continuità operativa e una spiccata prevenzione ai guasti. Una volta addestrata tale rete, apprende l'andamento operativo corretto. Quando in fase di produzione reale riceve in input nuovi dati, come ad esempio un pattern anomalo di vibrazione in un motore o un rallentamento nella movimentazione, il modello non sarà in grado di ricostruire correttamente l'input, andando a produrre un errore di ricostruzione elevato.

Questa deviazione tra input e output, di conseguenza, viene interpretata come anomalia, e può innescare vari fattori quali:

- un avviso in real time per il personale di manutenzione;
- un'interruzione controllata della macchina per verifica;
- la registrazione automatica dell'evento in una dashboard di monitoraggio.

Tuttavia, nonostante i numerosi vantaggi descritti, gli autoencoder non sono privi di limiti. Il loro costo computazionale può essere elevato, soprattutto nel caso di architetture profonde, e vi è una certa sensibilità all'overfitting, che può compromettere la generalizzazione su dati nuovi, soprattutto in presenza di dataset poco equilibrati o di dimensioni ridotte.

Tale modello, in termini di sostenibilità, si ritaglia uno spazio rilevante in quanto il suo utilizzo nel monitoraggio in real time di eventuali anomalie, va ad agire in anticipo su potenziali guasti gravi che comporterebbero una vita utile minore delle risorse e un conseguente aumento dei rifiuti e delle sostituzioni premature. Inoltre, anche il monitoraggio in termini di consumi energetici permette un attento controllo su eventuali inefficienze. Quest'ultime se contenute permettono una riduzione sia dell'impatto a livello ambientale dovute all'emissioni inquinanti, ma anche in termini economici, riducendo i costi di consumo.

2.4.3 Algoritmi di clustering K-means

Uno degli algoritmi di apprendimento non supervisionato più diffusi e longevi è il K-means clustering, utilizzato per suddividere un insieme di dati in k gruppi omogenei sulla base di similarità interne. La logica alla base dell'algoritmo si fonda sull'identificazione di centroidi, ovvero punti rappresentativi per ciascun cluster, calcolati come la media delle osservazioni associate. Il processo di clustering avviene attraverso un'iterazione che alterna due fasi: l'assegnazione dei punti al centroide più vicino, in genere secondo la distanza euclidea, e l'aggiornamento dei centroidi sulla base dei nuovi gruppi formati. L'iterazione si conclude quando non vi sono più spostamenti tra i cluster o si raggiunge un numero massimo di iterazioni (Oti et al, 2021).

Questo approccio è noto per la sua semplicità, efficienza computazionale e scalabilità, tuttavia presenta alcuni limiti. Tra questi, la necessità di specificare a priori il numero di cluster, la sensibilità alla scelta dei centroidi iniziali e la difficoltà nel gestire determinati tipi di cluster. Per ovviare a tali criticità, sono state proposte nel tempo diverse varianti del K-means: tra le più note, il metodo di Forgy (più semplice e veloce rispetto al classico algoritmo), il K-means standard di Lloyd (molto più intuitivo ed è il più utilizzato), l'approccio online di MacQueen (adatto ad un volume molto più grande di dataset), e il metodo di Hartigan e Wong (il più veloce nell'elaborazione) (Oti et al, 2021).

In figura 27 viene mostrata un'analisi sintetica e comparativa dei vantaggi e svantaggi di tale algoritmo.

<i>Vantaggi</i>	<i>Svantaggi</i>
Semplicità	Dipendenza dai parametri di input
Velocità	Prestazioni poco efficienti su alcuni set di dati
Scalabilità	Impatto significativo degli outlier

Figura 27. Trade off vantaggi e svantaggi per l'algoritmo K-means [37]

Nel dettaglio, l'algoritmo K-means oltre ad essere molto intuitivo e di elevata facilità di applicazione, risulta molto veloce nella sua elaborazione. Il motivo è dovuto ad un approccio iterativo più snello rispetto alla tipica costruzione di una struttura ad albero di cluster. Inoltre, si distingue per la sua elevata scalabilità, risultando particolarmente adatto all'elaborazione di grandi volumi di dati. La sua efficienza computazionale lo rende preferibile rispetto ad altri metodi di clustering in scenari in cui la rapidità di esecuzione è un requisito fondamentale. Inoltre, la capacità di adattarsi a cluster con forme e dimensioni differenti lo rende uno strumento flessibile ed efficace per l'identificazione di gruppi strutturati all'interno di dataset complessi. [37].

Nonostante i numerosi vantaggi, l'algoritmo K-means presenta alcune limitazioni critiche legate alla sua configurazione e alla natura dei dati analizzati. Una delle principali debolezze risiede nella dipendenza dai parametri di input, in particolare nella scelta del numero di cluster (k) e nell'inizializzazione dei centroidi. Un'impostazione inadeguata può compromettere l'efficacia del clustering, portando a risultati poco significativi e ad un aumento del tempo necessario per l'elaborazione. Proprio per questo motivo, numerosi studi si sono concentrati sull'ottimizzazione delle tecniche di inizializzazione, al fine di migliorare la qualità dei cluster e ridurre il numero di iterazioni richieste. Un altro aspetto problematico riguarda la scarsa performance su dataset con caratteristiche complesse, come la presenza di cluster di dimensioni non uniformi, densità variabili o alta dimensionalità. In questi casi, il K-means tende a produrre risultati distorti, in quanto i centroidi possono essere influenzati eccessivamente dai cluster più estesi, penalizzando quelli più piccoli. [37]

Infine, K-means è noto per la sua elevata sensibilità agli outlier. Poiché l'algoritmo calcola i centroidi come media dei punti assegnati, la presenza di valori anomali può spostare significativamente la posizione dei centroidi, compromettendo l'accuratezza della suddivisione in cluster. Questa vulnerabilità rende fondamentale la pre-elaborazione dei dati e una valutazione attenta delle loro caratteristiche prima dell'applicazione dell'algoritmo [37].

In ambito logistico, si rileva particolarmente utile su differenti contesti, tra cui la segmentazione e la selezione dei fornitori. Un classico iter di applicazione segue i seguenti step:

1. **Definizione dei criteri di valutazione:** Identificare le caratteristiche rilevanti dei fornitori, come qualità del prodotto, tempi di consegna, costi, affidabilità e sostenibilità.;
2. **Raccolta e normalizzazione dei dati:** Raccogliere dati quantitativi e qualitativi sui fornitori e normalizzarli per garantire la comparabilità tra i diversi criteri.
3. **Determinazione del numero di cluster (k):** attraverso vari metodi statistici andare a determinare il numero ottimale di cluster;
4. **Applicazione dell'algoritmo K-means:** Eseguire l'algoritmo per assegnare ciascun fornitore al cluster più appropriato;
5. **Analisi dei risultati:** Interpretare i cluster risultanti per comprendere le caratteristiche comuni dei fornitori in ciascun gruppo e sviluppare strategie di gestione specifiche per ogni segmento.

In termini di sostenibilità, l'aspetto della selezione dei fornitori ne rappresenta un elemento cruciale. La scelta dei partner corretti, attraverso l'introduzione di criteri ambientali, sociali e di governance, possono garantire una riduzione importante dell'impatto ambientale e una maggiore trasparenza lungo tutta la filiera di fornitura. Inoltre, spesso, i fornitori sostenibili adottano processi più efficienti, riducendo sprechi e costi operativi lungo la catena logistica.

2.5 Analisi case study

Diversi contesti aziendali offrono esempi concreti di applicazione dell'intelligenza artificiale all'interno delle operazioni logistiche. Alcune realtà hanno introdotto strumenti IA per rispondere a esigenze specifiche legate alla previsione della domanda, alla gestione delle scorte o all'ottimizzazione dei processi distributivi. In particolare, grandi operatori della distribuzione hanno adottato modelli di Machine Learning per migliorare l'accuratezza delle previsioni nei flussi di approvvigionamento, mentre imprese del settore e-commerce hanno implementato sistemi di apprendimento automatico per regolare dinamicamente la disposizione dei prodotti nei magazzini e ottimizzare la rete di consegna. In altri casi, sono stati introdotti algoritmi per la classificazione dei fornitori o per il monitoraggio in tempo reale della filiera attraverso dati raccolti da sensori e dispositivi IoT. Alcune aziende, infine, si sono orientate verso l'integrazione di Reti Neurali o modelli LSTM per la gestione di dati temporali complessi, come quelli relativi alla domanda fluttuante o ai ritardi nelle spedizioni.

Dall'analisi condotta sono emersi numerosi case study di aziende volte all'utilizzo di tali strumenti per raggiungere i vari obiettivi descritti. Ad esempio, DHL, azienda leader nelle spedizioni, ha avviato un processo strategico di digitalizzazione e trasformazione operativa attraverso l'adozione di tecnologie di IA. Questo approccio mira a soddisfare le nuove esigenze del mercato, caratterizzato da una domanda sempre più orientata alla rapidità, precisione e trasparenza nelle consegne. L'integrazione dell'IA nelle operazioni logistiche di DHL rappresenta una risposta concreta a tali sfide (Boorová et al, 2024).

L'adozione dell'IA da parte di DHL riflette un cambiamento concettuale profondo nella gestione della supply chain, che include aspetti come la sostenibilità, l'interazione con il cliente e l'ottimizzazione dei processi. Una delle applicazioni più rilevanti riguarda la ottimizzazione dinamica delle rotte. Grazie ad algoritmi di Machine Learning, DHL è in grado di elaborare in tempo reale grandi volumi di dati relativi a traffico, condizioni meteorologiche e posizione dei veicoli (Boorová et al. 2024). L'azienda ha anche implementato robot autonomi, noti come LocusBots, nei propri centri logistici, come ad esempio a Beringe (Paesi Bassi), per automatizzare attività di picking e sorting. Sono stati fatti investimenti, anche in sistemi AI per la gestione dell'interazione con il cliente, come chatbot intelligenti in grado di gestire richieste complesse in tempo reale, migliorando la customer experience. Questi strumenti sono stati particolarmente efficaci nell'assistenza clienti e nella gestione delle consegne urgenti o personalizzate (Boorová et al, 2024).

Altro esempio di azienda analizzata è Amazon. Il colosso dell'e-commerce ha dimostrato di applicare modelli avanzati di machine learning per anticipare la domanda dei clienti e ottimizzare la propria rete logistica. Inoltre, all'interno dei magazzini, tramite IA alimenta robot automatici nominati KIVA, realizzati da una startup del Massachusetts acquisita da Amazon nel 2012, per il trasporto dei prodotti sui vari scaffali (Awasthi, 2024). Ulteriore applicazione, risiede nei processi di consegna. Per quest'ultimo tema, viene utilizzata un app chiamata "Flex" alimentata sempre dall'IA. Essa è in grado di calcolare, in base alle

informazioni sulle consegne relative al peso, destino e quantità, quanti trasportatori sono necessari e quali sono i migliori. Il trasporto corretto della merce, dal punto di carico al punto di destino, è fondamentale in quanto rappresenta circa il 50% del costo totale della consegna e ottimizzarne il viaggio è un aspetto molto importante per l'azienda (Awasthi, 2024).

Anche Nike, colosso dell'abbigliamento sportivo, ha integrato il Machine Learning, ma questa volta, nei processi di valutazione dei fornitori, utilizzando algoritmi per assegnare punteggi basati su indicatori di sostenibilità. Tale approccio supporta scelte di approvvigionamento etiche e incentiva comportamenti virtuosi lungo la catena di fornitura (Pal, 2023). Mentre Starbucks, multinazionale di caffè statunitense, ha sfruttato l'IA per rafforzare la trasparenza lungo la supply chain, implementando sistemi di tracciamento in tempo reale. In questo modo i loro clienti hanno la possibilità di seguire l'intero percorso del prodotto, promuovendo una maggiore fiducia e incentivando pratiche responsabili da parte dei fornitori (Pal, 2023).

Altra applicazione rilevante fa riferimento ad un caso di studio relativo ai servizi bancari online, la cui finalità era quella di prevedere la probabilità che un cliente annullasse o restituisse un prodotto finanziario, come prestiti o carte di credito, al fine di ottimizzare la logistica inversa, ridurre i costi operativi e migliorare la soddisfazione del cliente (Dabo, Hosseinian-Far, 2023). La metodologia utilizzata combina:

- Alberi decisionali: i quali identificano pattern rilevanti nei dati, suddividendo i clienti in gruppi omogenei (nodi foglia), che diventano nuove variabili per la fase successiva;
- Regressione logistica binaria: dove le caratteristiche trasformate in variabili alimentano un modello di regressione logistica che calcola la probabilità di restituzione/cancellazione.

Tale modello, oltre a dimostrarsi molto accurato, si è rivelato anche notevolmente scalabile e adattabile in altri settori, dove può supportare la previsione dei resi e il miglioramento dei processi di post-vendita.

Per concludere, sono sempre più numerose le aziende disposte ad adottare nei loro processi logistici e decisionali soluzioni e tecnologie IA. In particolare, in Italia, secondo un report ISTAT del 2025 focalizzato sull'analisi dell'adozione di tali tecnologie, nel 2024, l'adozione dell'IA da parte delle imprese con almeno 10 dipendenti ha raggiunto l'8,2%, in aumento rispetto al 5,0% registrato nel 2023. Le aziende con una forza lavoro compresa tra 50 e 99 addetti mostrano un'evoluzione significativa, salendo al 14,0% rispetto al precedente 5,6%. Anche tra le grandi imprese si osserva una crescita rilevante, passando dal 24,1% al 32,5%.

Analizzando i settori economici, le tecnologie IA risultano maggiormente adottate dalle imprese informatiche (36,7% nel 2024, rispetto al 23,6% del 2023 e al 16,9% del 2021), da quelle operanti nelle telecomunicazioni (27,6%, rispetto al 13,3% e al 18,1% degli

anni precedenti) e dalle aziende del comparto audiovisivo e musicale (28,3% contro l'11,1% del 2023). Si rileva inoltre un incremento nell'uso integrato di più soluzioni IA: la percentuale di imprese con almeno 10 dipendenti che impiegano due o più tecnologie è passata dal 2,8% al 5,2%.

Segue in figura 28 una rappresentazione delle prime 10 attività economiche che utilizzano almeno una tecnologia IA.

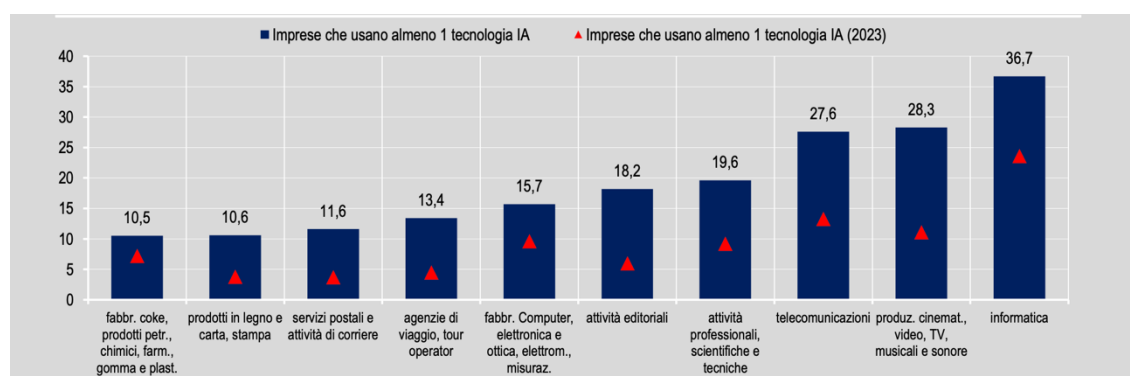


Figura 28. Le prime 10 attività economiche che utilizzano almeno una tecnologia IA (Istat, 2025)

Tra le imprese che fanno uso dell'IA, le applicazioni più diffuse includono l'estrazione automatica di informazioni da testi con un 54,5%, l'IA generativa per la produzione di contenuti scritti o orali con un 45,3% e il riconoscimento vocale per la trascrizione del parlato in formato digitale con un 39,9%. Seguono le soluzioni per l'automazione dei processi (28,1%), il riconoscimento delle immagini (25,4%) e le tecnologie per il controllo del movimento fisico delle macchine (10,4%). Complessivamente, il numero di imprese che impiegano almeno una delle tecnologie IA esaminate è aumentato del 71% rispetto al 2023, con un picco per l'IA generativa (+163,5%) e un incremento più contenuto per quella legata al movimento meccanico (+3,7%).

Inoltre, tra le grandi imprese che utilizzano IA, le tecnologie più comuni sono l'analisi dei testi (text mining), adottata dal 60,8%, e il Machine Learning (51,6%). Nelle imprese di dimensioni più ridotte, invece, la seconda tecnologia più diffusa dopo l'analisi testuale è l'IA generativa per la produzione di contenuti scritti, utilizzata dal 46,9%.

Se orientata attentamente e nel modo corretto, questo incremento di adozione relativo all'IA comporterà impatti vantaggiosi sia dal punto di vista ambientale che sociale.

Molte delle soluzioni adottate pongono l'obiettivo di una minimizzazione dell'errore umano e un efficientamento operativo all'interno dell'azienda. Soluzioni quali IA generativa o le tecniche di Machine learning, le cui principali sono state presentate all'interno del capitolo, permettono di intraprendere un obiettivo di sostenibilità economica, sociale ed ambientale andando a riscontrare svariati benefici, i quali saranno analizzati attentamente nel capitolo successivo dedicato. Dall'analisi offerta attraverso i dati ISTAT, è evidente come le aziende si stiano indirizzando verso questo concetto di sostenibilità, legato alla riduzione dei costi aziendali con efficientamento operativo e rispetto del lavoratore umano, curandosi dei suoi diritti e garantendo equità e sicurezza.

Capitolo 3: Benefici concreti e limiti dell'IA nella logistica

In questo capitolo si propone un'analisi critica dei benefici concreti e dei limiti relativi all'applicazione dell'IA in un contesto logistico. L'obiettivo è evidenziare da una parte l'impatto innovativo della tecnologia, e dall'altra gli ostacoli che ne condizionano l'effettiva implementazione.

Il capitolo si articola in tre diverse sezioni. Nella prima parte viene svolta una disamina relativa ai vantaggi operativi, economici e ambientali, attraverso il supporto della letteratura e dei casi studio individuati. La seconda sezione, invece, analizza i limiti tecnologici, le barriere economiche e sociali che condizionano l'implementazione di tale tecnologia. Infine, la terza parte pone attenzione sui temi relativi alla trasparenza e chiarezza degli algoritmi IA, della responsabilità decisionale e della conformità normativa.

In sintesi, viene quindi offerta una panoramica delle opportunità e dei rischi all'interno di un contesto logistico, cercando di delineare strategie volte alla sostenibilità.

3.1 Benefici operativi, economici e ambientali

L'applicazione dell'IA nella logistica sta provocando un'importante trasformazione delle attività lungo l'intera catena della supply chain. Gli impatti positivi generati dall'integrazione di queste tecnologie nei processi logistici si possono suddividere in tre macrocategorie:

- Operativi;
- Economici;
- Ambientali.

Se si fa riferimento al database creato per questo tipo di analisi, emerge che la maggior parte degli articoli accademici e studi in materia, presentano una netta concentrazione sulla disamina di benefici operativi con 21 contributi, seguiti da quelli ambientali con 12 ed economici con 7. Questo suggerisce quanto sia più semplice evidenziare i benefici operativi essendo più immediati, rispetto a quelli economici, per i quali si richiede un'analisi più attenta e ampia. In figura 29 viene mostrata la distribuzione degli articoli suddivisa per benefici esaminati.

DISTRIBUZIONE DEI BENEFICI ANALIZZATI

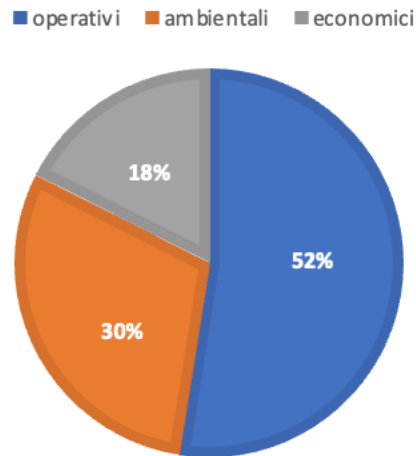


Figura 29. Distribuzione dei contenuti accademici analizzati relativi ai benefici

3.1.1 Benefici operativi

All'interno di un contesto logistico, i benefici operativi riguardano l'area più diretta e immediata a livello di risultati registrati. I punti focali sono l'ottimizzazione e l'automatizzazione delle attività chiave insite nella supply chain.

Come prima area analizzata, si evidenziano notevoli risultati a livello di demand forecasting, in quanto l'adozione e l'utilizzo delle tecnologie IA, quali ad esempio i modelli di Reti Neurali Artificiali, hanno garantito:

- Maggiore accuratezza nelle previsioni;
- Importante diminuzione di rottura stock;
- Maggior efficienza sulla distribuzione dello stock, evitandone sia l'overstock che l'out of stock;

Nel dettaglio, attraverso una gestione di database con ampi volumi di dati storici e stagionali, contenenti eventi di mercato o flussi promozionali, è stata raggiunta una previsione nettamente più accurata, riducendo l'errore di un range compreso tra il 20% e il 40, a seconda dell'azienda, e incrementando di circa il 50% la sua accuratezza di elaborazione (Wamba-Taguimdje et al., 2020).

A seguito di una miglior accuratezza di previsione, segue in rapporto direttamente proporzionale una diminuzione dei livelli di stock di circa il 35%, evidenziando un'ottimizzazione inerente all'inventary management. L'equilibrio raggiunto tra domanda e offerta, comporta una minimizzazione del rischio di rottura stock, ovvero il fenomeno attraverso il quale la domanda supera la quantità disponibile in magazzino,

impedendo la soddisfazione della richiesta del cliente. Questo fenomeno può comportare, oltre ad evidenti perdite economiche, anche ad un'insoddisfazione del cliente ed un aumento dei costi dovuti alla situazione di emergenza e la sua conseguente gestione. Gli strumenti di IA, quali SVM (vedi paragrafo 2.2.1) o GNN (vedi paragrafo 2.2.2), presentati all'interno del capitolo 2, permettono una riduzione di tale rischio, garantendo una disponibilità del prodotto pari al 90% e una relativa continuità del servizio (Thenmozhi, 2024)

In figura 30 vengono riassunti i principali benefici operativi correlati all'IA applicata al demand forecasting.

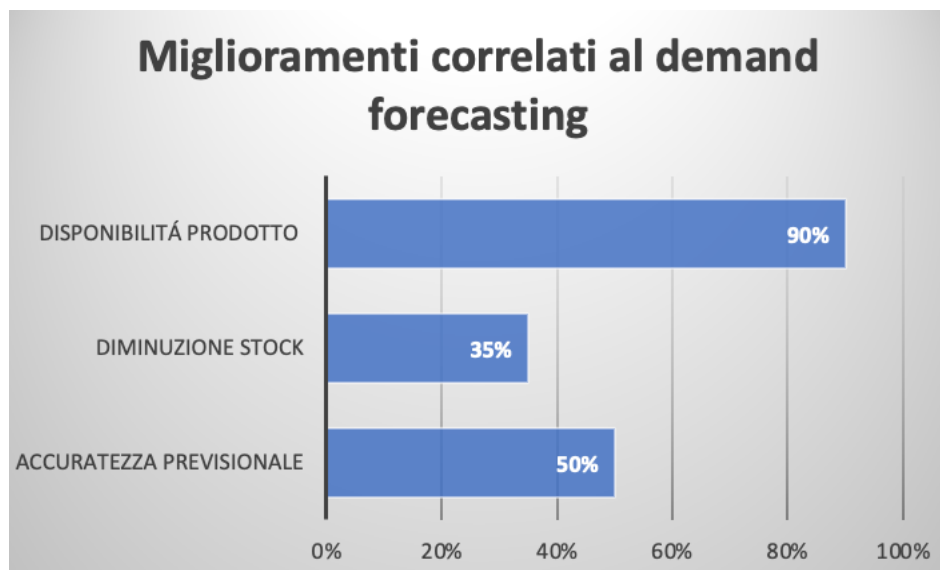


Figura 30. Analisi dei miglioramenti correlati al demand forecasting

Per quanto riguarda l'applicazione relativa alla pianificazione dei trasporti, le svariate operazioni logistiche inerenti hanno subito una totale rivoluzione tramite il contributo dell'IA.

Come primo beneficio si evidenzia una riduzione dei tempi di consegna, ottenuta attraverso algoritmi come l'algoritmo Random Forest o il NLP. Nel 2023, le imprese che hanno adottato soluzioni IA hanno riscontrato una diminuzione media del 25% dei tempi di consegna (Pal, 2023). Questo risultato è stato reso possibile grazie alla capacità di identificazione in real time dei tragitti più vantaggiosi tenendo in considerazione variabili come traffico, meteo o vincoli di carico.

Ulteriore vantaggio operativo analizzato è la riduzione del 15% dei tempi di inattività dei veicoli, giovando sulla fluidità delle operazioni e sull'assegnazione delle risorse in modo dinamico. Gli algoritmi e modelli descritti nel capitolo precedente, hanno favorito un utilizzo più efficiente dei mezzi, andando a determinare un incremento di utilizzo della flotta del 30% con conseguenti diminuzioni di viaggi a vuoto e distribuzione dei carichi (Moghadasnian, 2025).

La capacità di aggiornamento in real time sul traffico dei NLP ha permesso un miglioramento significativo sulla puntualità delle consegne, registrando un incremento del 18% delle spedizioni effettuate entro i tempi stabiliti di consegna. In relazione a tale incremento, si può affermare che ne derivi un conseguente aumento in termini di soddisfazione del cliente finale.

Segue in figura 31 un breve riepilogo dei benefici riscontrati.



Figura 31. Benefici relativi alla pianificazione dei trasporti

Se si analizza invece l'area relativa alla gestione della manutenzione, il 40% delle aziende relative al trasporto, attualmente dichiarano di utilizzare almeno una tecnologia IA per la pianificazione degli interventi tecnici, registrando una riduzione dei guasti meccanici di circa il 20% derivata da una manutenzione predittiva. [38].

In termini di sicurezza stradale, attraverso l'analisi preventiva dei rischi e scelta ottimale del percorso, si è registrata una diminuzione del 7% degli incidenti che coinvolgono veicoli stradali adibiti al trasporto.

Dal 2023 si è registrato un aumento del 12% nell'impiego di veicoli autonomi per le consegne, mentre il 58% delle aziende logistiche prevede di adottare entro il termine 2025 soluzioni di IA per l'ottimizzazione automatizzata dei percorsi. Questi dati confermano come la trasformazione digitale del trasporto logistico non solo sia in atto, ma stia già generando benefici concreti in termini di efficienza, affidabilità e sostenibilità delle operazioni [38].

Infine, un ambito particolarmente significativo in cui si osservano benefici tangibili derivanti dall'applicazione dell'IA è quello della logistica dell'ultimo miglio (last-mile), già descritta nei capitoli precedenti per le sue criticità in termini di complessità urbana, costi elevati e impatto ambientale.

Analizzando i dati più recenti, le soluzioni IA applicate all'ottimizzazione del last-mile hanno consentito un incremento della velocità di consegna del 15%, grazie a sistemi

predittivi e algoritmi di pianificazione che migliorano la gestione dei percorsi urbani complessi. Attualmente, il 35% dei fornitori logistici adotta strumenti di IA per ottimizzare i tragitti delle consegne finali, adattandoli alle condizioni del traffico in tempo reale, alle finestre temporali dei destinatari e ai vincoli urbani [38].

Parallelamente, l'integrazione dell'IA nelle applicazioni di consegna B2C (Business to consumer) ha prodotto un miglioramento del 18% nei punteggi di soddisfazione dei clienti, grazie a:

- tracciamento più accurato;
- previsioni di consegna più affidabili;
- comunicazione proattiva con il destinatario.

Un altro dato rilevante riguarda l'efficacia delle consegne rapide: il 25% dei rivenditori ha ottenuto un incremento del 10% nel tasso di successo delle consegne in giornata, grazie all'utilizzo di strumenti IA per la gestione dinamica degli ordini e delle rotte. Le tecniche predittive, inoltre, hanno contribuito a ridurre i ritardi nelle consegne dell'ultimo miglio del 14%, grazie all'analisi preventiva di potenziali colli di bottiglia, congestioni o assenze del destinatario.

Le aziende che hanno implementato sistemi IA per il tracciamento intelligente dei pacchi hanno riportato un miglioramento del 19% nella precisione delle localizzazioni, con impatti positivi sul numero di tentativi di consegna falliti, che sono stati ridotti del 23%. In figura 32 vengono evidenziati i principali punti di miglioramento derivati dall'applicazione IA in tale contesto.

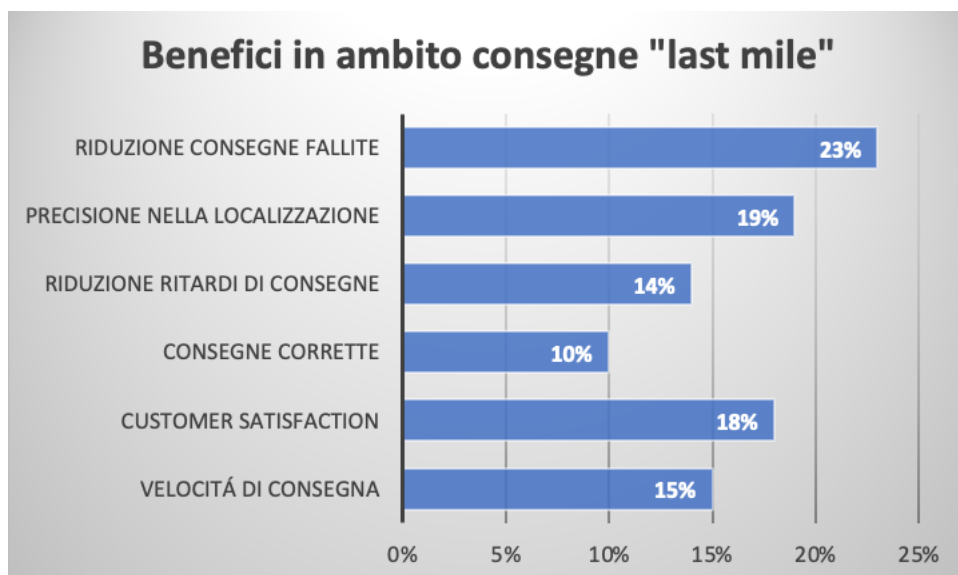


Figura 32. Analisi dei benefici in un contesto di delivery "last mile"

L'evoluzione comportata dall'applicazione dell'IA ha definito un progresso sostenibile su più applicazioni. L'aspetto più evidente è proprio quello legato ai benefici operativi, essendo molto più tangibili ed evidenti da analizzare. Come punto di forza a sostegno dell'applicazione dell'IA, questi vantaggi giocano un ruolo fondamentale e rappresentano un'ottima base di discussione per incentivare le aziende nell'utilizzo di queste nuove tecnologie.

3.1.2 Benefici economici

I diversi vantaggi operativi, descritti nel paragrafo precedente, comportano dei relativi benefici economici quali:

- riduzioni dei costi operativi;
- miglioramento degli indicatori economico – finanziari.

L'implementazione di tecnologie e algoritmi IA all'interno della supply chain permette una significativa diminuzione dei costi operativi lungo l'intero processo della filiera.

Tra i benefici economici più evidenti, si ritaglia una notevole fetta di importanza la gestione dell'inventario e la conseguente pianificazione delle scorte. Attraverso i modelli di Machine Learning presentati nel capitolo precedente, come le Support Vector Machines (SVM) o le Reti Neurali Artificiali (ANN), le aziende sono in grado di prevedere con massima precisione l'oscillazione della domanda nel tempo, mantenere un livello di stock ottimale e ridurre al minimo le rotture o i prodotti in eccesso. Per tale motivo, i costi di stoccaggio subiscono una diminuzione importante garantendo una gestione più efficace del capitale immobilizzato (Ismaeil, Lanna, 2024).

L'IA, attraverso l'automatizzazione delle operazioni ripetitive e a scarso valore aggiunto, come l'elaborazione degli ordini o il tracciamento delle spedizioni, permette un'ottimizzazione dei costi operativi inerenti. Viene ridotta la dipendenza dal lavoro manuale, abbattendo costi del personale e minimizzando l'errore umano.

Altro aspetto positivo, se analizzati i benefici riguardanti i sistemi predittivi, è la migliore pianificazione della produzione e manutenzione degli impianti, garantendo in termini economici un risparmio sui costi delle attrezzature e manutenzione degli impianti, oltre che ad una maggiore efficienza in termini di inattività e vita utile della macchina (Ismaeil, Lanna, 2024).

Sempre nel settore logistico, è possibile individuare ulteriori vantaggi economici. Se analizzato il contesto di ottimizzazione dei percorsi con conseguente monitoraggio in real time in grado di identificare le rotte migliori, minimizzando ritardi e migliorando la gestione delle flotte, ne deriva un notevole abbattimento dei costi di trasporto e di costi legati al carburante (Klett, 2020).

Il miglioramento, invece, legato alla visibilità attraverso l'integrazione IA con un'analisi in tempo reale di una massiva mole di dati da più fonti differenti, permette una visione

più ampia sulle performance. Grazie a questo aspetto è possibile individuare molto rapidamente i colli di bottiglia ed eventuali inefficienze, prevenendo o minimizzando una spesa legata ai relativi costi (Ismaeil, Lanna, 2024). Ad esempio, registrano un impatto positivo le spese legate a:

- accumuli, ritardi o errori di picking;
- controllo qualità;
- interruzioni;
- movimentazione interna.

Sul tema gestione del rischio, tramite strumenti IA di anomaly detection, viene garantita l'analisi di eventuali anomalie o potenziali attività fraudolente, quali fatture false, merce rubate o resi fraudolenti, permettendo un risparmio su eventuali costi legati a perdite economiche dettate da attività scorrette e una protezione dell'identità aziendale. Inoltre, permette un monitoraggio anche su eventuali interruzioni legate ad eventi naturali non prevedibili, come ad esempio terremoti, garantendo una risoluzione immediata del problema e un risparmio su eventuali costi dettati dal ritardo o dalla mancata consegna.

In figura 33 viene mostrato un riepilogo dei costi individuati:

<i>Area</i>	<i>Tipologia costo</i>
Gestione inventario	Costo di stoccaggio e manodopera
Operativa	Costo del personale, costo di manutenzione
Pianificazione trasporti	Costo carburante, costi di trasporto
Risk management	Costi legati ad eventuali perdite economiche dovute ad attività fraudolente, costi di prevenzione legati al rischio

Figura 33. Analisi costi relativi all'integrazione IA

Dopo aver presentato in modo qualitativo gli impatti economici riguardanti l'implementazione di un sistema IA all'interno della supply chain, è necessario passare ad un'analisi quantitativa dei risultati.

A livello globale, nel corso del 2023, l'adozione di tecnologie IA ha generato risparmi complessivi pari a 10 miliardi di dollari in termini di costi operativi. Soprattutto, l'automazione dei processi è andata ad impattare positivamente sulla riduzione delle spese legate alla manodopera del magazzino, con un valore legato al risparmio di circa il 30% [38].

Per la gestione del magazzino, l'IA, ha garantito invece un risparmio di circa 5,7 miliardi di dollari, mentre in termini di pianificazione di trasporto, l'utilizzo di algoritmi adibiti all'ottimizzazione e alla gestione, ha permesso un risparmio stimato di circa 3,2 miliardi di dollari sui costi legati al carburante, e una riduzione media del 16% di costi invece legati alla distribuzione, come costi legati al last mile o costi di riconsegna. Per la gestione della merce, e quindi costi di reso, costi per errori di picking o per danni alla merce, si è

registrato un beneficio economico pari a circa 4,5 miliardi su scala globale. Questo è stato reso possibile attraverso un migliore efficienza nelle rotte e nei tempi di consegna [38]. Per concludere l'analisi sui dati, l'analisi predittiva supportata da strumenti IA, ha permesso una riduzione dei costi di stoccaggio di circa il 15% in quanto è stata completamente razionalizzata la gestione delle scorte ed eventuali eccessi o overstock, Complessivamente, è stato registrato un risparmio di 3,1 miliardi di spese legate a questo tema nell'arco del 2023 [38].

In figura 34 viene mostrato un grafico riepilogativo sui benefici economici a livello di risparmio nelle varie aree.

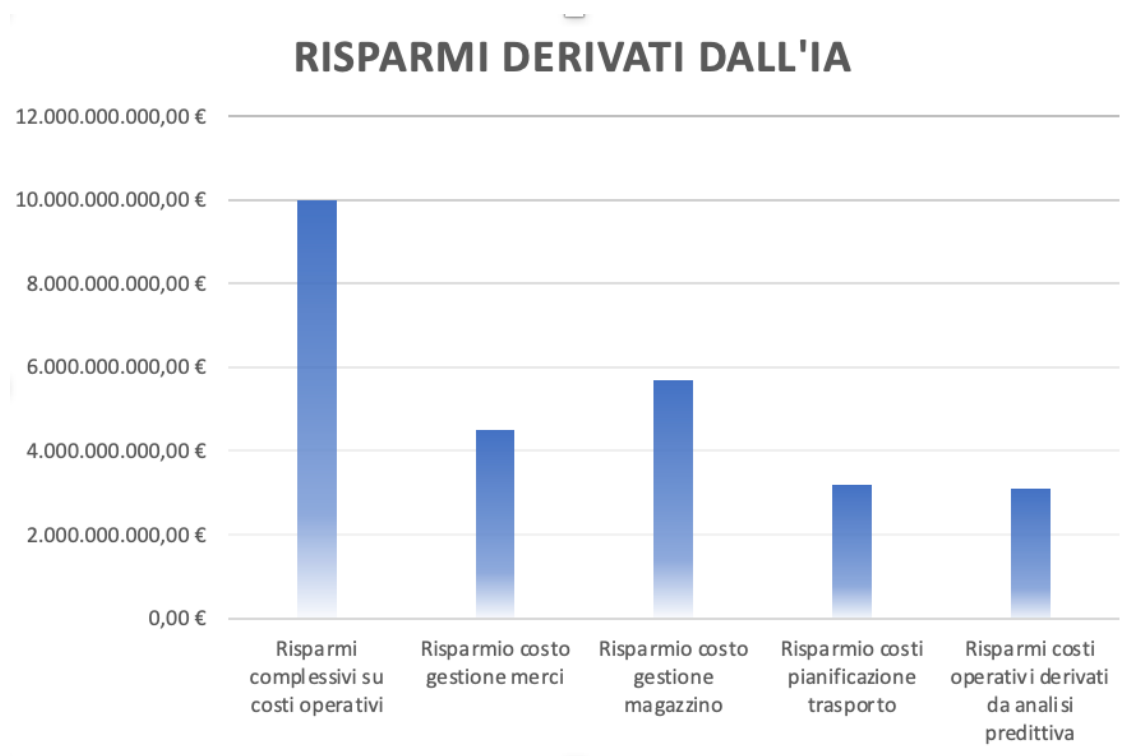


Figura 34. Risparmi rilevati a livello globale a seguito dell'applicazione dell'IA

Spostando ora l'attenzione su un punto di vista di metriche economiche-finanziarie, non è stato possibile reperire dati specifici quantitativi che esprimessero il miglioramento conseguente all'integrazione IA nei processi logistici di un'azienda (il motivo verrà approfondito nei successivi paragrafi), ma è possibile dedurre che in termini di investimento medio lungo periodo si possano sicuramente registrare notevoli miglioramenti per indicatori come:

- ROI: misura il rendimento generato da un investimento, calcolato come il rapporto percentuale tra utile netto e l'investimento iniziale;
- ROE: misura la redditività del capitale proprio, calcolato come il rapporto percentuale tra utile netto e capitale netto aziendale;
- ROS: esprime il livello di utile generato dalle vendite ed è calcolato dal rapporto percentuale tra utile e ricavi;
- EBITDA: redditività operativa lorda, tramite IA aumentano notevolmente i margini operativi dovuti all'ottimizzazione descritta;
- Tasso di rotazione del magazzino: valuta l'efficienza nella gestione dello stock, calcolata tramite rapporto tra il costo del venduto e il valore delle scorte medie.

Riscontreranno, sicuramente, un incremento di valore, non immediato, dettato dal miglioramento dell'efficienza operativa a seguito dei conseguenti benefici economici precedentemente descritti.

Per riepilogare quanto discusso e chiarire l'entità dei benefici elencati, è doveroso sottolineare la differenziazione tra benefici qualitativi in quanto descrittivi e non immediatamente misurabili in termini economici e quantitativi, ovvero direttamente misurabili in termini economici e percentuali. La figura 35 ne presenta un riassunto sintetico.

<i>Benefici qualitativi</i>	<i>Benefici quantitativi</i>
Migliore gestione dell'inventario e pianificazione delle scorte	Risparmi complessivi per 10 miliardi di dollari a livello globale nel 2023
Automatizzazione di attività ripetitive e a basso valore aggiunto	Riduzione del 30% delle spese di manodopera in magazzino.
Migliore gestione del rischio	Risparmio di 5,7 miliardi di dollari nella gestione del magazzino, riducendo i costi di stoccaggio
Ottimizzazione dei percorsi di trasporto	Risparmio stimato di 3,2 miliardi di dollari sui costi carburante e una riduzione media del 16% dei costi di distribuzione.
Maggiore visibilità e controllo sui processi	Sulla gestione della merce (resi, errori di picking, danni) si sono ottenuti benefici per 4,5 miliardi di dollari.
	I costi di stoccaggio sono stati ridotti in media del 15%, pari a 3,1 miliardi di dollari risparmiati nel 2023

Figura 35. Riepilogo benefici qualitativi e quantitativi

Riprendendo, invece, l'analisi del capitolo precedente all'interno del paragrafo 2.5 inerente ai case study analizzati, aziende come Amazon, Nike e DHL, hanno tutto giovato di importanti benefici economici attraverso l'integrazione di strumenti IA all'interno dei loro processi logistici. Trattando il caso Nike, tramite un processo di valutazione dei

fornitori supportato dall'IA, è riuscita a diminuire sia i costi legati al trasporto che a quelli di stoccaggio (Pal, 2023). Amazon, invece, attraverso robot automatizzati e algoritmi IA a supporto dei processi previsionali, ha ridotto i costi legati alla manodopera e agli errori umani, con meno scarti e resi. Inoltre, l'efficienza nella logistica ha permesso di ottimizzare lo spazio e risparmiare sulle spese di magazzino (Awasthi, 2024). Infine, DHL, attraverso l'ottimizzazione dinamica delle rotte, robot automatici e chatbot intelligenti per l'interazione con il cliente, ha abbattuto i costi operativi legati al trasporto e al consumo di carburante, andando a migliorare l'efficienza complessiva della supply chain, la puntualità delle consegne e la soddisfazione del cliente grazie a comunicazioni rapide e personalizzate (Boorová et al, 2024).

3.1.3 Benefici ambientali

Come ultimo aspetto analizzato, inerente ai benefici derivati dall'implementazione dell'IA, è proprio quello ambientale. All'interno di un contesto logistico, tale aspetto è influenzato fortemente dalla tecnologia IA, agendo su più livelli.

Partendo dalle attuali sfide ambientali per le aziende, è possibile catalogare i seguenti punti:

- Cambiamento climatico e decarbonizzazione;
- Gestione delle risorse e circolarità;
- Gestione dei rifiuti e inquinamento;
- Sostenibilità della supply chain;
- Regolamentazione ambientale.

Questi punti risultano critici per una realtà aziendale odierna e derivano dalla sempre più crescente pressione sociale, normativa ed economica per l'adozione di un modello sostenibile.

Una delle principali sfide ambientali è quella relativa alla lotta al cambiamento climatico e conseguente decarbonizzazione aziendale. Le imprese pongono sempre più attenzione alla riduzione delle emissioni di gas serra con conseguente attuamento di piani volti all'adattamento ad eventuali eventi climatici estremi come inondazioni, siccità e incendi. E' evidente come negli ultimi anni questi rischi siano diventati sempre più concreti, di conseguenza, oltre il 70% delle grandi aziende, secondo i dati del Carbon Disclosure Project (CDP), riconoscendo di essere esposta a rischi fisici legati al cambiamento, stanno adottando un piano strategico a lungo termine per raggiungere l'obiettivo di quasi azzeramento delle emissioni (Net Zero) e della compensazione delle residue, tramite riforestazione o tecnologie di cattura della CO₂ entro il 2050 [39].

Allo stesso tempo, un punto con priorità strategica è proprio quello legato alla gestione delle risorse e all'adozione di un modello produttivo più circolare. Il ripensamento dei modelli produttivi secondo i principi dell'economia circolare (riduzione dei rifiuti,

prolungamento della vita utile dei prodotti, uso efficiente delle risorse, design del prodotto volto alla sostenibilità e riciclabilità) può generare vantaggi significativi, come ad esempio nel settore manifatturiero, dove si può arrivare ad una riduzione dei rifiuti industriali fino al 45% [40].

Un ulteriore fronte critico è rappresentato dalle problematiche legate all'inquinamento ambientale e alla gestione dei rifiuti. Le aziende sono chiamate a sostituire imballaggi in plastica non riciclabile e a gestire correttamente rifiuti pericolosi. Le imprese attive nel settore industriale e logistico devono anche ridurre l'inquinamento atmosferico, acustico e del suolo. Nella logistica urbana, ad esempio, una gestione inefficiente dei trasporti può causare fino al 30 % delle emissioni urbane [40].

La supply chain resta la motivazione principale delle azioni da attuare a livello di sostenibilità. È proprio all'interno di essa che si concentra fino all'80% delle emissioni totali aziendali, e la risoluzione delle inefficienze come, ad esempio, i viaggi a vuoto dei mezzi, diventa fondamentale per la riduzione delle emissioni [41]. Inoltre, direttive sempre più stringenti come la Corporate Sustainability Reporting Directive (CSRD), richiedono la stesura di report ESG in conformità ai nuovi standard imposti, comportando un maggiore standard di trasparenza e maggior attenzione negli audit, poiché la violazione potrebbe comportare ad importanti sanzioni, soprattutto in caso di greenwashing, ovvero quando un'azienda finge di essere sostenibile manipolando le informazioni ESG.

L'applicazione di strumenti IA è in grado di aiutare al perseguimento di tali obiettivi, ottimizzando le criticità descritte.

A seguito di un'analisi approfondita, è emerso che una delle aree maggiormente impattate a seguito dell'adozione dell'IA è quella riguardante l'ottimizzazione dei percorsi e delle gestione delle flotte, in quanto viene raggiunta una diminuzione importante del consumo del carburante, aggirandosi in un range tra il 10% e il 20%. Questo risultato è reso possibile attraverso l'elaborazione dinamica dei dati del traffico, del meteo e delle condizioni stradali. In totale, si stima un risparmio di circa 10 milioni di galloni di carburante nel solo 2022, andando conseguentemente a ridurre le emissioni di CO₂. Se analizzato il contesto delle consegne urbane, l'utilizzo di veicoli guidati da algoritmi IA ha consentito, oltre ai benefici operativi ed economici precedentemente descritti, una riduzione delle emissioni del 18% [38].

Numerose aziende e multinazionali testimoniano questi risultati. Partendo, ad esempio, da DHL, la quale attraverso l'implementazione di algoritmi IA volti ad ottimizzare i percorsi nel last – mile delivery, ha ottenuto una riduzione delle emissioni urbane di CO₂ dell'oltre 20% (DHL,2024), mentre UPS attraverso sistemi IA a supporto della manutenzione predittiva e per l'assistenza alla guida ha registrato un risparmio del 15% di carburante con relativa diminuzione delle emissioni (UPS, 2024). DB Schenker, invece, come azienda relativa ai trasporti e consegne, attraverso una pianificazione ottimizzata della saturazione dei veicoli ha ridotto le emissioni di circa il 12% (DB Schenker, 2024).

Per quanto riguarda la logistica interna dei magazzini, attraverso l'automazione dei processi tramite IA e l'utilizzo di robot intelligenti, come ad esempio nel caso di Amazon, si è riuscito ad ottenere una riduzione del consumo energetico del 20% (Amazon, 2024). Invece, la gestione predittiva delle scorte utilizzata da IKEA (Ikea, 2024) e FedEx (FedEx, 2024), ha permesso una riduzione delle scorte di un range tra il 20% e il 30%, riducendo drasticamente le emissioni legate ai trasporti urgenti e i relativi sprechi.

Ulteriore evidenza, all'interno del settore marittimo, è riscontrata dall'azienda Maersk, la quale ha adottato strumenti IA adibiti alla pianificazione delle rotte navali, rilevando un risparmio del 12% di carburante ed una potenziale riduzione di circa 47 milioni di tonnellate di CO₂ all'anno. In contemporanea, la manutenzione predittiva supportata dall'IA e la guida ottimizzata ha permesso, inoltre, una riduzione dei guasti pari al 22% [42].

In generale, si può affermare che l'applicazione dei modelli predittivi a supporto della gestione della domanda, ha generato una riduzione del 30% del volume di merci invendute, con un evidente impatto positivo sul piano ambientale (Singh, 2022). Attraverso l'utilizzo dell'IA come strumento di monitoraggio in real time dei livelli di emissione, è possibile effettuare una valutazione dinamica dell'impatto generato dai flussi logistici con conseguente adozione di misure correttive (Pal, 2023).

Segue in figura 36 un riepilogo dei benefici discussi.

<i>Applicazione</i>	<i>Dettaglio</i>	<i>Beneficio</i>
Ottimizzazione percorso	Riduzione carburante	20%
	Abbassamento emissione	18%
Pianificazione carichi	Abbassamento emissione	12%
Gestione inventario	Riduzione consumo energetico	20%
Manutenzione predittiva	Riduzione carburante	15%
Pianificazione rotte navali	Risparmio carburante	12%

Figura 36. Sintesi dei benefici ambientali derivati dall'IA

Complessivamente, a seguito di un'analisi attenta delle diverse fonti industriali e accademiche, l'introduzione dell'IA ha consentito:

- una riduzione impattante della CO₂ del settore logistico pari al 15–20% nel 2023 (Hasan, 2024);
- i consumi energetici globali del trasporto merci sono stati ridotti del 10%, con un risparmio economico pari a circa 2 miliardi di dollari all'anno [38].

Dopo aver analizzato gli attuali benefici dettati dall'applicazione dell'IA, è necessario porre un'attenta riflessione sui potenziali benefici futuri che potrebbero derivare da un utilizzo costante e intelligente di tale tecnologia all'interno delle aziende:

- Risparmi potenziali fino a 500 miliardi di dollari l'anno, derivanti dall'adozione di tecnologie IA all'interno di processi logistici, entro il 2030 [38];
- Raggiungimento del Net Zero entro il 2050, attraverso l'utilizzo di strumenti IA e cattura CO₂;
- Adozione di modelli circolari con possibilità di riduzione fino al 45% per i rifiuti industriali [40];
- Nel trasporto marittimo, come nel caso di Maersk, una potenziale riduzione di CO₂ di circa 47 milioni di tonnellate l'anno;
- Diffusione dei veicoli con guida autonoma supportata da IA nelle consegne urbane, per andare a ridurre drasticamente le emissioni e il relativo traffico nelle zone più condensate.

In conclusione, presentati i seguenti benefici attuali e potenziali, si può affermare che l'IA rappresenti oggi un fattore chiave di innovazione nella logistica, in grado di generare benefici concreti a livello operativo, economico ed ambientale. L'adozione di queste tecnologie consente non solo di migliorare la performance aziendale, ma anche di orientare la supply chain verso una maggiore sostenibilità, resilienza e capacità di adattamento. Tuttavia, come si vedrà nei paragrafi successivi, il pieno sfruttamento di questi benefici richiede la risoluzione di importanti criticità tecnologiche, economiche e regolamentari.

3.2 Limiti tecnologici e barriere economico – sociali

L'adozione dell'IA oltre a garantire numerosi benefici e vantaggi, riscontra anche svariati limiti e ostacoli. In questo paragrafo verranno presentate le tre grandi barriere di implementazione: tecnologica, economica e sociale. Spesso connesse tra di loro, sono le principali responsabili dell'influenzamento e rallentamento nell'adozione della soluzione IA.

3.2.1 Limiti tecnologici

Il primo limite da analizzare è quello riguardante la complessità tecnologica delle soluzioni IA. Molte aziende, specialmente le PMI, utilizzano ancora sistemi “legacy”, ovvero vecchi sistemi informatici, i quali sono molto difficili da rimpiazzare a causa dell'elevato costo per la sostituzione e per il legame profondo e consolidato con i vari processi interni. Inoltre, risultano difficilmente integrabili con i nuovi strumenti IA, causando un possibile blocco all'innovazione (Singh, 2022). Ad esempio, l'azienda Marks & Spencer, multinazionale specializzata nel settore del retail, ha dovuto rimandare l'adozione, nel 2022, di un sistema di demand forecasting basato su IA a causa dei loro software gestionali troppo datati per potersi integrare con questi strumenti avanzati [54]. Sono dunque necessarie per l'implementazione:

- Infrastrutture IT avanzate;
- Strumenti di raccolta e analisi dati in real time;
- Competenze specializzate.

Inoltre, la bontà e la qualità dei dati rappresentano uno dei punti più critici, in quanto in assenza di dataset completi, aggiornati e strutturati, i modelli di Machine Learning e Deep Learning possono fornire risultati errati o imprecisi (Hao, 2023). Molte aziende soffrono di una ridotta digitalizzazione e una scadente infrastruttura per la raccolta e la lavorazione dei dati. Questo aspetto genera problemi come la duplicazione dei dati, incompletezza e rumorosità del dataset, riducendo accuratezza nelle previsioni, ad esempio, delle scorte e della gestione delle flotte. DHL, attraverso un progetto pilota nel 2022 focalizzato sulla gestione predittiva delle scorte, ha prontamente riscontrato quanto la scarsa qualità dei dati provenienti dai diversi magazzini comportava errori di calcolo relativi alle quantità da ordinare. Attraverso un ingente investimento sulla governance dei dati, è riuscita a raggiungere un livello di accuratezza superiore dei modelli predittivi[55].

Da non sottovalutare anche la crescente digitalizzazione che espone, di conseguenza, la supply chain a conseguenti minacce informatiche. Questi sistemi interconnessi risultano più vulnerabili ad attacchi hacker con potenziali danni economici e reputazionali elevati (Pal, 2023). Ne è un esempio l'attacco hacker NotPetya, derivante dal virus Petya, il quale ha causato un blocco totale ai sistemi informatici dell'azienda navale Maersk, generando

fermi navali e ritardi significativi nelle consegne. In termini economici si è stimata una perdita di circa 300 milioni di dollari per l'azienda [56].

La mancanza di protocolli robusti di cybersecurity comporterebbe, a seguito di un attacco, l'alterazione degli algoritmi IA e la possibilità di manipolazione dei dati con conseguente blocco della rete logistica. A causa di un'assenza di standard tecnici imposti, risulta molto difficile adottare contromisure efficaci, soprattutto per le realtà aziendali più piccole.

Passando invece ad un aspetto integrativo legato all'IA all'interno di un'azienda, si pensa erroneamente che l'implementazione del modello e conseguente applicazione all'interno della realtà lavorativa, sia un processo snello e veloce. Questo in realtà è totalmente incorretto, in quanto deve essere posta molta attenzione nella sua integrazione in quanto andrebbe ad impattare profondamente sull'attuale funzionamento aziendale. L'IA, oltre a modificare il modo in cui vengono prese le decisioni, spostando il controllo e le decisioni verso un sistema automatizzato, va ad influire su una reingegnerizzazione dei processi, ruoli e responsabilità (Olan, 2022). L'azienda dovrà ripensare da zero ai propri processi organizzativi, tenendo in considerazione l'automatizzazione di determinate attività, il cambiamento di alcuni ruoli, l'inserimento di nuove figure professionali e la definizione della responsabilità sulle decisioni. Come già citato all'interno del paragrafo 1.2, l'azienda UPS introducendo ORION, un sistema IA focalizzato sull'ottimizzazione dei percorsi, ha richiesto numerosi anni di formazione e ridefinizione del ruolo dei driver, i quali inizialmente mostravano molta riluttanza nel seguire le istruzioni dettate da un algoritmo.

Se si parla di affidabilità, invece, esistono numeri bias e limiti dei modelli IA. Ad esempio, per i modelli complessi come quelli delle Reti Neurali Profonde, esistono limiti intrinseci legati alla loro struttura matematica. Ad esempio, la tendenza all'overfitting in situazioni con dati limitati, la difficoltà di gestione di scenari dinamici e imprevedibili, oppure l'esistenza di bias durante l'addestramento, che ne compromettono l'apprendimento del dataset e le relative decisioni. Su questi ultimi, è possibile andarli a catalogare e dettagliare in modo accurato. Come fattore comune è importante sottolineare che tali bias non solo compromettono l'accuratezza delle decisioni, ma possono anche generare impatti etici e sociali significativi, soprattutto se utilizzati in contesti ad alta sensibilità come la logistica, il reclutamento o la selezione automatizzata. Di seguito i principali [43]:

- **Bias algoritmico:** si verifica quando il problema da risolvere, o la domanda posta all'algoritmo, è mal definita o troppo generica, oppure quando il riscontro fornito al sistema non è adeguato a orientare il modello verso soluzioni coerenti. In questi casi, l'IA può produrre risultati inaccurati o veicolare informazioni distorte;
- **Bias cognitivo umano:** poiché i sistemi di IA si basano su input umani in diverse fasi, dalla progettazione alla raccolta dei dati, è possibile che i pregiudizi inconsci dei progettisti o degli annotatori si riflettano nei dati o nei comportamenti del modello, anche in assenza di intenzionalità;

- **Bias di conferma:** questa forma di distorsione si manifesta quando i sistemi di IA tendono a privilegiare pattern già presenti nei dati storici, rafforzando schemi consolidati e trascurando soluzioni alternative o emergenti. Il modello finisce per “confermare” ipotesi preesistenti, riducendo la capacità esplorativa;
- **Bias da esclusione:** si ha quando variabili potenzialmente rilevanti per il processo decisionale vengono omesse dalla base dati, spesso perché non considerate a priori dallo sviluppatore. L’assenza di questi elementi può alterare significativamente la rappresentatività del modello;
- **Bias di misurazione:** emerge quando i dati raccolti sono parziali o inaccurati. Ad esempio, analizzare solo studenti laureati per determinare i fattori di successo universitario esclude chi ha abbandonato gli studi, falsando la comprensione del fenomeno complessivo;
- **Bias dell’out-group:** questo errore si verifica quando i dati di addestramento sono sbilanciati verso un determinato gruppo (ingroup), rendendo il modello meno capace di distinguere le caratteristiche dei gruppi meno rappresentati (outgroup). Ciò può portare a errori di classificazione o discriminazioni sistemiche, come nel caso di differenze etniche o di genere;
- **Bias da pregiudizio sociale:** si presenta quando stereotipi o generalizzazioni sociali, espliciti o impliciti, vengono incorporati nei dati di training. Il risultato può essere un sistema che riproduce ruoli e aspettative tradizionali, ad esempio associando automaticamente il genere maschile a professioni dirigenziali e quello femminile a ruoli assistenziali;
- **Bias da annotazione:** si verifica nella fase di etichettatura manuale dei dati, quando giudizi soggettivi o criteri incoerenti portano a un’assegnazione non uniforme delle categorie, riducendo l’affidabilità del dataset;
- **Bias di selezione o campionamento:** si manifesta quando il dataset utilizzato per addestrare il modello è troppo ristretto, sbilanciato o non rappresentativo della popolazione reale. Ad esempio, se tutti i docenti considerati per costruire un algoritmo hanno lo stesso livello di istruzione, il sistema tenderà a riconoscere solo profili simili come validi;
- **Bias da stereotipi culturali:** questa distorsione si manifesta quando l’IA rafforza involontariamente associazioni socialmente radicate ma errate. Un esempio comune è rappresentato dai sistemi di traduzione automatica che associano certe lingue a ruoli di genere, riflettendo stereotipi linguistici o etnici.

Un esempio concreto di problematiche dettate da bias all’interno dell’algoritmo è stato riscontrato nel 2018 da Amazon. Quest’ultima aveva sviluppato un sistema IA basato sul Machine Learning specializzato nella selezione automatizzata del personale. La problematica rilevata è che il modello a causa di un dataset storico corrotto e sbilanciato fortemente verso gli uomini, andava ad escludere sistematicamente i curriculum appartenenti al genere femminile [57]. Per rimuovere queste distorsioni, non è necessario

escludere le categorie discriminanti dal dataset di addestramento. Questa azione potrebbe risultare controproducente, generando deficit nella capacità di correzione del modello, riducendo l'accuratezza e la comprensibilità dei dati [43]. Ad esempio, se si considera la logistica urbana, i modelli di ottimizzazione di vehicle routing possono penalizzare le zone periferiche se i dati presenti all'interno del database sono insufficienti o poco rappresentativi. Altri aspetti relativi, invece, a scenari in tempo reale come la latenza computazionale o problemi di connettività, possono impattare negativamente sull'efficienza e sulla sicurezza del sistema (Pal, 2023).

Come precedentemente anticipato, un limite cruciale per l'integrazione di un modello IA è dovuto ai problemi di scalabilità e adattabilità delle soluzioni con le attuali soluzioni aziendali. Le personalizzazioni richieste per adattare lo strumento IA all'infrastruttura aziendale, richiede tempi e costi che vanno a rallentarne la diffusione all'interno dell'azienda. Molti progetti pilotti nei vari settori non riescono a superare la fase di proof of concept, ovvero la fase embrionale di implementazione, a causa dell'impossibilità di adattamento della soluzione agli attuali modelli reali dell'azienda (Vianna, 2023).

La realtà internazionale Carrefour, nel 2022, ha dovuto sospendere un progetto pilota legato all'implementazione di un sistema IA di demand forecasting, in quanto i vari sistemi ERP dei diversi punti vendita erano eterogenei a seconda del Paese di appartenenza e questo rendeva molto complessa una scalabilità del modello senza dover ricorrere a costi elevati di adattamento (Carrefour Innovation Report, 2022)

3.2.2 Barriere economiche

L'integrazione dell'IA all'interno di un contesto aziendale comporta dal punto di vista economico importanti investimenti iniziali. Soprattutto per le imprese di piccole dimensioni, investimenti su infrastrutture, formazione del personale e manutenzione del sistema, possono risultare un ostacolo significativo (Olan, 2022). Inoltre, è importante sottolineare che il ritorno economico dell'investimento non è immediato, riportando i benefici descritti solo nel medio-lungo periodo con possibili influenze esterne come l'evoluzione normativa o la disponibilità dei dataset.

Dall'analisi condotta, è emerso che se da un lato si osserva una notevole riduzione dei costi operativi nel lungo periodo, attraverso all'automazione e all'ottimizzazione dei processi, numerose realtà aziendali mostrano insicurezza nell'adozione dell'IA a causa di una difficoltà nel misurare l'effettivo ritorno dell'investimento (ROI) di una costante incertezza finanziaria (Hao, 2023).

L'adozione dell'IA all'interno di un contesto logistico necessita di importanti risorse finanziarie e organizzative, e senza un ritorno economico immediato per molte aziende rappresenta una vera e propria barriera.

È possibile racchiudere i principali aspetti economici che rappresentano fonte di incertezza per le aziende in:

- costi iniziali elevati;
- difficoltà di valutazione dell'impatto economico;
- carenza di risorse qualificate.

Partendo dall'aspetto dei costi iniziali elevati, le aziende oltre a dover ricorrere ad hardware e software adeguati, sono necessarie ingenti spese legate all'integrazione dei loro attuali sistemi informativi, alla pulizia e raccolta dei dataset corretti, alla formazione dei dipendenti ed eventuale supporto tecnico esterno (Olan, 2022). Nei settori ad alta competitività come appunto la logistica, dove si richiede efficienza, rapidità e costanza, questi investimenti risultano molto rischiosi in quanto non esistono vere e proprie garanzie sulla redditività.

A seconda della portata e all'entità dell'implementazione, possono essere identificate tre diverse fasce di costo, riassunte in figura 37.

<i>Applicazione</i>	<i>Dettaglio</i>	<i>Costo [€]</i>
Automazione AI su piccola scala	Implementazione di chatbot o di regole di automazione	10.000 – 50.000
Progetti di IA di medie dimensioni	Applicazioni di NLP o di analisi predittiva coadiuvata da algoritmi IA	100.000 – 500.000
Soluzioni di IA di livello aziendale	Implementazioni di veri e propri modelli di Machine Learning o Deep Learning	1.000.000 – 5.000.000

Figura 37. Definizione dei costi iniziali di investimento [44]

Il costo riportato, oltre a quello di implementazione vera e propria, tiene ovviamente conto di tutti i costi associati legati come la manutenzione dell'infrastruttura, gli investimenti legati al reparto di ricerca e sviluppo e il rispetto di determinate norme di conformità.

Ulteriore punto riportato, riguarda l'incertezza sul calcolo relativo al ritorno sull'investimento. La maggior accuratezza legata alle previsioni, unita ad una sostanziale riduzione del rischio e ad una ottimizzazione delle risorse, non rappresentano un vantaggio nel breve periodo, in quanto diventano tangibili a distanza di tempo. Questo aspetto rende molto complessa la traduzione in valore economico immediato da parte dei managers all'interno dell'azienda (Pal, 2023). L'assenza di metriche adeguate e standardizzate in grado di dimostrare l'efficacia economica dell'IA comporta un freno sulle decisioni di investimento, soprattutto dove la cultura digitale e innovativa è ancora agli inizi.

Infine, come ultimo aspetto è necessario focalizzarsi sulla carenza di lavoratori specializzati. La gestione, progettazione e manutenzione dei vari algoritmi e soluzioni IA, richiede competenze notevolmente specializzate quali: ingegneria del software, data science, statistica e conoscenza avanzata della logistica. Per Paesi in via di sviluppo o per

le zone meno digitalizzate, risulta estremamente difficile attrarre tali figure specializzate (Arvai et al, 2025). Per tale motivo, l'IA è fondamentalmente distribuita tra le realtà aziendali più strutturate, generando anche in questo caso una forte disuguaglianza di opportunità tecnologiche a livello settoriale e distacco organizzativo tra le varie realtà.

Da non escludere anche i costi legati al rispetto della compliance normativa imposta, la quale verrà approfondita nei paragrafi successivi. Le imprese devono garantire la loro conformità al GDPR (Regolamento generale sulla protezione dei dati) e all'AI Act Europeo (Regolamento sull'Intelligenza Artificiale dell'Unione Europea). Per tale ragione, ne conseguono audit legali, consulenze etiche e revisione dei flussi informativi con relative misure correttive, andando ad incrementare il costo complessivo per l'implementazione dell'IA (Veale & Edwards, 2018).

Per concludere, le barriere economiche descritte combinano oneri finanziari, incertezza strategica e carenze organizzative. Senza un intervento mirato per mitigare tali problematiche, esiste il rischio concreto che tali tecnologie restino in mano esclusivamente a grandi aziende, aumentando sempre più il divario all'interno del settore logistico.

3.2.3 Barriere sociali

L'insieme degli ostacoli relazionali, culturali e organizzativi, i quali condizionano significativamente l'innovazione all'interno di un'impresa logistica, rappresentano i principali punti delle barriere sociali al momento dell'adozione dell'IA.

Mentre le barriere economiche, come già descritto, fanno fondamentalmente riferimento alle disponibilità delle risorse, le barriere sociali invece affrontano aspetti come la percezione, l'accettazione e l'atteggiamento dei lavoratori e attori coinvolti nell'adozione di strumenti IA. In particolare, è possibile racchiudere la concezione di barriera sociale in tre dinamiche rilevanti:

- resistenza al cambiamento dei lavoratori;
- assenza di fiducia nei sistemi IA;
- mancanza di leadership e cultura innovativa a livello organizzativo.

Analizzando il primo punto elencato, la resistenza al cambiamento rappresenta uno dei principali ostacoli all'adozione dell'IA. Quest'ultima può essere percepita dal lavoratore come una vera e propria minaccia alla propria mansione e come uno strumento invasivo per le decisioni lavorative. La paura della sostituzione, legata ad una mancanza di competenze digitali e ad una possibile difficoltà di comprensione dello strumento, alimenta questo senso di avversione nei confronti dell'IA (Arvai et al., 2025).

Il rischio di fallimento dei progetti relativi all'integrazione di tecnologie IA può aumentare considerevolmente se non aiutati da strategie di coinvolgimento e formazione del lavoratore. Ad esempio, addetti ai lavori come magazzinieri, autisti e manovalanza

interna, risultano contrari a collaborare con strumenti IA che andrebbero ad impattare radicalmente sulle loro abitudini quotidiane. Lo dimostra uno studio effettuato in Australia, dove solo il 30% degli australiani intervistati reputa che i benefici dell'IA superino i rischi, evidenziando che l'integrazione di una tale tecnologia all'interno di un contesto lavorativo può comportare la perdita di svariati posti di lavoro ed un trattamento scorretto dei propri dati personali [45].

Di conseguenza, è possibile affermare che il sentimento comune tra i lavoratori possa essere ansia e avversione verso l'IA, soprattutto in settori tradizionali con digitalizzazione minima. Altro esempio riscontrato appartiene al mondo delle construction supply chain, dove i lavoratori temono la perdita dei propri posti di lavoro a causa dell'automazione di attività ripetitive (Singh, 2022).

Altro punto analizzato, è la mancanza di fiducia dell'uomo nei confronti delle decisioni prese dall'IA, specialmente in contesti dove non è ben chiara la logica di assegnazione utilizzata dagli algoritmi. Lavoratori e manager, se non istruiti sulla tecnologia, tendono a rifiutare l'utilizzo di strumenti IA, come ad esempio nel supporto dell'analisi predittiva, considerandoli come opachi e poco contestualizzati rispetto alla loro operatività quotidiana (Binns et al., 2018). Tale avversione può, ovviamente, compromettere l'efficacia della tecnologia, che potrebbe generare risultati non efficaci o mal calcolati a causa della scarsa interazione con l'uomo e dall'assenza di loro feedback utili all'apprendimento.

Infine, come ultimo aspetto riportato, si evidenzia l'assenza di leadership e cultura dell'innovazione all'interno delle aziende, specialmente per le PMI. Senza una visione strategica innovativa e condivisa sull'IA e la sua adozione, diventa molto difficile sponsorizzare approcci di adozione bottom up, nei quali coinvolgere tutto l'organigramma aziendale (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Sentimenti come frustrazione e senso di boicottaggio possono derivare da una mancanza di comunicazione totalmente trasparente tra management e lavoratore, seguita da una totale assenza di formazione. Ed è proprio a causa di quest'ultimo motivo che le aziende fanno fatica ad adottare nuove tecnologie di questo tipo. La scarsa competenza in materia digitale del lavoratore rappresenta un enorme ostacolo verso la digitalizzazione e innovazione. La mancanza di tali requirements, con l'avanzare del tempo, aumenterà sempre più il divario tra le aziende leader e quelle meno consolidate, e la conseguente disuguaglianza all'interno del settore.

Per superare tali barriere è necessario un investimento da parte delle aziende in formazioni per il lavoratore, in costruzione di fiducia nei confronti dell'innovazione e nella promozione verso una cultura volta al miglioramento condiviso, dove l'IA venga valutata come strumento di supporto al lavoratore e non sostitutivo (Kamble et al, 2020).

3.3 Questioni etiche e regolamentari

Oltre alle questioni tecniche ed economiche dovute all'adozione dell'IA all'interno di un contesto logistico, vanno analizzate anche una serie di importanti implicazioni etiche e regolamentari.

Dall'analisi condotta è emerso un focus sulla trasparenza delle decisioni algoritmiche, la protezione dei dati, la responsabilità delle azioni in caso di malfunzionamento o errori e il rispetto delle normative istituite. In un contesto logistico, tali aspetti risultano particolarmente critici in quanto l'IA potrebbe compromettere oltre le decisioni operative e strategiche, anche la sicurezza del personale.

3.3.1 Trasparenza e spiegabilità

Elemento cruciale per l'utilizzo dell'IA all'interno della logistica è il concetto di trasparenza. Quest'ultimo non si riconduce esclusivamente alla possibilità e alla necessità di "leggere" il funzionamento di un algoritmo, bensì ricopre un concetto più ampio di comprensione totale del sistema per chi è coinvolto, permettendo di capire e verificare la motivazione di una determinata scelta effettuata dall'IA (Larsson, Heintz, 2020). In contesti complessi come quello della supply chain automatizzata, la trasparenza permette un impatto diretto sulla fiducia, sulla responsabilità e sulla garanzia di un controllo umano.

Tramite il concetto di AI washing, si evidenzia il rischio di strumentalizzazione della trasparenza per concedere attività poco chiare alle aziende. Ne è un esempio nel 2025, Builder.ai, una società che dichiarava di offrire una piattaforma basata sull'IA per lo sviluppo rapido di applicazioni, ha dovuto affrontare accuse di AI washing che hanno contribuito al suo fallimento. La società commercializzava la sua piattaforma come uno strumento che sfruttava l'IA per democratizzare la creazione di applicazioni, raccogliendo, secondo quanto riferito, 450 milioni di dollari di finanziamenti, anche da investitori come Microsoft. Tuttavia, le indagini hanno rivelato che Builder.ai impiegava oltre 700 ingegneri in India per codificare manualmente le applicazioni utilizzando modelli predefiniti, contraddicendo le affermazioni sull'automazione dell'intelligenza artificiale. Questa falsa dichiarazione ha gonfiato le cifre di vendita di circa il 30% e ha fuorviato gli investitori sulle capacità tecnologiche della piattaforma [58].

Per evitare questo fenomeno, dovrebbe essere sviluppato un concetto di trasparenza applicabile su tutti gli attori della catena, partendo dagli sviluppatori fino ad arrivare agli auditor e ai responsabili della logistica, supportandoli con strumenti di controllo e una maggior conoscenza algoritmica. Tra i vari fattori analizzati, i principali per garantire una maggior trasparenza legata all'IA risultano (Altukhi et al., 2025):

- la proprietà e l'accessibilità del codice e dei dati;
- la spiegabilità verso utenti non esperti (xAI);
- la comprensibilità linguistica e metaforica. Ad esempio, il concetto di “black box” racchiude esattamente la necessità di rendere più accessibile e trasparente la tecnologia IA;
- la necessità di un'alfabetizzazione algoritmica per cittadini e stakeholder.

In ambito normativo, l'Unione Europea ha riconosciuto questo tema come prioritario, inserendo la trasparenza tra i sette requisiti per un'IA affidabile (AI HLEG, 2019).

Come già anticipato, un tema preoccupante è quello legato alla concezione di una “black box” decisionale per molti modelli di IA, in particolare quelli basati su Deep Learning. All'interno di un contesto logistico basato su processi automatizzati quali ottimizzazione dei percorsi o gestione del magazzino, gli operatori potrebbero dover seguire delle istruzioni date da un modello IA per il quale non si conosce completamente la logica di elaborazione, generando problemi di spiegabilità e accountability. Il problema viene ulteriormente amplificato in caso di guasti, malfunzionamenti o scelte errate della tecnologia (Vianna, 2023).

Per tale ragione l'utilizzo di strumenti di Explainable AI, descritti nel capitolo 2.2.3, garantirebbe maggiore trasparenza nei processi di elaborazione dei risultati, garantendo un aumento della fiducia degli stakeholders e un maggior impatto positivo su eventuali controlli etici e tecnici (Hao, 2023).

Altro approccio per aumentare la fiducia negli stakeholders, con aumento relativo della trasparenza dei sistemi IA è la dichiarazione esplicita dei possibili limiti o errori degli algoritmi IA utilizzati, sottolineando i principali contesti in cui potrebbe elaborare risultati non affidabili e non del tutto corretti (Li, 2024). A supporto di tale approccio, le varie aziende potrebbero redigere una documentazione informativa contenente:

- Origine dataset;
- Ipotesi di lavoro del modello;
- Eventuali vulnerabilità.

Altra misura a supporto di una maggior trasparenza, riguarda invece l'utilizzo di numerose formazioni dedicate ai lavoratori come workshop educativi e corsi rivolti a tutti i dipendenti dell'azienda, andando a contribuire in modo solido all'apprendimento del funzionamento degli algoritmi IA utilizzati e come utilizzarli in modo efficiente all'interno dell'azienda. Questa alfabetizzazione andrebbe ad impattare sia sull'incertezza dell'applicativo giovandone a suo vantaggio ed incrementando la consapevolezza dell'utente sul controllo e interpretazione dei risultati generati dagli algoritmi. Inoltre, è fondamentale mantenere aperti i canali di comunicazione durante le fasi di sviluppo e implementazione del modello di IA. Attraverso un approccio comunicativo basato sulla

costante condivisione di aggiornamenti relativi allo stato del progetto, risultati dei test con relativo ritorno dei feedback degli stakeholders, si va a raggiungere una maggiore coerenza tra la tecnologia adottata e i requisiti e i valori dell'azienda. Questa metodologia partecipativa può ridurre significativamente la resistenza all'innovazione (Li, 2024).

3.3.2 Privacy e gestione dei dati

La tutela della riservatezza e della gestione delle informazioni rappresentano due aspetti molto delicati, in quanto l'IA si basa principalmente sull'analisi di importanti volumi di dati, solitamente personali e privati. Tale aspetto è ancora più amplificato all'interno di un contesto logistico, dove la qualità e la quantità dei dati forniti rispecchiano un ruolo fondamentale per il processo. Il dataset è la base di partenza per l'istruzione e il funzionamento di un algoritmo IA; tuttavia, vengono sollevate importanti questioni etiche e legali in fase di raccolta, diffusione e analisi di quest'ultimi. Il Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR), in vigore dal 2018, fissa principi e normative per l'elaborazione dei dati personali all'interno dell'UE. Vengono affrontati aspetti tra cui:

- Liceità;
- Correttezza;
- Trasparenza;
- Esattezza;
- Limitazione della conservazione.

Tutti racchiusi all'interno dell'articolo 5 del GDPR "Principi applicabili al trattamento di dati personali" [46].

L'art. 22, invece, garantisce una protezione e tutela nei casi di decisioni automatizzate prese dal sistema IA, che possano provocare conseguenze legali o effetti sulle persone. Per proteggere da questa situazione, si impone la presenza di un umano che affianchi il processo decisionale. Un principio chiave del GDPR è quello della "privacy by design e by default" racchiuso all'interno dell'art. 25 che impone di integrare la protezione dei dati fin dalle prime fasi dello sviluppo tecnologico. Nell'ambito dell'IA, ciò comporta l'adozione di misure quali:

- anonimizzazione o pseudonimizzazione dei dati : ad esempio, nella gestione delle consegne per il trattamento dei dati personali del cliente è possibile modificarli utilizzando codici univoci. In questo modo l'autista incaricato della consegna vedrà esclusivamente i dati strettamente necessari per effettuare la consegna. Altro esempio di pseudonimizzazione è nell'attività di ottimizzazione delle rotte. In questo caso, i dati relativi alla localizzazione dei veicoli vengono anonimizzati in modo tale da poter effettuare le analisi utili relative al traffico e alle

performance ma senza necessariamente ricollegarsi al singolo autista incaricato, rispettandone la privacy;

- limitazione dell'accesso ai set di dati;
- utilizzo di tecniche avanzate come l'apprendimento federato, che permette di addestrare modelli senza centralizzare i dati, tutelando così la riservatezza delle fonti locali (Kairouz et al., 2019).

Per quanto riguarda invece la responsabilità normativa, si richiede una Valutazione d'Impatto sulla Protezione dei Dati (DPIA) per le aziende che utilizzano strumenti IA. Tale protocollo è richiesto se l'utilizzo dei dati comporta rischi molto elevati a livello di diritti e libertà degli individui coinvolti. L'obiettivo di tale normativa, esplicita nell'art. 35, è garantire che il trattamento dei dati sia conforme al GDPR, minimizzando i rischi sulla privacy.

Dall'analisi condotta è emerso che la natura a “black box” dei diversi modelli di Machine Learning, come già descritto, rappresenta un notevole contrasto tra innovazione e privacy. Il GDPR non è in grado di fornire in modo completo un “diritto alla spiegazione”, ma istituisce comunque degli obblighi di trasparenza e di motivazioni, legate alle decisioni automatizzate. Tuttavia, restano alcune incertezze interpretative su come applicare concretamente tali obblighi, soprattutto in contesti complessi come la logistica predittiva (Wachter et al., 2017).

Per concludere, si può affermare che la sicurezza dei dati rappresenta una componente fondamentale per mantenere affidabili le catene di fornitura moderne. Informazioni come merci in transito, ordini e pagamenti, inventario sono fondamentali all'interno di un'azienda e garantire la loro privacy e sicurezza è categorico. Se il sistema IA dovesse risultare vulnerabile, potrebbe esporre l'azienda a rischi quali attacchi hacker informatici con conseguenti furti di informazioni sensibili (Pal, 2023).

All'interno di un contesto globale, le criticità relative alla privacy si amplificano notevolmente. Il motivo è dettato dall'utilizzo di normative eterogenee sulla protezione dei quest'ultimi a seconda dello stato di appartenenza. Ad esempio, in California vige il California Consumer Privacy Act (CCPA), mentre in Cina è presente il Personal Information Protection Law (PIPL), e di conseguenza i dati passando in più giurisdizioni differenti, possono generare problemi di compliance e un aumento dei costi di gestione. Per un'azienda che gestisce i dati in più Paesi diventa molto complesso rispettare contemporaneamente leggi diverse (Mbah, 2024).

Inoltre, altro aspetto da non sottovalutare è se la gestione dei server dei dati avviene in un Paese con politiche di sicurezza meno stringenti con standard bassi, mettendo a rischio l'incolumità dei dati (data breach). Ultimo aspetto, è inerente alla condivisione dei dati lungo tutta la catena logistica. In questo caso, se si tratta di una realtà globale, il passaggio dei dati tra fornitore, trasportatore, dogane e tutti i diversi attori restanti, corrisponde ad una criticità molto importante in quanto ogni passaggio di dato corrisponde ad un potenziale rischio di furto o di accesso non autorizzato alla gestione di quest'ultimo.

3.3.3 Responsabilità e governance

Ulteriore aspetto etico riguarda il tema sulla responsabilizzazione e sullo stabilire chi sia il responsabile delle decisioni prese in modo automatico. In particolare, quando un sistema IA elabora e compie scelte autonome non è sempre così chiaro a chi debba essere attribuita la responsabilità in caso di errori. Da qui nasce l'indecisione se il responsabile dell'errore possa essere:

- Il fornitore del software IA;
- L'azienda che lo utilizza;
- Lo sviluppare dell'algoritmo.

Questa confusione normativa è attualmente al centro di molte discussioni a livello europeo e internazionale.

Per l'Unione Europea, è in fase di approvazione il Regolamento sull'Intelligenza Artificiale, noto come AI Act. Questa normativa rappresenta il primo tentativo di regolamentazione per l'utilizzo dell'IA basata sul rischio. Al momento sono stati individuati quattro livelli di rischio suddivisi in: minimo, limitato, alto e inaccettabile. Ogni categoria necessita di requisiti proporzionali relativi agli obblighi normativi, alla trasparenza, al controllo e alla supervisione [48].

Punto di attenzione è quello relativo alla categoria ad alto rischio, dove si fa riferimento alla tipologia di IA in grado di esercitare un impatto significativo sui diritti, sulla sicurezza e sulla salute dell'uomo. L'Annex III della proposta di regolamento, include anche le applicazioni utilizzate nella logistica e nei trasporti, specialmente se vanno ad impattare su decisioni autonome relative all'organizzazione del lavoro, alla gestione delle risorse o al comportamento dei mezzi automatizzati.

Per questa categoria, l'AI Act impone:

- Sistemi di gestione del rischio da attuare fin dalle fasi iniziali di progettazione;
- Tracciabilità e qualità dei dati di addestramento, per garantire che non presentino discriminazioni, mancanze o distorsioni;
- Supervisione umana da garantire nei processi decisionali automatizzati;
- Registrazione del sistema in un database centrale europeo, per assicurare trasparenza e responsabilità;
- Audit periodici sia esterni che interni, per garantire conformità tecnica.

Questa normativa, all'interno di un contesto logistico di ottimizzazione dei percorsi di routing, previsione della domanda e selezione delle risorse, porterà ad un cambiamento importante nella struttura e nella gestione di tali algoritmi. Le aziende dovranno garantire una documentazione tecnica ben strutturata, sistemi di monitoraggio continuo e strumenti per garantire conformità rispetto alle regole imposte. Questo adattamento, se fattibile per

le aziende con grandi fatturati, richiederà invece più tempo per le piccole e medie imprese, le quali potrebbero rallentare l'adozione di strumenti IA. D'altro canto, verrà però garantita maggiore affidabilità e sicurezza delle soluzioni adottate, apportando anche una promozione alla creazione di ecosistemi tecnologici più responsabili e resilienti (Olan, 2022). Si può dunque affermare che l'AI Act non solo regola l'utilizzo dell'IA, ma influisce anche sul suo sviluppo, modificandone la strategia di applicazione sul campo e la relativa governance.

Per le categorie sottostanti di rischio come quello minimo e limitato, le restrizioni e le normative si fanno invece sempre meno stringenti, in quanto non costituiscono una fonte elevata di pericolo in tema di responsabilità e governance.

Ulteriore tema da approfondire in termini di responsabilità legata all'utilizzo di strumenti IA, è il concetto di "responsibility gap" (Matthias, 2004). Con questo termine si fa riferimento alla difficoltà di attribuzione della responsabilità diretta quando un risultato negativo o ingiusto deriva da un agente non umano. Questa lacuna di responsabilità si presenta quando nessun attore umano può essere ritenuto responsabile delle conseguenze e dei risultati negativi dell'IA. In particolare, nei sistemi di Machine Learning, le decisioni essendo generate da istruzioni dinamiche e variabili legate a processi di ottimizzazione derivati da dataset storici e relazioni non lineari, rendono quasi impossibile la spiegazione chiara del motivo di generazione di un risultato. Di conseguenza, da questa incertezza risulta improbabile l'assegnazione di un colpevole in caso di errori, ingiustizie o danni.

All'interno del settore logistico questa tematica è notevolmente amplificata, in quanto l'IA è in grado di assumere decisioni con conseguenze ampiamente rilevanti, in termini economici e sociali. Il responsibility gap in questi casi rappresenta un vero e proprio ostacolo nella definizione di responsabilità e coperture contrattuali.

In risposta al problema, si propone un concetto di "responsabilità condivisa" (Floridi et al., 2018) che implica la distribuzione delle responsabilità tra tutti gli attori coinvolti nel ciclo di vita del sistema IA e di conseguenza verranno ritenuti responsabili:

- Progettisti;
- Fornitori;
- Operatori;
- Utenti finali.

Tale distribuzione però non andrebbe a risolvere del tutto la problematica, in quanto rimarrebbe il problema del "gap", andandosi ad amplificare e generando ancora più incertezza nella distribuzione delle colpe o dei doveri morali in ambito operativo.

Tale approccio è particolarmente pertinente nel settore logistico, dove l'ecosistema tecnologico è complicato e coinvolge fornitori di software, integratori di sistemi, operatori logistici e decisori aziendali. Per assicurare un controllo efficace su queste tecnologie, è fondamentale stabilire una governance operativa che preveda procedure di

audit interno strutturate, responsabilità chiare in caso di malfunzionamenti e piani di azione per situazioni critiche.

Infine, all'interno dell'AI Act, per le categorie ad alto rischio, viene anche citato il concetto di "Supervisione umana significativa". In un contesto logistico, questo implicherebbe la redistribuzione del contributo umano in favore della tecnologia e non la sua eliminazione. Il concetto è che l'operatore dovrà sorvegliare, convalidare ed eventualmente correggere il comportamento degli algoritmi, promuovendo una decisione condivisa tra uomo e IA (Floridi et al., 2018).

Per rendere operativo tale modello, è essenziale stabilire architetture organizzative dedicate, che includano professionisti esperti nella governance dei sistemi di IA, come ad esempio [47]:

- IA System Manager: figura responsabile della progettazione, gestione e monitoraggio degli algoritmi;
- IA Ethics Officer: professionista che assicura che le soluzioni implementate rispettino i principi etici, normativi e di giustizia;
- Algorithmic Risk Officer: esperto nell'individuazione e nella riduzione dei rischi legati agli algoritmi, dotato di competenze tecniche e legali.

Questi professionisti devono garantire non solo la tracciabilità delle decisioni automatiche, ma anche la realizzazione della documentazione tecnica e decisionale necessaria per audit esterni, istanze legali o controlli delle autorità competenti. In questa prospettiva, il futuro della logistica dovrà progredire verso un modello di governance algoritmica integrata, in cui tecnologia, regolamentazione e controllo umano lavorano insieme per assicurare efficacia, responsabilità e sostenibilità sociale dell'automazione. Per concludere l'analisi e facilitarne la comprensione, è utile riepilogare gli impatti concreti derivati dall'applicazione dell'AI Act. Se presa come esempio un'azienda fittizia la quale utilizza IA per l'ottimizzazione delle rotte, a seguito del regolamento, quest'ultima dovrà:

- Fornire documentazione adeguata a supporto della logica che utilizza l'algoritmo in fase decisionale;
- Garantire una tracciabilità dei dati utilizzati;
- Utilizzare una supervisione umana significativa;
- Adattarsi ad audit periodici di controllo attraverso report tecnici e documentazione aggiornata;
- Se richiesto, registrare il sistema all'interno del database europeo, in modo tale da aumentare trasparenza e governance.

3.3.4 Disuguaglianze e giustizia sociale

Per concludere l'analisi relativa alle questioni etico-regolamentari è necessario soffermarsi su quanto l'automazione possa contribuire all'aumento delle disuguaglianze sociali e lavorative. In contesti dove il lavoro manuale ricopre ancora una parte consistente delle attività, l'IA potrebbe andare ad impattare negativamente su di essi causando una separazione netta del mercato:

- Lavori altamente qualificati e ben retribuiti;
- Lavori poco qualificati e ben pagati.

I lavori di routine e prevalentemente operativi potrebbero scomparire ed essere rimpiazzati dall'IA, provocando una perdita di lavoro per l'uomo. Il rischio è che quest'ultimo non possa ricevere un'adeguata formazione per delle nuove mansioni, rimanendo quindi escluso dal mercato (Singh, 2022).

All'interno del settore logistico, attività come picking, packing, tracciamento delle spedizioni e gestione dell'inventario sono tra le prime ad essere automatizzate. In questo modo, l'attenzione viene traslata verso profili più tecnici e specializzati

Per affrontare nel modo corretto questa possibile problematica, è necessario che le aziende gestiscano l'utilizzo dell'IA in modo completo e integrato, non considerando esclusivamente aspetti tecnici ed economici ma anche etici, sociali e normativi. L'obiettivo deve essere di condividere principi inclusivi in modo tale da coinvolgere completamente tutti gli attori appartenenti alla realtà aziendale, dai dipendenti agli stakeholder. Inoltre, molto utile potrebbe essere la continua formazione del personale, attraverso corsi e certificazioni, garantendo in questo modo un continuo adattamento al cambiamento. In ambito logistico, questo vuol dire istruire gli operatori alla gestione di software adibiti alla pianificazione delle rotte, al controllo e alla gestione del magazzino e piattaforme utili al tracciamento delle merci in real time.

L'IA deve essere valutata, all'interno di una realtà lavorativa, anche per le sue conseguenze sulla società, e dunque tenendo in considerazione:

- Lavoro perso o creato;
- Qualità della vita dei lavoratori;
- Equità nell'accesso delle tecnologie.

In particolare, nella logistica, si osserva un'applicazione molto elevata di strumenti di IA e tecnologie avanzate come la robotica, l'analisi predittiva e l'automazione. Tutti questi strumenti comportano alla lenta sostituzione delle attività manuali e ripetitive svolte solitamente dai lavoratori meno specializzati. Ad esempio, operazioni di carico e scarico, movimentazione della merce all'interno dei magazzini e preparazione degli ordini con successiva gestione dei dati, potrebbero essere svolte tranquillamente da tecnologie

avanzate, comportando il rischio di allontanare sempre più professionisti da settori già caratterizzati da precarietà e redditi insufficienti (Singh, 2022). Sistemi come magazzini automatici, veicoli a guida autonoma e centri di smistamento basati su IA si stanno già ritagliando uno spazio all'interno dell'organizzazione dei centri di distribuzione e dei trasporti a lungo raggio (vedi capitolo 2.5). Questo cambiamento sta riducendo sempre più la componente manuale e trasformando, di conseguenza, le competenze richieste.

Questo fenomeno porterebbe, inoltre, ad un enorme divario sociale nel quale ne gioverebbe solo una ristretta nicchia di professionisti altamente specializzati e qualificati, mentre la restante parte dei lavoratori sarebbe a rischio esclusione (Vianna, 2023). A questa situazione si aggiunge anche la crescente disparità economica tra le imprese, poiché i grandi operatori logistici come Amazon, UPS e DHL possono investire notevoli risorse in tecnologie di IA e nella formazione dei dipendenti, mentre le piccole e medie imprese spesso non hanno le risorse adeguate ad affrontare il processo di digitalizzazione, ampliando così il divario competitivo nel settore (Binns et al., 2018).

Oltre a questi aspetti economici e occupazionali, l'IA porta con sé anche impatti sociali ed etici più profondi, tra cui il concetto di giustizia algoritmica. Con quest'ultimo termine, si fa riferimento sulla presunta capacità dell'IA di prendere decisioni in modo equo e imparziale. Non sempre però questo può accadere, in quanto l'apprendimento è derivato da un set di dati storici e se questi dovessero contenere pregiudizi o disuguaglianze, come discriminazioni geografiche o culturali, l'IA potrebbe riprodurli. La presenza di bias può influenzare il comportamento dell'algoritmo anche nelle applicazioni puramente tecniche e neutre, come ad esempio il calcolo dei percorsi stradali o la selezione di un fornitore (Eubanks, 2018). In un contesto prettamente logistico, l'utilizzo di un dataset corrotto per un algoritmo utilizzato nella pianificazione delle consegne, potrebbe favorire alcune zone urbane ad alta concentrazione, lasciando scoperte altre zone più periferiche causando disservizi non solo etici ma soprattutto di operatività e accessibilità ai servizi logistici.

Catherine D'Ignazio e Lauren F. Klein, all'interno del loro libro "Data Feminism" (2020) presentano un approccio fortemente critico verso l'analisi dei dati e l'IA, affermando una scarsa neutralità delle tecnologie. Il loro concetto di "femminismo dei dati" si basa su una serie di principi tratti dal pensiero femminista che considera l'insieme delle oppressioni di razza, genere e classe, applicati alle pratiche di progettazione, analisi e governance dei sistemi tecnologici. L'idea centrale è che ogni sistema informativo, inclusi quelli basati su IA, implica delle scelte: riguardo a cosa misurare, in che modo misurarlo, chi trae vantaggio dalle informazioni generate e chi, invece, viene escluso. L'obiettivo di tale pensiero è dunque di rendere visibili e opinabili queste scelte.

Applicato al campo della logistica, questo metodo consente di esaminare come gli algoritmi per l'ottimizzazione, la previsione o l'automazione possano riprodurre o intensificare disuguaglianze già presenti, ad esempio nel modo in cui è trattato il personale, nella selezione dei fornitori o nella distribuzione delle risorse nel territorio. Inoltre, questo può anche causare esclusione di piccoli trasportatori e fornitori, andando

a favorire realtà più consolidate, dotate di infrastrutture migliori e dati più strutturati, andando ad enfatizzare squilibri già presenti nella catena di fornitura.

Le scelte effettuate da un'IA, che possono sembrare oggettive, potrebbero in realtà rivelare pregiudizi culturali, economici o politici insiti nei dati utilizzati per l'addestramento o nelle logiche del modello. Un algoritmo che gestisce automaticamente i turni di lavoro, per esempio, potrebbe svantaggiare in modo sistematico alcune categorie, come lavoratori part-time, donne con responsabilità familiari, persone con disabilità, se è stato formato su dati storici che non rappresentano adeguatamente la realtà o che presentano già degli squilibri.

Per compensare a questa reale problematica, basterebbe coinvolgere attivamente le persone normalmente escluse o non rappresentate all'interno dei processi decisionali. In questo modo si andrebbe a superare una visione totalmente tecnica concentrata esclusivamente sull'efficienza e sulla minimizzazione dei costi, abbracciando un approccio più inclusivo e responsabile. Si terrebbe conto, di conseguenza, del contesto in cui si lavora, delle implicazioni etiche e di chi detiene maggior potere.

Infine, si rende necessario incoraggiare una trasparenza totale, che vada oltre alla spiegazione puramente tecnica sul funzionamento dell'algoritmo e che permetta una comprensione completa di come vengono prese le scelte in base ai dati utilizzati e con quali effetti. In questo modo si potrebbero abbattere tutte le eventuali disuguaglianze e questioni etiche associate.

In definitiva, a conclusione dell'analisi, si può affermare che l'IA può rappresentare un fattore abilitante per una logistica più sostenibile e inclusiva, ma solo se accompagnata da scelte consapevoli, regolamentazioni e politiche di compensazione che tengano conto delle implicazioni sociali e non si limitino ai risultati di produttività. Pertanto, specialmente all'interno di un settore logistico, l'IA deve essere interpretata anche come uno strumento per garantire maggiore equità per l'accesso ai servizi e condizioni di lavoro dignitose.

Capitolo 4: Conclusioni

In quest'ultimo capitolo verranno riepilogati i principali risultati emersi dall'analisi e dall'approfondimento derivato dalla raccolta delle svariate fonti accademiche ed industriali. Successivamente, una presentazione attenta sulle possibili implicazioni in campo lavorativo ed accademico ed una riflessione critica delle prospettive e tendenze future nel campo dell'IA.

4.1 Sintesi dei risultati

Il lavoro svolto in questo elaborato ha permesso un'individuazione sistematica e approfondita dei principali benefici comportati dall'applicazione dell'IA all'interno dei diversi processi logistici. Dall'analisi sono state individuate tre macrocategorie nelle quali l'IA ha avuto impatto: operative, economiche e ambientali. In tutte le aree sono stati registrati risultati positivi, a sostegno della tesi che l'IA rappresenti uno strumento innovativo per le aziende, in grado di influenzare positivamente le performance, l'approccio alla sostenibilità e i costi aziendali.

Partendo dal contesto operativo, l'IA con la sua implementazione, ha fatto registrare notevoli miglioramenti in tutte le aree della logistica. I modelli di Rete Neurale Artificiale, ad esempio, in un contesto di demand forecasting hanno evidenziato un miglioramento di accuratezza nella previsione fino al 50%, decrementando l'errore previsionale tra il 20 e il 40% (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Ne consegue, dunque, una miglior gestione delle scorte, con una riduzione di circa il 35% dei livelli di stock andando anche a diminuire rischi di rotture ed overstock (Thenmozhi, 2024). Per quanto riguarda, invece, la pianificazione dei trasporti, algoritmi come Random Forest o NLP, hanno portato ad una diminuzione dei tempi di consegna pari al 25%, un incremento della capacità delle flotte di circa il 30% con conseguente riduzione del tasso di mezzi inutilizzati per i viaggi (Moghadasnian, 2025). Nel contesto invece Last Mile, l'IA ha garantito un miglioramento nella velocità di consegna del 15% e un aumento del 18% nella customer satisfaction attraverso strumenti predittivi, tracciamenti in real time avanzati e un'ottimizzazione dei tragitti urbani [38].

In ambito economico, tutti questi benefici si traducono in veri e propri risparmi. È stato registrato che nel solo 2023, l'adozione dell'IA abbia generato un risparmio globale di circa 10 miliardi di dollari in costi operativi. La gestione del magazzino, la pianificazione dei trasporti, il consumo del carburante e i costi inerenti ad errori o ritardi sono le principali aree di risparmio. Inoltre, una riduzione della dipendenza dei lavori manuali dettata da un'automazione delle attività, ha permesso un contenimento dei costi del personale. È legittimo anche pensare che, nonostante non ci siano al momento numerose evidenze in fronte accademico o dati finanziari disponibili, indicatori economici come ROS, ROI o EBITDA possano comunque registrare un miglioramento progressivo.

Infine, in campo ambientale, sono state registrate riduzioni di emissioni CO₂ tra il 15% e il 20%, nel solo 2023, attraverso una diminuzione diretta del consumo di carburante [38].

Segue una riduzione dei consumi energetici pari fino al 20% ed una diminuzione degli sprechi legati ai trasporti urgenti o alle eccedenze [38]. I diversi case study confermano l'impatto positivo di queste soluzioni, evidenziando un miglioramento in termini di efficienza, sostenibilità, digitalizzazione e integrazione. Ad esempio Amazon con una netta diminuzione dei costi di manodopera ed errore umano, DHL con un'importante ottimizzazione dei costi operativi ed una migliore e più efficiente interazione con il cliente, UPS e Maersk tramite una riduzione considerevole di consumo di carburante per il trasporto navale e stradale.

In conclusione, è possibile affermare quanto l'IA rappresenti un driver chiave per la digitalizzazione e l'innovazione logistica. Se da un lato è garantito un notevole miglioramento in termini operativi, offre anche la possibilità di affrontare le diverse sfide ambientali-sociali, offrendo un approccio più intelligente, responsabile e sostenibile.

4.2 Implicazioni accademiche e pratiche

In un contesto di innovazione industriale contemporanea, l'adozione e l'utilizzo dell'IA nei processi logistici sostenibili ne rappresenta un punto cardine, nonostante la sua complessità. Dai risultati raccolti, è evidente quanto l'adozione di queste nuove tecnologie di Machine Learning e Deep Learning, abbiano un impatto radicale sia in termini di efficienza operativa ma anche a livello di contributo concreto sulla sostenibilità ambientale e sociale. Se analizzate le implicazioni pratiche, si nota la numerosità di applicazioni e l'adattabilità in diverse situazioni. L'offerta di ottimizzazione delle scorte e dei trasporti, la riduzione delle emissioni di CO₂ e dello spreco di risorse lungo la catena produttiva, sono alcuni esempi di implicazioni pratiche unite ad una maggiore reattività di risposta e decisioni operative più precise e corrette. Inoltre, l'utilizzo di IA all'interno dei magazzini, come applicato da Amazon, permette un'automatizzazione delle operazioni di picking e una relativa riduzione dei consumi energetici. Da non sottovalutare anche l'utilizzo all'interno dell'area legata al customer service, come DHL, dove la presenza e l'utilizzo di chatbot intelligenti hanno permesso una maggiore soddisfazione del cliente legata al servizio.

Per integrarsi completamente con le nuove soluzioni, le aziende necessitano però di una revisione e modifica dei loro processi decisionali, implicando oltre ad un cambiamento tecnologico, un cambiamento organizzativo. Sono necessari investimenti in infrastrutture digitali avanzate, formazioni del personale adeguate e ricerca di nuove figure professionali con competenze specifiche. Le aziende in grado di integrare efficacemente queste tecnologie, come già descritto, gioveranno di numerosi benefici economici, operativi e ambientali. Tuttavia, da non sottovalutare anche il bisogno di un'attenta governance dei dati e della relativa privacy correlata, unita alla necessità di uno sviluppo di politiche interne volte a garantire un utilizzo etico e corretto di queste nuove soluzioni. L'IA rappresenta la possibilità, ma anche l'esigenza, di un vero e proprio cambiamento radicale per le aziende, oltre che ad una scontata opportunità di innovazione tecnologica.

Dal punto di vista accademico, invece, è necessario uno sviluppo di modelli concettuali e metodologia più concrete e solide, in modo tale da facilitare la connessione tra IA, logistica e sostenibilità. Inoltre, dovranno essere in grado di considerare due obiettivi solitamente in contrasto l'uno con l'altro: produttività e impatto ambientale. Da un lato se ne richiede la massimizzazione, dall'altro si ricerca l'opposto. Dall'analisi effettuata, sono emerse alcune lacune accademiche legate alla pratica della ricerca come, ad esempio, la scarsa presenza di validazioni su larga scala degli studi, evidenziando l'assenza di dati reali in quanto molte analisi sono a livello teorico oppure su piccoli casi. Gli approcci utilizzati sono dispersivi, non utilizzando un framework di analisi in comune, rendendo molto più complesso il confronto tra gli articoli. Segue, inoltre, la necessità di maggior contestualizzazione dei risultati a seconda delle varie imposizioni normative, geografiche. Una soluzione sviluppata in un Paese non necessariamente è adatta in contesti o settori differenti.

Quindi come implicazioni accademiche, si segnala una letteratura più integrata e coerente, che faciliti l'analisi per chi studia e fa ricerca inerente, ma anche che sia accessibile a livello aziendale, e quindi per chi lavora sul campo. Inoltre, sarà fondamentale una maggior collaborazione tra il mondo industriale e accademico. Il rischio è che in assenza di comunicazione e collaborazione, le soluzioni nate in università siano estremamente teoriche, non applicabili e poco scalabili. Una strategia che si potrebbe adottare, per fare in modo che possa concretizzarsi la collaborazione tra le due realtà è l'utilizzo di laboratori congiunti tra università e aziende, con l'obiettivo di testare in ambienti controllati le nuove possibili applicazioni legate all'IA. Ulteriore soluzione potrebbe essere la realizzazione di progetti pilota studiati ad hoc per l'azienda e realizzati al proprio interno, in modo tale che si possa effettuare una raccolta di dati reali per consentire anche l'avanzamento della ricerca. Infine, si potrebbe optare anche per corsi di formazione nei quali i ricercatori del mondo accademico possono trasferire le proprie conoscenze alle imprese, ma allo stesso tempo possano raccogliere feedback pratici da parte degli imprenditori e lavoratori.

4.3 Tendenze e prospettive future

In un contesto di logistica che punta alla sostenibilità, l'integrazione dell'IA in ottica di prospettiva futura, è inevitabile che non possa seguire un'evoluzione lineare e semplice, ma piuttosto seguirà parallelamente più direzioni influenzabili tra di loro come nuove tecnologie, nuove esigenze aziendali o ambientali, nuove normative. Tale cambiamento riguarderà, di conseguenza, sia la parte tecnologica che la parte socio-organizzativa.

Avranno sempre più rilievo tecnologie volte a facilitare la comprensione dell'IA, come appunto gli strumenti di Explainable IA, in grado di garantire elevata trasparenza e interpretabilità delle decisioni algoritmiche, superando il grande scoglio rappresentato dal concetto di "black box" relativo alla tecnologia. Parallelamente, come individuato tramite alcuni articoli, prenderà anche spazio il concetto di Digital Twin, ovvero modelli digitali dinamici e interattivi in grado di analizzare e simulare in real time per ottenere una massima ottimizzazione relativa ai flussi, all'individuazione di guasti e creazione di vari scenari di comparazione. Un approccio olistico e non isolato permetterebbe enormi vantaggi su tutta la catena, garantendo benefici su tutte le aree di applicazione.

Ulteriore direzione da intraprendere è un'integrazione rafforzata tra IA e criteri ESG, in modo tale da permettere una valutazione più attenta e completa delle performance sostenibili, ponendo anche attenzione ai fenomeni di AI washing e greenwashing. Per combattere queste criticità si necessitano strumenti di governance algoritmica aggiornati, standard condivisi di valutazione per quanto riguarda gli impatti etici e ambientali dell'IA, una maggiore promozione della cultura di responsabilizzazione tra gli attori coinvolti.

Concetti come la logistica circolare integrata con IA, volta al prolungamento del ciclo vita dei prodotti con relativa diminuzione degli sprechi, oppure studi sugli impatti dell'IA in contesti emergenti e a basso sviluppo tecnologico, unita alla realizzazione di metriche multidimensionali per valutare la tecnologia in termini di sostenibilità, rappresentano altri spunti sul futuro legato all'adozione dell'IA.

L'Edge AI, ad esempio, può rappresentare una possibile evoluzione dell'attuale IA e consiste nella ricerca di un modello decentralizzato delle fonti dei dati, in modo tale da permettere l'elaborazione decisionale e l'analisi dei dati in prossimità delle proprie fonti senza un invio ad un cloud centralizzato, superando i limiti legati alla latenza, alla privacy e connettività ad internet. In logistica, questa tecnologia trova applicazione nel monitoraggio in tempo reale delle flotte, attraverso l'utilizzo di sensori e dispositivi intelligenti che permettono un'analisi in loco dei consumi e delle emissioni, generando avvisi immediati in caso di anomalie. Ulteriore area di applicazione è quella inerente alla manutenzione predittiva, dove attraverso dei sensori che individuano sul campo segnali di guasti imminenti, consentono un intervento più rapido e mirato. Anche nei magazzini automatizzati l'Edge AI favorisce un picking più efficiente grazie a sistemi di visione e robotica che elaborano i dati in loco, aumentando la reattività e la continuità operativa (Adelusi, 2024).

In questo scenario di innovazione radicale, è importante perseguire il mantenimento della centralità decisionale nell'operatore umano, in quanto l'IA non deve essere uno strumento volto a sostituire l'uomo, ma bensì uno a supporto di quest'ultimo. La rivoluzione delle mansioni lavorative e dei job title è inevitabile ed opporsi al cambiamento risulterebbe poco sensato. I benefici dimostrati sono estremamente rilevanti ed impattanti per non darne la giusta attenzione, ma, nonostante ciò, senza un accurato supporto normativo vi sarà il rischio di un sempre più crescente malcontento e diffidenza nella forza lavoro all'interno delle diverse realtà aziendali.

Bibliografia

- Adelusi, J.B., Grant, C., Wallace, F., MacKay, L. (2024), “Edge AI for Predictive Maintenance in Industrial IoT Environments”, working paper, University of Abuja, Abuja, 14 Dicembre
- Ahi, P., Searcy, P. (2015), “An analysis of metrics used to measure performance in green and sustainable supply chains”, working paper, Department of Mechanical and Industrial Engineering, Ryerson University, Toronto, Gennaio
- Ali, S. (2024), “Artificial Intelligence Approach to Predict Supply Chain Performance: Implications for Sustainability”, *Sustainability* 2024, Vol. 34, pp. 1 – 31
- Altukhi, Z., Pradhan, S., Aljhoani N. (2025), “A Systematic Literature Review of the Latest Advancements in XAI”, *Technologies* 2025, Vol. 13 No.3, pp 93 – 102
- Arifin, M. (2021), “Genetic Algorithm Approach to Logistics Transportation and Distribution Problems: A Case Study of Parcel Delivery Services”, working paper, Jurusan Teknik Logistik, Institut Teknologi Telkom Purwokerto Jl, Purwokerto Selatan, Dicembre
- Arvai, N., Katonai, G., Mesko B. (2025), “Health Care Professionals’ Concerns About Medical AI and Psychological Barriers and Strategies for Successful Implementation: Scoping Review”, *J Med Internet Res.*, Vol. 27, pp. 1 - 18
- Awasthi, S. (2024), “Artificial Intelligence in Supply Chain Management”, *Journal of Student Research*, Vol. 13 No. 1, pp 1- 7
- Barman, D., Hasnat, A., Nag, R. (2022), “An Introduction to Autoencoders”, working paper, Department of Computer Science and Engineering, Government College of Engineering and Textile Technology, Berhampore, West Bengal, India, Febbraio
- Bowersox, D.J., Closs, D.J., Cooper, M.B. (2002), *Supply Chain Logistics Management*, McGraw-Hill, Michigan
- Camur, M., Ravi, S., Saleh, S. (2024), “Enhancing Supply Chain Resilience: A Machine Learning approach for predicting product availability dates under disruption”, *Expert System With Application*, Vol. 247, pp. 1 – 13
- Christopher, M. (1998), *Logistics and Supply Chain Management: Strategies for Reducing Cost and Improving Service*, Financial Times/Prentice Hall.
- Cimino, A. (2024), “A cyclic and holistic methodology to exploit the Supply Chain Digital Twin concept towards a more resilient and sustainable future”, *Cleaner logistics and supply chain*, Vol.11, pp. 1 – 11

- Dekker, A. (2004). "A Framework for Reverse Logistics", working paper, University of Rotterdam, Rotterdam, Giugno
- Dekker, R., Bloemhof, J., Mallidis, I. (2012). "Operations Research for Green Logistics - An Overview of aspects, issues, contributions and challenges", *European Journal of Operational Research*, vol. 219 No. 3, pp. 671-679
- Dekker, R., Fleischmann, M., Inderfurth, K., Van Wassenhove, L. (2004), *Reverse Logistics: Quantitative Models for Closed-Loop Supply Chains*, Springer-Verlag, Berlin.
- Elkington, J. (1997), "Cannibals with Forks: The Triple Bottom Line of 21st Century Business", *Journal of Business Ethics*, Vol. 23, No. 2, pp. 229-231
- Feigenbaum, E. A. (1977), "The art of artificial intelligence: Themes and case studies of knowledge engineering", *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 22 August
- Feigenbaum, E. A. (1981), "Expert Systems in the 1980s", working paper, Stanford University, CA, Gennaio
- Feng, J. , Yang, J., Li, Y., Wang , H., Ji, W. (2021), "Load forecasting of electric vehicle charging station based on grey theory and neural network", *Energy Reports*, Vol. 7 No. 6, pp. 487-492
- Floreano, D., Mattiussi, C. (2002), *Manuale sulle reti neurali*, Il Mulino, Bologna
- Folino, G. (2003), "Algoritmi evolutivi e programmazione genetica: strategie di progettazione e parallelizzazione", working paper, Consiglio Nazionale delle Ricerche, Istituto di Calcolo e Reti ad Alte Prestazioni (ICAR), Cosenza, Dicembre
- Galin Zhelyazkov , M. (2017), "Agile Supply Chain: Zara's case study analysis", working paper, Design, Manufacture & Engineering Management; Strathclyde University Glasgow, Gennaio
- Geiger, M.J. (2008), "Genetic Algorithms for multiple objective vehicle routing", working paper, Production and Operations Management Institute 510, Business Administration University of Hohenheim, Hohenheim, 2 Settembre
- Geissdoerfer, M., Savaget, P., Bocken, N. M. P., & Hultink, E. J. (2017), "The Circular Economy – A new sustainability paradigm?", *Journal of Cleaner Production*, Vol. 143, pp. 757 - 768
- Gennatas, E.D., Friedman, J.H., Ungar, L.H., Piracchio, R. (2019), "Expert-Augmented Machine Learning", working paper, University of California, Department of Epidemiology and Biostatistics, California, 5 Gennaio

- Gheisari, M., Ebrahimzadeh, F., Rahimi, M. (2022), "Deep learning: Applications, architectures, models, tools, and frameworks: A comprehensive survey", working paper, School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Shenzhen, China, Dicembre
- Grant David, B. (2016). Logistics and Supply Chain Management: Principles and Practices for Sustainable Operations and management, Kogan Page, Sustainable logistics and supply chain management strategy, pp. 251-276
- Gunasekaran, A., Dubey, R., Childe, S. J. (2017), "Big Data and Predictive Analytics in Sustainable Supply Chain Management", Computers & Industrial Engineering, Vol. 101, pp. 525- 527
- Hao, X. (2023), "Artificial intelligence in supply chain decision-making: an environmental, social, and governance triggering and technological inhibiting protocol", Journal of Modelling in Management, Vol. 19 No.2, pp. 605 - 629
- Hasan, R. (2024), "AI-Enhanced Decision-Making for Sustainable Supply Chains: Reducing Carbon Footprints in the USA", working paper, Gannon University, Erie, PA, Marzo
- Hasan, R. (2024), "Integrating Artificial Intelligence and Predictive Analytics in Supply Chain Management to Minimize Carbon Footprint and Enhance Business Growth in the USA", Journal of Business and Management Studies, Vol. 6 No. 4, pp. 195 – 212
- Ismaeil, L. (2024), "The Role and Impact of Artificial Intelligence on Supply Chain Management: Efficiency, Challenges, and Strategic Implementation", Journal of Ecohumanism, Vol.4, pp. 89 – 106
- Javadi, B., Salimzadeh, Z., Akbari, A., Yadegari, M. (2024), "Production and distribution planning, scheduling, and routing optimization in a yogurt supply chain under demand uncertainty: A case study", Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, College of Farabi, University of Tehran, Iran, Giugno
- Khan, S. (2019), "The Effect of Green Logistics on Economic growth, Social and Environmental Sustainability: An Empirical Study of Developing Countries in Asia", working paper, School of Economics and Management, Tsinghua University, Beijing, China, 8 Gennaio
- Kouhizadeh, M., Sarkis, J., Saberi, S. (2021), Blockchain technology and the sustainable supply chain: Theoretically exploring adoption barriers, International Journal of Production Economics, Elsevier, vol. 231.
- Kurzweil, R (2005), The Singularity Is Near: When Human transcend biology, Penguing Group, New York, NY

- LeCun, Y., Bengio, Y. , Hinton, G. (2015), “Deep learning”, *Nature* , Vol. 521, pp 436–444
- Lee, H.L. ,(2004), "The Triple-A Supply Chain",*Harvard Business Review*, Vol. 82 No. 10, pp. 102-112.
- Li, X., Zhao, X., Lee, H. (2023), “Building responsive and resilient supply chains: Lessons from the COVID-19 disruption”, working paper, School of Economics and Management, Beijing University of Chemical Technology, Beijing, China, Aprile
- Li. J., Qiu, W., Li W. (2020), “An Improved K-means Algorithm for Supplier Evaluation and Recommendation of Purchase and Supply Platform”, *Journal of Physics: Conference Series*, Vol.1650, pp 2-10
- Lighthill, J. (1973), “Artificial Intelligence: A General Survey.”, working paper, Science Research Council Report, Cambridge University, Cambridge, Luglio
- Madancian, M. (2023), “The Impact of Artificial Intelligence on Supply Chain Management in Modern Business”, 5th International Conference on Artificial Intelligence and Smart Environments 2023, Errachidia, Morocco, pp. 1- 9
- Marasi Mwencha R. (2016). “Better Data Visibility & Data Use Result in Lower Cost and Improved Performance in Medicine Supply Chains”, working paper, Cornell University, Ithaca, 28 Settembre
- Martini, B. (2025), “Human-Centered and Sustainable Artificial Intelligence in Industry 5.0: Challenges and Perspectives”, *Sustainability* 2024, Vol.16 No.13, pp. 1 – 17
- Mbah, G. (2024), “Data privacy in the era of AI: Navigating regulatory landscapes for global businesses”, working paper, International Journal of Science and Research Archive, USA, 7 Ottobre
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., Shannon, C. E. (2006), A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, *AI Magazine*, Vol. 27 No.4 ,pp. 1 - 12.
- McKinnon, A. (2018). *Decarbonizing Logistics: Distributing Goods in a Low Carbon World*, Kogan Page LTD, London
- Mehdi G. (2022), “Deep learning: Applications, architectures, models, tools, and frameworks: A comprehensive survey”, working paper, CAAI Transactions on Intelligence Technology, Vol. 8 No. 3, pp. 581-606
- Merino F., Di Stefano, C., Fratocchi, L. (2020), “Back-Shoring vs. Near-Shoring: A Comparative Study”, working paper, Department of Applied Economy, University of Murcia, Spain, 5 Ottobre

- Moghadasnian, S. (2025), "AI-Driven Inventory Optimization in Airline Logistics: Enhancing Efficiency, Sustainability, and Operational Performance", Conference On Artificial Intelligence in The Era of Digital Transformation, Tsiblisi, Georgia, pp 1- 9
- Mohammed, L. (2016), Machine learning: Algorithms and Applications, CRC Press, London
- Okay, N., Sencer, A., Taskin, N. (2024), "Quantitative indicators for environmental and social sustainability performance assessment of the supply chain", working paper, Department of Management Information Systems, Bogazici University, Istanbul, Turkey, 10 Luglio
- Okut, H. (2021), "Deep Learning for Subtyping and Prediction of Diseases: Long-Short Term Memory", working paper, School of Medicine, Kansas University, Wichita, USA, Giugno
- Olan, F. (2022), "Sustainable supply chain finance and supply networks: The role of artificial intelligence", working paper, Loughborough University, Loughborough, Aprile
- Ou, S. (2012), "Forecasting agricultural output with an improved grey forecasting model based on the genetic algorithm", Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 85, pp. 33-39
- Oukhouya, H. , El Himdi, K. (2023), "Comparing Machine Learning Methods—SVR, XGBoost, LSTM, and MLP— For Forecasting the Moroccan Stock Market", working paper, Laboratory LMSA, Department of Mathematics, Faculty of Sciences, Mohammed V University in Rabat, Rabat, 28 Aprile
- Pal, S. (2023), "Integrating AI in Sustainable Supply Chain Management: A New Paradigm for Enhanced Transparency and Sustainability". International journal for research, Vol.11 No. 11, pp. 1 - 8
- Prins, C. (2003), "A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem", working paper, University of Technology of Troyes, Troyes Cedex, France, Maggio
- Roy, A., Chowdhary, A., Madan, A. (2021), "Impact of Supply Chain Management in Globalization", International Journal of Advance Research and Innovation, Vol 9 No. 2, pp 84-89
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986), "Learning representations by back-propagating errors.", Nature, Vol. 323, pp. 533-536

- Searle, J. R. (1980), "Minds, Brains and Programs", working paper, Cambridge University Press, Cambridge, UK, Aprile
- Singh, A. (2022), "Identifying issues in adoption of AI practices in construction supply chain: towards managing sustainability", *Operations Management Research*, Vol. 16, pp. 1667- 1683
- Srivastava, A., Vyas, V., Gurtu, A. (2022), "Supply Chain Management and the United Nations Sustainable Development Goals", working paper, IILM University, Gurugram, India, Settembre
- Stiglitz, J. E., Sen, A., Fitoussi, J. P. (2009), Report by the Commission on the Measurement of Economic Performance and Social Progress. National Bureau of Economic Research, January
- Taghizadeh, E. (2017), "Utilizing artificial neural networks to predict demand for weather-sensitive products at retail stores", working paper, Industrial Engineering Department, Wayne State University, U.S, Gennaio
- Vianna, T. (2023), "Role of artificial intelligence in the enabling sustainable supply chain management during COVID-19", *International Journal of Services and Operations Management* , Vol.44, pp. 115 – 125
- Vien Vu , V., Le. P., Thom Do, P. (2023), "An insight into the Application of AI in maritime and Logistics toward Sustainable Transportation", *I International journal of informatics visualization*, Vol.8 No.1, pp. 158-174
- Wamba-Taguimdje, S., Jean Robert, K., Wamba, F. S. (2020), "Influence of Artificial Intelligence (AI) on Firm Performance: The Business Value of AI-based Transformation Projects", working paper, Catholic University of Central Africa, Yaoundé, Cameroon, Marzo
- World Economic Forum (2021) "Building Resilient Supply Chains, Revitalizing American Manufacturing, and Fostering Broad-Based Growth", Report By the White House, June
- Zhang, G., Patuwo, E., Hu, M. (1998), "Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art", *International Journal of Forecasting*, Vol. 14, No. 1, pp. 35-62

Sitografia

1. <https://cscmp.org/>
2. <https://www.food-safety.com/articles/8938-digitized-supply-chains-deliver-improved-visibility-traceability-and-happy-customers?>
3. <https://vasscompany.com/us-can/en/insights/blogs-articles/artificial-intelligence-warehouses/?>
4. <https://scw-mag.com/news/the-impact-of-ai-on-autonomous-logistics/?>
5. <https://transportgeography.org/contents/chapter7/logistics-freight-distribution/evolution-supply-chain-management/>
6. <https://www.weforum.org/stories/2022/01/supply-chains-2022-business-leaders-davos-agenda/>
7. <https://www.makerverse.com/it/risorse/limpatto-delle-ristrutturazioni-sulle-catene-di-fornitura-e-sulla-produzione>
8. <https://www.pwc.com/us/en/services/consulting/business-transformation/digital-supply-chain-survey.html>
9. <https://www.accenture.com/it-it/insights/supply-chain-operations/supply-chains-key-unlocking-net-zero-emissions>
10. <https://www.maersk.com/sustainability/all-the-way-to-net-zero?>
11. <https://www.ikea.com/global/en/our-business/sustainability/our-circular-agenda/>
12. <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/xx/pdf/2023/09/kpmg-future-of-supply-chain-report.pdf>
13. <https://disf.org/intelligenza-artificiale>
14. <https://ischoolonline.berkeley.edu/blog/what-is-machine-learning/>
15. <https://www.ibm.com/it-it/topics/decision-trees>
16. <https://orbyta.it/insights/ai-sistemi-esperti-e-rappresentazione-della-conoscenza/>
17. <https://www.informs.org/Impact/O.R.-Analytics-Success-Stories/Optimizing-Delivery-Routes?>
18. <https://www.dhl.com/discover/en-au/ship-with-dhl/start-shipping/benefits-of-artificial-intelligence-in-last-mile-delivery?>

19. <https://logisticsviewpoints.com/2025/03/26/amazon-and-the-shift-to-ai-driven-supply-chain-planning/>?
20. <https://www.ocadogroup.com/media/stories/ocado-robotic-arms?>
21. <https://www.volvotrucks.us/news-and-stories/press-releases/2024/october/volvo-trucks-taps-ai-for-adaptive-maintenance-uptime-enhancements-as-part-of-blue-service-contract/>?
22. <https://www.starship.xyz/?%2F>
23. <https://www.enel.com/it/azienda/storie/articles/2023/06/tre-pilastrini-sostenibilita>
24. <https://sdgs.un.org/2030agenda>
25. <https://www.roundtrip.ai/articles/ups-route-optimization-software>
26. <https://www.aboutamazon.com/news/operations/mk30-drone-amazon-delivery-packages>
27. <https://smart-cities-marketplace.ec.europa.eu/news-and-events/news/2025/exploring-future-microhubs-last-mile-logistics>
28. <https://ghgprotocol.org/>
29. <https://www.ibm.com/think/topics/support-vector-machine>
30. <https://medium.com/@RobuRishabh/support-vector-machines-svm-27cd45b74fbb>
31. <https://www.ibm.com/think/topics/explainable-ai>
32. <https://c3.ai/glossary/data-science/lime-local-interpretable-model-agnostic-explanations/>
33. <https://www.ibm.com/it-it/think/topics/ensemble-learning>
34. [https://www.ibm.com/think/topics/natural-language-processing#:~:text=Natural%20language%20processing%20\(NLP\)%20is,and%20communicate%20with%20human%20language.](https://www.ibm.com/think/topics/natural-language-processing#:~:text=Natural%20language%20processing%20(NLP)%20is,and%20communicate%20with%20human%20language.)
35. <https://www.ai-scaleup.com/it/blog/casi-studio/natural-language-processing-cos-e-applicazioni/>
36. <https://www.ultralitics.com/it/glossary/long-short-term-memory-lstm>
37. <https://www.ibm.com/it-it/think/topics/k-means-clustering>
38. <https://seosandwich.com/ai-in-logistics-stats/#rtoc-3>
39. <https://www.mase.gov.it/portale/web/guest/carbon-disclosure-project-cdp->

40. mckinsey.com
41. [thetimes.co.uk+9finance.ec.europa.eu+9microsoft.com+9](https://www.thetimes.co.uk+9finance.ec.europa.eu+9microsoft.com+9)
42. <https://www.provisionai.com>
43. <https://www.ibm.com/it-it/think/topics/ai-bias>
44. <https://www.walturn.com/insights/the-cost-of-implementing-ai-in-a-business-a-comprehensive-analysis>
45. <https://www.theaustralian.com.au/>
46. <https://www.privacy-regulation.eu/it/5.htm>
47. <https://www.oceg.org/ai-governance-organizations-must-evolve-for-a-new-era/>
48. <https://artificialintelligenceact.eu/>
49. <https://www.hitachi-com.itdweb.ext.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2024/09/>
50. <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/support-vector-machine-algorithm>
51. <https://blueyonder.com/>
52. <https://www.toolsgroup.com>
53. <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/what-are-the-advantages-and-disadvantages-of-random-forest/>
54. <https://o9solutions.com/>
55. <https://group.dhl.com/en/media-relations/press-releases/2022/dhl-launches-latest-dhl-logistics-trend-radar-with-most-impactful-trends.html>
56. <https://www.supplychaindive.com/news/Maersk-cyberattack-Nyetya-cost-300M-details>
57. <https://www.reuters.com/article/amazon-ai-recruiting-idUSKCN1MK08G/>
58. <https://techcrunch.com/>

Appendice

Di seguito viene riportato il database creato ai fini della ricerca.

