

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

**Large Language Models nella gestione della Supply Chain:
applicazioni e contributi alla creazione di valore attraverso
una Systematic Literature Review**

Relatore:

Prof. Giovanni Zenezini

Candidato:

Martina Gagliardi

Marzo 2026

Abstract

La rapida diffusione della Generative Artificial Intelligence e dei Large Language Models ha attirato una crescente attenzione nei contesti di Supply Chain e Operations Management e un forte interesse scientifico. La letteratura attuale presenta un'elevata varietà di approcci e dimensioni analitiche, che rendono difficile elaborare una visione organica delle applicazioni proposte, dei benefici riscontrati e del livello di maturità e integrazione delle soluzioni sviluppate.

Il presente lavoro di tesi ha l'obiettivo di offrire una panoramica sullo stato dell'arte relativo alle applicazioni dei Large Language Models nella gestione della supply chain attraverso una mappatura strutturata degli studi esistenti, guidata dalle domande di ricerca D1: *"Quali sono le applicazioni dei Large Language Models nella gestione della supply chain?"* e D2: *"In che modo l'utilizzo dei Large Language Models impatta sulla creazione di valore nella supply chain?"*. L'approccio metodologico adottato è una Systematic Literature Review, che ha condotto alla selezione di 70 contributi, esaminati in seguito alla definizione di due tipologie di variabili di analisi: variabili descrittive, funzionali all'analisi bibliografica, e variabili di contenuto, finalizzate all'individuazione e all'estrazione delle informazioni rilevanti ai fini delle domande di ricerca. Accanto alla letteratura scientifica, è stata presa in considerazione anche la letteratura grigia, includendo nella ricerca report industriali e di società di consulenza, così da fornire una prospettiva maggiormente orientata a contesti operativi.

I risultati mostrano che i Large Language Models trovano applicazione prevalentemente come strumenti abilitanti e di supporto decisionale per le attività della supply chain caratterizzate da un'elevata complessità informativa, che coprono i processi SCOR Enable, Deliver, Plan e Source. Il contributo alla creazione di valore emerge attraverso il rafforzamento dei processi decisionali, analitici e di pianificazione svolti dai professionisti, con effetti positivi su efficacia, efficienza e reattività della supply chain. L'impatto sulla creazione del valore dipende, tuttavia, dalle modalità di integrazione tecnologica, dal grado di autonomia decisionale attribuito ai modelli e dalle scelte organizzative e di governance adottate dagli attori della supply chain, evidenziando una significativa eterogeneità nei contesti applicativi e nei potenziali benefici conseguibili.

Infine, la tesi mette in luce alcuni gap della letteratura, che includono un insufficiente approfondimento sulle modalità di integrazione dei Large Language Models con i sistemi informativi aziendali, la limitata diffusione di implementazioni operative reali e la scarsa rappresentatività applicativa per i processi SCOR Make e Return, indicando possibili direzioni per sviluppi futuri della ricerca.

Indice

1	Introduzione	1
1.1	Descrizione del perimetro di ricerca	1
1.1.1	Generative Artificial Intelligence	1
1.1.2	Large Language Models	3
1.1.3	Definizione di supply chain management	4
1.1.4	Generative AI e Large Language Models nella gestione della supply chain	6
1.2	Motivazioni e domande di ricerca	8
2	Metodologia	11
2.1	Systematic Literature Review	11
2.1.1	Database e strategia di ricerca	11
2.1.2	Criteri di inclusione ed esclusione	11
2.1.3	Selezione degli studi	13
2.2	Variabili di analisi	15
2.2.1	Variabili descrittive del paper	15
2.2.2	Variabili di contenuto	16
2.3	Metodologia di analisi	17
2.3.1	Modello SCOR	18
3	Analisi e risultati	21
3.1	Analisi bibliografica	21
3.2	Analisi delle variabili di contenuto	26
3.2.1	Processo SCOR	26
3.2.2	Processi di supply chain management e funzioni operative degli LLM	27
3.2.3	Tipologia di LLM	34
3.2.4	Benefici e limitazioni	36
3.2.5	Integrazione con i sistemi informativi aziendali	39
3.2.6	Grado di maturità applicativa	42

4	Discussione	47
4.1	Evidenze dalla letteratura grigia	47
4.1.1	Report di aziende di consulenza.....	47
4.1.2	Report di operatori logistici.....	51
4.2	Sintesi interpretativa e Research Propositions	53
4.3	Gap della letteratura e future linee di ricerca	55
4.4	Implicazioni manageriali	58
	Conclusioni e prospettive	60
	Riferimenti bibliografici e sitografia	62

Indice delle figure

Figura 1. Applicazioni degli LLM nei diversi settori. Riprodotta da (Ciubotaru, 2025).....	4
Figura 2. Schematizzazione dei flussi lungo la supply chain.	5
Figura 3. Diagramma di flusso PRISMA degli studi inclusi nella ricerca. Grafico tratto da (PRISMA, 2024a).	14
Figura 4. Framework SCOR lungo la supply chain. Riprodotta da (APICS, 2017).	19
Figura 5. Numero di paper pubblicati per fonte.....	21
Figura 6. Tipologia di paper per anno.....	23
Figura 7. Approccio metodologico dei paper per anno.	23
Figura 8. Wordcloud delle parole chiave.....	24
Figura 9. Rete di co-occorrenza delle parole chiave.	25
Figura 10. Frequenza dei processi SCM per ENABLE.....	28
Figura 11. Frequenza dei processi SCM per DELIVER.....	28
Figura 12. Frequenza dei processi SCM per PLAN.....	29
Figura 13. Frequenza dei processi SCM per SOURCE.....	29
Figura 14. Frequenza dei processi SCM per MAKE.....	29
Figura 15. Frequenza delle tipologie di LLM individuate nella letteratura.	34
Figura 16. Distribuzione dei benefici per processo SCOR.....	38
Figura 17. Distribuzione delle limitazioni per processo SCOR.	39
Figura 18. Distribuzione della modalità di integrazione con SIA per processo SCOR.	40
Figura 19. Modelli di GenAI e relative applicazioni. Riprodotta da (Dohrmann et al., 2024).....	51

1 Introduzione

1.1 Descrizione del perimetro di ricerca

1.1.1 Generative Artificial Intelligence

La Generative Artificial Intelligence (anche detta Generative AI o GenAI) rappresenta una delle evoluzioni più trasformative dell'intelligenza artificiale, poiché introduce la capacità dei sistemi computazionali di generare contenuti originali sotto forma di testo, immagini, audio, video, codice e dati sintetici, a partire dall'apprendimento delle caratteristiche statistiche dei dati di input. Rispetto alle metodologie tradizionali di intelligenza artificiale e, in particolare, di machine learning, principalmente focalizzate su aspetti predittivi, la Generative AI consente di modellare la distribuzione dei dati e di produrre nuove istanze plausibili che mantengono coerenza strutturale e semantica rispetto al dominio di riferimento (Akhtar, 2024).

Sebbene il concetto di generazione automatica non sia nuovo nel campo dell'intelligenza artificiale, l'interesse verso la Generative AI ha avuto una forte accelerazione negli ultimi anni, favorita dall'aumento della potenza computazionale, dalla disponibilità di grandi quantità di dati e dai progressi nelle architetture di deep learning. Questi fattori hanno reso possibile la produzione di contenuti di qualità sempre più elevata e favorito l'adozione della Generative AI in diversi contesti applicativi, tra cui la creazione di contenuti digitali, la ricerca scientifica, la sanità e l'industria, ampliando il ruolo dell'intelligenza artificiale (Akhtar, 2024; Joshi, 2025).

Dal punto di vista teorico, la Generative AI si fonda su modelli statistici e probabilistici progettati per stimare la distribuzione dei dati, apprendere le regolarità sottostanti ai dati di addestramento e generare nuove osservazioni che non ne costituiscono semplici repliche, ma variazioni realistiche e statisticamente consistenti (Akhtar, 2024).

All'interno di tale paradigma si collocano più famiglie di modelli che condividono l'obiettivo comune della generazione automatica di contenuti.

- I Variational Autoencoders (VAE) sono architetture neurali che rappresentano i dati in uno spazio latente continuo. Grazie a specifici vincoli di regolarizzazione, lo spazio latente risulta ben strutturato, favorendo la continuità delle rappresentazioni e rendendo possibile l'interpolazione e la generazione controllata dei dati. Tuttavia, rispetto ad altri approcci, possono presentare limiti nella qualità percettiva degli output generati (Akhtar, 2024; Joshi, 2025).
- Le Generative Adversarial Networks (GAN) introducono un meccanismo di apprendimento basato sulla competizione tra due reti neurali: generatore e discriminatore. Il generatore apprende

a produrre dati sempre più simili a quelli reali, mentre il discriminatore valuta la loro autenticità, dando luogo a un miglioramento progressivo della qualità degli output. Le GAN hanno dimostrato risultati particolarmente rilevanti nel dominio delle immagini e dei contenuti visivi, pur presentando criticità legate alla stabilità dell'addestramento e alla possibilità di collasso delle modalità (Joshi, 2025).

- I modelli di diffusione (Diffusion Models) utilizzano un processo in due fasi: inizialmente si aggiunge rumore ai dati in modo graduale, successivamente il modello impara a rimuovere il rumore passo dopo passo per ricostruire i dati originali. L'approccio ha dimostrato una notevole stabilità durante l'addestramento e un'elevata qualità dei contenuti generati, rendendo tali modelli particolarmente adatti alla generazione di dati complessi e ad alta fedeltà (Joshi, 2025).
- I modelli generativi autoregressivi producono i dati in maniera sequenziale, generando ogni elemento in funzione di quelli precedenti, sulla base della distribuzione di probabilità congiunta. Sono stati applicati con successo a diverse tipologie di dati strutturati e sequenziali, sebbene la natura iterativa del processo generativo possa comportare costi computazionali elevati in contesti ad alta dimensionalità (Joshi, 2025).

Parallelamente allo sviluppo tecnologico, l'impiego della Generative AI ha sollevato questioni rilevanti di natura etica, legale e sociale, in particolare in relazione alla trasparenza dei modelli, alla proprietà dei contenuti generati e al rischio di diffusione di informazioni fuorvianti (Joshi, 2025). Ne è derivato un crescente interesse verso pratiche di sviluppo e utilizzo responsabile della Generative AI, evidenziando la necessità di meccanismi di controllo, supervisione umana e valutazione critica degli output generati (Ciubotaru, 2025).

Un ulteriore aspetto di rilievo riguarda l'impatto socio-economico della Generative AI. Se da un lato i modelli generativi promettono incrementi di produttività e nuove forme di supporto alle attività umane, dall'altro lato sollevano interrogativi legati alla trasformazione del lavoro, alla ridefinizione delle competenze e dei processi organizzativi, oltre alla possibile sostituzione o modifica di alcune mansioni. Emerge, pertanto, l'esigenza di accompagnare l'adozione della Generative AI con politiche volte a favorire l'adattamento del capitale umano e una distribuzione equilibrata dei benefici derivanti dall'innovazione tecnologica (Akhtar, 2024; Ciubotaru, 2025).

La crescente pervasività della Generative AI ha, inoltre, portato all'avvio di iniziative regolatorie in diverse aree geografiche, con l'obiettivo di disciplinarne lo sviluppo e l'impiego. Ne deriva la consapevolezza che la Generative AI non rappresenti soltanto un avanzamento tecnologico, ma un fenomeno con implicazioni sistemiche, in grado di incidere in modo significativo sulle dinamiche economiche, sociali e istituzionali (Ciubotaru, 2025).

1.1.2 Large Language Models

I Large Language Models (LLM) rappresentano una specifica classe di modelli generativi dedicati all'elaborazione e alla produzione del linguaggio naturale. Sono riconducibili alla famiglia dei modelli generativi autoregressivi, in quanto la generazione del testo avviene in modo sequenziale, stimando iterativamente la probabilità di ciascun token in funzione della sequenza di token precedentemente generata (Akhtar, 2024; Ciubotaru, 2025).

Dal punto di vista architetturale, lo sviluppo degli LLM è strettamente connesso all'introduzione dei modelli Transformer, che si basano sull'impiego del cosiddetto meccanismo di self-attention per modellare le relazioni tra gli elementi di una sequenza testuale, chiamati token. Esso permette di catturare efficacemente dipendenze anche a lungo raggio all'interno del testo, favorendo una maggiore scalabilità dei modelli (Akhtar, 2024; Ciubotaru, 2025). L'adozione dei Transformer ha rappresentato un passaggio chiave per l'addestramento degli LLM, contribuendo al miglioramento delle prestazioni nei compiti di comprensione e generazione del linguaggio naturale (Akhtar, 2024).

Gli LLM sono generalmente addestrati in due fasi: una fase iniziale di pre-training, o pre-addestramento, auto supervisionato su grandi quantità di dati testuali, seguita da una fase di adattamento a compiti specifici mediante tecniche di fine-tuning o di addestramento guidato da istruzioni (Akhtar, 2024; Ciubotaru, 2025). Attraverso questo schema si ottengono modelli generalisti, capaci di affrontare una vasta gamma di attività linguistiche senza la necessità di un addestramento specifico per ciascun compito, sfruttando le conoscenze acquisite durante il pre-addestramento (Ciubotaru, 2025).

Una delle proprietà più significative degli LLM è associata all'emergere di capacità avanzate al crescere della scala del modello, intesa come aumento del numero di parametri, della quantità di dati di addestramento e delle risorse computazionali impiegate (Ciubotaru, 2025). Tali capacità includono l'apprendimento in-context e la possibilità di seguire istruzioni articolate, che non risultano esplicitamente programmate ma si manifestano come effetto dell'addestramento su larga scala (Akhtar, 2024; Ciubotaru, 2025). Tuttavia, non mancano limiti strutturali degli LLM, tra cui la tendenza a produrre contenuti linguisticamente plausibili ma non sempre accurati dal punto di vista fattuale, nonché la dipendenza da finestre di contesto di dimensione finita (Ciubotaru, 2025).

Come già mostrato per la Generative AI, le applicazioni degli LLM sono eterogenee (Figura 1): trovano impiego nella generazione automatica di testi, nel riassunto e nella traduzione di documenti, nei sistemi di question answering e nelle applicazioni conversazionali, dove sono utilizzati come base per chatbot e assistenti virtuali (Ciubotaru, 2025). Ulteriori ambiti applicativi includono il supporto allo sviluppo software, attraverso la generazione, il completamento e la spiegazione di codice,

le attività di estrazione e classificazione testuale e l'analisi del sentiment, confermando la versatilità degli LLM rispetto a diversi settori e contesti applicativi (Akhtar, 2024; Ciubotaru, 2025).

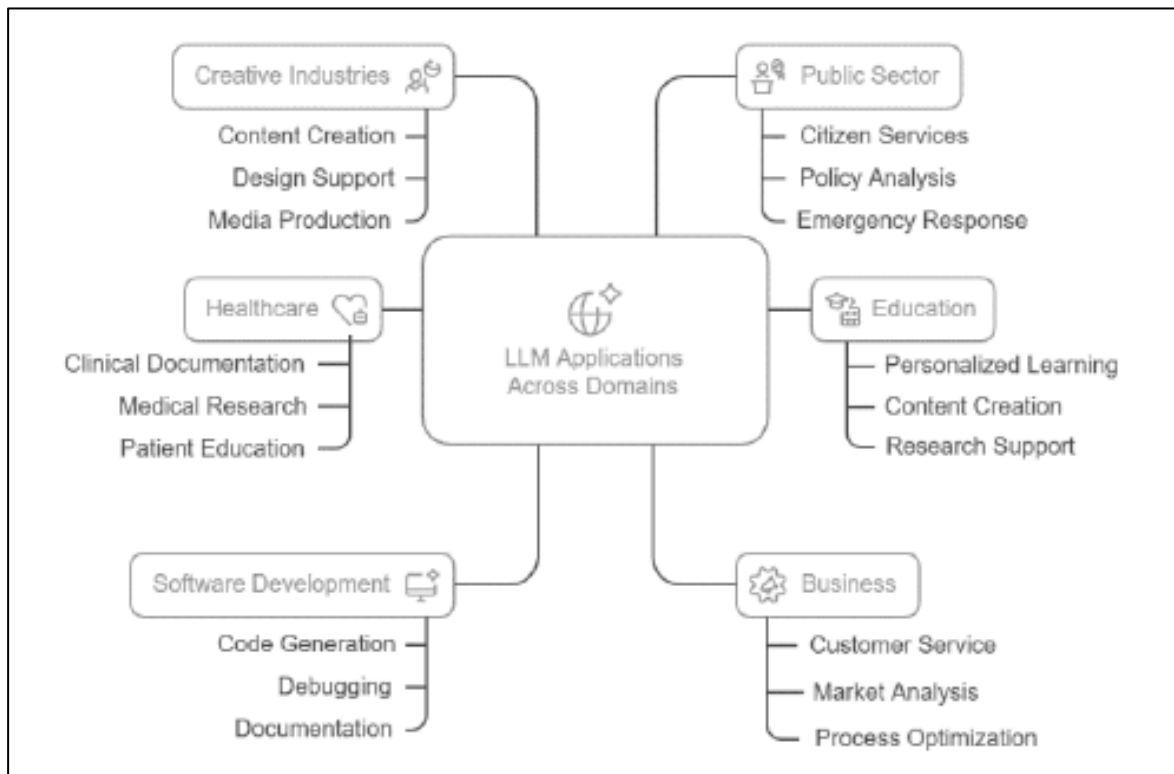


Figura 1. Applicazioni degli LLM nei diversi settori. Riprodotta da (Ciubotaru, 2025).

1.1.3 Definizione di supply chain management

Il termine supply chain (SC), o catena di fornitura, indica la rete di attori, processi e flussi che coordina le attività necessarie per trasformare le materie prime in prodotti finiti e consegnarli al cliente finale. In questa accezione, la supply chain comprende tutte le imprese coinvolte, direttamente o indirettamente, nella trasformazione e distribuzione di un bene o un servizio, dall'acquisizione delle risorse iniziali all'utilizzo del prodotto finito da parte dell'utente finale. Fornitori, produttori, operatori logistici, prestatori di servizi e clienti ne rappresentano, quindi, i nodi interconnessi (Council of Supply Chain Management Professional, 2013).

La letteratura distingue chiaramente tra l'esistenza della supply chain come sistema economico-organizzativo e il supply chain management (SCM) come insieme di attività volte al governo intenzionale di tale sistema. Come evidenziato da Mentzer et al. (2001), le supply chain esistono indipendentemente dal fatto che siano o meno gestite in modo coordinato. Il supply chain management, invece, implica l'adozione consapevole di pratiche e decisioni manageriali finalizzate alla pianificazione, al controllo e al coordinamento dei flussi che attraversano la catena. Una supply chain può, pertanto, essere descritta come un insieme di tre o più entità coinvolte nei flussi a monte e a valle di prodotti,

servizi, informazioni e risorse finanziarie (Figura 2), mentre il SCM rappresenta il meccanismo attraverso cui tali flussi sono integrati e sincronizzati.

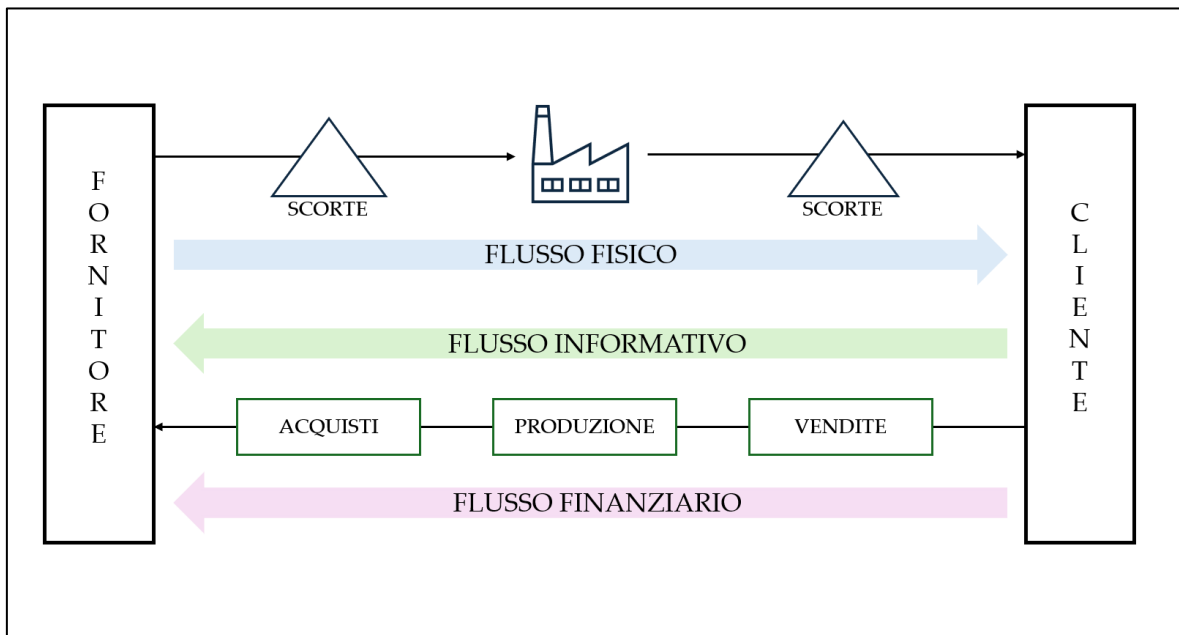


Figura 2. Schematizzazione dei flussi lungo la supply chain.

Nel tempo, la definizione di supply chain management si è rivelata meno univoca rispetto a quella di supply chain. Il termine SCM è stato utilizzato in letteratura per indicare alternativamente una filosofia manageriale, un insieme di attività operative o un sistema di processi coordinati, riflettendo la complessità e l'estensione dell'ambito disciplinare (Mentzer et al., 2001). È oggi ampiamente riconosciuta la sintesi proposta dal Council of Supply Chain Management Professionals (CSCMP)¹, secondo cui il supply chain management comprende la pianificazione e la gestione di tutte le attività coinvolte nell'approvvigionamento, nella trasformazione e nella logistica, includendo in modo esplicito il coordinamento e la collaborazione con i partner di canale, quali fornitori, intermediari, fornitori di servizi terzi e clienti. In questa definizione, il SCM integra la gestione della domanda e dell'offerta all'interno e tra le imprese, assumendo una funzione di collegamento tra i principali processi e funzioni aziendali (Council of Supply Chain Management Professional, 2013).

L'ampiezza e la multidimensionalità del concetto di SCM rendono necessaria una precisazione rispetto ad ambiti affini, in particolare rispetto al logistics management. Il CSCMP definisce la logistica come quella parte del supply chain management responsabile della pianificazione, implementazione e controllo efficiente ed efficace dei flussi diretti e inversi di beni, servizi e informazioni tra il punto di origine e il punto di consumo, con il fine ultimo di soddisfare i requisiti del cliente. Ne deriva che

¹ Associazione professionale di riferimento a livello globale per chi opera nei settori della logistica e supply chain, fondata negli Stati Uniti nel 1963.

la logistica, pur rappresentando una componente fondamentale del SCM, non ne esaurisce il contenuto: la logistica si concentra prevalentemente sull'esecuzione e sull'ottimizzazione dei flussi fisici e informativi, mentre il supply chain management presenta un perimetro più ampio, includendo anche le attività di coordinamento strategico, l'integrazione dei processi e la gestione delle relazioni tra imprese e funzioni aziendali (Council of Supply Chain Management Professional, 2013).

La precedente distinzione è strettamente legata al tema dei confini del supply chain management. Secondo Mentzer et al. (2001), i confini del SCM non sono limitati a una singola funzione aziendale né a una singola impresa, ma si estendono sia sul piano funzionale sia su quello organizzativo. Dal punto di vista funzionale, il SCM include, oltre alla logistica, attività quali produzione, approvvigionamento, marketing, progettazione del prodotto, finanza e sistemi informativi, nella misura in cui esse contribuiscono alla gestione dei flussi che attraversano la supply chain. Dal punto di vista organizzativo, invece, riguarda l'insieme delle relazioni tra imprese interdipendenti, riconoscendo che la performance complessiva dipende dal coordinamento tra attori distinti piuttosto che dall'ottimizzazione di singole unità isolate.

Le rassegne più recenti della letteratura confermano la visione estesa e integrata del supply chain management, descrivendolo come un approccio olistico alla gestione di reti complesse di organizzazioni, processi e flussi, finalizzato a sincronizzare materiali, informazioni e risorse finanziarie lungo l'intera catena (Fang et al., 2022). Di conseguenza, il SCM assume un ruolo centrale nel bilanciamento tra efficienza operativa ed efficacia dell'intero sistema, con l'obiettivo di migliorare le performance di lungo periodo della catena di fornitura.

1.1.4 Generative AI e Large Language Models nella gestione della supply chain

L'impiego dei Large Language Models e della Generative AI nella supply chain apre nuove prospettive verso la trasformazione dei processi operativi, decisionali e analitici all'interno delle catene di fornitura contemporanee. Oltre alla distinzione di natura teorica rispetto ai modelli di AI tradizionale precedentemente discussa, emerge un ulteriore elemento differenziale di carattere applicativo e infrastrutturale: a differenza delle applicazioni di intelligenza artificiale basate su machine learning e big data analytics, gli LLM non richiedono infrastrutture complesse dedicate, né competenze specialistiche avanzate per essere utilizzati. La conseguente democratizzazione dell'AI consente ai professionisti della supply chain di interagire direttamente con sistemi in grado di produrre testi, analizzare dati, supportare il ragionamento e agevolare la gestione delle attività, modificando radicalmente i processi di lavoro e le modalità di decision-making (Hendriksen, 2023; Jackson et al., 2024a).

Le principali aree della supply chain in cui la Generative AI trova applicazione sono analizzate in modo sistematico da Jackson et al. (2024a). In particolare, GenAI e LLM possono essere impiegati in

molteplici funzioni e contesti, tra cui la pianificazione e previsione, l'approvvigionamento e procurement, la produzione, la logistica e distribuzione, nonché il coordinamento e l'integrazione tra i vari attori.

Nella pianificazione e previsione, la GenAI supporta la previsione della domanda attraverso l'analisi di dati storici e informazioni non strutturate, contribuendo alla costruzione di scenari previsionali alternativi e alla sintesi delle informazioni necessarie per le decisioni strategiche, rafforzando la capacità dei decisori di interpretare contesti complessi e valutare diverse opzioni sulla base di un quadro informativo più articolato (Jackson et al., 2024a).

Nelle attività di approvvigionamento e procurement, la GenAI supporta la selezione dei fornitori mediante l'analisi comparativa di profili, criteri e documentazione rilevante, contribuendo alla valutazione delle performance e alla gestione documentale associata alle relazioni di fornitura, riducendo la complessità informativa caratteristica delle decisioni di sourcing e migliorando la qualità del supporto analitico a disposizione dei responsabili del procurement (Jackson et al., 2024a).

Nel contesto della produzione e dell'Operations Management, i modelli generativi assistono la pianificazione delle attività produttive e l'analisi delle informazioni operative necessarie al coordinamento interno, gestendo la complessità informativa tipica dei processi operativi e fornendo sintesi e interpretazioni utili ai manager responsabili delle operations, ponendo nuovamente il focus sul rafforzamento delle capacità decisionali umane attraverso un migliore accesso alle informazioni rilevanti (Jackson et al., 2024a).

Per quanto riguarda la logistica e la distribuzione, LLM e GenAI supportano l'ottimizzazione dei flussi logistici e la gestione delle attività di trasporto, analizzando e sintetizzando i relativi dati e offrendo assistenza decisionale nella pianificazione e nel controllo delle operazioni logistiche. Ciò contribuisce a migliorare la visibilità sui flussi e a facilitare il coordinamento delle attività logistiche, senza eliminare il ruolo centrale del decisore umano (Jackson et al., 2024a).

Un ruolo trasversale delle tecnologie generative riguarda il coordinamento e l'integrazione tra i diversi attori della supply chain: esse facilitano l'integrazione di flussi informativi provenienti da funzioni e organizzazioni differenti, contribuendo al miglioramento della comunicazione e all'allineamento decisionale lungo l'intera catena, particolarmente rilevante in contesti caratterizzati da elevata interdipendenza e complessità organizzativa (Jackson et al., 2024a).

In tutti i contesti precedentemente descritti si evince che gli LLM operano prevalentemente in qualità di sistemi di supporto decisionale, analizzando informazioni strutturate e non strutturate, sintetizzando gli scenari e restituendo raccomandazioni che restano sotto il controllo decisionale umano,

rafforzando le capacità analitiche dei manager senza sostituirne l'autorità. Questo utilizzo degli LLM si inserisce in una traiettoria di integrazione parziale dell'intelligenza artificiale nella supply chain, nella quale i sistemi digitali migliorano l'efficienza e la qualità delle decisioni senza alterare in modo sostanziale l'assetto di governance esistente (Jackson et al., 2024a).

In scenari più avanzati, gli LLM autorizzati a eseguire azioni senza intervento umano diretto possono assumere un ruolo decisionale autonomo in contesti specifici e delimitati, influenzando direttamente la dinamica dei flussi materiali e informativi, l'allocazione delle risorse, la selezione delle rotte logistiche e la gestione delle scorte. Un livello di autonomia così elevato implica, tuttavia, nuove forme di complessità e potenziali vulnerabilità, poiché errori sistemici, bias incorporati o un'eccessiva fiducia nelle valutazioni dell'AI possono propagarsi lungo l'intera catena, amplificando gli effetti negativi e generando fenomeni assimilabili a un "AI-bullwhip effect" (Hendriksen, 2023; Jackson et al., 2024a).

L'integrazione degli LLM nella supply chain deve essere interpretata esclusivamente come un fenomeno tecnico e sociale, in cui il significato attribuito ai sistemi di intelligenza artificiale dagli operatori umani svolge un ruolo centrale nel determinarne l'impatto effettivo. I manager e professionisti della supply chain costruiscono attivamente una rappresentazione cognitiva degli LLM, interpretandoli come strumenti, assistenti, consulenti o veri e propri decisori attraverso processi di sensemaking che influenzano il modo in cui l'AI è effettivamente utilizzata, controllata o delegata all'interno delle organizzazioni. Gli LLM, pertanto, non supportano soltanto le decisioni operative, ma contribuiscono a ridefinire il ruolo degli attori all'interno della supply chain, spostando l'attenzione dalla mera esecuzione delle attività verso le funzioni di supervisione, interpretazione e controllo strategico. Di conseguenza, le applicazioni degli LLM non producono effetti uniformi, ma danno luogo a esiti differenziati a seconda del grado di integrazione lungo la supply chain e del livello di autonomia decisionale loro attribuito (Hendriksen, 2023; Jackson et al., 2024a).

1.2 Motivazioni e domande di ricerca

Nonostante il crescente interesse scientifico verso le applicazioni dei Large Language Models in contesti di supply chain e di operations management, le evidenze disponibili adottano spesso approcci, variabili di analisi e metriche di valutazione differenti, sia per quanto riguarda le funzioni operative e decisionali supportate dai modelli, sia rispetto ai benefici osservati, alle modalità di integrazione con i sistemi informativi e al livello di maturità delle soluzioni proposte. Ne deriva una mancanza di sistematizzazione che limita la possibilità di individuare pattern ricorrenti, aree di maggiore concentrazione applicativa e gap di ricerca. Essa emerge anche dall'analisi dei contributi esistenti sul tema: tra i paper consultati, a cui si farà riferimento nel capitolo successivo, solo un contributo consiste in

una Systematic Literature Review (SLR) focalizzata esplicitamente sul ruolo degli LLM nell'ambito supply chain. Si tratta dello studio di Mondragon (2025), che individua i principali topic e trend di ricerca, senza, tuttavia, proporre una mappatura strutturata delle loro applicazioni, né un'analisi sistematica delle funzioni svolte, dei benefici associati o delle relative limitazioni. Una SLR con analisi tematica dettagliata di applicazioni e barriere all'implementazione è proposta da Vlachos e Gautam (2025), che si concentrano prevalentemente sugli algoritmi di machine learning e introducono potenziali applicazioni degli LLM soltanto in fase di discussione, con un livello di dettaglio ridotto. Sono, infine, presenti contributi che utilizzano la SLR come strumento metodologico all'interno di lavori di review della letteratura esistente, ma che non sviluppano un'analisi comparabile e dettagliata delle soluzioni proposte. Fanno parte di quest'ultima categoria, per esempio, i paper di Srivastava et al. (2024), du Plessis et al. (2025) e di Ekrokpe et al. (2025).

Nel presente lavoro di tesi, attraverso una Systematic Literature Review è analizzato lo stato dell'arte relativo alle applicazioni, reali o potenziali, dei Large Language Models nella gestione della supply chain, valutandone il contributo alla creazione di valore. La SLR è guidata dalle seguenti domande di ricerca:

D1: *Quali sono le applicazioni dei Large Language Models nella gestione della supply chain?*

D2: *In che modo l'utilizzo dei Large Language Models impatta sulla creazione di valore nella supply chain?*

La tesi intende offrire un duplice contributo: da un lato, fornisce alla comunità scientifica una sintesi strutturata e aggiornata dello stato dell'arte, dall'altro, propone una chiave di lettura orientata all'applicazione, utile ai decision maker per comprendere in quali contesti, con quali modalità e con quali limiti e vantaggi i Large Language Models possano essere effettivamente integrati nei processi decisionali e operativi della supply chain.

Il lavoro è articolato in più capitoli che accompagnano il lettore dall'inquadramento teorico all'analisi e discussione dei risultati. Il Capitolo 2 descrive l'approccio metodologico adottato, in cui è illustrata la Systematic Literature Review condotta secondo le linee guida del framework PRISMA, specificando la strategia di ricerca, i criteri di inclusione ed esclusione, il processo di selezione degli studi e le variabili di analisi utilizzate per l'esame del corpus di letteratura. Il Capitolo 3 presenta i risultati quantitativi e descrittivi dell'analisi della letteratura scientifica. Dapprima è fornita un'analisi bibliografica del corpus selezionato, finalizzata a inquadrare il contesto evolutivo della letteratura. Successivamente, il focus si sposta sull'analisi delle variabili di contenuto, attraverso una mappatura delle principali dimensioni applicative esplicitate negli studi selezionati. Infine, il Capitolo 4 propone una discussione dei risultati, integrando le evidenze provenienti dalla letteratura scientifica e letteratura

grigia. Il capitolo descrive le principali implicazioni teoriche e manageriali che emergono dall'analisi, elenca i limiti e le mancanze riscontrate nella letteratura esistente e individua possibili direzioni di approfondimento per futuri sviluppi della ricerca.

2 Metodologia

2.1 Systematic Literature Review

La Systematic Literature Review consiste in un processo sistematico, esplicito e replicabile per l'individuazione, la valutazione e la sintesi della letteratura scientifica esistente, includendo contributi provenienti dal mondo accademico e dalla pratica professionale, con un approccio che permette di garantire trasparenza e robustezza metodologica, riducendo il rischio di bias interpretativi e assicurando una visione complessiva e affidabile del corpus di studi analizzati (Fink, 2014). Nel presente lavoro di tesi, la scelta di una SLR risponde all'esigenza di esplorare in maniera rigorosa un ambito di ricerca in rapida evoluzione, consentendo di individuare pattern ricorrenti, trend emergenti e direzioni di sviluppo future.

La metodologia adottata si basa sulle linee guida del framework PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), ampiamente riconosciuto in ambito scientifico per la conduzione di revisioni sistematiche della letteratura (PRISMA, 2024b). L'intero processo di revisione si articola in più fasi, che comprendono la definizione del protocollo di ricerca, la selezione del database, la formulazione delle stringhe di ricerca, l'applicazione dei criteri di inclusione ed esclusione, la selezione progressiva degli studi e l'analisi del corpus finale. Il flusso di selezione degli articoli è rappresentato attraverso il PRISMA Flow Diagram, che illustra in modo sintetico le diverse fasi di identificazione, screening, eleggibilità e inclusione degli studi (PRISMA, 2024a).

2.1.1 Database e strategia di ricerca

Il database selezionato per la conduzione della SLR è Scopus, una delle principali banche dati bibliografiche a livello internazionale. Scopus è stato scelto per l'ampia copertura di pubblicazioni scientifiche peer-reviewed e per l'elevata qualità dei criteri di indicizzazione (Mondragon, 2025).

La strategia di ricerca è stata implementata attraverso un'unica query applicata ai campi Article title, Abstract e Keywords, la quale combina tre stringhe tematiche relative ai Large Language Models e alla gestione della supply chain:

“TITLE-ABS-KEY ((large language models AND supply chain) OR (generative ai AND supply chain management) OR (large language models applications AND logistics))”.

2.1.2 Criteri di inclusione ed esclusione

Al fine di garantire la pertinenza del corpus con gli obiettivi della ricerca e di circoscrivere l'analisi ai contributi scientifici più rilevanti e aggiornati sull'applicazione degli LLM nella gestione della

supply chain, sono stati definiti quattro criteri di inclusione, a cui corrispondono gli speculari criteri di esclusione, applicati durante le fasi del processo di selezione degli studi (Tabella 1).

C1 – intervallo temporale: sono inclusi nella revisione i paper pubblicati a partire dall’anno 2023, in cui la letteratura sulle applicazioni degli LLM in ambito SCM ha registrato una crescita significativa in concomitanza con la diffusione di modelli quali GPT-3.5, GPT-4 e modelli open source equivalenti.

C2 – lingua: sono inclusi nella revisione i paper in lingua inglese, riconosciuta come mezzo di comunicazione scientifica a livello globale (Faramarzi-Oghani et al., 2022; Ghasemi et al., 2022).

C3 – tipologia di pubblicazione: sono inclusi nella revisione articoli e conference paper. Gli articoli sono sottoposti a processi di revisione paritaria che garantiscono l’affidabilità dei contenuti. I conference paper costituiscono un canale primario per la diffusione di risultati innovativi per le tecnologie emergenti (Faramarzi-Oghani et al., 2022; Ghasemi et al., 2022).

C4 – pertinenza tematica: sono inclusi nella revisione i paper che introducono almeno un caso di applicazione diretta e chiaramente identificabile degli LLM nell’ambito dei processi di supply chain, indipendentemente dalla finalità principale dello studio e dal grado di implementazione della soluzione.

Tabella 1. *Criteri di inclusione e di esclusione dei paper.*

CRITERIO	INCLUSI	ESCLUSI
C1	Paper pubblicati a partire dal 2023	Paper precedenti al 2023
C2	Paper in lingua inglese	Paper in lingue diverse dall’inglese
C3	Articoli, conference paper	Altre tipologie di pubblicazione
C4	Paper che introducono almeno una applicazione degli LLM in SCM	Paper che riportano esclusivamente applicazioni trattate da altri studi
C4	Paper in cui emerge un collegamento diretto tra LLM e SCM	Paper che menzionano LLM e/o SCM senza esplicitarne il ruolo applicativo o a titolo di esempio

Il processo di definizione dei criteri di inclusione ed esclusione è stato condotto in modo da bilanciare la necessità di delimitare l’ambito di analisi con l’esigenza di garantire un’adeguata copertura della letteratura. L’adozione di un intervallo temporale ristretto agli anni 2023–2026 non ha comportato

alcuna perdita significativa di contributi rilevanti, in quanto la maggior parte degli studi che trattano applicazioni degli LLM in ambito SCM si colloca in tale arco temporale. Analogamente, la limitazione alla lingua inglese e alle fonti sottoposte a revisione paritaria non ha compromesso la varietà del corpus. Il criterio di pertinenza tematica rappresenta una scelta metodologica intenzionale, volta a privilegiare contributi con un chiaro orientamento applicativo, sebbene comporti il rischio di escludere alcune tipologie di studi, in particolare studi interdisciplinari o lavori di natura metodologica, concettuale o di review, che offrono una visione più ampia del campo di ricerca. Tale rischio è ritenuto accettabile, in quanto consente di evitare ridondanze nell'analisi delle applicazioni, garantendo un maggiore allineamento tra i contributi selezionati e gli obiettivi di ricerca.

2.1.3 Selezione degli studi

Il processo di selezione degli studi è stato condotto in più fasi. La prima fase ha previsto l'interrogazione del database Scopus, con l'obiettivo di identificare il più ampio insieme possibile di contributi rilevanti. In questa fase iniziale, sono stati applicati i criteri di inclusione relativi all'intervallo temporale (C1), alla lingua (C2) e alla tipologia di fonte (C3) direttamente all'interno del database e sono stati identificati 344 contributi.

La seconda fase di screening è iniziata con una valutazione qualitativa basata sulla lettura di titoli e abstract, finalizzata a verificare la pertinenza tematica dei contributi rispetto all'oggetto di studio, in riferimento al criterio C4. Sono stati esclusi 172 articoli che, pur rientrando nei criteri formali precedentemente applicati, non presentano riferimenti espliciti all'utilizzo dei Large Language Models o dell'intelligenza artificiale generativa nei processi della supply chain ma risultano focalizzati su ambiti applicativi differenti, in particolare:

- computer science (aspetti hardware e software, cybersecurity, training e fine-tuning dei modelli, data mining);
- healthcare (aspetti diagnostici, clinici e biologici, non riconducibili alla supply chain sanitaria);
- altro (aspetti etici e sociali, education, analisi testuale e del sentiment, valutazioni comparative e benchmarking, applicazioni che non riguardano direttamente LLM e/o SCM).

I contributi rimanenti sono stati selezionati come paper "sought for retrieval" e sottoposti a un tentativo di download del testo completo. Tuttavia, per un numero limitato di questi ultimi non è stato possibile accedere alla versione integrale del paper, a causa di restrizioni di accesso, indisponibilità del full text o assenza di versioni alternative consultabili.

Nella successiva fase di valutazione di eleggibilità, i 138 contributi di cui è stato possibile recuperare il testo completo sono stati sottoposti alla lettura integrale, al fine di verificare in modo approfondito la coerenza con il criterio di pertinenza tematica (C4). In primo luogo, sono stati esclusi gli studi che

propongono applicazioni di strumenti di AI diversi dagli LLM e quelli che, pur facendo riferimento agli LLM, ne analizzano l'utilizzo in ambiti applicativi differenti dalla gestione della supply chain. Infine, sempre sulla base del criterio C4, sono stati esclusi anche gli studi che non introducono applicazioni concrete o potenziali degli LLM all'interno dei processi della catena di fornitura, configurandosi prevalentemente come contributi di natura teorica, metodologica o come review della letteratura esistente.

Al termine del processo di screening, è stato definito il corpus finale dei 70 studi inclusi nella SLR e oggetto di successiva analisi, per la quale sono state definite opportune variabili. L'intero processo di selezione è sintetizzato nel diagramma di flusso PRISMA (PRISMA, 2024a), che riporta in modo dettagliato il numero di articoli inclusi ed esclusi in ciascuna fase (Figura 3).

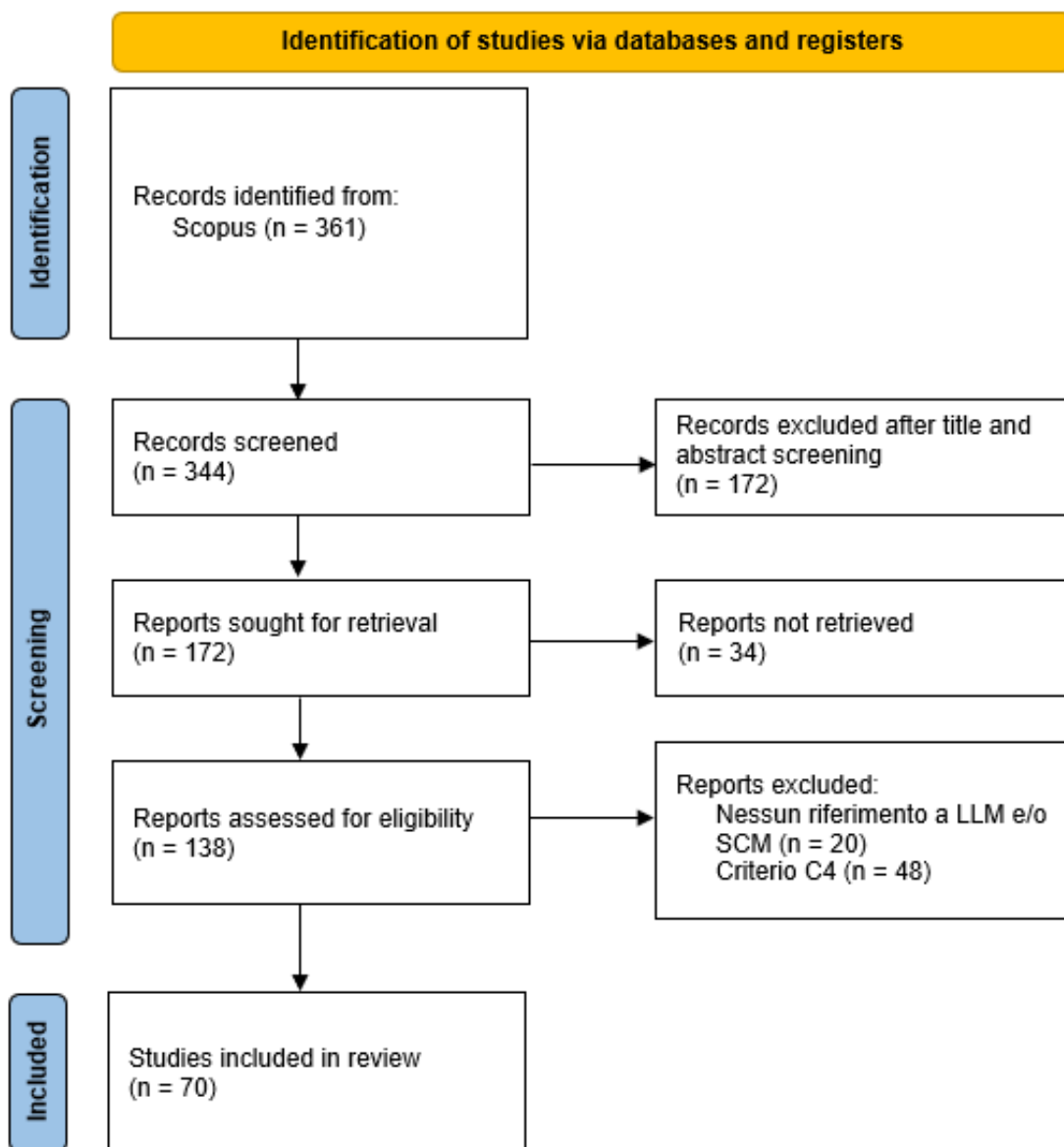


Figura 3. Diagramma di flusso PRISMA degli studi inclusi nella ricerca. Grafico tratto da (PRISMA, 2024a).

Nel corso delle fasi di selezione e valutazione degli studi non sono stati utilizzati strumenti di automazione o software dedicati allo screening automatico della letteratura. Tale scelta è motivata dalla natura ancora emergente e interdisciplinare del tema di ricerca, in cui le applicazioni degli LLM nella gestione della supply chain sono spesso descritte in maniera eterogenea. La valutazione manuale dei contributi ha consentito di interpretare con maggiore accuratezza il contenuto semantico di abstract e full text, riducendo il rischio di esclusioni improprie basate su criteri puramente sintattici o basati sulla frequenza delle parole. L'utilizzo di strumenti automatici avrebbe, infatti, reso più complessa la distinzione tra applicazioni effettivamente pertinenti e applicazioni citate a titolo esemplificativo, molto comuni nelle sezioni introduttive dei paper e generalmente precedute o seguite da un chiaro riferimento bibliografico. Inoltre, non sempre appare immediatamente evidente se le soluzioni descritte facciano riferimento agli LLM o ad altre tecnologie di GenAI. Pertanto, l'assenza di automazione ha permesso di applicare il criterio di pertinenza tematica (C4) in modo più consapevole e coerente con gli obiettivi della ricerca.

2.2 Variabili di analisi

Per condurre un'analisi strutturata del corpus finale degli studi inclusi nella Systematic Literature Review, è stata definita una matrice di estrazione dati. Si tratta di una tabella le cui righe rappresentano le unità di analisi e le colonne le variabili di analisi, disponibile nell'Allegato I ("Matrice_Estrazione_Dati.xlsx"), fornito come file supplementare alla presente tesi. Essa consente di estrarre e strutturare tutte le informazioni rilevanti ai fini analitici dei diversi contributi, rendendo possibili analisi descrittive, comparative e di trend per rispondere alle domande di ricerca. A partire dalla matrice di estrazione sono ottenuti i risultati che saranno descritti nel Capitolo 3.

Per cogliere sia le caratteristiche generali della letteratura analizzata, sia gli aspetti applicativi e concettuali relativi all'utilizzo degli LLM nella gestione della supply chain, le variabili di analisi sono suddivise in due categorie: variabili descrittive del paper e variabili di contenuto.

2.2.1 Variabili descrittive del paper

Le variabili descrittive del paper sono finalizzate a descrivere le caratteristiche generali dei contributi inclusi nella SLR e a supportare un'analisi preliminare del corpus. Per ciascuno studio analizzato, sono riportati il titolo del paper, gli autori, l'anno di pubblicazione e la fonte editoriale, informazioni necessarie per l'identificazione univoca dei contributi e per l'analisi della distribuzione temporale e delle sedi di pubblicazione. È indicata la tipologia di contributo, distinguendo tra articoli e conference paper, al fine di cogliere eventuali differenze nella natura e nel grado di maturità delle soluzioni proposte. Per ciascun paper è, inoltre, riportato l'approccio metodologico di ricerca, classificato come qualitativo o quantitativo. Ai fini della presente analisi, sono considerati quantitativi tutti i contributi

che includono analisi di performance, valutazioni comparative o elaborazioni numeriche dei risultati, anche in presenza di componenti qualitative. Questa variabile consente di distinguere tra studi prevalentemente esplorativi e contributi orientati alla valutazione empirica delle applicazioni proposte. Infine, le parole chiave fornite dagli autori sono incluse per consentire l'analisi testuale e tematica della letteratura.

2.2.2 Variabili di contenuto

Le variabili di contenuto sono finalizzate a descrivere dettagliatamente le modalità di applicazione dei Large Language Models nella gestione della supply chain, consentendo di analizzare le applicazioni degli LLM con diversi livelli di dettaglio, dalla collocazione nei processi della catena di fornitura fino alle funzioni operative svolte e agli effetti associati.

La variabile di contenuto centrale dell'analisi riguarda il processo di riferimento secondo il modello SCOR, che distingue i macro-processi Plan, Source, Make, Deliver, Return ed Enable. L'utilizzo del framework SCOR consente di collocare le applicazioni degli LLM all'interno delle diverse fasi della supply chain, garantendo coerenza e confrontabilità tra studi che descrivono applicazioni eterogenee e spesso trasversali rispetto a queste ultime.

A un livello di dettaglio maggiore, è identificato il processo specifico di supply chain management in cui si collocano le applicazioni descritte nei paper appartenenti allo stesso processo SCOR. Questa variabile permette di distinguere le attività operative e decisionali interessate dall'utilizzo degli LLM, come, per esempio, previsione della domanda, pianificazione della produzione o degli ordini, gestione delle relazioni con i fornitori, procurement, gestione delle scorte, routing e trasporto, logistica inversa, gestione del rischio e automazione della supply chain. Incrementando ulteriormente il livello di dettaglio, è descritto il ruolo o la funzione applicativa svolta dagli LLM. Essa indica la funzione concreta e operativa supportata dai modelli, consentendo di definire in maniera più specifica come gli LLM siano impiegati a supporto dei processi di supply chain precedentemente menzionati.

È, inoltre, inclusa una variabile relativa ai benefici associati all'applicazione degli LLM, che prevede la descrizione degli effetti positivi riportati dagli studi in relazione ai processi di supply chain. In modo complementare, la variabile "limitazioni" consente di identificare le criticità e le problematiche evidenziate nella letteratura, includendo aspetti tecnici, organizzativi o metodologici.

Un'ulteriore variabile di contenuto riguarda il tipo di LLM utilizzato, per la quale è riportata la famiglia di modelli impiegata nelle applicazioni proposte. Tale variabile consente di descrivere le soluzioni analizzate mantenendo un livello di astrazione coerente con l'obiettivo della SLR, senza entrare nel dettaglio delle specifiche tecniche dei modelli.

Infine, sono previste due variabili relative al grado di integrazione degli LLM con i sistemi informativi aziendali e al livello di maturità applicativa delle soluzioni proposte. Il grado di integrazione con i sistemi informativi distingue tra integrazione teorica, integrazione operativa e assenza o mancata specificazione dell'integrazione. In particolare, si parla di integrazione teorica quando il contributo fa riferimento a sistemi informativi, quali ERP, WMS, TMS o database interni, oppure alla possibilità di reperire dati da tali sistemi, senza che emergano evidenze di una implementazione effettiva o di un'interazione operativa tra gli LLM e i sistemi stessi. L'integrazione operativa è, invece, attribuita ai contributi che descrivono un collegamento effettivo e implementato tra gli LLM e i sistemi informativi aziendali. La categoria residua raccoglie i casi in cui tale aspetto non è previsto o non è esplicitato. Il livello di maturità applicativa classifica le applicazioni aziendali e/o settoriali in base alla presenza di case study, proof of concept o prototipi, implementazioni operative e assenza di applicazioni pratiche, fornendo un'indicazione del grado di avanzamento delle soluzioni descritte.

2.3 Metodologia di analisi

L'analisi dei risultati della Systematic Literature Review è stata impostata su due livelli, in modo tale da sviluppare una lettura progressiva del corpus di studi selezionati, partendo da un inquadramento complessivo della letteratura per poi approfondire gli aspetti applicativi e operativi dell'applicazione dei Large Language Models alla gestione della supply chain.

Nella prima fase, l'analisi riguarda esclusivamente gli aspetti bibliografici e prende in considerazione le variabili descrittive dei paper. L'obiettivo è l'identificazione del contesto evolutivo in cui si collocano gli studi facenti parte del corpus selezionato: distribuzione temporale, tipologie di pubblicazione, approcci metodologici adottati e principali sedi di diffusione scientifica. Nella seconda fase, invece, l'analisi si focalizza sulle applicazioni degli LLM nella gestione della supply chain e i relativi effetti sulla creazione del valore. In questa fase, è stata definita come unità di analisi la coppia di variabili paper – processo SCOR, al fine di aggregare adeguatamente le applicazioni descritte in ogni paper, qualora esse abbiano effetti su più processi della catena di fornitura contemporaneamente. All'interno di ciascuna unità paper – processo SCOR, le informazioni relative alle variabili di contenuto sono aggregate, sintetizzate e analizzate per individuare relazioni e pattern ricorrenti.

L'intero processo di analisi è supportato da strumenti descrittivi e comparativi, in particolare tabelle di sintesi e rappresentazioni grafiche, utilizzati come ausilio all'interpretazione qualitativa e quantitativa dei risultati emersi dalla letteratura.

Si ritiene opportuno precisare che la clusterizzazione delle funzioni applicative degli LLM, così come dei benefici e delle limitazioni, è stata condotta manualmente, secondo l'impostazione adottata sin

dalle fasi iniziali della ricerca e in virtù delle caratteristiche dei dati estratti. Avendo limitato il campo alle sole applicazioni conformi al criterio di inclusione C4, per ciascuna unità di analisi si è scelto di riportare nella matrice di estrazione una descrizione sintetica dei rispettivi ruoli applicativi, con un livello di dettaglio ridotto e strutture sintattiche ricorrenti. Questa modalità di normalizzazione descrittiva è funzionale alla comparabilità delle evidenze ma comporta un'elevata ridondanza lessicale e una scarsa variabilità semantica, rendendo poco efficace l'applicazione di strumenti automatici di text mining o di clustering basati su similarità testuale come, per esempio, Latent Semantic Analysis (LSA), Latent Dirichlet Allocation (LDA), Probabilistic Latent Semantic Analysis (pLSA) o algoritmi di machine learning (Desagulier, 2025).

Considerazioni analoghe valgono per la codifica dei benefici e delle limitazioni, i quali non sono stati estratti come sezioni testuali dei paper, ma ricondotti manualmente agli effetti associati alle applicazioni analizzate, prevalentemente sotto forma di parole chiave o brevi espressioni, con livello di dettaglio e una modalità di normalizzazione simili a quelli adottati per le funzioni applicative. Anche in questo contesto, l'utilizzo di tecniche automatiche di text mining e clustering non avrebbe garantito una categorizzazione concettualmente significativa. La clusterizzazione è stata, quindi, condotta attraverso un processo iterativo di tipo bottom-up, basato sull'assegnazione progressiva dei singoli benefici e delle limitazioni ad un insieme di categorie costruito in modo incrementale, introducendo una nuova categoria qualora un'osservazione non fosse compatibile con nessuna di quelle già definite.

2.3.1 Modello SCOR

Il modello Supply Chain Operations Reference (SCOR) è stato scelto in quanto rappresenta un framework adottato universalmente per analizzare, misurare e migliorare le performance dei processi di supply chain, con un approccio orientato all'efficienza operativa e standardizzazione dei flussi. Il modello si focalizza prevalentemente sulla mappatura delle principali attività lungo la supply chain, rispetto alla completa integrazione tra le funzioni aziendali (Huan et al., 2004). Esso si è evoluto nel tempo in versioni sempre più dettagliate e digitalizzate come, per esempio, la versione SCOR Digital Standard (SCOR DS) proposta dall'Association for Supply Chain Management (ASCM)², che risulta più completa grazie all'inclusione di standard di sostenibilità e di abilitatori per l'orchestrazione della supply chain (APICS, 2017; ASSOCIATION FOR SUPPLY CHAIN MANAGEMENT, 2025).

Per il presente studio si è scelto il framework tradizionale, che consente di ricondurre le applicazioni degli LLM a processi di alto livello comuni a tutte le supply chain. Esso è strutturato attorno a cinque

² Associazione globale senza scopo di lucro che fornisce certificazioni, formazione e contenuti di riferimento per i professionisti della supply chain.

processi principali: Plan, Source, Make, Deliver e Return, a loro volta supportati da processi abilitanti, appartenenti alla categoria Enable, volti alla gestione delle regole aziendali, della raccolta dati, del monitoraggio delle performance e della compliance normativa lungo l'intera catena di fornitura (Figura 4) (APICS, 2017).

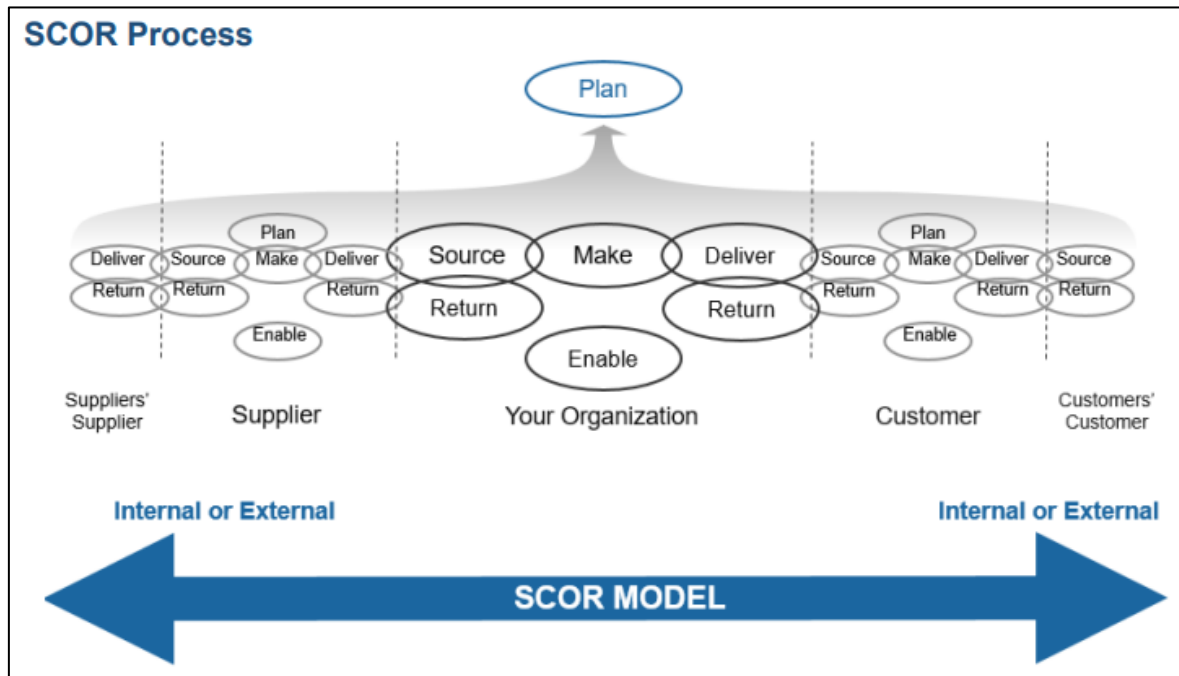


Figura 4. Framework SCOR lungo la supply chain. Riprodotta da (APICS, 2017).

Il processo Plan fa riferimento alla pianificazione della supply chain, con il fine ultimo di bilanciare le risorse disponibili con la domanda prevista. Definisce piani per tutta la rete logistica, inclusi i flussi di ritorno e l'esecuzione dei processi di approvvigionamento, produzione e consegna al cliente. Gestisce le regole operative, raccoglie e analizza i dati, controlla gli inventari e coordina i trasporti, allineando piani operativi e obiettivi finanziari per garantire coerenza tra le performance della supply chain e i risultati economici (Huan et al., 2004; APICS, 2017).

Il processo Source riguarda l'approvvigionamento dei materiali, prodotti e servizi. Include la pianificazione delle consegne, la ricezione, la verifica e lo stoccaggio dei materiali. Prevede, inoltre, la selezione dei fornitori quando non predeterminata, la gestione della rete di fornitori, dei pagamenti, degli accordi contrattuali e delle normative di import/export. Parallelamente, sono monitorate le performance dei fornitori e le regole operative legate al sourcing (Huan et al., 2004; APICS, 2017).

Il processo Make comprende tutte le attività necessarie per la produzione di beni make-to-stock, make-to-order o engineer-to-order. Prevede la schedulazione delle attività produttive, la produzione e il collaudo, l'imballaggio e il rilascio dei prodotti al processo Deliver. La gestione dei sottoprocessi contempla, inoltre, le regole operative, le performance e i dati di produzione, la gestione del work-

in-progress, delle attrezzature e delle infrastrutture, nonché la movimentazione interna (Huan et al., 2004; APICS, 2017).

Il processo Deliver copre l'intero ciclo della gestione degli ordini, dalla ricezione delle richieste dei clienti fino all'assistenza post-vendita. Include la gestione del magazzino: ricezione e picking dei prodotti, carico, spedizione, e, se necessario, ricezione, verifica e installazione dei prodotti presso il cliente. Rientrano nel processo Deliver anche l'emissione delle fatture e la gestione dei dati relativi a inventari, trasporti e ciclo di vita del prodotto, assicurando la conformità alle normative e agli accordi di import/export (Huan et al., 2004; APICS, 2017).

Il processo Return gestisce il ritorno dei materiali al fornitore e la ricezione dei resi di prodotti finiti dai clienti, inclusi prodotti difettosi o eccedenti. Le attività del processo Return comprendono l'autorizzazione al reso, la pianificazione della restituzione, la ricezione e la verifica dei prodotti, la loro disposizione e, se necessario, il rilascio di sostituzioni o crediti. Sono, inoltre, incluse nel processo la raccolta dei dati sui resi, i trasporti, la configurazione della rete e la conformità normativa, in modo da garantire un controllo completo di tutti i flussi inversi (Huan et al., 2004; APICS, 2017).

Il processo Enable include la gestione delle regole aziendali, delle risorse umane, delle infrastrutture informative, della compliance normativa e della mitigazione dei rischi. Il suo obiettivo è creare le condizioni operative affinché i processi Plan, Source, Make, Deliver e Return possano essere eseguiti in modo coerente, controllato e misurabile. In tal senso, Enable non interviene direttamente sui flussi di prodotto ma crea e mantiene le condizioni organizzative, informative e di controllo necessarie per l'esecuzione dei processi operativi lungo l'intera supply chain (Huan et al., 2004; APICS, 2017).

3 Analisi e risultati

3.1 Analisi bibliografica

L'analisi bibliografica permette di osservare il fenomeno da una prospettiva aggregata, mette in evidenza le caratteristiche generali dei contributi selezionati e offre una base interpretativa per le successive analisi di contenuto. Visto il carattere emergente e interdisciplinare del tema di ricerca, essa assume un ruolo centrale nel comprendere le modalità con cui quest'ultimo si sta progressivamente strutturando all'interno della letteratura scientifica.

Il corpus è caratterizzato da un'elevata eterogeneità e dispersione dal punto di vista dell'autorialità. L'analisi mostra un ridotto numero di autori che compaiono in più contributi all'interno del corpus. Tali ricorrenze indicano l'esistenza di un numero limitato di ricercatori che segue una linea di ricerca più continuativa sull'impiego degli LLM nei contesti di supply chain e operations management. La maggior parte dei nomi è, tuttavia, associata a un singolo studio, suggerendo che il filone di ricerca sia ancora in una fase iniziale di sviluppo. La configurazione risulta in linea con la natura emergente e trasversale del tema, mentre l'assenza di un numero ristretto di autori fortemente dominanti indica che lo stesso si trova ancora in fase di espansione.

L'analisi delle fonti editoriali fornisce ulteriori elementi utili a comprendere il grado di strutturazione e maturità del filone di ricerca. Analogamente a quanto affermato per gli autori, alla maggior parte delle sedi di pubblicazione è associato un unico contributo (Figura 5).

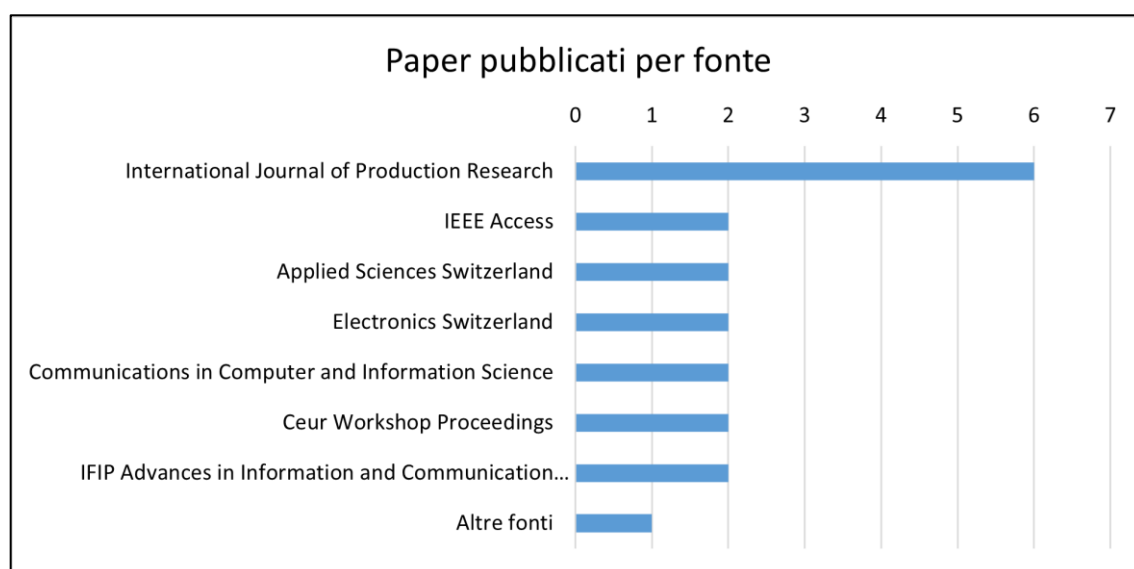


Figura 5. Numero di paper pubblicati per fonte.

La frammentazione è, anche in questo caso, un indicatore del fatto che la letteratura non converga ancora verso un nucleo editoriale di riferimento. Le sedi di pubblicazione dei paper appartengono a

loro volta ad un insieme ampio ed eterogeneo di riviste scientifiche e atti di conferenze, associati a diversi domini disciplinari. Accanto a riviste di area manageriale e industriale come, per esempio, "International Journal of Production Research", il corpus include contributi pubblicati su riviste quali "Applied Sciences" ed "Electronics", che si collocano maggiormente nell'ambito delle tecnologie digitali, o ancora sulla collana "Communications in Computer and Information Science", focalizzata sull'informatica. Ciò sottolinea ulteriormente la trasversalità del tema, dimostrando come esso sia affrontato da prospettive diverse.

Il carattere emergente del tema è, inoltre, confermato dalla significativa presenza di conference paper, pari al 45% circa dei contributi totali analizzati. Le conferenze costituiscono spesso il primo canale di diffusione per risultati preliminari, prototipi applicativi e proof of concept, soprattutto negli ambiti in fase di evoluzione. Allo stesso modo, la coesistenza con articoli pubblicati su riviste peer-reviewed riflette una fase di transizione, in cui le evidenze applicative iniziano progressivamente a essere formalizzate e approfondite in contributi più rigorosi e strutturati.

Con riferimento all'approccio metodologico, circa il 75% dei contributi inclusi nella SLR sono di natura quantitativa e includono misurazioni di performance, valutazioni comparative tra soluzioni alternative, simulazioni, esperimenti computazionali o analisi basate su dataset strutturati. I rimanenti contributi di natura qualitativa, prevalentemente orientati alla definizione di framework concettuali, architetture applicative o casi d'uso potenziali, risultano complessivamente meno numerosi rispetto a quelli che includono una qualche forma di validazione empirica. È necessario sottolineare che, nonostante la prevalenza dell'approccio quantitativo, molte delle analisi empiriche condotte si basano su contesti sperimentali piuttosto che su implementazioni operative. Questo aspetto suggerisce che la letteratura, pur mostrando attenzione alla misurazione delle performance, non abbia ancora raggiunto un elevato livello di maturità applicativa.

Anche la distribuzione temporale dei paper suggerisce che la letteratura si trova oggi in fase di rapida espansione, a conferma del fatto che l'interesse scientifico verso l'impiego degli LLM in ambito SCM sia un fenomeno strettamente legato alla recente diffusione e maturazione dei modelli di intelligenza artificiale generativa open source. A causa del ridotto intervallo temporale, la singola analisi dell'anno di pubblicazione non fornisce elementi interpretativi particolarmente rilevanti. Per questo motivo, essa è stata estesa a una lettura congiunta con le variabili tipologia di contributo e approccio metodologico. Esclusivamente a tal fine, l'intervallo temporale è stato circoscritto ai contributi pubblicati fino all'anno 2025. La scelta di escludere il 2026 è motivata dal numero ancora limitato di studi disponibili, che non consente di individuare pattern consolidati o di trarre conclusioni affidabili in merito all'evoluzione del filone di ricerca.

Dall'osservazione incrociata delle variabili anno e tipologia di contributo (Figura 6), si evince che la produzione scientifica è caratterizzata dalla coesistenza di articoli pubblicati su riviste e conference paper in tutti gli anni analizzati, senza una netta separazione temporale tra le due tipologie. La distribuzione mostra, inoltre, una progressiva crescita del peso degli articoli rispetto agli atti di conferenza, elemento che può essere interpretato come un primo segnale di consolidamento.

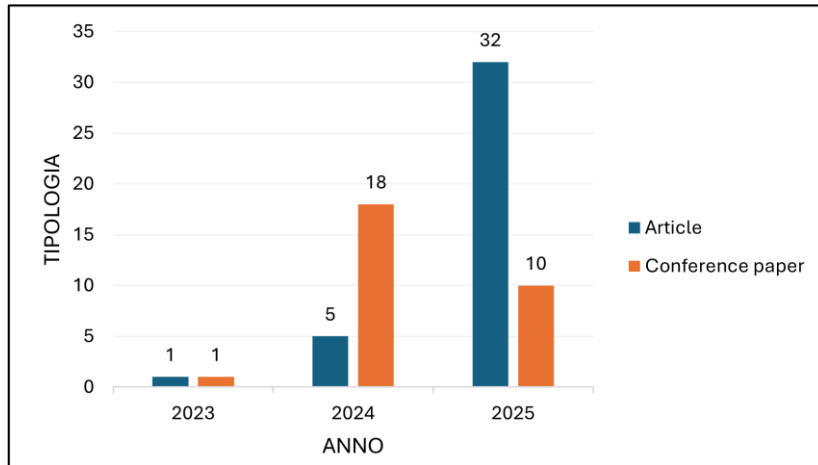


Figura 6. Tipologia di paper per anno.

L'analisi incrociata tra anno di pubblicazione e approccio metodologico rafforza questa interpretazione. In tutti gli anni considerati, l'approccio quantitativo risulta prevalente rispetto a quello qualitativo (Figura 7), a conferma di una letteratura che tende fin dalle fasi iniziali a supportare le proposte applicative attraverso evidenze empiriche e valutazioni numeriche. Ciò suggerisce che la ricerca non si stia muovendo da una fase puramente concettuale a una quantitativa, ma che l'approccio quantitativo sia stato adottato fin dall'inizio.

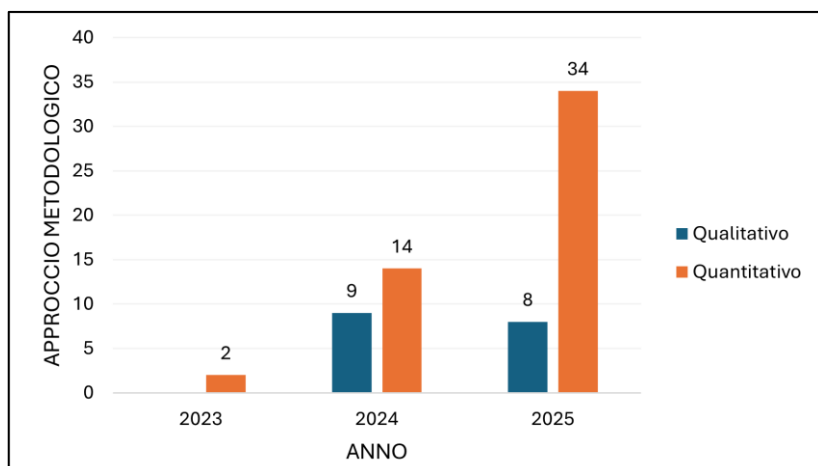


Figura 7. Approccio metodologico dei paper per anno.

I concetti di frammentazione e dispersione emergono, infine, dall'analisi delle parole l'85% dei termini compare una sola volta, mettendo in evidenza l'elevata eterogeneità dei contributi, già emersa

dall'analisi degli autori e delle fonti editoriali. Alcune parole chiave ricorrono, tuttavia, con maggiore frequenza e consentono di individuare i concetti centrali attorno ai quali si concentra la produzione scientifica. In particolare, termini quali Large Language Models, Artificial Intelligence e Generative AI costituiscono i nodi principali, intorno ai quali si articolano le diverse applicazioni nei processi di supply chain. A partire dalle frequenze delle parole chiave, opportunamente pre-processate, è stato generato un wordcloud (Figura 8).

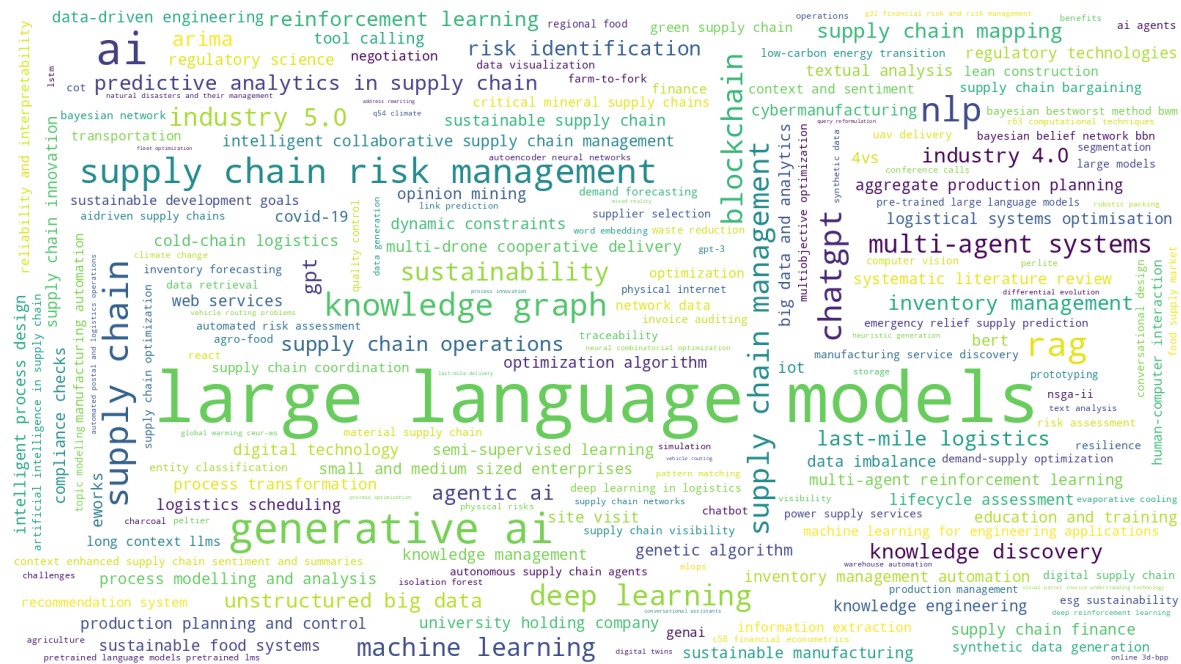


Figura 8. Wordcloud delle parole chiave.

Le parole chiave sono state dapprima sottoposte a operazioni di pulizia testuale, in particolare con versione in minuscolo e rimozione di caratteri speciali. Questo passaggio ha consentito di ridurre le variazioni puramente sintattiche dei termini, preservandone il significato. Successivamente, è stata applicata una procedura di normalizzazione delle parole chiave basata su una mappatura manuale dei sinonimi e delle varianti più ricorrenti: i termini riconducibili agli stessi concetti fondamentali, come, per esempio, “large language model”, “large language models”, “LLM” e “LLMs”, sono stati ricondotti a un’unica etichetta, in modo da ottenere una rappresentazione più fedele dei temi effettivamente ricorrenti nella letteratura. La dimensione relativa delle parole riflette, quindi, direttamente la frequenza con cui i diversi concetti compaiono nel corpus analizzato. Si osserva, nuovamente, con chiarezza la centralità degli LLM e della GenAI, che costituiscono il nucleo tematico principale della letteratura. Accanto a questi, assumono un ruolo rilevante termini quali supply chain, supply chain risk management o inventory management, che sottolineano l’orientamento applicativo degli studi verso specifici processi e problematiche della catena di fornitura. Il wordcloud mette, inoltre, in evidenza la presenza di tecnologie complementari e di supporto, come blockchain, knowledge graph,

Retrieval-Augmented Generation e IoT, che suggeriscono un utilizzo degli LLM all'interno di architetture digitali più ampie e integrate. Allo stesso tempo, la presenza di un notevole numero di termini di dimensioni ridotte conferma visivamente l'elevata dispersione terminologica della letteratura, già emersa dall'analisi di frequenza delle parole chiave.

Al fine di mappare le relazioni tra le diverse parole chiave, è stata creata una rete di co-occorrenza (Figura 9).

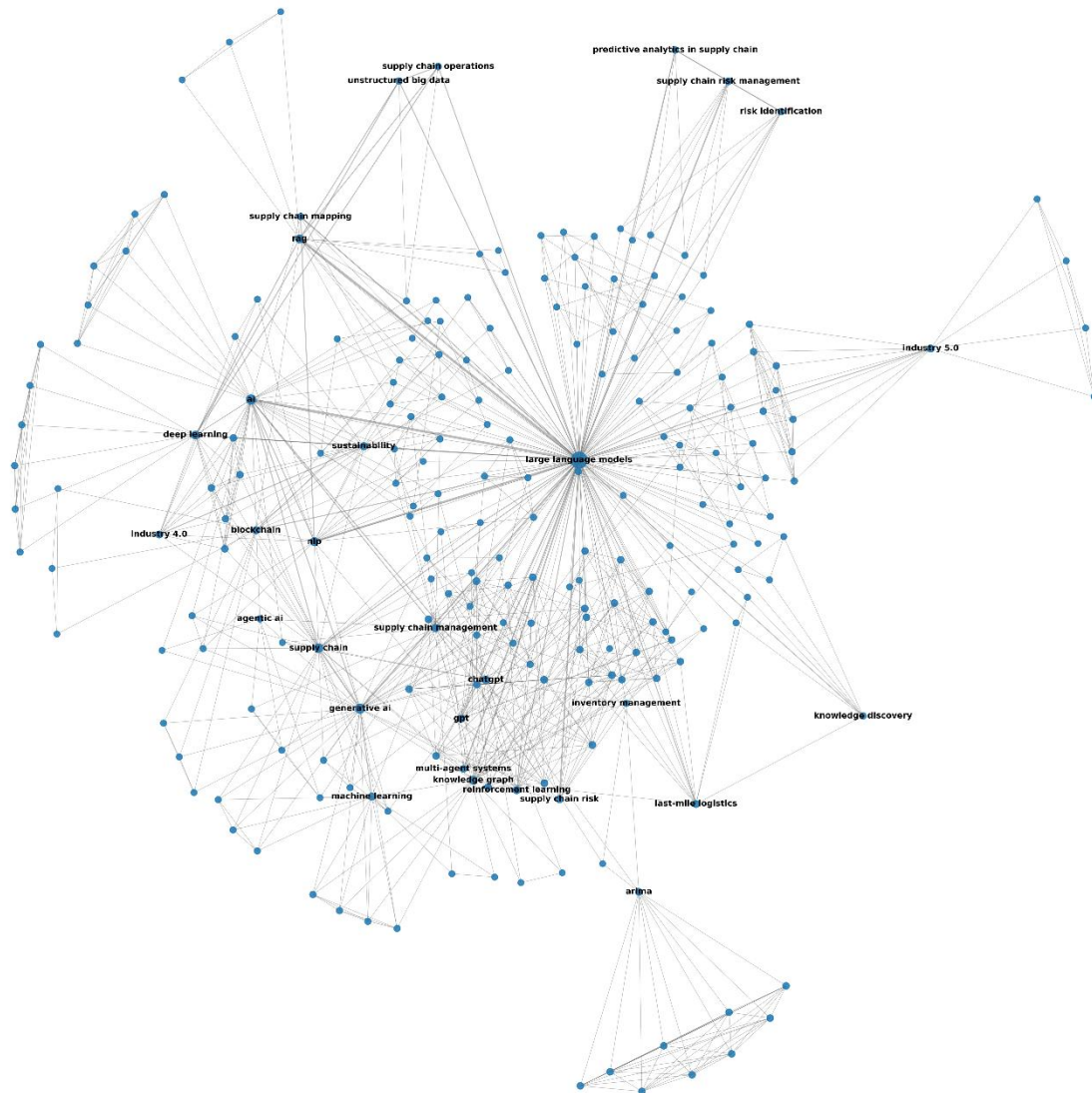


Figura 9. Rete di co-occorrenza delle parole chiave.

A partire dalle parole chiave associate a ciascun articolo, è stata preliminarmente effettuata una normalizzazione testuale e dei sinonimi, in maniera del tutto analoga a quella adottata per la costruzione del wordcloud. La rete è stata, quindi, modellata come un grafo non orientato e pesato, in cui i nodi rappresentano le parole chiave, mentre gli archi indicano la loro co-occorrenza all'interno di uno stesso paper. Il peso degli archi, rappresentato dallo spessore, riflette il numero di articoli in cui una

coppia di parole chiave compare congiuntamente, mentre la dimensione dei nodi è stata determinata in funzione della co-occorrenza complessiva, calcolata come somma dei pesi degli archi incidenti su ciascun nodo. Per migliorare la leggibilità è stato adottato un layout di tipo “Kamada-Kaway”, che tende ad avvicinare tra loro i nodi che presentano numerosi legami o connessioni più forti e allontanare quelli debolmente connessi o periferici. Inoltre, sono state riportate esclusivamente le etichette per le parole chiave presenti in almeno due articoli, così da focalizzare l’attenzione sui concetti più rappresentativi ed evitare un’eccessiva sovrapposizione. L’analisi visiva della rete evidenzia la presenza di un nodo fortemente centrale, corrispondente a “large language models”, che appare connesso a un elevato numero di altri termini. In prossimità del nodo centrale si collocano concetti quali “supply chain management”, “Generative AI”, “ChatGPT” e “inventory management”, suggerendo che una parte consistente della letteratura si concentri sull’applicazione dei modelli linguistici a processi decisionali e gestionali della supply chain. Accanto al nucleo principale, la rete mostra la presenza di gruppi tematici secondari, riconducibili sia a specifici ambiti applicativi, sia a tecnologie di supporto: emergono connessioni con termini legati al machine learning e all’AI tradizionale, come “deep learning”, “reinforcement learning” e “multi-agent systems”, a conferma di un approccio integrato che combina gli LLM con altre tecniche computazionali. Infine, la presenza di nodi periferici e di piccoli cluster debolmente connessi riflette la natura ancora eterogenea ed esplorativa del campo di ricerca.

3.2 Analisi delle variabili di contenuto

3.2.1 Processo SCOR

L’analisi delle variabili di contenuto è articolata attorno al processo SCOR. Da un punto di vista della frequenza, i risultati mostrano una distribuzione non uniforme delle applicazioni degli LLM tra i diversi processi SCOR.

Il processo maggiormente interessato dall’impiego degli LLM è Enable, con 37 paper, pari a circa il 43% delle occorrenze totali della coppia paper – processo SCOR. Questo dato costituisce un importante indicatore del fatto che letteratura si concentri prevalentemente su applicazioni di supporto alle attività abilitanti della supply chain, quali il supporto decisionale, la gestione delle informazioni e dei rischi o la governance dei processi. La centralità del processo Enable suggerisce che attualmente gli LLM abbiano il ruolo principale di tecnologie di supporto trasversale, piuttosto che di strumenti direttamente integrati nei flussi operativi della catena di fornitura. Il secondo processo per rilevanza è Deliver, che raccoglie 20 paper, circa il 23%. Le applicazioni in questo ambito riguardano soprattutto la gestione della distribuzione, del trasporto e delle attività logistiche a valle della supply chain, confermando l’attenzione della letteratura verso processi caratterizzati da elevata complessità

informativa e dall'interazione con clienti o partner logistici. Segue il processo Plan, con 16 paper. La presenza di applicazioni in quest'area riflette il ruolo degli LLM nel supportare attività di pianificazione, previsione e coordinamento. Il processo Source risulta meno rappresentato, con 12 paper, indicando un interesse ancora limitato verso l'utilizzo degli LLM nelle attività di approvvigionamento, procurement e gestione dei fornitori. Il processo Make appare marginale, con soli 2 paper, mentre il processo Return non risulta coperto da alcun contributo nel corpus analizzato. L'assenza di applicazioni significative nei processi produttivi e di logistica inversa evidenzia un gap rilevante nella letteratura, suggerendo che l'integrazione degli LLM in tali contesti sia ancora limitata o poco documentata.

Un'ulteriore evidenza emerge dall'analisi del numero di processi SCOR coperti da ciascun paper. Circa l'85% degli studi si concentra su un solo processo SCOR, mentre solo una quota ridotta analizza applicazioni che coinvolgono due o più processi. La prevalenza di studi focalizzati su un singolo processo SCOR non si pone, tuttavia, in contrasto con il concetto di trasversalità emerso nelle analisi precedenti, che appartiene alla natura stessa dei processi analizzati. Inoltre, il risultato appare coerente con la scelta metodologica del criterio di inclusione C4, che predilige i paper di natura applicativa rispetto a quelli di review.

3.2.2 Processi di supply chain management e funzioni operative degli LLM

Spostando l'attenzione sul livello operativo, sono approfonditi i processi di supply chain management e le funzioni svolte dagli LLM all'interno degli stessi. L'obiettivo di questa fase è osservare con maggiore dettaglio come e dove gli LLM siano impiegati nei contesti applicativi descritti dalla letteratura.

Le applicazioni degli LLM si concentrano primariamente su processi caratterizzati da una forte componente informativa e decisionale. I processi legati alla gestione del rischio di supply chain, alla gestione delle scorte e dell'inventario, al routing e al trasporto, nonché alla previsione della domanda sono i più rappresentati e contribuiscono da soli al 40% circa delle osservazioni totali della variabile processo SCM. Accanto a questi, emerge un numero significativo di applicazioni riconducibili a processi di coordinamento e sostenibilità della supply chain. Al contrario, risultano scarsamente rappresentati i processi maggiormente legati all'esecuzione fisica delle attività operative, connessi alla produzione e alla trasformazione dei beni, oltre a contesti come, per esempio, compliance, training dei lavoratori, supply chain financing o process management. La scarsa rappresentazione di alcuni processi non permette, allo stato attuale della letteratura e in considerazione della natura emergente del tema di ricerca, di trarre conclusioni circa la capacità degli LLM di generare o meno valore in determinate attività.

La mappatura congiunta tra processi SCOR e processi SCM (Figura 10-14) mostra come i vari ambiti applicativi si distribuiscano trasversalmente lungo la catena di fornitura. Processi SCM analoghi possono, infatti, collocarsi all'interno di processi SCOR differenti, avvalorando l'idea che l'adozione degli LLM non è confinata a una singola fase della supply chain, ma interessa ambiti diversi. Tale trasversalità, comunque, non implica necessariamente l'adozione di soluzioni integrate lungo l'intera catena di fornitura, poiché la maggior parte dei singoli processi di supply chain attraversa di per sé più funzioni e livelli decisionali.

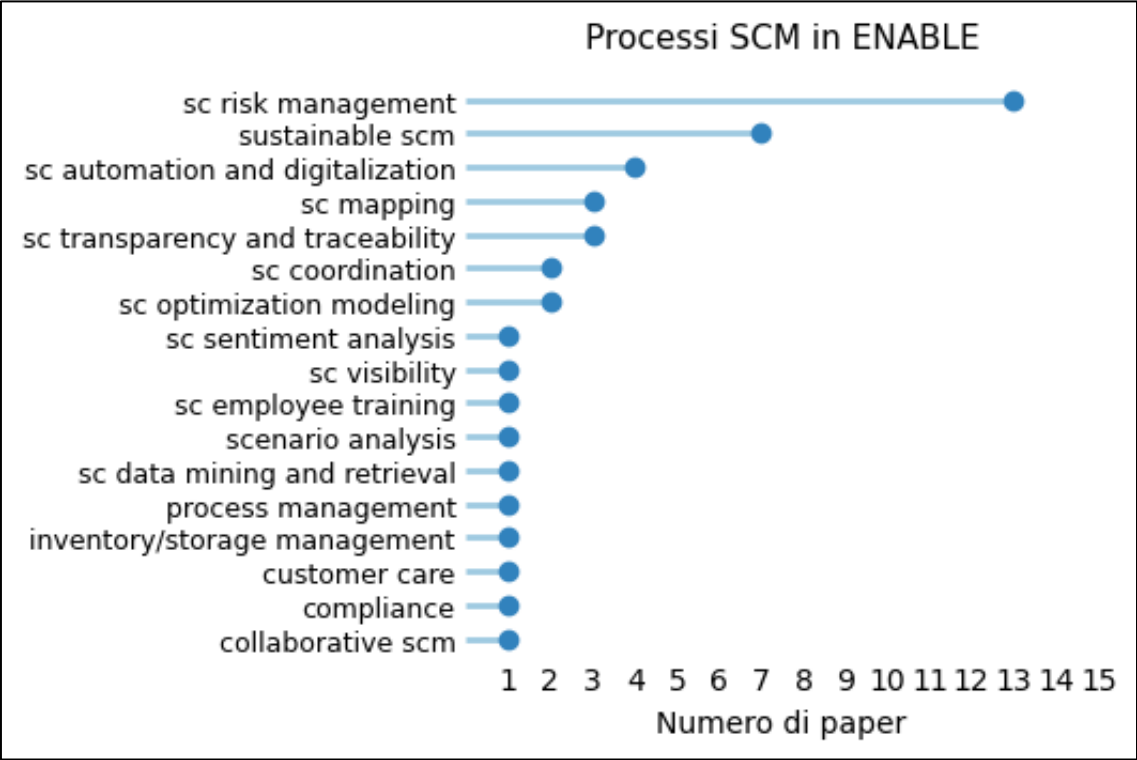


Figura 10. Frequenza dei processi SCM per ENABLE.

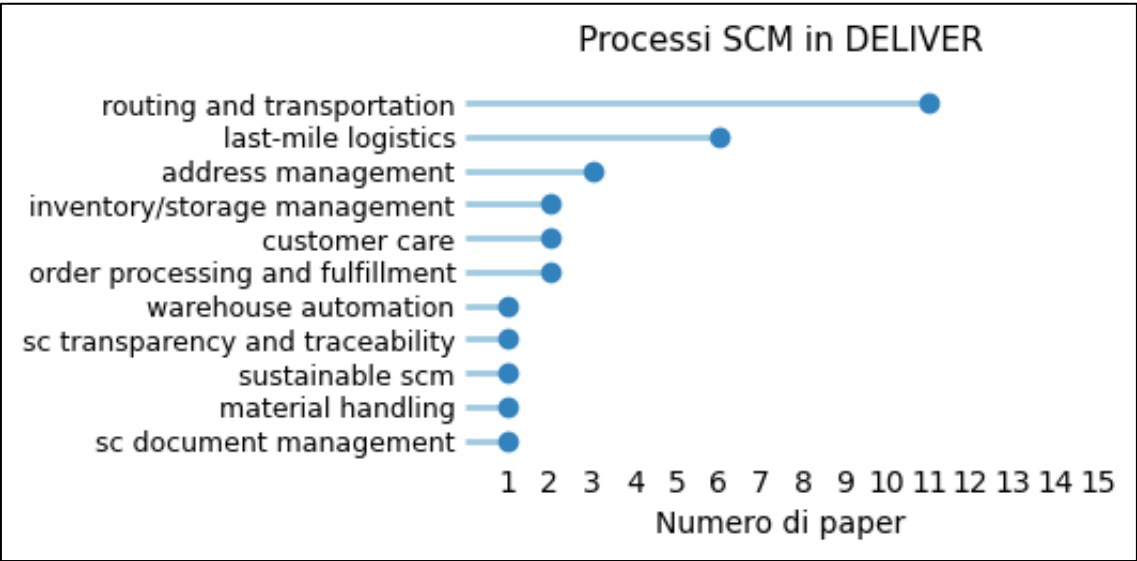


Figura 11. Frequenza dei processi SCM per DELIVER.

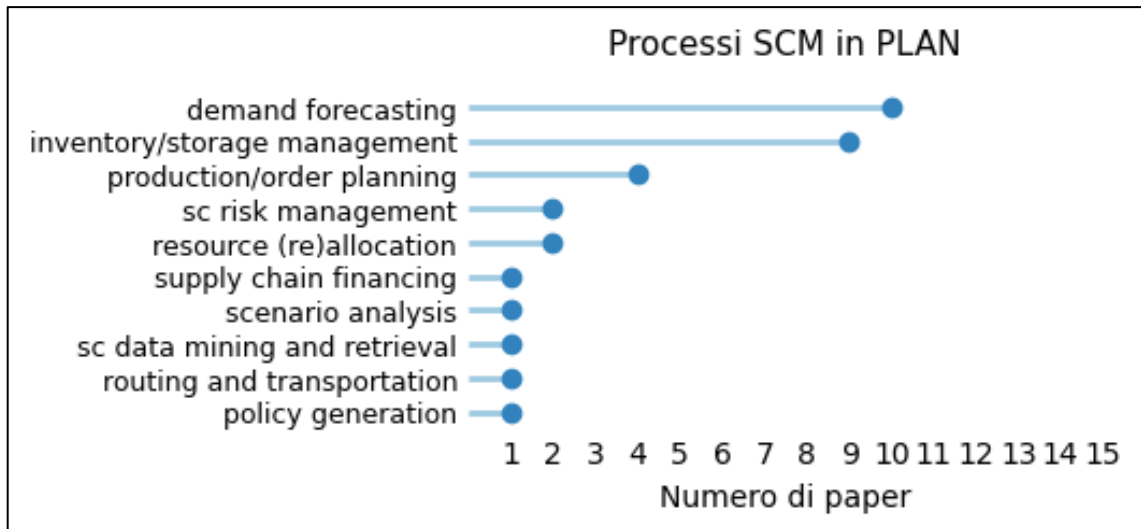


Figura 12. Frequenza dei processi SCM per PLAN.

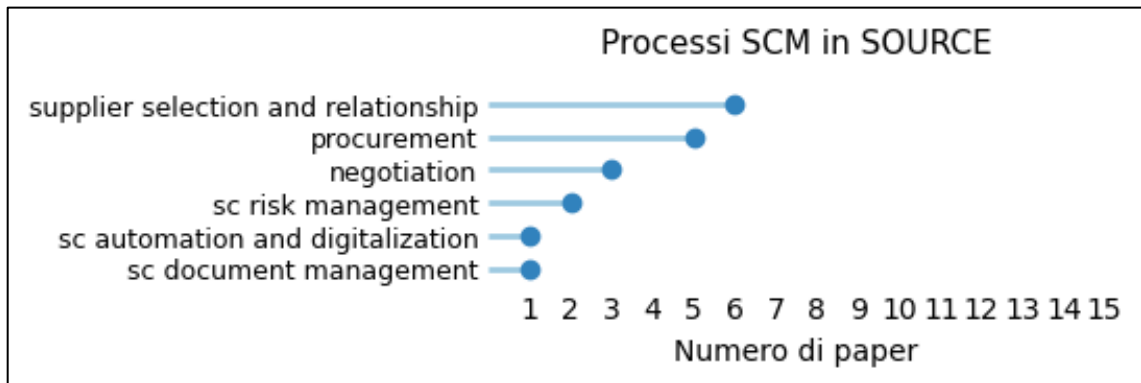


Figura 13. Frequenza dei processi SCM per SOURCE.

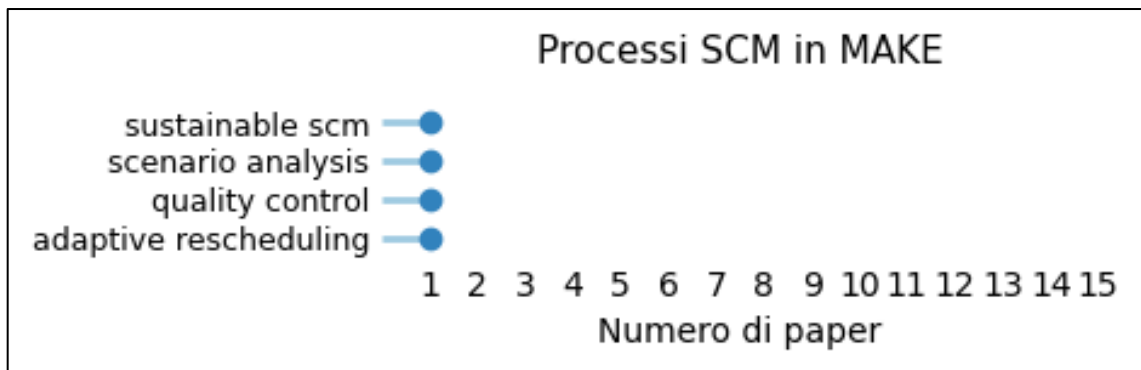


Figura 14. Frequenza dei processi SCM per MAKE.

Per approfondire ulteriormente le modalità di impiego dei Large Language Models, l'analisi si concentra sulle funzioni operative svolte dagli stessi all'interno dei diversi processi della catena di fornitura. Gli LLM elaborano query in linguaggio naturale, sintetizzano informazioni estratte da fonti differenti, interpretano documenti testuali non strutturati e riformulano contenuti complessi in maniera più accessibile agli utenti. Sono, inoltre, in grado di generare codice ed euristiche, modelli di ottimizzazione e di simulazione, gestire parametri algoritmici, produrre dati sintetici e orchestrare

sistemi complessi. Queste attività sono comuni a molteplici processi SCOR e SCM e non sono riconducibili a un singolo ambito applicativo, confermandone il carattere trasversale. Esse supportano le funzioni applicative che producono risultati direttamente utilizzabili nei processi decisionali e operativi, di seguito descritte. L'esposizione, organizzata per processo SCOR, è limitata ai processi SCM per i quali emergono almeno tre ambiti applicativi distinti, al fine di garantire una migliore leggibilità ed evitare un'eccessiva frammentazione. Tutti i ruoli operativi associati a processi SCM con meno di tre osservazioni sono, comunque, consultabili nella matrice di estrazione dati in allegato.

Processo Enable

Il processo Enable raccoglie la maggiore varietà di processi SCM e di applicazioni. L'ambito più rappresentato è il Supply Chain Risk Management, dove gli LLM sono impiegati direttamente e indirettamente nella gestione dei rischi, a livello di impresa e di filiera. Essi sono utilizzati per identificare (potenziali) rischi e anomalie (Li, H. et al., 2025; Fan et al., 2025a; Vlachos & Gautam, 2025; Fosso Wamba et al., 2024; Cimino et al., 2024), validare l'effettiva presenza di rischi (Cimino et al., 2024), identificare i canali di esposizione al rischio (Cimino et al., 2024), classificare rischi e opportunità (Fan et al., 2025a; Cimino et al., 2024), simulare scenari di disruption (Khanna et al., 2025), valutare probabilità e impatto dei rischi (Zhao et al., 2024b), estrarre informazioni relative agli eventi critici (Shahsavari et al., 2024). Gli LLM sono, inoltre, impiegati in attività che supportano le precedenti: definire indicatori (Cimino et al., 2024), generare etichette per la valutazione dei rischi (Long et al., 2025), definire proxy per valutare l'esposizione al rischio (Fan et al., 2025b), creare rappresentazioni della supply chain e individuarne le relazioni tra gli attori (Cheng. et al., 2024b), individuare il cammino critico della supply chain (Han et al., 2025) e generare dati sintetici (Long et al., 2025).

Nel sustainable supply chain management, gli LLM supportano l'implementazione di pratiche sostenibili attraverso la capacità di individuare informazioni su aspetti ambientali e sociali (Vlachos & Gautam, 2025), estrarre informazioni relative alle pratiche ESG (Tsang et al., 2025), estrarre dati relativi alle emissioni generare scenari su aspetti di green SCM (Cheng et al., 2024a), sintetizzare fattori critici per la trasformazione sostenibile (Hirata et al., 2025), valutare performance di sostenibilità ambientale delle imprese (Zhou et al., 2025), individuare aree di miglioramento nella supply chain (Fosso Wamba et al., 2024), generare raccomandazioni personalizzate, proposte di miglioramento oppure suggerimenti gestionali (Tsang et al., 2025; Zhou et al., 2025; Cheng et al., 2024a; Kanmani et al., 2025).

Dal punto di vista dell'automazione e digitalizzazione della catena di fornitura, gli LLM supportano la trasformazione digitale dei processi in modi diversi, attraverso la generazione del workflow della supply chain (Javidroozi et al., 2025), il supporto agli agenti decisionali autonomi (Xu et al., 2024), la

classificazione delle intenzioni degli utenti grazie al riconoscimento delle entità nelle conversazioni tra gli attori della supply chain (Bawa et al., 2023), la modellizzazione di sistemi, in particolare di inventory control e di coda (Jackson et al., 2024b).

Per quanto riguarda gli aspetti di trasparenza e tracciabilità della supply chain, gli LLM sono utilizzati da un lato per costruire e aggiornare il grafo della supply chain, generando entità e relazioni tra gli attori della stessa (Jin et al., 2025), dall'altro lato per supportare le interazioni con gli utenti, rispondendo alle loro domande (Santos et al., 2025) o fornendo loro i feedback richiesti (Li, J. et al., 2025). A queste funzioni si affianca la capacità di generare aggiornamenti con timestamp e posizioni per il monitoraggio delle risorse (Li, J. et al., 2025).

Simili alle precedenti sono le funzioni applicative degli LLM in ambito Supply Chain Mapping: costruire il network della supply chain in forma di grafo, definire le entità e individuare le loro relazioni (Liu & Meidani, 2024), classificare le diverse tipologie di relazioni tra entità, anche attraverso la generazione di dati sintetici (Kim et al., 2025a), individuare il cammino critico della supply chain (Han et al., 2025).

Processo Deliver

Nel processo Deliver, le applicazioni degli LLM si concentrano principalmente nei processi di routing e gestione dei trasporti, logistica dell'ultimo miglio e gestione degli indirizzi civici. Le attività di routing e trasporto prevedono diverse modalità di impiego degli LLM. Da un punto di vista modellistico, sono in grado di guidare i solver neurali nella soluzione del Vehicle Routing Problem (VRP), producendo insight evolutivi e confrontando le soluzioni delle euristiche (Chi et al., 2026), e di generare strategie per la regolazione dei parametri del VRP (Xie et al., 2025), di individuare le preferenze dei decision-maker e tradurle in modifiche ai modelli di ottimizzazione (Ghiani et al., 2024), generare rotte e percorsi di consegna sulla base delle esigenze, quali riduzione dei costi, dei tempi e delle emissioni (Felder et al., 2025; Geng & Chen, 2025; Dong et al., 2024; Yu, 2024), individuare e prevedere hub intermedi (Felder et al., 2025). Inoltre, gli LLM supportano analisi predittive fornendo visibilità sul contenuto dei container (Biedova et al., 2025), forniscono feedback per la sincronizzazione della logistica produttiva agli utenti, suggerendo strategie di trasporto affidabili e sicure (Li, J. et al., 2025) e forniscono aggiornamenti sui fattori che influenzano le attività di consegna (Yu, 2024). Un ulteriore insieme di applicazioni riguarda il trasporto con veicoli autonomi, in particolare, la definizione di strategie di supporto alla navigazione autonoma e l'elaborazione di richieste da e per le navi a guida autonoma (Pei et al., 2024), la generazione di comandi e di suggerimenti per la guida di veicoli senza pilota, anche detti UAV, eventualmente azionandone i sistemi di controllo (Tian et al., 2024).

Per quanto riguarda i processi di logistica dell'ultimo miglio, diverse funzioni applicative si sovrappongono alle precedenti, poiché rientrano nell'ambito della gestione dei trasporti: individuare le preferenze dei decision-maker e tradurle in modifiche ai modelli di ottimizzazione (Ghiani et al., 2025), fornire aggiornamenti sui fattori che influenzano le attività di consegna (Yu, 2024), generare rotte ottimali per i delivery worker (Dong et al., 2024; Yu, 2024), generare comandi e suggerimenti per la guida di UAV, eventualmente azionandone i sistemi di controllo (Tian et al., 2024). Funzioni applicative specifiche riguardano, invece, l'analisi delle recensioni dei servizi di consegna (Kim et al., 2025b) e la generazione di risposte guidate per supportare le attività di last-mile logistics (Ieva et al., 2025).

Nel contesto dell'address management, gli LLM sono impiegati per correggere errori negli indirizzi civici (Jeong et al., 2025) e riscrivere gli indirizzi civici in forma standardizzata (Yang et al., 2025a; Huang et al., 2024).

Processo Plan

Nel processo Plan, gli LLM contribuiscono alla previsione della domanda, alla gestione delle scorte e alla pianificazione della produzione o degli ordini. In ambito Demand Forecasting, sono utilizzati non soltanto per effettuare vere e proprie previsioni della domanda (Javidroozi et al., 2025), ma soprattutto per supportare la capacità previsionale (Zhu & Vuppapapati, 2025), aggiungendo contesto semantico alle previsioni (Venkatachalam et al., 2024), analizzando i feedback e le recensioni dei clienti (Vlachos & Reddy, 2025), interagendo con gli utenti tramite chatbot (Zhang et al., 2025), generando raccomandazioni personalizzate (Venkatachalam et al., 2024) e decomponendo i problemi di SCM in task specifici da assegnare ai corrispondenti agenti AI (Puvvadi et al., 2025).

Anche nella gestione delle scorte e dell'inventario le funzioni applicative degli LLM sono molteplici e si sovrappongono alle precedenti funzioni previsionali relativamente alla decomposizione dei problemi di SCM in task specifici da assegnare ai corrispondenti agenti AI (Puvvadi et al., 2025). e all'aggiunta di contesto semantico alle previsioni della domanda (Venkatachalam et al., 2024). Dal punto di vista specificatamente legato alle dinamiche di inventario, sono impiegati per definire i livelli di stock (Javidroozi et al., 2025), generare raccomandazioni per ottimizzare i livelli di inventario (Fosso Wamba et al., 2024), supportare e migliorare i piani d'inventario (Zhu & Vuppapapati, 2025; Li et al., 2024b), suggerire miglioramenti delle strategie di gestione dell'inventario e prevenire rotture di stock (Zhu & Vuppapapati, 2024), prevedere la disponibilità dei prodotti (Li et al., 2024b) e il consumo di materiali (Skórnoóg & Kmiecik, 2023), generare diverse configurazioni d'inventario e suggerire modifiche al workflow (Jeong et al., 2026). Applicazioni più operative includono, inoltre, la modifica dei buffer (Jeong et al., 2026), la definizione di strategie di ricerca degli articoli (Jeong et al., 2026), la

previsione della posizione degli articoli smarriti (Jeong et al., 2026) e l'individuazione dei colli di bottiglia (Javidroozi et al., 2025).

Per quanto riguarda la pianificazione della produzione e degli ordini, gli LLM sono in grado di definire e aggiornare le regole per le euristiche dell'Aggregate Production Planning (APP) (May & Kaihara, 2026), supportare la pianificazione degli approvvigionamenti (Zhu & Vuppalapati, 2025), tradurre problemi di quantità ottimale di produzione in modelli di ottimizzazione e fornire i risultati in formati comprensibili dagli utenti (Rahman et al., 2025) e prevedere i fabbisogni per suggerire miglioramenti delle strategie di produzione (Zhu & Vuppalapati, 2024).

Processo Source

Nel processo Source, le applicazioni degli LLM si focalizzano sulla gestione dei fornitori, l'approvvigionamento e le attività negoziali. Essi intervengono direttamente sulla selezione e gestione delle relazioni con i fornitori semplificando le attività di sourcing (Zhu & Vuppalapati, 2025), contribuendo alla valutazione (Lin et al., 2025) e alla selezione dei fornitori (Lin et al., 2025; Li & Starly, 2024), valutando le performance di questi ultimi, identificando fornitori alternativi e ripianificando le consegne se necessario (Jeong et al., 2026). Allo stesso tempo, supportano tali attività attraverso l'individuazione delle migliori strategie logistiche (Jeong et al., 2026) e delle eventuali aree di inefficienza (Fosso Wamba et al., 2024) e della generazione di entità e relazioni tra gli attori della supply chain (Li et al., 2025c).

Nel procurement, gli LLM agiscono a livello contrattuale per la rilevazione di frodi e collusioni (Vlachos & Reddy, 2025), l'individuazione di clausole e/o opportunità economiche (Menache et al., 2025) e la gestione dei documenti relativi alle gare d'appalto (Fosso Wamba et al., 2024). A livello di comunicazione con i fornitori, sono in grado di estrarre informazioni relative ai componenti e alle rispettive quantità (Sawyer, 2024). Più in generale, sono utilizzati per valutare le performance e l'affidabilità dei fornitori (Zhu & Vuppalapati, 2025), oltre a individuare aree di inefficienza in questo ambito (Fosso Wamba et al., 2024).

Infine, dal punto di vista della negoziazione, sono impiegati per supportare la negoziazione informata (Zhu & Vuppalapati, 2025), riepilogare le negoziazioni passate per individuare soluzioni negoziali win-win (Khanna et al., 2025) e condurre negoziazioni contrattuali automatiche (Kirshner et al., 2025).

Processo Make

Con riferimento al processo Make, l'analisi non mostra processi SCM con ricorrenza superiore a una osservazione. L'evidenza è coerente con la sotto-rappresentazione del processo già vista nell'analisi

per processo SCOR e con la prevalenza di applicazioni orientate al supporto decisionale e informativo rispetto alla trasformazione fisica dei beni.

La panoramica delle funzioni operative mette in evidenza come i Large Language Models siano uno strumento flessibile, in grado di supportare un ampio spettro di attività operative e decisionali lungo l'intera catena di fornitura. Le applicazioni osservate mostrano una forte varietà, sia in termini di funzioni svolte, sia di ambiti di intervento. Emerge, inoltre, con chiarezza la difficoltà nel definire confini netti tra i diversi processi SCM, come testimoniato dalle sovrapposizioni rispetto ai processi SCOR e dalla ricorrenza delle medesime funzioni operative in contesti differenti, rafforzando il concetto di trasversalità più volte riscontrato in fase di analisi.

3.2.3 Tipologia di LLM

L'analisi della variabile "tipologia di LLM" ha l'obiettivo di osservare quali famiglie di Large Language Models siano effettivamente impiegate nei diversi processi della supply chain e come si distribuiscono lungo la stessa. Un primo focus sulla frequenza mette in evidenza una distribuzione fortemente sbilanciata delle famiglie di modelli utilizzate nella letteratura. I modelli GPT risultano di gran lunga i più utilizzati, con 48 occorrenze, pari a circa il 40% delle unità di analisi totali. Le altre famiglie mostrano frequenze decisamente inferiori: BERT, LLaMA e Qwen compaiono in 9, 7 e 5 contributi rispettivamente. Tutte le restanti risultano marginali, con un numero di occorrenze compreso tra 1 e 4. Infine, rimangono 22 osservazioni per le quali non è specificato il modello impiegato (Figura 15).

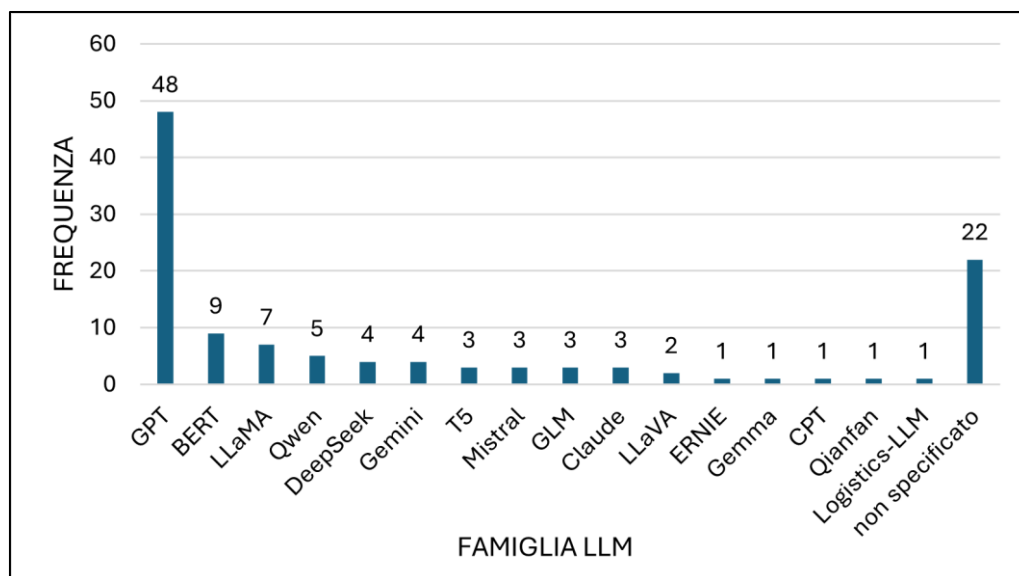


Figura 15. Frequenza delle tipologie di LLM individuate nella letteratura.

Confrontando le variabili "tipologia di LLM" e "processo SCOR", risulta che la scelta della famiglia di LLM non segua una logica precisa rispetto ai processi SCOR in senso stretto ma si possono notare pattern più chiari se si osservano le attività di SCM all'interno di ciascun processo.

I modelli GPT, grazie alla loro elevata diffusione, risultano gli unici ad essere presenti in tutti i processi SCOR. Nel processo Plan, essi sono associati ad attività quali previsione della domanda, pianificazione della produzione o degli ordini, gestione dell'inventario e delle scorte e, in generale, alle attività a supporto delle decisioni tattiche e operative. Nel processo Source, i modelli GPT compaiono in relazione a procurement, negoziazione e nella gestione dei rapporti con i fornitori. In Make sono impiegati nel controllo qualità, mentre in Deliver sono frequentemente utilizzati per routing, pianificazione dei trasporti e gestione delle operations in ambito della logistica di distribuzione. Nel processo Enable supportano un insieme ampio ed eterogeneo di contesti trasversali e abilitanti quali gestione del rischio, supply chain mapping e sostenibilità, in cui svolgono il ruolo principale di supporto alle decisioni. I modelli GPT appaiono, quindi, come soluzioni generaliste, adottate in funzione della varietà delle attività supportate, non di uno specifico processo.

Le famiglie di LLM con frequenza intermedia mostrano pattern di utilizzo più concentrati. I modelli BERT sono associati prevalentemente alle attività di information extraction, associate a gestione del rischio, supply chain mapping, automation e digitalization, ma anche logistica last mile e procurement, comparando di conseguenza nei processi SCOR Enable, Source e Deliver. Allo stesso modo, i modelli T5, sebbene meno diffusi, sono impiegati esclusivamente in attività di information extraction, confermando una specializzazione prettamente funzionale. I modelli LLaMA, Qwen, DeepSeek e Gemini presentano una diffusione limitata e risultano principalmente associati a processi SCM che prevedono decision support, knowledge management e data analysis. Compaiono specialmente nei processi SCOR Enable e Plan, dove le attività di supporto informativo e analitico sono centrali, mentre la loro presenza nei processi Source e Make è assente o estremamente ridotta. Ciò suggerisce che siano selezionati in relazione a specifiche esigenze funzionali piuttosto che come alternative generaliste ai modelli GPT.

Nel processo Deliver emergono, inoltre, alcune famiglie di LLM utilizzate per specifiche attività logistiche. I modelli GLM, Mistral, Gemini, DeepSeek, ERNIE, CPT e Gemma risultano associati a processi di logistica last mile, address management e ad attività di supporto operativo alla distribuzione. In questo contesto compare anche Logistics-LLM, un modello proprietario ispirato all'architettura LLAVA. Presente in un solo contributo (Tian et al., 2024), rappresenta un esempio di modello verticale progettato per uno specifico ambito applicativo. I processi Source e Make, viceversa, mostrano una varietà limitata di famiglie di LLM. Nel processo Source, oltre ai modelli GPT, compaiono BERT, T5 e Gemini, sempre in relazione a processi SCM di natura informativa e analitica. Nel processo Make, l'utilizzo degli LLM è estremamente marginale e limitato a modelli GPT o non specificati, associati ad attività di production support e operations control.

Non è ancora possibile individuare famiglie di LLM più o meno adatte a determinati processi SCOR: i modelli più diffusi sono utilizzati in modo trasversale grazie alla loro capacità di supportare funzioni eterogenee, mentre le famiglie meno diffuse mostrano una maggiore concentrazione su attività informative, analitiche o operative più specifiche. La scelta del modello appare, quindi, guidata principalmente dalla funzione supportata e dalla disponibilità tecnologica, e non da una specializzazione rispetto ai processi della supply chain. Ciò è supportato anche dal fatto che nel 18% circa delle unità di analisi osservate non sia stato esplicitato il modello impiegato da parte degli autori del paper.

3.2.4 Benefici e limitazioni

L'analisi di benefici e limitazioni associati all'applicazione dei Large Language Models nella gestione della supply chain consente di approfondire in che modo questi ultimi contribuiscano o, al contrario, ostacolino la creazione di valore nei diversi processi della catena di fornitura, rispondendo alla domanda di ricerca D2. Con riferimento all'impostazione metodologica adottata, i benefici e le limitazioni sono stati estratti dai singoli contributi, normalizzati e successivamente aggregati in insiemi omogenei, di seguito descritti. Una stessa unità di analisi può essere associata a più benefici e limitazioni, in quanto all'interno dello stesso studio possono essere riportate diverse funzioni applicative degli LLM. Di conseguenza, benefici e limitazioni non sono mutuamente esclusivi, né vincolati a una singola applicazione.

Benefici

I benefici più frequenti rientrano nella categoria supporto decisionale e analisi, che racchiude circa il 28% delle osservazioni complessive. Essa caratterizza le applicazioni in cui gli LLM contribuiscono a semplificare il processo decisionale, rendendolo più rapido e personalizzato, a migliorare l'analisi dei feedback e l'identificazione di pattern rilevanti, a facilitare l'interpretazione di informazioni complesse, a supportare la valutazione di scenari alternativi e la formulazione di raccomandazioni decisionali attraverso la sintesi di informazioni provenienti da fonti eterogenee e non strutturate.

Un secondo insieme di benefici è legato all'efficienza operativa e alla produttività, che raccoglie circa il 26% delle occorrenze e include benefici legati all'ottimizzazione dei processi, alla riduzione di costi e sprechi, di lead time e tempi di consegna, al miglioramento dell'utilizzo delle risorse e della gestione delle scorte, all'incremento della produttività dei lavoratori.

Segue un gruppo di benefici riconducibili agli aspetti di resilienza, agilità e continuità operativa, pari a circa il 16% delle osservazioni. Essi includono il miglioramento della capacità di identificazione dei rischi, una maggiore proattività nella risposta ai rischi e disruption, l'incremento di resilienza e agilità della supply chain, le quali consentono di mantenere la continuità operativa.

Con una frequenza inferiore emerge il contributo degli LLM al miglioramento di trasparenza, collaborazione e comunicazione lungo la supply chain, che rappresenta circa il 10% delle osservazioni. In questo ambito rientrano il miglioramento della visibilità e tracciabilità dei flussi informativi, l'aumento della trasparenza tra gli attori della filiera e il conseguente miglioramento del coordinamento e della collaborazione tra di essi.

Una quota più ridotta di benefici, pari a circa il 7% delle osservazioni totali, riguarda aspetti di innovazione, automazione e digitalizzazione, in particolare, supporto alla modellizzazione matematica attraverso lo sviluppo di modelli più accurati, applicazione di tecnologie avanzate e, più in generale, automazione di processi tecnici e operativi.

Sempre pari a circa il 7% delle osservazioni totali, vi sono i benefici legati ai temi di sostenibilità e di responsabilità ESG: miglioramento delle performance ambientali e sociali, promozione di comportamenti sostenibili tra gli attori della filiera e integrazione di best practice ESG.

L'ultima categoria di benefici in ordine di frequenza, con circa il 4% delle occorrenze totali, riguarda la qualità del servizio e la soddisfazione del cliente. Essa riguarda il miglioramento dell'esperienza dell'utente, all'incremento della lealtà da parte di quest'ultimo e alla personalizzazione dei servizi, specialmente di consegna. Il restante 2% delle osservazioni fa, infine, riferimento ai paper che non riportano esplicitamente alcun beneficio.

L'analisi incrociata tra benefici e processi SCOR mostra una forte concentrazione nel processo Enable (Figura 16). La maggior parte dei benefici, in particolare quelli legati al supporto decisionale, all'efficienza operativa e alla resilienza, risulta associata a questo processo, confermando ulteriormente il ruolo degli LLM come tecnologie prevalentemente abilitanti. Più nello specifico, i benefici legati al supporto decisionale e all'analisi si distribuiscono principalmente tra i processi Plan ed Enable, in corrispondenza con la natura di supporto e coordinamento delle attività di pianificazione e governance della supply chain. Una presenza più contenuta si osserva, inoltre, nel processo Deliver, soprattutto nei contesti logistici caratterizzati da elevata complessità informativa. I benefici in termini di efficienza operativa e produttività mostrano una distribuzione più equilibrata tra Enable e Deliver, suggerendo che gli LLM contribuiscano anche all'ottimizzazione dei flussi fisici dei processi logistici e distributivi. I benefici legati a resilienza e agilità si concentrano principalmente in Enable, pur essendo presenti anche in Plan, riflettendo il ruolo degli LLM nella gestione dei rischi e nella pianificazione adattiva. Infine, i benefici meno frequenti quali trasparenza e collaborazione, innovazione e automazione, sostenibilità risultano quasi esclusivamente associati al processo Enable, indicando che i loro effetti agiscono soprattutto a livello trasversale, piuttosto che come risultati diretti di singole attività operative.

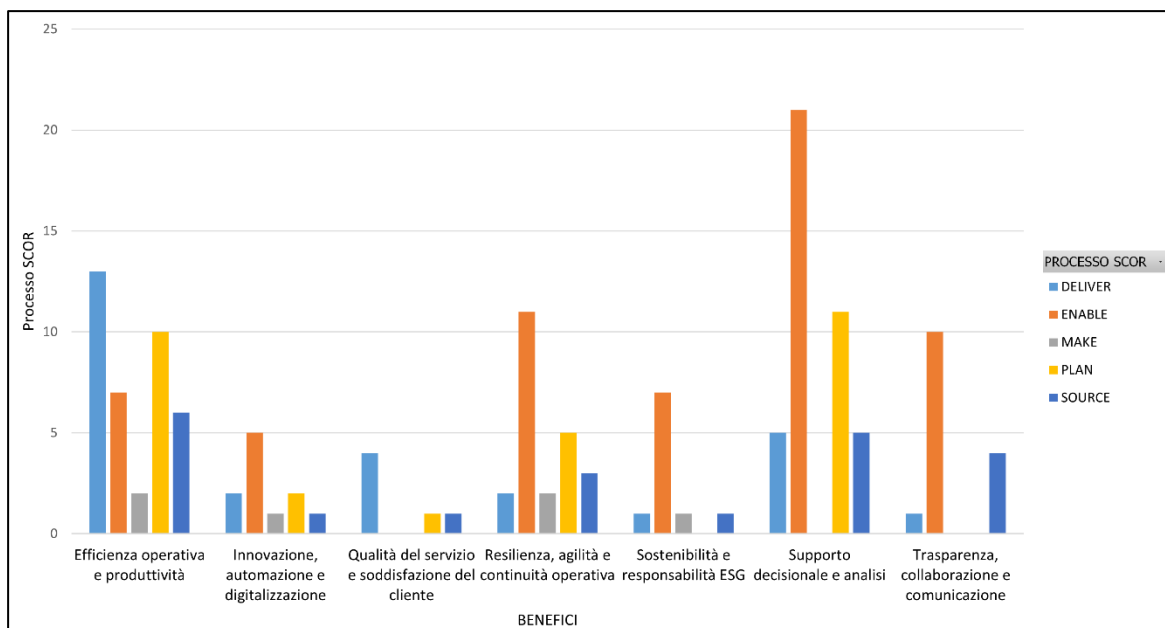


Figura 16. Distribuzione dei benefici per processo SCOR.

Limitazioni

Specularmente ai benefici, l'analisi delle limitazioni mette in luce le criticità che accompagnano l'adozione degli LLM nella gestione della supply chain. Le limitazioni più frequenti rientrano nell'ambito delle limitazioni operative e di implementazione, che rappresentano il 20% delle osservazioni totali. Esse riguardano le difficoltà legate all'integrazione degli LLM nei contesti reali di supply chain e includono problematiche quali la dipendenza dal dominio applicativo e dalla lingua, la scarsa adattabilità a contesti specifici, la necessità di personalizzazione dei modelli in funzione del caso d'uso, nonché le difficoltà di integrazione con sistemi informativi e processi decisionali esistenti, che richiedono ancora una costante supervisione umana.

Le limitazioni tecniche e modellistiche costituiscono il 16% delle occorrenze. Rientrano in tale ambito le criticità legate al modello in sé come, per esempio, allucinazioni, errori negli output, difficoltà nel garantire stabilità negli output, limitata interpretabilità e generalizzazione dei modelli, vincoli computazionali o di scalabilità e difficoltà nell'integrazione multimodale.

Con una frequenza simile, pari a circa il 15% delle osservazioni, emergono le problematiche etiche, di privacy e sicurezza, che includono i rischi associati alla gestione e alla protezione dei dati sensibili, le preoccupazioni legate alla privacy delle informazioni condivise lungo la supply chain, le implicazioni etiche derivanti dall'utilizzo di modelli opachi nei processi decisionali, nonché aspetti di cybersecurity.

Anche le limitazioni riconducibili ai temi di affidabilità e accuratezza rappresentano circa il 15% delle osservazioni. A differenza dei limiti tecnici del modello, la criticità si trova nel contenuto dell'output,

nell'impossibilità di confronto con dati o golden labels di riferimento e nella semplificazione eccessiva dovuta alla difficoltà nella gestione di scenari complessi.

Una quota pari a circa l'11% delle osservazioni fa riferimento alle limitazioni dovute alla dipendenza dai dati forniti in input, che consistono in problemi legati alla dipendenza da dati incompleti, frammentati o di bassa qualità, presenza di bias, necessità di grandi quantità di dati per l'addestramento e l'aggiornamento continuo dei modelli.

Infine, con una frequenza inferiore al 9% emergono le limitazioni connesse a costi e risorse. Questa voce racchiude i costi computazionali e di infrastruttura, di ricerca e sviluppo, di formazione e, più in generale, di modifica della forza lavoro. Il restante 14% circa delle occorrenze include tutte le unità di analisi appartenenti a contributi che non riportano esplicitamente alcuna limitazione relativa alle soluzioni proposte.

Analogamente a quanto osservato per i benefici, l'analisi incrociata tra processi SCOR e limitazioni mostra una forte presenza di queste ultime nel processo Enable (Figura 17). La maggior parte delle limitazioni di natura tecnica, operativa, etica, oltre alle limitazioni legate ai dati in input e all'affidabilità degli output risulta, infatti, associata principalmente al processo Enable, evidenziando come le criticità agiscano soprattutto a livello infrastrutturale e di supporto. Le stesse limitazioni emergono anche nei processi Plan e Deliver, indicando che esse hanno comunque un impatto diretto sulla qualità delle decisioni di pianificazione e sull'esecuzione delle attività operative. Nel processo Source si riscontrano, invece, problematiche prevalentemente etiche, di privacy e sicurezza.

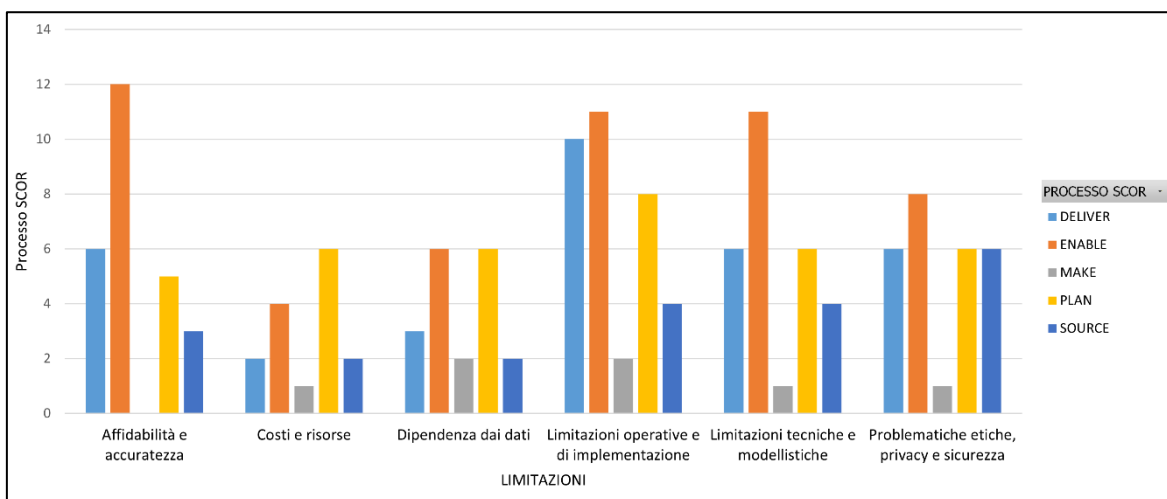


Figura 17. Distribuzione delle limitazioni per processo SCOR.

3.2.5 Integrazione con i sistemi informativi aziendali

L'analisi della variabile relativa all'integrazione dei Large Language Models con i sistemi informativi aziendali (SIA) consente non soltanto di comprendere in che misura gli LLM siano a tutti gli effetti

incorporati nei processi informativi e decisionali delle imprese, ma anche di valutare il grado di maturità applicativa delle soluzioni descritte nella letteratura.

Nella maggior parte dei paper inclusi nella SLR, non è prevista oppure non è esplicitata alcuna integrazione con i SIA. Sul totale delle occorrenze della coppia paper – processo SCOR, il 75% non riporta alcun riferimento ai SIA o ai database aziendali, suggerendo che l’impiego degli LLM in ambito supply chain si collochi in una fase esplorativa o concettuale in cui si privilegia la definizione delle funzioni svolte dai modelli rispetto alla loro implementazione all’interno delle infrastrutture informatiche aziendali. Inoltre, quando l’integrazione con i sistemi informativi è esplicitamente menzionata, essa risulta nella quasi totalità dei casi di natura teorica: gli autori descrivono architetture concettuali o framework applicativi che prevedono l’interazione tra LLM e sistemi informativi aziendali, senza tuttavia fornire evidenze di una reale implementazione operativa in contesti aziendali. Questo pattern è coerente con la tipologia dei contributi stessi, che spesso assumono la forma di modelli concettuali, proof of concept o casi studio simulati, mentre le applicazioni testate in ambienti produttivi reali sono ridotte, come si vedrà più nel dettaglio nel prossimo paragrafo.

In riferimento ai processi SCOR (Figura 18), il processo Enable, che possiede il numero più elevato di osservazioni, presenta anche la maggiore varietà rispetto alle modalità di integrazione con i SIA.

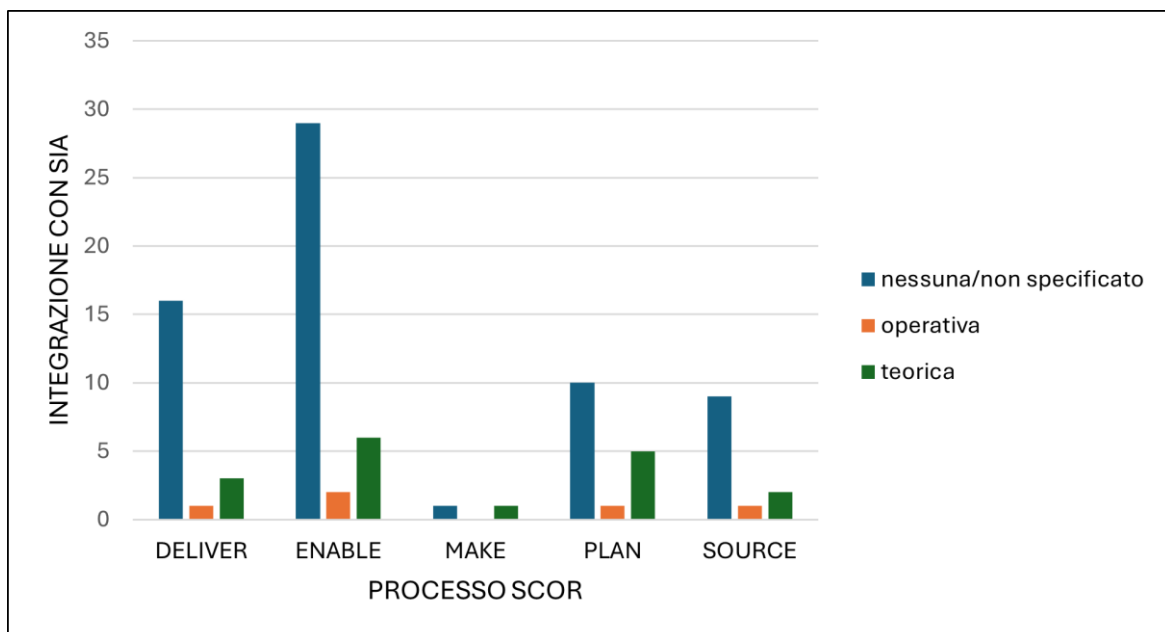


Figura 18. Distribuzione della modalità di integrazione con SIA per processo SCOR.

Anche in questo ambito prevale, comunque, l’assenza di integrazione esplicita: le applicazioni riconducibili a Enable fanno spesso ricorso a dati non strutturati provenienti da fonti esterne all’azienda. In diversi contributi, l’assenza di integrazione con i SIA non rappresenta un limite dell’organizzazione o della soluzione proposta, ma è direttamente riconducibile alla natura dell’applicazione. In

particolare, alcuni studi utilizzano dati estratti da notizie (Zhao et al., 2024a; Zhao et al., 2024b), fonti web (Khanna et al., 2025; Tsang et al., 2025) o altre informazioni pubblicamente disponibili (Fan et al., 2025), che non risiedono nei sistemi informativi aziendali. In tutti questi casi, i modelli operano su flussi informativi esterni, indipendenti dai dati dall'infrastruttura IT dell'impresa. I contributi che menzionano un'integrazione con i sistemi informativi nel processo Enable lo fanno in termini prevalentemente teorici, ipotizzando la possibilità di collegare gli LLM a sistemi aziendali esistenti per migliorare la qualità delle decisioni o la disponibilità delle informazioni, senza fornire dettagli su implementazioni effettive. Soltanto due paper, invece, riportano una effettiva implementazione aziendale. Il primo prevede l'assistenza agli ingegneri di customer support tramite chatbot dedicato (Biedova et al., 2025), il secondo riguarda il training interattivo dei dipendenti dell'area logistica e supply chain, sempre attraverso un apposito chatbot (Gezdur & Bhattacharjya, 2025).

Nel processo Deliver, l'integrazione con i sistemi informativi aziendali è raramente esplicitata. Le applicazioni degli LLM si concentrano prevalentemente su routing, analisi delle informazioni di consegna o supporto alle decisioni logistiche, spesso basandosi su dati esterni o su simulazioni. Soltanto in un caso si osserva un'integrazione operativa, che consiste nella comprensione della struttura degli indirizzi civici presenti in un database e riscrittura degli indirizzi anomali in forma corretta e standardizzata (Yang et al., 2025a). Tuttavia, nella maggioranza dei paper l'interazione con i SIA è completamente assente oppure ipotizzata ma non descritta in modo dettagliato.

Nel processo Plan la situazione è analoga. Le applicazioni degli LLM in quest'area fanno spesso ricorso a dati eterogenei e non strutturati. Alcuni contributi utilizzano fonti informative esterne, come recensioni dei clienti (Vlachos & Gautam, 2025), informazioni testuali o dati reperibili online (Zhang et al., 2025), riducendo la necessità di un collegamento diretto con i sistemi informativi interni. Anche in questo caso, la maggior parte dei contributi non specifica integrazioni operative con i SIA, ad eccezione di un unico articolo che riporta esempi aziendali concreti (Menache et al., 2025).

Del tutto simile il processo Source. La maggior parte delle applicazioni degli LLM non prevede un'integrazione esplicita con i sistemi informativi aziendali e si colloca nell'ambito dell'analisi documentale, della valutazione dei fornitori o dell'elaborazione di informazioni testuali. Anche in questo caso, l'assenza di integrazione non è necessariamente riconducibile a una lacuna della tecnologia, ma alla tipologia di dati in input utilizzati, che spesso non risiedono nei SIA (Vlachos & Gautam, 2025; Li, Y. et al., 2025; Fosso Wamba et al., 2024). L'unico esempio di integrazione operativa consiste nel controllo automatico delle fatture dei fornitori (Biedova et al., 2025).

Il processo Make è marginalmente rappresentato anche in riferimento all'integrazione con i SIA. Nei pochi contributi che descrivono applicazioni degli LLM in ambito produttivo, queste si collocano a

livello prevalentemente concettuale o sperimentale e non forniscono evidenze di collegamenti operativi con i sistemi informativi.

L'analisi sottolinea come l'integrazione con i sistemi informativi aziendali sia uno degli aspetti meno sviluppati nella letteratura sulle applicazioni degli LLM in ambito supply chain. La netta prevalenza di contributi in cui l'integrazione è assente o non specificata riflette da un lato la natura di numerose applicazioni che operano su dati non aziendali o su fonti informative esterne, dall'altro lato il carattere emergente del filone di ricerca, in cui il livello di maturità applicativa della letteratura scientifica è ancora contenuto.

3.2.6 Grado di maturità applicativa

L'ultima dimensione analizzata nell'ambito delle variabili di contenuto riguarda il livello di implementazione delle applicazioni dei Large Language Models descritte nella letteratura, al fine di valutarne il grado di maturità applicativa ed effettuare un confronto con quanto emerso dall'analisi della variabile relativa all'integrazione con i sistemi informativi aziendali.

Case study

I case study rappresentano la categoria più numerosa, apparendo in 27 unità di analisi, e descrivono applicazioni degli LLM in contesti reali o realistici, riferiti a specifiche organizzazioni o a settori applicativi. Dal punto di vista dei processi SCOR, i case study si concentrano prevalentemente nel processo Enable, seguito in termini di frequenza da Plan, Source e Deliver, cioè negli ambiti caratterizzati da una forte componente informativa, analitica e di coordinamento.

Nel processo Enable, i case study descrivono applicazioni orientate al supporto decisionale, alla gestione del rischio e alla governance della supply chain. In questo contesto rientrano, per esempio, i casi che coinvolgono grandi imprese industriali come BASF, Siemens e Henkel, che descrivono applicazioni di supporto alla gestione della supply chain, con particolare attenzione agli aspetti di rischio e knowledge management (Han et al., 2025). Analogamente, il caso studio presentato da Zhao et al. (2024a) riguarda l'identificazione automatica dei rischi a partire dall'analisi dei dati dei fornitori di Apple, sebbene dal paper non emergono collaborazioni dirette con l'azienda, che è stata scelta in qualità di reference scenario. Oltre a singole aziende, sono presenti casi studio che riguardano intere supply chain, come quella del cobalto (Joglekar et al., 2025) o dei componenti e batterie per i veicoli elettrici (Zheng & Brintrup, 2025), rispettivamente associati alle funzioni di analisi del sentiment e visibilità della supply chain. Non mancano, inoltre, casi studio legati a specifici eventi come l'impatto dell'Inflation Reduction Act del 2022, che prevede investimenti per la produzione dell'energia pulita e la riduzione dei gas serra negli USA (Cheng et al., 2024b), oppure le interruzioni della supply chain

nello Stato di Victoria, Australia, a causa delle proteste legate all'obbligo vaccinale (Shahsavari et al., 2024).

Nel processo Plan, i case study riguardano prevalentemente attività di supporto alla previsione della domanda e alla pianificazione. In questo contesto si collocano relativi ad aziende di produzione (Skórnóg & Kmiecik, 2023; Li et al., 2025b), e di servizi (Javidroozi et al., 2025). Non sono presenti casi studio relativi a specifiche supply chain, viceversa, emergono casi relativi a eventi critici come un terremoto (Zhang et al., 2025) o la carenza di camionisti (Naganawa & Hirata, 2025).

I case study del processo Source rientrano negli ambiti di selezione, valutazione, comunicazione con i fornitori e gestione dei rapporti contrattuali. Includono principalmente aziende di produzione operative in diversi settori (Menache et al., 2025; Lin et al., 2025; Sawyer, 2024). Si distingue il caso relativo alla piattaforma di supplier discovery "ManufacturedNC" (Li et al., 2025c).

Il processo Deliver è rappresentato attraverso casi aziendali legati alla gestione della distribuzione e della logistica (Biedova et al., 2025; Li et al., 2025b) ed esperimenti relativi a path planning e interazione uomo-macchina durante servizi di consegna con veicoli senza pilota (Tian et al., 2024).

Per quanto riguarda l'integrazione con i sistemi informativi aziendali, l'80% circa delle unità di analisi che prevede casi studio non fa riferimento ad alcuna tipologia di sistema informativo o database aziendale. Vi è un riferimento esclusivamente a livello teorico per le imprese Data People Connected, Ltd. (Javidroozi et al., 2025), Paperless Parts Inc. (Sawyer, 2024) e una terza azienda produttrice di componenti per distributori di acqua, di cui non è stato reso noto il nome (Skórnóg & Kmiecik, 2023), oltre al caso studio esplorativo riguardante l'incremento della visibilità nella supply chain di componenti e batterie per veicoli elettrici (Zheng & Brintrup, 2025). È opportuno sottolineare che la presenza di un case study non fornisce indicazioni dirette sul livello di maturità dell'applicazione, in quanto tali contributi non descrivono implementazioni operative degli LLM, che rientrerebbero altrimenti nella rispettiva categoria. I casi studio sono, infatti, utilizzati come strumenti di validazione empirica di framework concettuali, ipotesi di ricerca, metodologie o risultati sperimentali. Di conseguenza, il loro valore risiede principalmente nella verifica della plausibilità e dell'utilità delle soluzioni proposte, non nella dimostrazione di una reale integrazione degli LLM nei sistemi e nei processi operativi della supply chain.

Proof of concept e prototipi

I prototipi e proof of concept rappresentano una categoria intermedia in termini di maturità applicativa e compaiono in un numero ridotto di unità di analisi, pari a poco più del 10% del totale. Questi contributi descrivono applicazioni sperimentali degli LLM sviluppate con l'obiettivo di dimostrarne

la fattibilità tecnica o il potenziale utilizzo in specifici contesti di supply chain, senza raggiungere un livello di implementazione operativa. Dal punto di vista dei processi SCOR, i prototipi si concentrano prevalentemente nei processi Enable e Deliver, seguiti in misura più limitata da Source, confermando una forte focalizzazione su attività ad alto contenuto informativo, analitico e di supporto decisionale. In questa sede, le applicazioni sono indicate semplicemente come “prototipi”, poiché la distinzione tra le due categorie non è sempre chiara e, ai fini dell’analisi, non è necessario mantenerla.

Nel processo Enable è presente un’elevata differenziazione rispetto alle soluzioni proposte e agli ambiti di applicazione: l’installazione di colonne di acciaio in un progetto di costruzione (Zhao et al., 2025), l’incremento della trasparenza della supply chain dei semiconduttori nella Cina continentale (Jin et al., 2025), la gestione automatica dei rischi per Apple, sempre scelta in qualità di reference scenario (Zhao et al., 2024b), gestione della produzione e vendita dei prodotti di un agricoltore e delle consegne dei prodotti di un servizio di catering attraverso un chatbot (Bawa et al., 2023) e generazione di raccomandazioni personalizzate sulle condizioni ottimali di conservazione, durata residua della freschezza dei prodotti, tempi migliori per la vendita in base alle previsioni di mercato nella supply chain agricola in Coimbatore, India (Kanmani et al., 2025).

Nel processo Deliver, i prototipi riguardano aspetti di gestione di logistica e servizi di consegna. È presente un unico caso aziendale, in cui gli LLM sono impiegati per arricchire il network e generare percorsi intelligenti, prendendo come riferimento la catena di fornitura di una multinazionale produttrice di componenti in materie plastiche per automobili (Felder et al., 2025). Sono, invece, descritte tre soluzioni sperimentate e testate a livello accademico che riguardano, rispettivamente, l’impiego di un braccio robotico dotato di conveyor per l’automazione delle attività di packing e unpacking (Yang et al., 2025b), la determinazione di un piano di consegna urbana nella regione Puglia (Ieva et al., 2025) e la progettazione di un sistema di distribuzione che serve 500 farmacie a Roma, con focus su Parking Slot Selection e VRP (Ghiani et al., 2024).

Il processo Source vede un’unica soluzione prototipale relativa all’automazione dei processi di procurement, gestione contrattuale e dei fornitori in ambito finanziario e assicurativo. Tale soluzione è stata dichiarata da una o più aziende nel questionario ad esse sottoposto dagli autori dell’articolo in cui è riportata (Fosso Wamba et al., 2024).

Dal punto di vista dell’integrazione con i sistemi informativi aziendali, nella quasi totalità dei casi è assente, in linea con la natura ancora sperimentale delle applicazioni proposte. Soltanto i contributi relativi alla gestione del network e dei percorsi nella supply chain dell’azienda che produce componenti plastici per automobili (Felder et al., 2025) e la determinazione di un piano di consegna urbana in Puglia (Ieva et al., 2025) esplicitano una possibile integrazione con i SIA.

Implementazione operativa

Le implementazioni effettive costituiscono la categoria meno numerosa, con sole 8 osservazioni, ma rappresentano il livello più elevato di maturità applicativa. I relativi contributi descrivono l'utilizzo degli LLM all'interno di processi reali di supply chain, con un impiego continuativo e integrato nelle attività operative delle aziende. In termini di processo SCOR, si concentrano quasi esclusivamente nel processo Enable, mentre sono previste al più due implementazioni per Deliver, Plan e Source.

Come nel caso dei prototipi, le implementazioni operative del processo Enable presentano la maggiore varietà. Esse includono l'utilizzo di chatbot per il training del personale logistico di un'azienda che produce montature di occhiali (Gezdur & Bhattacharjya, 2025) e il supporto agli ingegneri di customer support di CVPCorp, azienda provider di servizi per la visibilità dei container e il life-cycle management (Biedova et al., 2025), la generazione automatica di etichette per i dati utilizzati nella valutazione dei rischi legati ai fornitori presso IBM (Long et al., 2025), la comprensione di pattern, trend e insight in tempo reale per il potenziamento della gestione dei processi e l'identificazione di eventuali aree di miglioramento in organizzazioni che svolgono attività professionali, tecniche e scientifiche (Fosso Wamba et al., 2024).

Nel processo Deliver, le implementazioni riguardano attività legate a vendita e assistenza clienti per imprese operanti nel settore di servizi di sicurezza (Fosso Wamba et al., 2024) e alla gestione degli indirizzi civici nel caso dell'azienda JD Logistics (Yang et al., 2025b).

Un'unica implementazione è stata rilevata per i processi Plan e Source. Il primo cita il sistema LLM-based adottato da Microsoft per tracciare la domanda variabile dei server e dei componenti hardware a supporto dei servizi cloud che offre a più di 300 data center nel mondo (Menache et al., 2025). Il secondo fa riferimento al controllo automatico delle fatture dei fornitori presso CVPCorp (Biedova et al., 2025).

Riguardo all'integrazione con i sistemi informativi aziendali, le implementazioni sono le uniche in cui emerge un riferimento a una integrazione operativa con sistemi esistenti. Tuttavia, anche in questi casi, le informazioni fornite dai contributi non sempre consentono di ricostruire in maniera puntuale l'architettura dei sistemi o le modalità di integrazione degli LLM.

Nessuna applicazione pratica o livello di implementazione non specificato

La categoria rimanente include i contributi che non descrivono alcun caso studio o applicazione pratica degli LLM, oppure che non forniscono informazioni sufficienti per classificare il livello di implementazione. Essa rappresenta una quota rilevante del corpus analizzato, caratterizzata dal maggior numero di osservazioni, ed è distribuita trasversalmente su tutti i processi SCOR.

Nei contributi in cui non è esplicitato alcun tipo di implementazione, gli LLM sono prevalentemente presentati in termini di potenzialità applicative, architetture o framework concettuali e metodologici, per discutere le possibili implicazioni dell'adozione degli LLM nel supply chain management senza fare riferimento a casi aziendali, settoriali o a specifiche supply chain. Rientrano nella stessa categoria le unità di analisi relative a contributi che introducono applicazioni degli LLM in qualità di scenari ipotetici e esempi illustrativi o che non specificano il grado di implementazione, fornendo comunque la tipologia di impianto o settore applicativo come, per esempio, linea di produzione automobilistica, impianto di elettronica, settore finanziario e assicurativo, servizi idrici, fognari e gestione dei rifiuti, settore dell'informazione e della comunicazione (Fosso Wamba et al., 2024; Jeong et al., 2026).

Dal punto di vista dell'integrazione con i sistemi informativi aziendali, si tratta di contributi che non riportano informazioni specifiche, ad eccezione di un numero ridotto di studi che introduce potenziali integrazioni a livello teorico, riflettendone la natura prevalentemente concettuale.

L'analisi del grado di implementazione e maturità applicativa non evidenzia pattern ricorrenti né in relazione al contenuto delle applicazioni descritte, né rispetto alle funzioni della supply chain che gli LLM supportano, né rispetto al contesto aziendale, settoriale o di supply chain. Anche la mappatura rispetto ai processi SCOR mostra che la distribuzione delle diverse tipologie di implementazione è pressoché proporzionale alla numerosità delle applicazioni associate a ciascun processo. Il numero limitato di contributi che descrivono applicazioni con un livello di maturità almeno pari al prototipo è coerente con quanto osservato relativamente all'integrazione con i sistemi informativi, rafforzando l'evidenza di una letteratura scientifica ancora orientata a studi prevalentemente concettuali o sperimentali.

4 Discussione

4.1 Evidenze dalla letteratura grigia

La letteratura grigia, in particolare i report di società di consulenza e di operatori industriali, mostra una prospettiva fortemente orientata all'implementazione e al valore operativo delle soluzioni, anticipando l'evoluzione tecnologica del tema di ricerca sistematizzata nella letteratura scientifica.

4.1.1 Report di aziende di consulenza

Secondo Deloitte³ (2025), l'adozione di modelli generativi da parte delle organizzazioni consente di creare e catturare valore su diverse dimensioni, quali la riduzione dei costi operativi, il miglioramento dell'efficienza dei processi, la velocizzazione dell'innovazione, la scoperta di nuovi insight e opportunità, nonché il supporto alla crescita dei ricavi. In questa prospettiva, la Generative AI è presentata come una tecnologia trasversale, in grado di incidere su processi eterogenei lungo l'intera catena del valore aziendale. All'interno del dossier è presente un caso d'uso specifico riguardante l'ottimizzazione della supply chain, in cui i modelli generativi sono utilizzati per la loro capacità di simulare e modellizzare scenari, oltre a produrre insight data-driven in contesti complessi e fortemente interconnessi. In particolare, Deloitte individua quattro aree di applicazione.

- "Supply chain intelligence": i modelli supportano l'identificazione e la simulazione di potenziali disruption, anticipando i rischi operativi, valutandone l'impatto sui processi organizzativi, formulando raccomandazioni volte alla loro mitigazione e sviluppando strategie preventive.
- "Scenario analysis and optimization": i modelli eseguono simulazioni what-if all'interno di ambienti di digital twin che riproducono il funzionamento della supply chain, captando variazioni nella domanda, nella capacità produttiva, nelle politiche di inventario o nell'affidabilità dei fornitori in tempo reale.
- "Supply chain planning": i modelli abilitano modalità di interazione basate sul linguaggio naturale, che permettono anche agli utenti meno esperti di interrogare i sistemi e accedere alle informazioni su tematiche relative alla pianificazione, alla gestione delle scorte, alla supply assurance, all'order management e alla logistica globale.
- "supplier assessment": i modelli supportano le attività di valutazione e gestione delle relazioni con i fornitori mediante l'analisi congiunta di report finanziari, metriche di performance, feedback dei clienti e altre fonti informative, generando insight e previsioni sulle prestazioni dei fornitori, sui fattori di rischio e sulle opportunità di collaborazione.

³ Società multinazionale che offre servizi professionali, specializzata in revisione contabile e consulenza strategica, operativa e finanziaria.

I benefici individuati da Deloitte si traducono in resilienza, miglioramento delle performance e ottimizzazione dell'efficienza, dovute alla rapidità nella risposta ai cambiamenti, al miglioramento e alla maggiore proattività dei processi decisionali e alla capacità di prioritizzare le disruption rispetto agli eventi che generano rumore ma non richiedono azioni correttive. Il dossier dedica spazio anche alle criticità, sottolineando come tali sistemi possano non essere in grado di cogliere pienamente trade-off complessi, conoscenza tacita e obiettivi strategici di lungo periodo, rendendo centrale il giudizio umano nella validazione e interpretazione degli output generati, ed evidenziando il rischio che eventuali bias nei dati o nei modelli possano tradursi in valutazioni non eque nei processi di selezione e gestione dei fornitori, con potenziali implicazioni etiche e reputazionali (Deloitte AI Institute, 2025).

KPMG⁴ (2023) offre una lettura dell'impiego della Generative AI e dei Large Language Models nella gestione della supply chain ponendo l'attenzione sul ritorno degli investimenti in un contesto macroeconomico caratterizzato da elevata incertezza e fragilità delle catene di fornitura. In base alle survey condotte tra dirigenti e responsabili delle operations, le priorità individuate riguardano principalmente la carenza di forza lavoro, la resilienza delle reti logistiche e l'aumento delle aspettative dei clienti. Il 77% degli executive considera la GenAI la tecnologia emergente con il maggiore potenziale di impatto sulla produttività, mentre oltre la metà degli intervistati identifica le operations come una delle principali funzioni aziendali candidate all'adozione, con opportunità immediate in ambiti quali customer service, manufacturing e inventory management. Il report di KPMG evidenzia come il 45% delle principali barriere all'implementazione della GenAI sia riconducibile a una scarsa chiarezza in termini di strategia, approccio tecnico e comprensione del valore, sottolineando come il ROI rappresenti un criterio critico nella selezione e nella priorità dei casi d'uso. Considerando le precedenti ondate di adozione di algoritmi di AI e machine learning, nonostante le aspettative iniziali, una quota significativa dei progetti non ha raggiunto i risultati attesi, soprattutto a causa di una focalizzazione eccessiva su proof of concept non scalabili e di una limitata adozione operativa. KPMG invita, quindi, a trasferire le lezioni apprese all'implementazione degli LLM, enfatizzando criteri quali percezione del valore e scalabilità come condizioni necessarie per l'implementazione sostenibile di tali tecnologie nella supply chain. Dal punto di vista applicativo, KPMG individua diversi ambiti in cui la GenAI può supportare la gestione della supply chain. In particolare, è evidenziato il potenziale dei modelli linguistici nel migliorare la produttività logistica attraverso la gestione automatizzata delle interazioni tra clienti, vettori e operatori logistici, nonché nella creazione di dati sintetici a supporto di attività operative come il controllo qualità e l'ispezione dei prodotti. Secondo KPMG, il principale driver di valore della GenAI è l'incremento della produttività del lavoro umano, che si riflette

⁴ Network globale che offre servizi professionali di revisione contabile, consulenza manageriale e fiscale. Come Deloitte fa parte delle cosiddette Big Four insieme ad EY e PwC.

sulle performance operative, sui KPI quali service level o inventory turnover, sugli aspetti sociali e ambientali. Infine, il report sintetizza i principali ambiti di utilizzo in tre archetipi di casi d'uso, dai quali emerge l'interpretazione degli LLM come sistemi di supporto decisionale e cognitivo, piuttosto che come strumenti di automazione completa dei processi.

- “Network service collaboration”: gestione delle interazioni ad alta frequenza tra gli attori della supply chain, quali fornitori, produttori, carrier, third-party logistics provider e clienti finali attraverso l'adozione di chatbot e interfacce conversazionali basate sugli LLM, riducendo il carico cognitivo sugli operatori umani.
- “Operations excellence”: miglioramento continuo delle prestazioni operative e diffusione delle best practice all'interno di organizzazioni complesse e geograficamente distribuite trasformando dati e documentazioni non standardizzate in contenuti fruibili dagli utenti a supporto delle decisioni operative quotidiane.
- “Product and inventory evaluation”: supporto all'ispezione fisica dei prodotti e al monitoraggio delle scorte lungo la supply chain attraverso la generazione di dati sintetici per addestrare altri sistemi di intelligenza artificiale dedicati al controllo qualità, estendendo la capacità di valutazione a ogni prodotto e a ogni localizzazione (KPMG, 2023).

In continuità con quanto emerso dai contributi precedenti e dalla letteratura scientifica, Accenture⁵ (2024) mette in evidenza la capacità della GenAI e degli LLM di incidere su tutte le fasi della supply chain, dal sourcing alla pianificazione, dalla produzione alla logistica di distribuzione, fino ai servizi post vendita, grazie alla loro attitudine a trattare grandi volumi di dati non strutturati difficilmente accessibili da altre tecnologie o strumenti di AI. In particolare, il report sottolinea come gli LLM eccellano nelle attività basate sul linguaggio naturale, consentendo una migliore comprensione delle informazioni e un'interazione più intuitiva con sistemi di pianificazione e controllo: l'integrazione degli LLM all'interno di strumenti come le control tower della supply chain permette, per esempio, di migliorare l'interpretabilità degli insight generati e di aumentare il livello di fiducia degli utenti nei dati a supporto delle decisioni operative e strategiche. Dal punto di vista applicativo, i contributi degli LLM possono essere classificati sulla base di tre macro-capacità: comprensione contestuale, capacità conversazionali e generazione di contenuti, le quali trovano applicazione in diversi processi della supply chain, come la generazione automatica di documentazione (ordini di acquisto, contratti, ricevute, ecc.), il supporto alle attività di procurement e sourcing attraverso l'analisi di informazioni di mercato e contratti storici, o il miglioramento dei processi di pianificazione mediante l'integrazione di fonti informative eterogenee, incluse notizie, report e dati provenienti dai social media. Un

⁵ Azienda multinazionale che offre servizi professionali di consulenza strategica e operativa, con focus su aspetti tecnologici e digitali.

ulteriore aspetto rilevante emerso dall'analisi di Accenture riguarda l'impatto degli LLM sul lavoro umano all'interno della supply chain. Secondo il report, una quota significativa delle ore lavorative nelle funzioni di supply chain sarà interessata da processi di automazione o, più frequentemente, di supporto, con gli LLM che affiancano gli operatori umani nello svolgimento di attività ripetitive, di analisi documentale e di sintesi informativa. Inoltre, il report evidenzia come l'adozione degli LLM nella supply chain non sia una semplice implementazione tecnologica, ma un percorso di trasformazione organizzativa più ampio, che richiede maturità dei dati, adeguate competenze e una forte attenzione ai temi della sicurezza, dell'affidabilità e dell'adozione responsabile dell'AI (Timmermans, 2024).

McKinsey⁶ (2025) osserva, infine, che l'adozione dei Large Language Models e, più in generale, della Generative AI nelle organizzazioni si trovi ancora in una fase iniziale, caratterizzata da una diffusione crescente ma da un impatto economico non ancora pienamente consolidato a livello di impresa. Sebbene oltre tre quarti delle organizzazioni intervistate nell'ambito dello studio abbiano dichiarato di utilizzare soluzioni di AI in almeno una funzione aziendale, e il 71% abbia riportato un uso regolare della generative AI, la maggior parte delle imprese non osserva ancora effetti tangibili sull'EBIT complessivo, segnalando una distanza tra la sperimentazione tecnologica e creazione di valore. Con riferimento alla supply chain e, nello specifico, all'inventary management, lo studio mostra una presenza della GenAI meno pervasiva rispetto ad ambiti quali marketing, service operations o IT management. Laddove implementata, la GenAI è associata sia a riduzioni di costo, sia a incrementi di performance economica a livello di unità di business, con una quota crescente di organizzazioni che segnala benefici misurabili nel secondo semestre del 2024 rispetto ai mesi precedenti. Anche McKinsey evidenzia la necessità di trasformazioni organizzative come fattore abilitante fondamentale per la creazione di valore, ancora più rilevante della sola introduzione tecnologica in termini di impatto economico. Tuttavia, Solo il 21% delle organizzazioni ha dichiarato di aver riprogettato in modo sostanziale almeno un processo. Le pratiche di mitigazione dei rischi legati alla GenAI, tra cui inaccuratezza, cybersecurity e violazioni della proprietà intellettuale, costituiscono tuttora un elemento critico: risultano in crescita ma non uniformemente diffuse, con la necessità di meccanismi di controllo umano sugli output dei modelli. Questo aspetto assume particolare rilevanza nell'ambito della supply chain, dove gli effetti delle decisioni errate possono propagarsi rapidamente lungo reti complesse e interconnesse. Un ultimo tema rilevante riguarda la distinzione tra grandi organizzazioni e imprese di dimensioni minori. Le prime possiedono una maggiore capacità di investimento in competenze, strutture di governance e sistemi di misurazione delle performance, risultando in una posizione più

⁶ Società internazionale di consulenza manageriale.

avanzata nell'adozione di pratiche della GenAI. Ciò si riflette anche a livello di supply chain management, dove l'adozione degli LLM appare più matura nelle organizzazioni con maggiori risorse e una visione strategica di lungo periodo (Singla et al., 2025).

4.1.2 Report di operatori logistici

Un ulteriore contributo rilevante sulle applicazioni dei Large Language Models e della Generative AI nella gestione della supply chain è rappresentato dalla letteratura grigia di settore, in particolare dai report redatti da grandi operatori logistici globali, che effettuano un'analisi prospettica delle tendenze future del settore sulla base dell'osservazione diretta delle pratiche industriali, delle sperimentazioni interne e della conoscenza di mercato accumulata dagli operatori.

Il DHL Logistics Trend Radar (2024) dedica una sezione specifica alla GenAI, principalmente a due famiglie di modelli: le Generative Adversarial Networks (GAN), orientate alla creazione di contenuti visivi e multimediali, e i modelli transformer-based, tra cui i Generative Pre-trained Transformers (GPT), specializzati nella generazione e comprensione del linguaggio naturale (Figura 19).

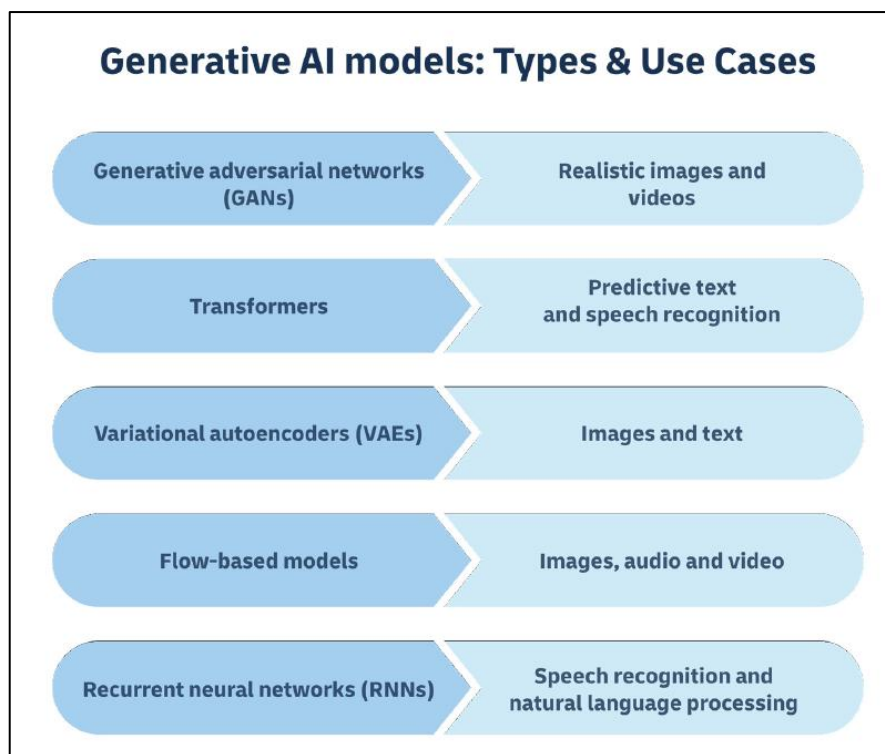


Figura 19. Modelli di GenAI e relative applicazioni. Riprodotta da (Dohrmann et al., 2024).

La rapida crescita del mercato della GenAI e i significativi investimenti previsti ne rendono probabile un'estesa diffusione anche nel settore logistico entro un orizzonte temporale di tre-cinque anni. DHL identifica la GenAI come un trend tecnologico ad alto impatto, categoria a cui appartengono anche Edge Computing, Computer Vision, Indoor Mobile Robots e Vehicle Electrification. A tal proposito ha già sviluppato il proprio GenAI Hub, con l'obiettivo di sperimentare l'automazione di specifici

processi, la creazione di contenuti e il supporto alla generazione di informazioni. Dal punto di vista applicativo, il report individua una serie di casi d'uso lungo l'intera catena del valore logistico.

- In ambito operativo, la GenAI è associata all'ottimizzazione del route planning, grazie alla capacità di integrare informazioni eterogenee quali traffico, condizioni meteo e priorità di consegna, generando percorsi efficienti e fornendo spiegazioni trasparenti a supporto delle decisioni. Inoltre, l'uso della GenAI per la conversione di immagini satellitari in mappe dettagliate può diventare un fattore abilitante per l'esplorazione e la gestione di aree geografiche non ancora adeguatamente mappate.
- Un secondo insieme di applicazioni riguarda la creazione di contenuti a supporto dei processi di supply chain, automatizzando la produzione di testi per descrizioni di prodotto, inventory report e risposte ai clienti, contribuendo a migliorare l'efficienza comunicativa interna ed esterna. La generazione di immagini può diventare uno strumento utile di supporto all'inventory management, alla progettazione dei layout di magazzino e allo sviluppo rapido di soluzioni di packaging ottimizzate in termini di spazio e protezione delle merci.
- Particolare attenzione è dedicata alle applicazioni orientate alla customer experience. Attraverso chatbot e interfacce conversazionali, la GenAI consente di fornire risposte personalizzate e tempestive ai clienti, integrando diversi canali di comunicazione e analizzando fonti di feedback non strutturate quali recensioni online e social media. In ambito e-commerce, tali funzionalità supportano la personalizzazione delle raccomandazioni di prodotto e il miglioramento complessivo dell'esperienza di acquisto, contribuendo alla maggiore reattività delle supply chain sempre più customer-centric.

Il report introduce il concetto di "AI assistants" come applicazione emergente di particolare rilevanza per la logistica. Sono menzionati assistenti per l'analisi predittiva, in grado di supportare la previsione della domanda, l'ottimizzazione delle scorte e l'anticipazione delle disruption; assistenti per la gestione delle scorte e dei magazzini, orientati all'ottimizzazione del posizionamento dell'inventario, all'automazione delle operazioni di picking e packing e alla manutenzione degli asset; assistenti per la visibilità della supply chain, capaci di fornire una visione end-to-end dei flussi logistici, individuando colli di bottiglia e rischi operativi in tempo reale e assistenti nelle funzioni di back office, per esempio amministrazione, finanza, HR e legal, che si occupano delle attività di sintesi documentale, screening e supporto decisionale. Accanto alle opportunità, DHL mette in luce anche le criticità legate all'adozione della GenAI nella supply chain, tra cui l'elevata intensità di risorse necessarie per l'integrazione nei sistemi esistenti, la carenza di competenze specialistiche e le problematiche legate alla scarsa interpretabilità dei modelli che possono ridurre la fiducia degli stakeholder, sottolineando l'importanza dei temi di ethical e responsible AI (Dohrmann et al, 2024).

4.2 Sintesi interpretativa e Research Propositions

Combinando i risultati emersi dalla Systematic Literature Review con le evidenze provenienti dalla letteratura grigia si ottiene una panoramica generale sul ruolo dei Large Language Models nella gestione della supply chain e sulle modalità attraverso le quali contribuiscono alla creazione di valore. Ciò consente di elaborare una prima risposta alle domande di ricerca, con la consapevolezza che il fenomeno analizzato si colloca in un contesto di ricerca tuttora emergente ed esplorativo.

D1: Quali sono le applicazioni dei Large Language Models nella gestione della supply chain?

La letteratura scientifica evidenzia una marcata concentrazione delle applicazioni degli LLM nei processi e negli ambiti caratterizzati da una forte componente informativa e analitica. In termini di frequenza, le applicazioni risultano prevalentemente associate ai processi SCOR Enable, Deliver e Plan, mentre appaiono marginali nei processi che implicano la trasformazione fisica dei prodotti e la gestione dei flussi inversi, come Make e Return. Tale distribuzione riflette la natura delle funzioni svolte dagli LLM, che operano principalmente attraverso l'elaborazione di input in linguaggio naturale, la sintesi di informazioni eterogenee, l'analisi di dati e documenti non strutturati e il supporto alle attività decisionali. Le applicazioni individuate nella letteratura scientifica si configurano, nella maggior parte dei casi, come sistemi di supporto decisionale e cognitivo, che affiancano i professionisti della supply chain nella valutazione dei rischi, nella pianificazione e nel coordinamento delle attività complessità informativa. Le evidenze trovano convergenza anche nella letteratura grigia che, pur adottando una prospettiva più orientata alla creazione di valore operativo e al ritorno degli investimenti, considera gli LLM come strumenti di supporto alle decisioni e potenziamento delle capacità cognitive degli operatori umani, e non come strumenti per l'automazione diretta delle attività operative. I report di società di consulenza come Deloitte e KPMG sottolineano, infatti, come gli LLM consentano di migliorare la capacità delle organizzazioni di interpretare contesti complessi, simulare scenari alternativi, anticipare le disruption o gestire le interazioni tra gli attori della supply chain, anticipando una traiettoria evolutiva coerente con quanto osservato nella letteratura scientifica, pur descrivendo casi d'uso più maturi e focalizzati sugli impatti economici e organizzativi. Anche nei contributi che descrivono livelli di integrazione più avanzati o ipotizzano forme di autonomia decisionale, il controllo umano e il ruolo decisionale dei manager restano, comunque, elementi centrali, a conferma di un approccio prudente e incrementale all'adozione degli LLM nei contesti di SCM.

D2: In che modo l'utilizzo dei Large Language Models impatta sulla creazione di valore nella supply chain?

Come già emerso dalla risposta alla domanda di ricerca D1, il contributo degli LLM alla performance della supply chain non deriva primariamente da meccanismi di automazione diretta o di riduzione

dei costi in senso stretto, bensì dal miglioramento della qualità, della tempestività e della robustezza dei processi decisionali, che impattano indirettamente sull'efficienza, l'efficacia o l'agilità dei processi di supply chain. Il valore generato si manifesta attraverso una maggiore capacità di risposta ai cambiamenti, una migliore gestione dell'incertezza, dei rischi e delle disruption, una riduzione del carico cognitivo sugli operatori e un supporto più efficace alle attività di pianificazione, controllo e coordinamento. Gli LLM agiscono, quindi, in qualità di tecnologie abilitanti, che rafforzano le competenze analitiche e interpretative dei decisori, e contribuiscono a una gestione più resiliente e adattiva della supply chain. Tuttavia, entrambe la letteratura scientifica e grigia evidenziano come i benefici riportati non siano deterministici, ma fortemente dipendenti dalle modalità di integrazione degli LLM nei sistemi informativi aziendali, dal grado di autonomia decisionale loro attribuito e dal contesto organizzativo in cui sono implementati. Inoltre, la possibile presenza di bias nei dati aziendali ed esterni, la difficoltà nel cogliere trade-off complessi e obiettivi strategici di lungo periodo, nonché il rischio di amplificazione sistemica degli errori, rappresentano elementi critici che possono interferire negativamente con la creazione di valore e richiedono un attento presidio umano. Considerando questi ultimi aspetti, l'impatto degli LLM sulla creazione di valore appare strettamente legato anche ai processi di governance, al ruolo attribuito ai sistemi di intelligenza artificiale e ai meccanismi di interpretazione e controllo adottati all'interno delle organizzazioni.

Alla luce di quanto emerso dalla fase analitica, è possibile formulare tre proposizioni di ricerca che sintetizzano i principali risultati del presente lavoro di tesi e forniscono una base per futuri sviluppi sul tema.

P1: Nella gestione della supply chain, i Large Language Models svolgono prevalentemente funzioni di supporto decisionale nei processi caratterizzati da elevata complessità informativa.

L'elemento core della GenAI e degli LLM, che li differenzia da altri strumenti e algoritmi di intelligenza artificiale, risiede nella capacità di elaborare informazioni e dati non strutturati, di disporre secondo modalità differenti, che includono attività di estrazione, analisi, generazione di modelli ed euristiche o simulazione di scenari, e di produrre output eterogenei e contestualizzati, accompagnati da spiegazioni comprensibili per gli utenti. Le modalità con cui sono impiegati consente loro di coprire gran parte dei processi e delle fasi della supply chain, indipendentemente dal grado di integrazione tra gli attori e i livelli di quest'ultima, come è dimostrato dalla presenza di applicazioni reali e framework applicativi in tutti i processi SCOR con la sola eccezione di Return. Allo stato attuale, le applicazioni degli LLM sono distribuite lungo l'intera supply chain, pur con livelli di intensità differenti in funzione della natura delle attività coinvolte, per le quali il loro contributo può essere più o meno diretto. In generale, l'apporto degli LLM assume una funzione prevalentemente abilitante: essi

non sono ancora in grado di sostituire completamente le tecniche e gli strumenti operativi impiegati nei processi core, ma supportano le attività complementari che li rendono più efficienti e/o efficaci.

P2: I Large Language Models contribuiscono alla creazione di valore a livello aziendale e di supply chain rafforzando la capacità delle organizzazioni di adattarsi a contesti dinamici e incerti attraverso la generazione di insight e la disponibilità delle informazioni in tempo reale.

L'adozione degli LLM non produce di per sé effetti diretti sui principali indicatori di performance della supply chain, quali costi, tempi, qualità o responsività. Il loro contributo alla creazione e cattura del valore emerge in maniera indiretta, attraverso il supporto a processi decisionali, di pianificazione e di coordinamento. Il miglioramento delle performance dipende dalla qualità del modello adottato e, in misura ancora maggiore, dalla qualità e affidabilità dei dati su cui esso opera. La capacità degli LLM di generare insight, individuare pattern o, in generale, elaborare le informazioni, dipende dalla solidità delle basi informative disponibili: in presenza di dati incompleti, distorti o scarsamente rappresentativi, le elaborazioni prodotte possono compromettere i processi decisionali, generando effetti opposti rispetto alla creazione di valore. Analogamente, l'automazione dei processi non è sempre sinonimo di ottimizzazione e non è necessariamente un driver di valore: gli LLM non sono concepiti come strumenti di sostituzione del lavoro umano, ma come leve per allocare le risorse in modo più efficiente e consentire un maggiore focus su attività a più alto valore aggiunto.

P3: L'impatto dei Large Language Models sulla performance della supply chain è contingente alle modalità di integrazione tecnologica, al grado di autonomia decisionale loro attribuito e alle scelte organizzative e di governance adottate dalle imprese.

L'eterogeneità dei contesti organizzativi e settoriali rende difficile fornire una risposta univoca relativamente alle modalità di impiego e di creazione di valore degli LLM. L'effettivo contributo dipende dalla capacità delle organizzazioni di identificare gli ambiti in cui la GenAI può generare benefici e dalle scelte manageriali che ne guidano l'adozione e l'integrazione. Una mappatura più puntuale rispetto a quella proposta dal presente lavoro di tesi potrà essere effettuata quando l'impiego degli LLM raggiungerà un livello più elevato di maturità e diffusione applicativa. In generale, la propensione all'adozione degli LLM risulta maggiore nelle grandi imprese, con una struttura ben definita e dotate di adeguate risorse finanziarie, competenze interne e infrastrutture tecnologiche.

4.3 Gap della letteratura e future linee di ricerca

Dall'analisi congiunta della letteratura scientifica e della letteratura grigia sono stati individuati alcuni gap di ricerca che caratterizzano lo stato dell'arte delle applicazioni dei Large Language Models nella gestione della supply chain.

Il primo gap riguarda la limitata rappresentatività delle effettive implementazioni operative. Dalla SLR emerge che la maggior parte dei contributi scientifici propone framework applicativi, eventualmente supportati da casi studio, mentre sono rari i casi di adozione reale in contesti aziendali. Tuttavia, dal punto di vista della maturità del tema di ricerca, il risultato appare allineato con la natura emergente della tecnologia e con i tempi necessari affinché le soluzioni basate su LLM possano essere testate, validate e integrate nei contesti operativi complessi e interconnessi della supply chain. L'analisi della letteratura grigia suggerisce, infatti, che il gap possa progressivamente ridursi nel tempo, man mano che le organizzazioni acquisiscono maggiore familiarità con gli LLM e che le applicazioni passano da una fase esplorativa a una fase di implementazione.

Il secondo gap, parzialmente collegato al primo, è legato alla limitata e spesso poco dettagliata integrazione degli LLM con i sistemi informativi e i database aziendali. Come emerge dai risultati della SLR, solo una parte ridotta dei contributi analizzati esplicita un collegamento con sistemi ERP, WMS, TMS o database interni e, laddove l'integrazione fosse menzionata, essa non è generalmente approfondita dal punto di vista architetturale, organizzativo o economico. Anche i contributi di letteratura grigia, che si basano prevalentemente su implementazioni operative, non riportano riferimenti espliciti ai SIA e alle modalità di integrazione con gli stessi. In molti casi, l'assenza di integrazione è giustificata dal fatto che le informazioni elaborate dagli LLM non provengono dai database aziendali ma da fonti esterne come social media, notizie online o documenti non strutturati forniti dagli utenti direttamente tramite prompt. Tuttavia, questa impostazione tende a trascurare un aspetto critico per l'adozione degli LLM nelle supply chain reali: la necessità di interagire con infrastrutture IT esistenti e con basi dati aziendali eterogenee, di effettuare investimenti che comportano costi di infrastruttura e di training del personale. Inoltre, la letteratura presuppone spesso implicitamente un'elevata qualità dei dati disponibili, senza considerare problemi di bias, errori, ridondanze o obsolescenza, che possono compromettere l'affidabilità delle risposte generate dai modelli, impattando negativamente sulla generazione di valore.

Future linee di ricerca potrebbero, pertanto, concentrarsi sulla progettazione di architetture di integrazione, sull'analisi dei costi e degli investimenti richiesti e sulla definizione di requisiti di data governance specifici per l'adozione degli LLM nella supply chain, oltre ad analizzare i trade-off associati alle diverse strategie di adozione degli LLM. In riferimento a quest'ultimo aspetto, la scelta tra modelli commerciali general-purpose, modelli commerciali a pagamento con servizi gestiti, soluzioni sviluppate da fornitori esterni o modelli proprietari implementati internamente dalle aziende è a tutti gli effetti una valutazione strategica che impatta sull'allineamento con i processi e le esigenze specifiche organizzative e della supply chain.

Il terzo gap riguarda direttamente l'ambito applicativo, nello specifico, la distribuzione non uniforme delle applicazioni degli LLM lungo i processi SCOR. In particolare, emerge una scarsa rappresentatività del processo Make e una totale assenza di osservazioni riferite al processo Return. La ridotta presenza del processo Make può risultare comprensibile: come già emerso più volte in fase analitica, gli LLM sono maggiormente impiegati in contesti caratterizzati da un'elevata componente informativa rispetto ai processi di trasformazione fisica dei beni. L'analisi della letteratura grigia mostra che si stanno diffondendo applicazioni in ambiti quali packing, unpacking e controllo qualità, riconducibili al processo Make, suggerendo che tale gap possa, comunque, ridursi nel tempo e con una maggiore diffusione di casi d'uso in tali ambiti applicativi.

Più rilevante appare, invece, il gap relativo al processo Return, completamente assente sia nella letteratura scientifica, sia in quella grigia. Tale assenza diventa particolarmente significativa se si considera che i processi di logistica inversa sono caratterizzati da una forte componente informativa per aspetti quali le motivazioni di reso, la gestione dei trasporti di ritorno, la classificazione dei prodotti restituiti, le decisioni di riparazione, ricondizionamento o smaltimento e la valutazione degli impatti ambientali. Si tratta, inoltre, di processi in cui i flussi informativi e la complessità decisionale rivestono un ruolo centrale, analogamente a quanto avviene in altri ambiti della supply chain per i quali gli LLM sono già studiati e impiegati. L'assenza di applicazioni riferite al processo Return non sembra, quindi, riconducibile a limiti tecnologici degli LLM, né alla natura ancora emergente del tema, bensì a una carente contestualizzazione del processo Return all'interno della ricerca, la quale tende a concentrarsi sui flussi "forward" della supply chain. A supporto di questa interpretazione, l'analisi delle applicazioni incluse nella SLR mostra come diverse funzioni attualmente associate ad altri processi SCOR possano essere efficacemente traslate al contesto della logistica inversa. Un primo modo per colmare il vuoto nella letteratura consiste nell'estendere, laddove possibile, applicazioni già studiate nei processi "forward" della supply chain al contesto della logistica inversa.

In riferimento ai paper oggetto della SLR e riportati nella matrice di estrazione in allegato, una prima linea applicativa riguarda l'analisi testuale e del sentiment dei feedback dei clienti proposta da Kim et al. (2025b) nell'ambito del processo SCOR Deliver, in cui gli LLM sono utilizzati per estrarre insight da recensioni e commenti testuali dei clienti per ottimizzare la logistica dell'ultimo miglio. Traslata al processo Return, l'analisi dei feedback dei clienti potrebbe supportare l'analisi delle motivazioni di reso, la classificazione automatica delle cause sottostanti e l'identificazione di criticità ricorrenti legate a prodotto, packaging o servizio, fornendo supporto decisionale alle politiche di gestione dei resi. Possono essere estese alla logistica inversa anche le applicazioni di customer care e assistenza post vendita, che prevedono la gestione automatizzata delle relazioni con i clienti, in particolare per quanto riguarda le anomalie e richieste di chiarimento, introdotte da Fosso Wamba et al. (2024). Una

seconda applicazione plausibile è proposta da Zhu & Vuppapapati (2025) e consiste nell'analisi di dati esterni e trend in tempo reale. Gli LLM, attualmente impiegati a supporto di processi previsionali e di pianificazione, potrebbero essere usati nel contesto della logistica inversa per intercettare tempestivamente variazioni nei comportamenti di reso, picchi anomali legati a specifiche categorie di prodotti o problemi emergenti lungo la supply chain, migliorandone la reattività e la capacità di adattamento. Sulla stessa linea si trova la sintesi automatica di insight proposta, per esempio, da Menache et al. (2025), sempre a supporto dei processi previsionali nell'ambito del processo SCOR Plan. L'uso degli LLM per la generazione di sintesi e raccomandazioni a partire da grandi volumi di informazioni non strutturate potrebbe essere esteso alla gestione dei resi, supportando decisioni relative alla priorità di trattamento o alla destinazione dei prodotti restituiti. Infine, possono essere estese al processo Return le applicazioni che riguardano i temi della sostenibilità ambientale e della valutazione del ciclo di vita dei prodotti (LCA), che hanno un ruolo centrale nell'ambito della logistica inversa e sono già state analizzate da Cheng et al. (2024a), il cui studio prevede l'estrazione e il processamento di dati relativi alle emissioni, supportando diversi aspetti di green SCM. Traslata al processo Return, questa applicazione supporterebbe l'analisi comparativa degli impatti ambientali associati alle varie opzioni di gestione dei prodotti restituiti, quali riparazione, ricondizionamento o smaltimento.

4.4 Implicazioni manageriali

I risultati della Systematic Literature Review forniscono ai manager chiavi di lettura per interpretare dove e come gli LLM possano contribuire alla creazione di valore, evidenziandone al contempo limiti e condizioni di efficacia.

Il valore associato agli LLM emerge in modo più chiaro quando i modelli sono impiegati per migliorare la comprensione dei fenomeni lungo la supply chain e gestire al meglio la complessità informativa che caratterizza i processi decisionali. La letteratura evidenzia benefici concreti nelle attività che richiedono l'interpretazione di grandi volumi di informazioni eterogenee, la sintesi di contenuti non strutturati e il collegamento tra dati provenienti da fonti e attori differenti. Gli LLM contribuiscono a rendere più accessibili le informazioni rilevanti, facilitando l'allineamento tra funzioni e livelli decisionali e migliorando la capacità delle organizzazioni di reagire a contesti dinamici e incerti.

Il valore associato agli LLM è spesso associato al loro contributo nell'automazione dei processi della supply chain. In prospettiva, l'automazione di attività meccaniche e ripetitive consente di ridurre il carico operativo sulle persone, aumentare la produttività individuale e collettiva e migliorare la qualità del lavoro svolto. La letteratura analizzata mostra che, allo stato attuale, non è stato ancora raggiunto un livello di affidabilità e maturità tale da consentire un'automazione pienamente autonoma

dei processi. Gli LLM richiedono ancora una supervisione umana continua, non soltanto per validare gli output, ma anche per contestualizzarli all'interno di specifiche situazioni operative e organizzative. Ne deriva che il valore potenziale dell'automazione risiede nella capacità delle organizzazioni di individuare un equilibrio tra il livello di automazione richiesto dai processi di supply chain e il grado di controllo umano necessario per garantirne l'efficacia.

Oltre ai benefici, l'adozione degli LLM introduce rischi che non sono esclusivamente di natura tecnica, ma riguardano in misura rilevante le dinamiche organizzative e decisionali. La letteratura segnala come errori, assunzioni implicite o output non accurati possano propagarsi lungo la catena di fornitura, producendo effetti negativi difficilmente controllabili. I rischi risultano amplificati quando non sono chiaramente definiti i confini tra le raccomandazioni generate dai modelli e le responsabilità decisionali umane, anche in ragione della novità della tecnologia, che rende ancora limitata la disponibilità di benchmark, standard condivisi e "golden labels".

Alla luce delle evidenze emerse, l'adozione degli LLM nella supply chain richiede un approccio consapevole e progressivo. I modelli possono diventare importanti strumenti di supporto all'interpretazione e al coordinamento dei flussi informativi, ma è fondamentale accompagnarne l'introduzione con assetti di governance chiari, che ne definiscano ambiti di utilizzo, livelli di autonomia e modalità di controllo. Inoltre, la letteratura suggerisce l'importanza di affiancare l'adozione tecnologica a processi di change management, finalizzati a supportare l'evoluzione delle competenze e delle pratiche organizzative, affinché l'impiego degli LLM si traduca in un effettivo miglioramento delle performance della supply chain.

Conclusioni e prospettive

Il presente lavoro di tesi ha analizzato la letteratura scientifica emergente sulle applicazioni dei Large Language Models nella gestione della supply chain, con l'obiettivo di comprendere in quali contesti, in quali modalità e con quali effetti essi contribuiscono ai meccanismi di creazione e cattura del valore. Attraverso una Systematic Literature Review, è stato possibile offrire una sintesi strutturata di un corpus eterogeneo e in rapida evoluzione, caratterizzato da una forte dispersione tematica, metodologica e editoriale.

I risultati ottenuti mostrano che gli LLM sono impiegati soprattutto nei processi abilitanti della supply chain, in linea con il ruolo che tali modelli, così come altri strumenti di Generative AI, svolgono nella gestione e nell'interpretazione delle informazioni. In particolare, le applicazioni si concentrano nel supporto decisionale, nella gestione del rischio, nella sostenibilità, nella pianificazione e nel coordinamento tra gli attori della catena di fornitura, suggerendo che il contributo principale degli LLM risieda, attualmente, nel rafforzamento delle capacità cognitive e analitiche dei decisori. Parallelamente, l'analisi evidenzia una limitata diffusione di applicazioni nei processi produttivi e nella logistica inversa, nonché un basso livello di integrazione operativa con i sistemi informativi aziendali. La maggior parte delle soluzioni descritte nella letteratura si colloca, infatti, a un livello sperimentale o concettuale, con un numero ridotto di implementazioni operative reali.

La presente tesi contribuisce alla ricerca offrendo una mappatura sistematica delle applicazioni degli LLM lungo i processi della supply chain, integrando il framework SCOR con un'analisi multidimensionale orientata alle funzioni operative, ai benefici e limitazioni, al livello di integrazione e maturità applicativa. Dal punto di vista manageriale, i risultati forniscono una base informativa utile per comprendere in quali ambiti l'adozione degli LLM risulti oggi più promettente e quali siano, invece, le principali criticità e limitazioni da considerare nelle decisioni di implementazione.

Le evidenze emerse suggeriscono diverse prospettive di ricerca futura. In primo luogo, risulta necessario approfondire l'impiego degli LLM nei contesti operativi meno esplorati, in particolare produzione e logistica inversa, valutandone il contributo in processi reali su scala organizzativa. In secondo luogo, appare rilevante analizzare più approfonditamente le modalità di integrazione degli LLM con i sistemi informativi aziendali, al fine di comprendere se e come possano essere incorporati in architetture e sistemi digitali complessi. Ulteriori studi potrebbero approfondire le implicazioni organizzative e di governance associate all'aumento dell'automazione dei processi e del livello di autonomia decisionale degli LLM, ponendo particolare attenzione ai meccanismi di supervisione umana e allo sviluppo di approcci di responsible AI lungo l'intera supply chain.

Il lavoro evidenzia, infine, che l'utilizzo degli LLM nella gestione della supply chain non rappresenta un semplice avanzamento tecnologico, ma un vero e proprio cambiamento strutturale che richiede un approccio consapevole dal punto di vista della ricerca e manageriale. Gli LLM offrono numerose possibilità in termini di ambiti applicativi, modalità di impiego e benefici ma è fondamentale che il loro impiego sia adeguatamente governato e integrato in processi e strutture organizzative affinché le potenzialità possano tradursi in valore effettivo per tutti gli attori della supply chain.

Riferimenti bibliografici e sitografia

- Akhtar, Z. B. (2024). Unveiling the evolution of generative AI (GAI): a comprehensive and investigative analysis toward LLM models (2021–2024) and beyond. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 11. <https://doi.org/10.1186/s43067-024-00145-1>
- APICS. (2017). *Supply Chain Operations Reference Model SCOR Version 12.0*. Tratto da APICS: <https://www.apics.org/docs/default-source/scor-training/scor-v12-0-framework-introduction.pdf>
- ASSOCIATION FOR SUPPLY CHAIN MANAGEMENT. (2025). *The SCOR Digital Standard (SCOR DS)*. Tratto da ASCM: <https://www.ascm.org/corporate-solutions/standards-tools/scor-ds>
- Bawa, V., Baroud, I., & Schaffer, S. (2023). "halloBzar": A german chatbot for accessing the regional digital marketplace. *Lecture Notes in Informatics (LNI), Proceedings - Series of the Gesellschaft für Informatik (GI)*, P-337, p. 1609-1616. Tratto da <https://dl.gi.de/server/api/core/bitstreams/4c7e4826-1542-4126-94b4-03e32b924f79/content>
- Biedova, O., Junglas, I., Villafranca, E., & Ives, B. (2025). Innovating With Generative AI at CVPCorp. *Communications of the Association for Information Systems*, 57. <https://doi.org/10.17705/1cais.05717>
- Cheng, Y., Zhou, X., Zhao, H., Gu, J., Wang, X., & Zhao, J. (2024a). Large Language Model for Low-Carbon Energy Transition: Roles and Challenges. *Proceedings - 2024 4th Power System and Green Energy Conference, PSGEC 2024*, (p. 810-816). <https://doi.org/10.1109/PSGEC62376.2024.10721191>
- Cheng, Z.-Q., Dong, Y., Shi, A., Liu, W., Hu, Y., O'Connor, J., Hauptmann, A.G., & Whitefoot, K. (2024b). SHIELD: LLM-Driven Schema Induction for Predictive Analytics in EV Battery Supply Chain Disruptions. *EMNLP 2024 - 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Proceedings of the Industry Track*, (p. 303-333). <https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-industry.24>
- Chi, M., Pang, W., Wu, X., Zhao, P., Li, Y., Wang, T., Qian, J., Xiao, Y., Wang, L., & Zhou, Y. (2026). A generalized neural solver based on LLM-guided heuristic evolution framework for solving diverse variants of vehicle routing problems. *Expert Systems with Applications*, 296, 128876. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128876>
- Cimino, M., Molino, A., Priola, M. P., Prospero, L., & Zicchino, L. (2024). Unmasking Climate Change Impacts: Traversing Storms, Cold, Heat and Fire in Corporate Earnings Calls through a Hybrid Taxonomy and GPT-based Methodology. *Ceur Workshop Proceedings*, 3762, p. 488–493. Tratto da <https://ceur-ws.org/Vol-3762/546.pdf>

- Ciubotaru, B.-I. (2025). Generative AI and Large Language Models: A Comprehensive Scientific Review. *Preprints.org*. <https://doi.org/10.20944/preprints202504.0413.v2>
- Council of Supply Chain Management Professional. (2013). *Supply Chain Management Terms and Glossary*. Tratto da CSCMP: https://cscmp.org/CSCMP/cscmp/educate/scm_definitions_and_glossary_of_terms.aspx
- Deloitte AI Institute. (2025). *The Generative AI Dossier*. Tratto da Deloitte: <https://www.deloitte.com/content/dam/assets-zone3/us/en/docs/services/consulting/2025/ai-institute-ai-use-cases-10-06-2025.pdf>
- Desagulier, G. (2025). *HAL*. Tratto da Statistics for text analysis: <https://shs.hal.science/halshs-05091183v1>
- Dohrmann, K., Pitcher, E., Selders, J., & Lauer, S. (2024). *Logistics Trend Radar 7.0*. Tratto da DHL: <https://www.dhl.com/de-en/home/innovation-in-logistics/logistics-trend-radar.html>
- Dong, C., Syed, N., Jiang, F., Elphick-Darling, R., Chen, S., Zhang, J., Lu, M., & Liu, X. (2024). Securing UAV Delivery Systems with Blockchain and Large Language Models: An Innovative Logistics Solution. *2024 11th International Conference on Machine Intelligence Theory and Applications, MiTA 2024*. <https://doi.org/10.1109/MiTA60795.2024.10751689>
- Du Plessis, M. J., Gerber, R., Goedhals-Gerber, L. L., & van Eeden, J. (2025). Shaping the Future of Freight Logistics: Use Cases of Artificial Intelligence. *Sustainability*, 17(1355). <https://doi.org/10.3390/su17041355>
- Ekrokpe, O. P., Jayawickrama, U., & Butun, C. (2025). Exploring the Role of Artificial Intelligence in Small and Medium Enterprises for Improved Decision-Making: A Scoping Review. *International Conference on Decision Support System Technology*, (p. 89-109). https://doi.org/10.1007/978-3-031-90863-7_7
- Fan, S., Kong, D., Wu, Y., & Yu, H. (2025a). Digital innovation and supply chain risk: A large language model-based analysis. *Pacific-Basin Finance Journal*, 92. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2025.102799>
- Fan, S., Wu, Y., & Yang, R. (2025b). Measuring firm-level supply chain risk using a generative large language model. *Finance Research Letters*, 77, 107111. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107111>
- Fang, H., Fang, F., Hu, Q., & Wan, Y. (2022). Supply Chain Management: A Review and Bibliometric Analysis. *Processes*, 10(1681). <https://doi.org/10.3390/pr10091681>
- Famarzi-Oghani, S., Dolati Neghabadi, P., Talbi, E.-G., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2022). Meta-heuristics for Sustainable Supply Chain Management: A Review. *International Journal of Production Research*, 61(6), 1979-2009. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2045377>

- Felder, M., De Marchi, M., Dallasega, P., & Rauch, E. (2025). Smart Routing for Sustainable Supply Chain Networks: An AI and Knowledge Graph Driven Approach. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15(14), 8001. <https://doi.org/10.3390/app15148001>
- Fink, A. (2014). *Conducting Research Literature Reviews: From the Internet to Paper* (4 ed.). SAGE Publications.
- Fosso Wamba, S., Guthrie, C., Queiroz, M. M., & Minner, S. (2024). ChatGPT and generative artificial intelligence: an exploratory study of key benefits and challenges in operations and supply chain management. *International Journal of Production Research*, 62(16), 5676-5696. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2294116>
- Ge, X., Liu, Y., Yang, P., Sun, X., Qiao, J., Qu, L., & Qiu, J. (2024). Research and Application of Electronic Data Retrieval in Material Supply Chain Enhanced by Large Language Models and Knowledge Graph. *Proceedings - 2024 International Conference on Information Technology, Communication Ecosystem and Management, ITCEM 2024*, (p. 156-160). <https://doi.org/10.1109/ITCEM65710.2024.00037>
- Geng, M., & Chen, A. (2025). Optimized Scheduling for Multi-Drop Vehicle-Drone Collaboration with Delivery Constraints Using Large Language Models and Genetic Algorithms with Symmetry Principles. *Symmetry*, 17(6), 934. <https://doi.org/10.3390/sym17060934>
- Gezdur, A., & Bhattacharjya, J. (2025). Innovators and transformers: Enhancing supply chain employee training with an innovative application of a large language model. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 55(4), 394-408. <https://doi.org/10.1108/IJPDLM-12-2023-0492>
- Ghasemi, E., Lehoux, N., & Rönnqvist, M. (2022). Coordination, Cooperation, and Collaboration in Production-Inventory Systems: A Systematic Literature Review. *International Journal of Production Research*, 61(15), 5322-5353. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2093681>
- Ghiani, G., Solazzo, G., & Elia, G. (2024). Integrating Large Language Models and Optimization in Semi- Structured Decision Making: Methodology and a Case Study. *Algorithms*, 17(12), 582. <https://doi.org/10.3390/a17120582>
- Han, Y., Ding, Z., Liu, Y., He, B., & Tresp, V. (2025). Critical Path Identification in Supply Chain Knowledge Graphs with Large Language Models. *Lecture Notes in Computer Science*, (p. 223-227). https://doi.org/10.1007/978-3-031-78952-6_31
- Hendriksen, C. (2023). Artificial intelligence for supply chain management: Disruptive innovation or innovative disruption? *Journal of Supply Chain Management*, 59, 65-76. <https://doi.org/10.1111/jscm.12304>

- Hirata, E., Sunio, V., Thompson, R. G., & Foliente, G. (2025). Toward greener logistics: uncovering key enablers of the physical internet using AI-powered theme analysis. *Cleaner Logistics and Supply Chain*, 17, 100263. <https://doi.org/10.1016/j.clscn.2025.100263>
- Huan, S. H., Sheoran, S. K., & Wang, G. (2004). A review and analysis of supply chain operations reference (SCOR) model. *Supply Chain Management: An International Journal*, 9(1), 23-29. <https://doi.org/10.1108/13598540410517557>
- Huang, C., Chen, S., Li, Z., Qu, J., Xiao, Y., Liu, J., & Chen, Z. (2024). GeoAgent: To Empower LLMs using Geospatial Tools for Address Standardization. *Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, (p. 6048-6063). <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-acl.362>
- Ieva, S., Bilenchi, I., Gramegna, F., Pinto, A., Scioscia, F., Ruta, M., & Loseto, G. (2025). Enhancing Last-Mile Logistics: AI-Driven Fleet Optimization, Mixed Reality, and Large Language Model Assistants for Warehouse Operations. *Sensors*, 25(9), 2696. <https://doi.org/10.3390/s25092696>
- Jackson, I., Ivanov, D., Dolgui, A., & Namdar, J. (2024a). Generative artificial intelligence in supply chain and operations management: a capability-based framework for analysis and implementation. *International Journal of Production Research*, 62(17), 6120-6145. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2309309>
- Jackson, I., Jesus Saenz, M., & Ivanov, D. (2024b). From natural language to simulations: applying AI to automate simulation modelling of logistics systems. *International Journal of Production Research*, 62(4), 1434-1457. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2276811>
- Javidroozi, V., Tawil, A.-R., Azad, R. M., Bishop, B., & Elmitwally, N. S. (2025). AI-Enabled Customised Workflows for Smarter Supply Chain Optimisation: A Feasibility Study. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15, 9402. <https://doi.org/10.3390/app15179402>
- Jeong, Y., Kober, C., & Fette, M. (2026). Integrating Large Language Models and Digital Twins in Manufacturing: Opportunities and Challenges for Production Logistics and Assembly Environments. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 764 IFIPAICT, p. 528-542. https://doi.org/10.1007/978-3-032-03515-8_36
- Jeong, Y.-B., Seo, H.-i., Kim, Y.-H., & Kim, W.-Y. (2025). Retrieval-augmented visual parcel invoice understanding transformer for address correction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 158, 111542. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.111542>
- Jin, B., Sun, Q., & Chen, L. (2025). Enhancing Supply Chain Transparency in Emerging Economies Using Online Contents and LLMs. *International Conference on Information Networking*, (p. 487-492). <https://doi.org/10.1109/ICOIN63865.2025.10993099>

- Joglekar, N., Nie, W., Alem Fonseca, M., Tsolakis, N., & Kumar, M. (2025). An AI-driven approach to assess sentiments and interpret context in a critical mineral supply chain. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2025.2532142>
- Joshi, S. (2025). Introduction to Diffusion Models, Autoencoders and Transformers: Review of Current Advancements. *HAL*. <https://doi.org/10.20944/preprints202503.1431.v1>
- Kanmani, R., Dinesh, S., Anish Chaitanya, S., Anandaraj, P., & Anusree, V. (2025). AI-Driven Cold Storage Optimization using Charcoal-Perlite Insulation for Extended Produce Shelf-Life. *Proceedings of 2025 2nd International Conference on Cognitive Robotics and Intelligent Systems, ICC - ROBINS 2025*, (p. 433-439). <https://doi.org/10.1109/ICC-ROBINS64345.2025.11086296>
- Khanna, A., Jain, S., Sah, A., Dangi, S., Sharma, A., Tiang, S. S., Wong, C.H., & Lim, W. H. (2025). Generative AI and Blockchain-Integrated Multi-Agent Framework for Resilient and Sustainable Fruit Cold-Chain Logistics. *Foods*, 14(17), 3004. <https://doi.org/10.3390/foods14173004>
- Kim, J., Kim, E., Kim, D., Kim, Y., & Cheong, T. (2025a). Extracting Supply Chain Information From News Articles Using Large Language Models: A Fully Automatic Approach. *IEEE Access*, 13, 156203 - 156214. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3605837>
- Kim, S., Lee, H., & Kim, J. (2025b). Efficient opinion mining for imbalanced customer reviews in last-mile services. *Data and Knowledge Engineering*, 160, 102466. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2025.102466>
- Kirshner, S. N., Pan, Y., Wu, J. X., & Gould, A. (2025). Talking terms: Agent information in LLM supply chain bargaining. *Decision Sciences*. <https://doi.org/10.1111/deci.70010>
- KPMG. (2023). *Generative AI in supply chain: A path to better returns*. Tratto da KPMG: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2023/genai-supply-chain-final-secured.pdf>
- Li, H., Cheng, S., Hua, X., & Wang, Y. (2025a). The mitigating effects of blockchain adoption on supply chain financing disruptions under crises: Evidence from China. *China Economic Review*, 94. <https://doi.org/10.1016/j.chieco.2025.102502>
- Li, J., & Maiti, A. (2025). Applying Large Language Model Analysis and Backend Web Services in Regulatory Technologies for Continuous Compliance Checks. *Future Internet*, 17(3), 100. <https://doi.org/10.3390/fi17030100>
- Li, J., Zhao, Z., Yang, C., Huang, S., Lee, L.-H., & Huang, G. Q. (2025b). ChatSync: Large-Language-Model-Enabled Spatial–Temporal Knowledge Reasoning for Production Logistics

- Synchronization. *IEEE Internet of Things Journal*, 12(22), 47499-47518. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3603073>
- Li, Y., & Starly, B. (2024). Building a knowledge graph to enrich ChatGPT responses in manufacturing service discovery. *Journal of Industrial Information Integration*, 40, 100612. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100612>
- Li, Y., Ko, H., & Ameri, F. (2025c). Integrating Graph Retrieval-Augmented Generation With Large Language Models for Supplier Discovery. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 25(2), 021010. <https://doi.org/10.1115/1.4067389>
- Li, Z., Chen, X., Shu, L., Wang, L., & Tang, Z. (2024a). Research on Intelligent Question Answering Method for Large Models Based on Thinking Chain in Power Supply Service Scenarios. *Proceedings - 2024 International Seminar on Artificial Intelligence, Computer Technology and Control Engineering, ACTCE 2024*, (p. 24-27). <https://doi.org/10.1109/ACTCE65085.2024.00012>
- Li, Z., Ksibi, A., & Xu, X. (2024b). Optimizing Inventory Management using a Multi-Agent LLM System. *Proceedings of the International Conference on Electronic Business (ICEB)*, 24, p. 308-318. Tratto da <https://aisel.aisnet.org/iceb2024/39/>
- Lin, C.-Y., Tseng, T.-L., & Xu, H. (2025). GPT-Augmented Bayesian Reinforcement Learning Framework for Multi-Objective Supplier Selection. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 72, 3779-3804. <https://doi.org/10.1109/TEM.2025.3603183>
- Liu, T., & Meidani, H. (2024). Supply Chain Network Extraction and Entity Classification Leveraging Large Language Models. *Proceedings - 2024 IEEE International Conference on Big Data, BigData 2024*, (p. 3448-3455). <https://doi.org/10.1109/BigData62323.2024.10826017>
- Long, Y., Kroeger, S., Zaeh, M., & Brintrup, A. (2025). Leveraging synthetic data to tackle machine learning challenges in supply chains: challenges, methods, applications, and research opportunities. *International Journal of Production Research*, 1-22. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2447927>
- May, M. C., & Kaihara, T. (2026). Large Language Models for Heuristics to Solve Aggregate Production Planning. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 766 *IFIPAICT*, p. 387-400. https://doi.org/10.1007/978-3-032-03538-7_28
- Menache, I., Pathuri, J., Simchi-Levi, D., & Linton, T. (2025). How Generative AI Improves Supply Chain Management. *Harvard Business Review*. Tratto da <https://hbr.org/2025/01/how-generative-ai-improves-supply-chain-management>

- Mentzer, J. T., DeWitt, W., Keebler, J. S., Min, S., Nix, N. W., Smith, C. D., & Zacharia, Z. G. (2001). Defining Supply Chain Management. *Journal of Business Logistics*, 22(2). <https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2001.tb00001.x>
- Mondragon, A. E. (2025). LARGE LANGUAGE MODELS (LLMS) FOR SUPPLY CHAINS: IDENTIFYING OPPORTUNITIES FOR DEVELOPMENT USING A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. *International Conference on Applied System Innovation (ICASI 2025)*. <https://doi.org/10.1049/icp.2025.2589>
- Naganawa, H., & Hirata, E. (2025). Enhancing Policy Generation with GraphRAG and YouTube Data: A Logistics Case Study. *Electronics (Switzerland)*, 14(7), 1241. <https://doi.org/10.3390/electronics14071241>
- Pei, D., He, J., Liu, K., Chen, M., & Zhang, S. (2024). Application of Large Language Models and Assessment of Their Ship-Handling Theory Knowledge and Skills for Connected Maritime Autonomous Surface Ships. *Mathematics*, 12(15), 2381. <https://doi.org/10.3390/math12152381>
- Phuengrod, S., Wannapiroon, P., & Nilsook, P. (2025). THE INTELLIGENT COLLABORATIVE SUPPLY CHAIN MANAGEMENT WITH LARGE LANGUAGE MODELS. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 103(5), 1915-1926. Tratto da <https://www.jatit.org/volumes/Vol103No5/20Vol103No5.pdf>
- PRISMA. (2024a). *PRISMA flow diagram*. Tratto da PRISMA statement: <https://www.prismastatement.org/prisma-2020-flow-diagram>
- PRISMA. (2024b). *Welcome to the PRISMA website*. Tratto da PRISMA Statement: <https://www.prisma-statement.org/>
- Puvvadi, M., Arava, S. K., Raut, A. S., Santoria, A., Chennupati, S. S., & Puvvadi, H. V. (2025). A Comprehensive Survey of Generative AI Agents: Transforming Predictive Demand Forecasting and Supply Chain Optimization Strategies. *Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2025*, (p. 546-553). <https://doi.org/10.1109/ICISS63372.2025.11076342>
- Rahman, S. A., Chawla, S., Yaqot, M., & Menezes, B. (2025). Leveraging Large Language Models for Supply Chain Management Optimization: A Case Study. *Communications in Computer and Information Science*, 2373 CCIS, p. 175-197. https://doi.org/10.1007/978-3-031-80775-6_13
- Santos, D., Gonçalves, F., Reis, G., Santos, M., Saraiva, M., Durães, P., Maximiano, M., Gomes, R., Távora, V., & Remédios, O. (2025). Using LLMs to bridge the gap between consumers and Blockchain on a Agro-food traceability platform: An architectural proposal. *Procedia Computer Science*, 256, p. 319-326. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.02.126>

- Sawyer, S. M. (2024). Privacy-Preserving AI for Document Understanding with Controlled Unclassified Information. *2024 IEEE High Performance Extreme Computing Conference, HPEC 2024*. <https://doi.org/10.1109/HPEC62836.2024.10938417>
- Shahin, M., Hosseinzadeh, A., & Chen, F. F. (2025). AI-Enabled Sustainable Manufacturing: Intelligent Package Integrity Monitoring for Waste Reduction in Supply Chains. *Electronics (Switzerland)*, 14(14), 2824. <https://doi.org/10.3390/electronics14142824>
- Shahsavari, M., Hussain, O., Saberi, M., & Sharma, P. (2024). Empowering Supply chains Resilience: LLMs-Powered BN for Proactive Supply Chain Risk Identification. *Ceur Workshop Proceedings*, 3707. Tratto da https://ceur-ws.org/Vol-3707/D2R224_paper_2.pdf
- Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., & Hall, B. (2025). *The state of AI*. Tratto da McKinsey & Company: https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business%20functions/quantumblack/our%20insights/the%20state%20of%20ai/2025/the-state-of-ai-how-organizations-are-rewiring-to-capture-value_final.pdf
- Skórnióg, D., & Kmiecik, M. (2023). SUPPORTING THE INVENTORY MANAGEMENT IN THE MANUFACTURING COMPANY BY CHATGPT. *Logforum*, 19(4), 535-554. <https://doi.org/10.17270/J.LOG.2023.917>
- Srivastava, S. K., Routray, S., Bag, S., Gupta, S., & Zhang, J. Z. (2024). Exploring the Potential of Large Language Models in Supply Chain Management: A Study Using Big Data. *Journal of Global Information Management*, 32(1). <https://doi.org/10.4018/JGIM.335125>
- Tian, Y., Lin, F., Zhang, X., Ge, J., Wang, Y., Dai, X., Lv, Y., & Wang, F.-Y. (2024). LogisticsVISTA: 3D Terminal Delivery Services With UAVs, UGVs and USVs Based on Foundation Models and Scenarios Engineering. *Proceedings of the IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics, SOLI*. <https://doi.org/10.1109/SOLI63266.2024.10956119>
- Timmermans, K. (2024). *Supply chain networks in the age of generative AI: Turning promise into performance*. Tratto da Accenture: <https://www.accenture.com/content/dam/accenture/final/accenture-com/document-2/Accenture-Supply-Chain-Networks-In-The-Age-Of-Generative-AI.pdf>
- Tsang, Y., Wu, C., Wang, Y., & Ip, W. (2025). Semantic-Driven Internet of Behaviours for Enhancing Supply Chain ESG Capabilities Through Generative AI. *International Journal on Semantic Web and Information Systems*, 21(1). <https://doi.org/10.4018/IJSWIS.385572>
- Venkatachalam, M., Vijaya Dhaarshini, V., Chitra, P., & Thiagarajan, P. (2024). Comm-bot: Generative AI for Optimising Supply Chains integrating LSTM with LLMs. *Proceedings of the IEEE International Conference on High Performance Computing, Data, and Analytics Workshops, HiPCW*, (p. 209-210). <https://doi.org/10.1109/HiPCW63042.2024.00082>

- Vlachos, I., & Gautam Reddy, P. (2025). Machine learning in supply chain management: systematic literature review and future research agenda. *International Journal of Production Research*, 63(3), 1-30. <https://doi.org/10.1080/00207543.2025.2466062>
- Wasserkrug, S., Boussioux, L., den Hertog, D., Mirzazadeh, F., Birbil, Ş. I., Kurtz, J., & Maragno, D. (2025). Enhancing Decision Making Through the Integration of Large Language Models and Operations Research Optimization. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 39, p. 28643-28650. <https://doi.org/10.1609/aaai.v39i27.35090>
- Xie, Z., Liu, F., Li, G., Mao, Z., Zhang, Y., Wang, Z., & Zhang, Q. (2025). Multipopulation Optimization With LLM-Driven Knowledge Discovery for Large-Scale HFVRP. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 12(6), 5449-5459. <https://doi.org/10.1109/TCSS.2025.3571479>
- Xu, L., Almahri, S., Mak, S., & Brintrup, A. (2024). Multi-Agent Systems and Foundation Models Enable Autonomous Supply Chains: Opportunities and Challenges. *IFAC-PapersOnLine*, 58, p. 795-800. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2024.09.200>
- Yang, Q., Hong, Z., Cao, D., Wang, H., Xie, Z., He, T., Liu, Y., Yang, Y., & Zhang, D. (2025a). AddrLLM: Address Rewriting via Large Language Model on Nationwide Logistics Data. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1, p. 2756-2767. <https://doi.org/10.1145/3690624.3709425>
- Yang, S., Song, S., Song, R., Cheng, J., Li, Y., & Zhang, W. (2025b). Learning packing-and-unpacking synergistic policy via LLM-guided DRL for robust online robotic packing. *Advanced Engineering Informatics*, 68, 103572. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2025.103572>
- Yu, X. (2024). Exploration of the Application of Large Language Models in Logistics Path Planning. *2024 5th International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering, ICBAIE 2024*, (p. 396-399). <https://doi.org/10.1109/ICBAIE63306.2024.11116869>
- Zhang, S., Huang, M., Liu, S., Meng, F., Xie, Y., Ren, X., Zhang, Y., & Shao, W. (2025). AI-Driven Post-Earthquake Emergency Material Demand Prediction: Integrating RAG With Reasoning Large Language Model. *IEEE Access*, 13, 100630-100646. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3578192>
- Zhao, M., Hussain, O., Zhang, Y., & Saberi, M. (2024a). Optimizing Supply Chain Risk Management: An Integrated Framework Leveraging Large Language Models. *Proceedings - 2024 IEEE Conference on Artificial Intelligence, CAI 2024*, (p. 1057-1062). <https://doi.org/10.1109/CAI59869.2024.00192>
- Zhao, M., Hussain, O., Zhang, Y., Saberi, M., & Leshob, A. (2024b). Enhancing Supply Chain Risk Management with Large Language Models: Software Prototyping and Interactive

- Visualization. 2024 *IEEE International Conference on e-Business Engineering (ICEBE)*, (p. 284-291). <https://doi.org/10.1109/ICEBE62490.2024.00051>
- Zhao, X., Kuang, W., & Kim, Y.-W. (2025). LEVERAGING MULTI-AGENT SYSTEM POWERED BY LARGE LANGUAGE MODEL TO IMPROVE TRANSPARENCY AND RELIABILITY IN AUTOMATED SUPPLY CHAIN COORDINATION. *Annual Conference of the International Group for Lean Construction, IGLC*, 33, p. 681-692. <https://doi.org/10.24928/2025/0102>
- Zheng, G., & Brintrup, A. (2025). Enhancing supply chain visibility with generative AI: an exploratory case study on relationship prediction in knowledge graphs. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2025.2543964>
- Zhou, L., Shi, X., Wang, Z., Ma, C., & Gao, L. (2025). Exploration of applications with ChatGPT for green supply chain management. *Annals of Operations Research*, 355(2), 1503-1536. <https://doi.org/10.1007/s10479-025-06713-6>
- Zhu, B., & Vuppalapati, C. (2024). Enhancing Supply Chain Efficiency Through Retrieve-Augmented Generation Approach in Large Language Models. *Proceedings - IEEE 10th International Conference on Big Data Computing Service and Applications, BigDataService 2024*, (p. 117-121). <https://doi.org/10.1109/BigDataService62917.2024.00025>
- Zhu, B., & Vuppalapati, C. (2025). Integrating Retrieval-Augmented Generation with Large Language Models for Supply Chain Strategy Optimization. *Communications in Computer and Information Science*, (p. 475-486). https://doi.org/10.1007/978-3-031-85628-0_34