

# POLITECNICO DI TORINO



DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA GESTIONALE  
E DELLA PRODUZIONE

Corso di Laurea Magistrale in  
Ingegneria Gestionale

**Analisi della sensibilità di un magazzino  
automatico a fattori operativi e contestuali con  
ottimizzazione utilizzando la simulazione ad  
eventi discreti**

**Relatore**  
Prof. Giovanni Zenezini

**Candidato**  
Lorenzo Savarino

A.A. 2024/2025



## **Abstract**

La tesi ha l'obiettivo di valutare l'impatto di tre fattori operativi e tre variabili di contesto sulle prestazioni di un magazzino automatico con traslo elevatori, di tipo miniload per odette, utilizzando la simulazione ad eventi discreti. In primo luogo, la ricerca è dedita a quantificare gli effetti dei singoli fattori e delle loro interconnessioni sul magazzino, concepito come un sistema integrato in una linea di produzione; in secondo luogo, la ricerca è orientata a fornire un modello matematico per l'ottimizzazione delle performance scelte. A tal fine, una replica digitale del magazzino è stata costruita tramite il software Siemens Tecnomatix Plant Simulation; in seguito, essa è stata validata secondo i canoni della Norma FEM 9.851 06/2003. Quindi, è stata condotta una campagna sperimentale basata sulla metodologia DOE (Design of Experiments) implementando un piano fattoriale completo con 256 simulazioni. I dati raccolti sono stati sottoposti ad un'indagine ANOVA (Analisi della Varianza) per quantificare la significatività statistica dei fattori e delle loro interazioni sui quattro principali KPI (Key Performance Indicators). Sono state sviluppate delle equazioni di regressione lineare per descrivere matematicamente le relazioni tra i fattori e i KPI. I modelli di regressione lineare, nel rispetto dei loro limiti di affidabilità, sono stati utilizzati come strumento predittivo per la ricerca di configurazioni operative di compromesso nell'ottimizzazione dei KPI, attraverso il dimensionamento delle risorse a valle del sistema e la scelta della politica di allocazione più efficace per il riempimento del magazzino. Infine, sono stati introdotti ulteriormente: una funzione di costo (comprendente le utenze alle baie e dei consumi energetici), un GPI (Global Performance Index) per ponderare i diversi KPI e i costi, un RPI (Robust Performance Index) per valutare la stabilità delle configurazioni in scenari operativi differenti.



# Indice

Elenco delle figure .....	vii
Elenco delle tabelle .....	viii
Nomenclatura .....	ix
1. Introduzione .....	1
1.1. Il paradigma “Industria 4.0” .....	1
1.1.1. IIOT, CPS, Digital Twin e modelli DES .....	1
1.1.2. Big Data Management, Cloud Computing, AI, AR, cybersecurity .....	3
1.2. I magazzini industriali .....	5
1.2.1. Warehouse 4.0 e sistemi informativi .....	6
1.2.2. Categorie di magazzini industriali .....	8
1.3. Magazzini automatici con traslogelevatore .....	10
1.3.1. Logiche di gestione di un magazzino AS/RS .....	11
1.3.2. Vantaggi e svantaggi di un magazzino AS/RS .....	12
1.4. Obiettivi della tesi.....	12
2. Revisione della letteratura scientifica .....	15
2.1. Contesto di ottimizzazione e metodologia DOE .....	15
2.2. Revisione dei fattori sperimentali selezionati.....	16
3. Metodologia di ricerca .....	19
3.1. Design of Experiments .....	19
3.1.1. Fattori indipendenti a livelli.....	20
3.1.2. KPI.....	22
3.1.3. Indagine ANOVA con regressioni lineari.....	26
3.2. Strategia di ottimizzazione multiobiettivo.....	27
3.2.1. Funzione di costo .....	27
3.2.2. GPI ed RPI .....	28
3.3. Caso studio .....	29
4. Modello del magazzino .....	31
4.1. Simulazione ad eventi discreti.....	31
4.2. Struttura e logiche del modello digitale.....	32
4.2.1. Missioni di riempimento del magazzino .....	33
4.2.2. Missioni di prelievo dal magazzino .....	33
4.2.3. Tracciamento dei KPI .....	35
4.3. Validazione secondo Norma FEM 9.851 06/2003 .....	36
5. Risultati .....	39
5.1. Exploratory Data Analysis.....	39
5.1.1. Impatto visivo dei livelli dei fattori sui KPI .....	40
5.1.2. Distribuzione della frequenza dei valori dei KPI.....	44
5.1.3. Analisi delle correlazioni tra KPI .....	45

5.2. ANOVA.....	47
5.2.1. Saturazione media di una stazione manuale .....	49
5.2.2. Percentuale del flusso di prodotti rispettato in entrata.....	51
5.2.3. Energia elettrica consumata dai traslo elevatori .....	52
5.2.4. Tempo medio di esecuzione di un ordine .....	53
5.3. Ottimizzazione multiobiettivo .....	55
5.3.1. Scenario Neutro .....	58
5.3.2. Worst Case Scenario .....	60
5.3.3. Best Case Scenario.....	62
5.3.4. Classifica delle configurazioni ottimali tramite RPI.....	63
5.3.5. Validazione delle configurazioni estreme con i dati della DES .....	65
6. Conclusioni.....	69
6.1. Sensibilità ai fattori operativi e contestuali .....	69
6.2. Soluzioni operative raccomandate .....	70
6.3. Ricerche future .....	71
Bibliografia.....	73
Appendice A.....	77
Appendice B .....	83
Appendice C .....	87
Appendice D .....	91

## Elenco delle figure

Figura 1.1. Esempio di modello DES di una linea di produzione completa.....	3
Figura 1.2. Gerarchia dei sistemi informativi .....	6
Figura 1.3. Esempio di magazzino intensivo .....	8
Figura 1.4. Esempio di magazzino AS/RS .....	11
Figura 1.5. Layout 3D del modello del magazzino costruito .....	13
Figura 3.1. Schema per il tracciamento del tempo di esecuzione di un ordine .....	24
Figura 3.2. Schema della logica di funzionamento del ciclo combinato.....	29
Figura 4.1. Layout 2D del modello del magazzino .....	32
Figura 4.2. Layout 3D del modello del magazzino, baie .....	34
Figura 4.3. Layout 3D del modello del magazzino, trasloelevatore .....	36
Figura 5.1. Grafici boxplot FI per TT (a) e TT_sqrt_arcsin (b) .....	41
Figura 5.2. Grafici boxplot PA (a) e RM (b) per TT_sqrt_arcsin .....	41
Figura 5.3. Grafico boxplot PA per kWh .....	42
Figura 5.4. Grafici boxplot PA (a) e RM (b) per kWh.....	42
Figura 5.5. Grafici boxplot NB (a) e TB (b) per SatBAIA .....	43
Figura 5.6. Grafico boxplot OO per kWh .....	44
Figura 5.7. Grafici boxplot NB (a) e TB (b) per SatBAIA .....	44
Figura 5.8. Distribuzioni: SatBAIA (a), TT_sqrt_arcsin (b), kWh (c), ORDER (d) .....	45
Figura 5.9. Grafico heatmap delle correlazioni tra KPI .....	46
Figura 5.10. Grafici SatBAIA: NPP (a) e Residui Standard vs Previsti (b).....	50
Figura 5.11. Grafici TT_sqrt_arcsin: NPP (a) e Residui Standard vs Previsti (b) .....	51
Figura 5.12. Grafici kWh: NPP (a) e Residui Standard vs Previsti (b).....	53
Figura 5.13. Grafici ORDER: NPP (a) e Residui Standard vs Previsti (b) .....	55
Figura 5.14. Ponderazione GPI .....	57
Figura 5.15. GPI per diversi NB e TB con COL (a) e ABC (b), Scenario Neutro.....	59
Figura 5.16. GPI per diversi NB e TB con COL (a) e ABC (b), Worst Case Scenario .....	61
Figura 5.17. GPI per diversi NB e TB con COL (a) e ABC (b), Best Case Scenario.....	62
Figura 5.18. PI per SatBAIA (a), TT_sqrt_arcsin (b), kWh (c) e ORDER (d) .....	67
Figura 6.1. Grafico Main Effects Plot per i KPI principali .....	69
Figura A.1. Grafici delle interazioni a due vie per SatBAIA .....	77
Figura A.2. Grafici delle interazioni a due vie per TT_sqrt_arcsin .....	78
Figura A.3. Grafici delle interazioni a due vie per kWh .....	79
Figura A.4. Grafici delle interazioni a due vie per ORDER .....	80
Figura A.5. Grafici boxplot supplementari per SatBAIA .....	81
Figura A.6. Grafici boxplot supplementari per TT_sqrt_arcsin .....	81
Figura A.7. Grafici boxplot supplementari per kWh .....	81
Figura A.8. Grafici boxplot supplementari per ORDER.....	81
Figura C.1. Grafici di simulazione, Best Case Scenario, Configurazione Migliore .....	87
Figura C.2. Grafici di simulazione, Worst Case Scenario, Configurazione Migliore.....	88
Figura C.3. Grafici di simulazione, Best Case Scenario, Configurazione Peggiorre .....	89
Figura C.4. Grafici di simulazione, Best Case Scenario, Configurazione Peggiorre .....	90

## Elenco delle tabelle

Tabella 5.1. Operazioni preliminari ai dati di simulazione, KPI di flusso .....	39
Tabella 5.2. Operazioni preliminari ai dati di simulazione, KPI dei traslo elevatori.....	39
Tabella 5.3. Operazioni preliminari ai dati di simulazione, KPI degli ordini .....	39
Tabella 5.4. Interazioni a due vie selezionate per i modelli ANOVA .....	48
Tabella 5.5. Termini significativi: p-value e R <sup>2</sup> corretto dei modelli ANOVA finali.....	49
Tabella 5.6. Scenari (a) e configurazioni (b) testate con i metamodelli.....	57
Tabella 5.7. Ottimizzazioni monobiettivo, Scenario Neutro.....	58
Tabella 5.8. Classificazione secondo GPI, Scenario Neutro.....	59
Tabella 5.9. Ottimizzazioni monobiettivo, Worst Case Scenario .....	60
Tabella 5.10. Classificazione secondo GPI, Worst Case Scenario .....	61
Tabella 5.11. Ottimizzazioni monobiettivo, Best Case Scenario .....	62
Tabella 5.12. Classificazione secondo GPI, Best Case Scenario .....	63
Tabella 5.13. Classificazione secondo RPI, politica di allocazione COL.....	64
Tabella 5.14. Confronto valori predetti e dalla simulazione, Configurazione Migliore .....	66
Tabella 5.15. Confronto valori predetti e dalla simulazione, Configurazione Peggio .....	66
Tabella 6.1. Configurazioni migliori secondo RPI .....	70
Tabella B.1. KPI, costi e GPI predetti, Scenario Neutro, con COL (a) e ABC (b).....	83
Tabella B.2. KPI, costi e GPI predetti, Worst Case Scenario, con COL (a) e ABC (b) .....	84
Tabella B.3. KPI, costi e GPI predetti, Best Case Scenario, con COL (a) e ABC (b) .....	85
Tabella D.1. Dataset degli esperimenti, replicazione 1 .....	91
Tabella D.2. Dataset degli esperimenti, replicazione 2 .....	92
Tabella D.3. Dataset degli esperimenti, replicazione 3 .....	93
Tabella D.4. Dataset degli esperimenti, replicazione 4 .....	94

## Nomenclatura

#exp.	Numero dell'esperimento
#repl.	Numero di replicazione dell'esperimento
PA	Politica di allocazione
FI	Flusso di odette in ingresso
RM	Riempimento iniziale del magazzino
NB	Numero di baie di picking manuali
TB	Tempo di processo alle baie di picking manuali
OO	Numero medio di odette per ordine
AA×AA	Interazione a due vie tra fattori
ABC	Politica di allocazione con logica di zonizzazione “ABC”
COL	Politica di allocazione con logica “Closest Open Location”
EDD	Algoritmo di picking “Earliest Due Date”
SatBAIA	Saturazione media di una stazione manuale
WIPin	Media di odette in attesa di entrare in magazzino.
WIPout	Media di odette in attesa di essere processate alle baie.
SatMAG	Saturazione media dei magazzini
TT	Percentuale di flusso non bloccato all'ingresso
TT_sqrt_arcsin	Percentuale di flusso non bloccato all'ingresso (dato trasformato)
kWh	Energia elettrica consumata dai traslo elevatori
CT	Media del tempo ciclo dei traslo elevatori
dsCT	Deviazione standard del tempo ciclo dei traslo elevatori
minCT	Minimo tempo ciclo dei traslo elevatori
maxCT	Massimo tempo ciclo dei traslo elevatori
SCT	Media del tempo ciclo semplice dei traslo elevatori
CC	Percentuale di cicli combinati compiuti sul totale
ORDER	Tempo d'esecuzione medio di un ordine
dsORDER	Deviazione standard del tempo d'esecuzione di un ordine
minORDER	Minimo tempo d'esecuzione di un ordine
maxORDER	Massimo tempo d'esecuzione di un ordine
nRIT	Numero di ritardi verificati
RIT	Media del tempo di ritardo sugli ordini totali
COST	Costi per le utenze alle baie di picking e per l'energia elettrica
KPI	Key Performance Indicator
GPI	Global Performance Index (indicatore pesato)
GPI-N	Global Performance Index, Scenario Neutro
GPI-W	Global Performance Index, Worst Case Scenario
GPI-B	Global Performance Index, Best Case Scenario
RPI	Robust Performance Index (indicatore pesato)
PI	Intervallo di predizione (per la validazione)



# 1. Introduzione

## 1.1. Il paradigma “Industria 4.0”

L'attuale panorama industriale è caratterizzato da una crescente necessità di tecnologie digitali mature e matematicamente esatte, per sostenere i ritmi produttivi crescenti della società. Sembra consono, d'altronde, che con l'avanzamento inarrestabile di modelli informatici in grado di gestire dati in modi più complessi e organici, con capacità di calcolo e analisi in incremento, anche il settore delle industrie ne colga le potenzialità, evolvendosi di conseguenza. Si parla di un passo avanti nell'ottica della gestione dei dati: questo concetto è trasposto ottimamente nel settore della produzione industriale. Quando si parla di evoluzione nel settore industriale negli ultimi anni, si vuol fare certamente riferimento all'Industria 4.0. L'Industria 4.0 rappresenta una forte interconnessione tra oggetti e attori nel mondo industriale, quindi è contraddistinta dalla fusione tra mondo reale e virtuale grazie all'innovazione apportata dalle tecnologie ICT (Information and Communication Technologies) [1].

L'Industria 4.0 è caratterizzata, in questi termini, dall'abilità di un sistema industriale di accumulare autonomamente i dati, analizzarli e valutarli, ma anche prendere una decisione, comunicare con altri sistemi ed eventualmente inizializzare azioni [2]. I dati vengono catturati in modo più approfondito, completo e preciso all'interno di più organi del sistema; un sistema digitale intelligente può possedere la capacità di controllarli, di prendere in considerazione accorgimenti e contromisure per la gestione, interagendo con gli apparati fisici. Questo clima è, per molti aspetti, tipico di una rivoluzione industriale. La rivoluzione 4.0 è attuata nei siti industriali adottando noti elementi facenti parte del paradigma dell'Industria 4.0, di cui ne vengono analizzati i principali.

### 1.1.1. IIOT, CPS, Digital Twin e modelli DES

Nel paradigma Industria 4.0 è frequentemente presente l'IoT (Internet of Things) [3]. L'IoT è una tecnologia progettata per processare una grande quantità di dati con la massima efficienza possibile in tempo reale: essa comprende tecnologie che facilitano l'identificazione digitale, tracciamento, localizzazione, RFID (Radio Frequency Identification), sensori infrarossi, GPS (Global Positioning Systems), scannerizzazioni tramite laser, e altri strumenti di rilevazione [3]. Lo scopo dell'IoT è quindi quello di dare una base concreta per gestire con precisione ed efficienza i dati della produzione o dei flussi logistici, come la presenza di oggetti gestiti su buffer o in WIP (Work In Progress) delle linee, gli stati fisici delle risorse (come lo stato di funzionamento dei traslo elevatori nei magazzini automatici) ricalcando, a meno di errori negli hardware, la realtà dell'ambiente industriale in cui si trovano; inoltre, visto che può limitarsi alla sfera industriale, in questa accezione è definito IIoT (Industrial Internet of Things) [4]. L'IIoT sta trasformando gli organi alla base dei processi industriali convenzionali in CPS (Cyber-Physical Systems) [5].

I CPS, sistemi cyber-fisici, vogliono essere entità plasmate da quanto registrato grazie all'IIoT. Essi sono costituiti generalmente da due componenti funzionali: un'avanzata connettività che assicura acquisizione in tempo reale dei dati dal mondo fisico e un feedback dal mondo informatico; una gestione intelligente dei dati, capacità compilativa e analitica che definisce lo spazio informatico [6]. I CPS sono sistemi “embedded” (integritati) che hanno in

dotazione oggetti di elettronica e software connessi tra loro tramite reti digitali o Internet, includendo i sensori, per acquisire e processare dati, e gli attuatori, per agire sui processi con azioni fisiche nel mondo reale [1]. Il controllo, la gestione, l'analisi e le operazioni sui dati rilevati attraverso dispositivi implementati in un CPS avviene su più livelli: i livelli sono intesi come parte di una scala gerarchica dal punto di vista logico-gestionale, dove nei livelli più bassi sono situati gli organi adibiti a raccogliere dati di carattere prettamente tecnico tramite sensori e sonde, mentre nei livelli più alti si regolano i parametri (anche in funzione dei dati precedenti) svolgendo azioni complesse che coinvolgono i livelli inferiori con più organi. Un modo di intendere questa gerarchia potrebbe essere il seguente, basato sulle 5C [7]:

- C1, “Connection Level”: il CPS utilizza una rete di tipo Plug & Play e usa i dati provenienti dalla schiera di sensori;
- C2, “Conversion Level”: il CPS capisce la natura dei dati provenienti dai sensori, li processa e li trascrive ad un livello d’informazioni più alto;
- C3, “Cyber Level”: il CPS conosce un ulteriore ambiente d’informazioni interno e delimitato dal precedente, che può essere arricchito dalle informazioni raccolte in quello diverso;
- C4, “Cognition Level”: il CPS è in grado di stabilire diagnosi basate su simulazioni ed eseguire analisi differenziali sui dati diretti dei sensori;
- C5, “Configuration Level”: il CPS può adattarsi tramite logiche ben definite in caso di guasti, riconfigurare o modulare parametri autonomamente in modo da tornare nello stato di regime.

Nel contesto dei grandi apparati industriali, i cui dati di produzione sono egregiamente controllati e informatizzati tramite sistemi all'avanguardia, i CPS sono il più delle volte associati ai Digital Twin. I Digital Twin sono tecnologie in grado di eseguire in modo efficace la mappatura in tempo reale e le interazioni bidirezionali tra il mondo fisico e quello informativo, benché vengano integrati correttamente i dati operativi, le variazioni negli ambienti, i disturbi dinamici, e altre informazioni nella vera linea di produzione fisica con i dati dello spazio virtuale informatico [8]. Il nome Digital Twin, infatti, lascia intendere che si tratti di una copia, in tutto e per tutto, di un sistema fisico con connotazione informatica. È una nuova modalità operativa per raggiungere l’ottimizzazione delle metriche di performance di un sistema sotto più aspetti, come la progettazione, la configurazione, il controllo, la programmazione della produzione, l’operatività [9]. Il Digital Twin (DT) rappresenta la copia digitale modellata e ricalcata dalla realtà industriale fisica, e si dimostra tanto più efficace quanti più dettagli dal mondo reale vengono implementati in esso. Nella classificazione dei citati livelli 5C potrebbe porsi a cavallo dei livelli C3, C4, C5. Aderisce bene alla definizione del livello C3 “Cyber Level”, perché esiste come contenitore di dati parallelamente alla realtà fisica. Assolve al suo scopo principale al livello C4 perché è in grado di simulare scenari, analizzare performance, diagnosticare problemi ed inefficienze, prevedere comportamenti futuri [10]. Si adegua anche al livello C5 “Configuration Level”, benché non sia l’attore principale nel momento di presa decisione di una configurazione, ma è in grado di simularla, testare alternative, quindi fornire suggerimenti e contromisure.

Avere la possibilità di controllare dati e svolgere azioni in modo così meticoloso su un CPS è in realtà raro e non sempre utile [11]; per certi casi potrebbe risultare dispendioso strutturare molti livelli di controllo logico-gestionale: acquistare molti sensori, avere a disposizione più pacchetti con tariffe per i sistemi di integrazione, sopperire ai costi di mantenimento di un sistema informatico-gestionale molto articolato potrebbe rivelare spese ingenti, non sostenibili per le imprese industriali di ogni dimensione. Nonostante i benefici, l’implementazione dei Digital Twin presenta ancora sfide significative, come la latenza nella

comunicazione tra modello virtuale e sistema fisico, la fusione di dati multi-sorgente provenienti da attrezzature eterogenee, lo sviluppo di algoritmi di ottimizzazione rapidi che si adattino alle frequenti richieste di modifica dinamica [12]. La scelta da parte di un'azienda di affidarsi a tecnologie all'avanguardia come quella dei Digital Twin dipende dalla complessità del sistema, dal tipo di controllo che desidera acquisire nella produzione e altri obiettivi specifici prefissati. Un modello Digital Twin interconnesso al mondo fisico può nascere dall'evoluzione di prodotti di simulazione ad eventi discreti attraverso software dedicati. Tali prodotti di simulazione vengono abbreviati in modelli DES (Discrete-Event Simulation). Essi costituiscono rappresentazioni virtuali di sistemi o processi, create per scopi di analisi, progettazione e ottimizzazione; questi ultimi differiscono dai DT, soprattutto quando l'obiettivo non è il controllo operativo in tempo reale, ma la valutazione delle prestazioni e delle configurazioni che può avere un sistema industriale. I modelli DES possono essere costruiti ricalcando il layout dell'impianto ed eseguono calcoli operativi matematicamente esatti e precisi, con l'opzione di poter simulare errori e perturbazioni impreviste secondo modelli statistici. In questo modo è possibile testare e ottimizzare layout, flussi di materiali, sequenze produttive prima di investimenti fisici: si rivelano appropriati per valutare un'ampissima gamma di scenari di un impianto di produzione (come aumento della domanda, guasti alle macchine, etc.), per le valutazioni d'impatto di fattori e le strategie di mitigazione.



**Figura 1.1.** Esempio di modello DES di una linea di produzione completa.

### 1.1.2. Big Data Management, Cloud Computing, AI, AR, cybersecurity

Per come discusso, i CPS possono dover interagire con un'immensa quantità di dati, per cui è doveroso citare anche il Big Data Management e il Cloud Computing in questo contesto, tra gli elementi caratterizzanti dell'Industria 4.0. L'analisi dei Big Data, in combinazione con il Cloud Computing, consente di ottenere valore dalla vasta quantità di dati generati dagli oggetti IIoT [1]. La vasta quantità di dati, complessi, vari e veloci, in costante aumento, provenienti da sorgenti multiple ed eterogenee, sono sotto continua analisi nei processi interessati nei DT: dati operativi, informazioni su cambiamenti ambientali, disturbi dinamici e altre informazioni dalla linea di produzione fisica vengono integrate con i dati nello spazio virtuale [8]. Un immenso set di dati richiede hardware e software specifici in grado di gestirli. In questo contesto, il Cloud Computing permette di elaborare i dati online: adoperandolo, l'infrastruttura IT necessaria può essere messa a disposizione rapidamente ed efficientemente, senza la necessità di fare grandi investimenti, anche aumentandola o diminuendola, in base ai picchi di attività [1]. Il Cloud Computing è descritto come un componente di "Middleware": agisce come un livello intermedio che facilita la comunicazione e lo scambio di informazioni in tempo reale tra i dispositivi IoT e le applicazioni o i sistemi gestionali [3].

L'Intelligenza Artificiale (AI) risulta essere al giorno d'oggi un aspetto integrale significativo per la società: è presente da oltre settant'anni ma ha iniziato ad essere significativamente considerata negli ultimi trent'anni, conducendo a ricerche più approfondite che ben si conformano al paradigma dell'Industria 4.0 [13]. L'AI è associata al controllo dei dati in tempo reale e contribuisce a funzioni analitiche avanzate che possono integrare dati storici e predittivi per supportare il processo decisionale; il suo sottoinsieme del Machine Learning (ML) rappresenta un insieme di tecniche che permettono ai computer di acquisire conoscenza e prendere decisioni analizzando dati, senza essere esplicitamente programmati per ogni possibile input [14]. All'interno del ML, si distinguono tre paradigmi principali e rilevanti nell'Industria 4.0: apprendimento supervisionato, non supervisionato e Reinforcement Learning (RL); mentre i primi due si basano sull'apprendimento da dataset etichettati o sull'identificazione di pattern in dati non etichettati, l'RL si concentra sull'addestramento di agenti a prendere decisioni [15]. Nella classifica dei livelli 5C visionati, l'AI potrebbe essere implementata su ogni livello: al C1 potrebbe facilitare e migliorare il rilevamento da videocamere e altri sensori, al C2 potrebbe aiutare a convertire i dati identificando con facilità i protocolli di comunicazione, al C3 potrebbe contribuire a pulire e preprocessare i dati da immettere nel Digital Twin, al C4 può essere implementata all'interno del Digital Twin per il processamento dei dati e costruire algoritmi avanzati, dinamici e ad hoc, al C5 può garantire ai livelli più alti di gestione un solido strumento per l'ottimizzazione. La capacità di adattamento e ottimizzazione in tempo reale, inoltre, contribuisce a creare sistemi produttivi e logistici più resilienti agli shock e alle interruzioni [14].

Tra gli ulteriori elementi caratterizzanti il paradigma Industria 4.0, si ricordano le tecnologie nelle Smart Factory in fase di sviluppo dei cobot (robot collaborativi) e dell'AR (Augmented Reality), tipiche dei contesti industriali all'avanguardia. L'integrazione dei robot alle linee di produzione è un ulteriore elemento di complessità per un Digital Twin ma, nascendo come tecnologia fortemente scalabile, è in grado di implementarla [16]. Per interagire in modo efficace, i cobot necessitano della capacità di percepire ciò che si trova intorno a loro, come l'identificazione di oggetti e il rilevamento di ostacoli utilizzando sensori come telecamere per odometria [17]. Gli approcci di integrazione di robot si potrebbero definire per certi aspetti, comunque, non del tutto ottimi: le sole stazioni di picking robotiche potrebbero non essere in grado di svolgere il lavoro in modo economicamente efficiente e a velocità sufficiente, con le attuali tecnologie e per certi tipi di impiego. La realtà aumentata (AR) consta di tecnologie all'avanguardia che possono contribuire ad aumentare la produttività e la precisione in alcuni settori, laddove incontrino la facilità d'uso (usability) dell'operatore: alcuni oggetti utilizzati all'interno delle industrie sono hardware, Smart Glasses, Head-Mounted Displays (HMD) integrati a smartphone, tablet, computer, dispositivi monitor. Le modalità di fruizione delle informazioni sono fondamentalmente visive, aptiche, uditive: le funzionalità possono venire attivate autonomamente o con specifici trigger o marcatori che riconoscono oggetti (caratteri, immagini, codici a barre, etc.), o la posizione dell'operatore. Le immagini virtuali e reali possono essere ricombinate secondo varie modalità: aggiunta di elementi virtuali accessori, ricombinazioni tra realtà e oggetti virtuali su display secondari, ologrammi nel mondo reale. Un esempio di contesto applicativo è il Pick-by-Vision, che guida visivamente l'operatore in un magazzino attraverso Smart Glasses. [18]

Infine, nel contesto di dati informatici e fattori economici, non può non essere citata anche la cybersecurity, che è da considerare come un ulteriore pilastro nell'era dell'Industria 4.0. Essa si riferisce alle misure e alle considerazioni necessarie per salvaguardare l'infrastruttura informatica della linea di produzione, sia i dati che essa gestisce che i dispositivi interconnessi [3]. La privacy dei dati e gli attacchi informatici rappresentano un grande ostacolo all'implementazione dell'IoT nelle aziende di grandi dimensioni e i costi correlati alle

violazioni della sicurezza dei dati e alla gestione dei dati stessi aumentano notevolmente, soprattutto per le imprese più grandi, considerate più inclini ai cyber-attacchi per le importanti informazioni riguardanti le attività aziendali. Anche la cybersecurity viene inclusa nello Risk Assessment all'interno dei magazzini intelligenti [16]. Possono infatti verificarsi, in questo contesto, il furto di dati della rete relativi ad ordini e clienti, quindi sia dal sistema che personali, hacking su alcuni specifici protocolli IIoT, transazioni non autenticate nei WMS e online: sebbene alcune soluzioni come le piattaforme crittografate sicure possano aiutare le piccole e medie imprese a gestire questi costi, si ritiene che i costi rimangano elevati per le aziende più grandi [3]. Si consideri che compromettere anche piccole quantità di dati all'interno di una catena di produzione costituita da organi così intrinsecamente connessi può portare ad un collasso totale del sistema, quando non si tratta di semplici interruzioni di produzione.

## 1.2. I magazzini industriali

Il magazzino è un elemento fondamentale della linea di produzione, principalmente utilizzato per immagazzinare prodotti, tra cui materie prime, beni in lavorazione e prodotti finiti, nei punti di origine e consumo e tra di essi [19], assolvendo a molte funzioni su larga scala. La mansione che viene attribuita ad un magazzino è solitamente quella di depositare merci, stipare oggetti a lungo termine, immagazzinare scorte di materiali; nel farlo, il magazzino assolve a scopi estremamente importanti nel commercio, tra cui favorire le economie di trasporto e di produzione, fronteggiare efficacemente condizioni di mercato mutevoli e incerte (come stagionalità, fluttuazioni della domanda, concorrenza, etc.), moderare i gap di tempo e spazio esistenti tra produttori e clienti, fornire un mix di prodotti ai cliente invece di un singolo prodotto per ogni ordine, fornire stoccaggio temporaneo di materiale da smaltire o riciclare, fornire una localizzazione cuscinetto (buffer) per i trasbordi, ad esempio nei casi di consegna diretta e cross-docking.

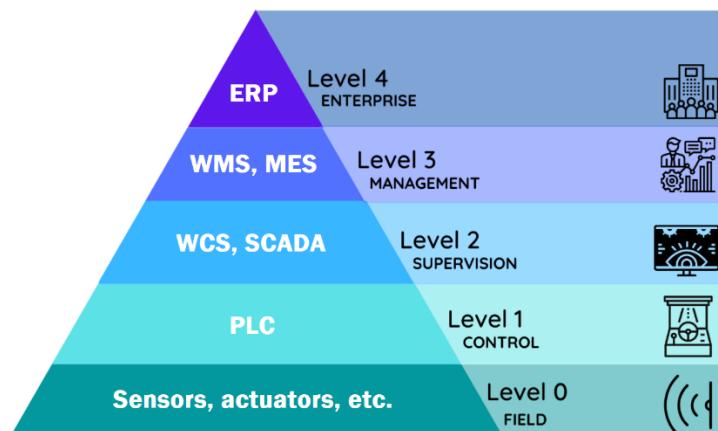
Nel favorire le economie di trasporto, i magazzini industriali giocano un ruolo fondamentale: laddove treni merci, tir e mezzi di trasporto pesanti possono consegnare i prodotti all'ingrosso verso il magazzino, esso si rivela come uno snodo attraverso cui i prodotti possono venire inviati tramite vettori più piccoli e adatti alla distribuzione capillare. Nel fronteggiamento delle condizioni mutevoli del mercato, i magazzini realizzano appieno le loro funzioni con la "variability pooling": guardando alla domanda dei clienti come una variabile casuale, bilanciano la variabilità della domanda facendo arrivare una quantità aggregata di merce minore di quella che si ordinerebbe singolarmente (infatti, la somma delle varianze delle domande è inferiore al quadrato della somma delle singole deviazioni standard della domanda). Secondo la classificazione di Wortmann, è possibile individuare strategie differenti nella gestione dei flussi di prodotto agli impianti con magazzino, secondo customer decoupling point, ovvero attraverso il momento in cui la produzione passa da essere su previsione ad essere basata sull'ordine dei clienti, discriminando così:

- M.T.S. (Make To Stock), una produzione di prodotti standard a limitata complicitanza sulla base delle previsioni di vendita;
- A.T.O. (Assembly To Order), assemblando quando è ricevuto un ordine ma nel caso in cui le parti componenti siano già state fabbricate, un incrocio tra la produzione su previsione e quella su commessa;
- M.T.O. (Make To Order), fabbricando solo quando viene ricevuto un ordine ma se le attività di progettazione possono essere anticipate rispetto al momento di acquisizione dell'ordine;

- E.T.O. (Engineer To Order), fabbricando solo dopo aver ricevuto un ordine e la quale produzione dei componenti non può iniziare finché l'ordine del committente non sia ultimato, tipico delle commesse singole ad alto valore unitario.

### 1.2.1. Warehouse 4.0 e sistemi informativi

La rivoluzione Industria 4.0, passando sulla riga della produzione, investe facilmente anche il mondo della logistica, che per l'appunto verrà chiamato di conseguenza “Logistics 4.0” [1]. Quando si parla di innovazione derivante dall'uso integrale di tecnologie del paradigma dell'Industria 4.0 nell'ottica dei magazzini, ci si vuole riferire al settore “Warehouse 4.0” [16], dove i magazzini sono anche definiti intelligenti (Smart Warehouses). La complessa gestione operativa di un magazzino moderno, in particolare se caratterizzato da una forte presenza di automazione, si fonda su un'architettura informatica strutturata secondo gerarchie. L'architettura a più livelli garantisce che le decisioni strategiche prese a livello aziendale vengano tradotte in modo coerente ed efficiente in azioni fisiche eseguite dalle macchine a disposizione nel magazzino. L'implementazione dell'architettura gerarchica non è uniforme in tutte le realtà aziendali: la completezza e la qualità dei singoli sistemi possono variare significativamente, portando a scenari operativi eterogenei. Similmente alla citata gerarchia 5C [7], che definisce il livello di automazione a cui un CPS è in grado di svolgere compiti, gli organi informativi di riferimento di cui si avvale un magazzino moderno e automatizzato sono essenzialmente i seguenti.



**Figura 1.2.** Gerarchia dei sistemi fisici, gestionali e informatici in un magazzino automatizzato.

Il PLC, Programmable Logic Controller, si trova al livello fondamentale di controllo (fisico). È posizionato a bordo di ogni singola macchina o componente automatizzato, esegue in modo ciclico e rapido una serie di programmi lanciati secondo direttive stabilite ai livelli superiori di gestione, traducendo l'ordine in segnali elettrici, venendo collegato ai sensori (fotocellule, RFID, etc.) e attuatori (motori, elettrovalvole, etc.). Leggendo i segnali provenienti dai sensori monitora l'esito delle azioni e garantisce che i movimenti avvengano in sicurezza. Nel contesto dei magazzini AS/RS, ad esempio, gestisce l'accelerazione dei motori nei traslo elevatori, controlla il corretto posizionamento leggendo un encoder o si arresta quando una fotocellula rileva il raggiungimento di una posizione. È il sistema adibito quindi alla mansione del movimento vero e proprio negli automatismi.

Lo SCADA, Supervisory Control and Data Acquisition, è al secondo livello di controllo (supervisione di processo). Il suo ruolo primario è il monitoraggio e il controllo degli impianti dal punto di vista del processo industriale, meno sul flusso logistico, fornendo un'interfaccia grafica (HMI) che rappresenta lo stato del sistema automatizzato. Nel contesto del Warehouse 4.0, permette ad esempio di visualizzare la posizione dei traslo elevatori, lo stato dei motori, l'avanzamento delle forcole. Le funzioni principali sono l'acquisizione dati, la loro visualizzazione su grafici, la gestione degli allarmi acustici o visivi, e la storicizzazione dei dati per diagnostiche.

Il WCS, Warehouse Control System, parallelamente allo SCADA, si trova al secondo livello di controllo (coordinamento di processo). La sua funzione è tradurre le missioni logiche ricevute al livello superiore in comandi specifici, coordinati, organizzati e standardizzati per ciascuna macchina, gestendo fisicamente il flusso di materiali in tempo reale. Ad esempio, quando viene richiesto il prelievo di un articolo, il WCS opera stabilendo che un traslo elevatore si debba muovere sugli assi, azionare le forcole, estrarre l'articolo e depositarlo su una posizione. Ad esso spetta il compito di sincronizzare le operazioni dei sottosistemi che costituiscono il macrosistema magazzino come traslo elevatori, navette, convogliatori, eventuali AGV etc., anche ottimizzando percorsi, gestendo le code e prevenendo collisioni.

Il WMS, Warehouse Management System, è posto al terzo livello di controllo (gestionale). Il suo scopo è gestire e ottimizzare tutte le attività operative all'interno del magazzino, tra cui la gestione completa dell'inventario, la mappatura delle ubicazioni di stoccaggio in tempo reale, la definizione delle strategie per il riempimento e il picking. Così facendo, orchestra flussi di lavoro complessi, gestendo la preparazione massiva degli ordini, il consolidamento e l'imballaggio per la preparazione delle spedizioni. Per i magazzini automatici, il WMS non comanda direttamente i movimenti delle macchine, ma invia missioni logiche al sistema di livello inferiore, il WCS. A volte questi due sistemi possono essere integrati in un'unica piattaforma software, chiamata WES (Warehouse Execution System), unendo la gestione delle scorte all'esecuzione dei flussi in tempo reale.

Il MES, Manufacturing Execution System, è posizionato al terzo livello di controllo (produttivo), parallelamente al WMS. Esso traduce gli ordini di produzione ricevuti dal livello superiore di gestione in istruzioni operative dettagliate per il reparto di competenza, quindi monitora l'avanzamento della produzione in tempo reale. Il MES orchestra le richieste di materiale nel contesto dei magazzini, specificando sequenze e tempistiche di prelievo e consegna con il sistema. Quindi si focalizza sull'efficienza del processo produttivo per cui il magazzino esiste, operando come ponte con l'organo aziendale, a differenza del WMS che concentra le proprie possibilità sull'ottimizzazione interna. Raccoglie dati direttamente dalle macchine e dagli operatori per tracciare flussi, monitorare il rendimento e gestire la qualità.

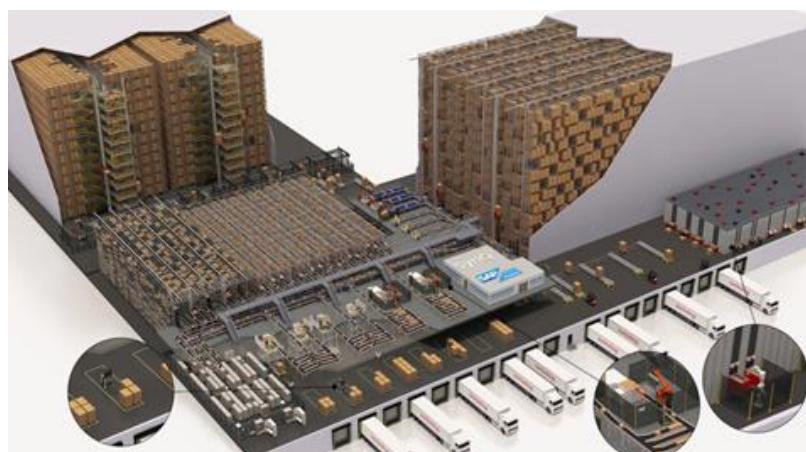
Infine, l'ERP, Enterprise Resource Planning, è situato all'ultimo e quarto livello di controllo (direttivo). È un sistema gestionale integrato che controlla e governa l'azienda, con la possibilità di pianificare e gestire le risorse, dalla finanza alla produzione, dalla gestione della catena di fornitura alle risorse umane, fino alle operazioni di magazzino, promuovendo una visione unificata per un'amministrazione più strategica, reattiva e organica. Riceve gli ordini di vendita dai clienti e genera gli ordini di produzione o acquisto, informando il WMS o il MES. Gestisce l'anagrafica degli articoli, i dati dei fornitori, la contabilità e la fatturazione, fornendo una visione olistica e finanziaria. La sua efficacia dipende dalla corretta integrazione con i sistemi di controllo sottostanti, ai quali delega l'esecuzione operativa delle strategie scelte.

In questo modo le decisioni operative alla cima del sistema aziendale si traducono attraverso una rete complessa di collegamenti fisici, informatici e gestionali in ordini che vengono recepiti dagli automatismi di un magazzino nell'Industria 4.0. Allo stesso modo, l'efficienza o le problematiche che derivano da guasti dei macchinari o altri imprevisti sono avvertiti ai livelli superiori. Anche malfunzionamenti informatici o fisici ai livelli intermedi, possono essere quindi responsabili dei problemi avvertiti ad un livello differente. È essenziale notare come non vi sia un livello predominante rispetto agli altri: la potenza dell'intero sistema scaturisce dalla sinergia e dall'interconnessione che caratterizza gli organi integrati, quindi dal buon funzionamento degli stessi. Pertanto, l'implementazione delle logiche di ottimizzazione in ambito industriale può avvenire su fronti e livelli diversi: lo studio in questione mira a catturare valore principalmente dal terzo e dal quarto livello di gestione, intaccando inevitabilmente le parti non analizzate del sistema.

### 1.2.2. Categorie di magazzini industriali

Il magazzino può essere visto come un singolo elemento fondamentale all'interno di una catena di produzione che, come un altro componente della linea, può impattare in modo significativo sui risultati raggiunti da un'azienda produttrice nella totalità; quindi, è bene che venga sottoposto a severe indagini di ottimizzazione. Basti pensare che i costi di magazzino nel sistema contano per più del 40% dei costi totali di produzione [12], amministrarlo egregiamente è essenziale per lo sviluppo economico in larga scala di un'industria. Nella misura in cui forniscono il servizio di stoccaggio, si può effettuare una prima categorizzazione ponendo la lente sulle modalità di fruizione nei rapporti con l'utente finale:

- magazzini distribuzionali, improntati sullo stoccaggio puro e su lunghe soste dei prodotti, generalmente di dimensioni notevoli, sono zone di disaccoppiamento tra produzione e rivenditori intermedi, spesso considerati "intensivi" in quanto cercano di sfruttare appieno lo spazio a disposizione favorendo la verticalità nello stoccaggio;
- cross docking, incentrati sulla vendita al dettaglio e principalmente più piccoli dei primi, spesso disposti per effettuare vendita al dettaglio (con soste brevi e alto turnover della merce), più utili nelle funzioni di riordinamento della merce in entrata, e più lontani dalle funzioni di buffer come per i precedenti.



**Figura 1.3.** Esempio di magazzino intensivo a sviluppo verticale.

In base alle caratteristiche del momento del processo di lavorazione della merce che contengono possono classificarsi in:

- magazzini “materie prime”, dove vengono stoccate tutte le materie prime necessarie provenienti dai diversi fornitori in attesa che la produzione richieda il loro utilizzo;
- magazzini “interoperazionali” (con semilavorati), posti tra una fase e l’altra della produzione con lo scopo di disaccoppiare le stazioni di lavoro;
- magazzini “prodotti finiti”, dove i prodotti arrivano e restano in attesa di essere venduti e distribuiti.

Un’altra differenziazione tipica del contesto, che coinvolge le modalità per cui è utile adoperare diverse tipologie di picker, si distinguono:

- magazzini per unità di carico, dove la merce viene stoccatata per singole UDC, ovvero unità di carico (pallet, gabbie, contenitori, odette, etc.);
- magazzini per colli, ovvero adibiti allo stoccaggio di scatole di cartone o di plastica;
- magazzini speciali, per l’utilizzo di materiali particolari, come ad esempio tessuti, scocche di autovetture, barre d’acciaio o altri oggetti che non possono essere contenuti nelle convenzionali unità di carico.

Per adempiere appieno allo sfruttamento volumetrico dello spazio in cui il magazzino svolge le sue mansioni, è consuetudine studiare i fattori relativi al magazzino per scegliere a monte la configurazione, il layout, le politiche di automazione degli elementi costituenti. Un’ulteriore categorizzazione può essere eseguita in funzione dei livelli di automazione che coinvolgono tutte le procedure di gestione della merce. I sistemi magazzini si differenziano così in base al livello di intervento diretto dell’uomo sulla movimentazione dei prodotti: un alto livello di automazione del magazzino non coinvolge solo la gestione fisica della merce, come lo spostamento di un’unità di carico (UDC) da un punto A verso un punto B del magazzino, ma anche, ad un livello superiore, la capacità con cui il magazzino è in grado di scegliere autonomamente l’operazione da effettuare in base al bisogno identificato. In particolare, si distinguono canonicamente:

- magazzini manuali, in cui gestione e movimentazione dei materiali vengono effettuati manualmente ed essenzialmente dagli addetti operatori; si adoperano veri e propri mezzi di locomozione pilotati da operai, come muletti o carrelli;
- magazzini semiautomatici, dove alcune operazioni sono commissionate alle macchine o robot e altre sono gestite manualmente; vengono scelti mezzi controllabili da remoto, come nei magazzini shuttle-based, o tramite cabine movimentabili su più assi che permettono all’operatore di interagire in modo più diretto con la merce; in altri casi la struttura o impalcatura è automatizzata e gestita direttamente dagli addetti, come per i caroselli verticali od orizzontali;
- magazzini automatici, all’interno dei quali le operazioni di movimentazione della merce sono completamente affidate a macchine o robot di diverse tipologie; in completa ottica Industria 4.0, si parla certamente di AGV (Automated Guided Vehicles) per la movimentazione su corsie fisse e AMR (Autonomous Mobile Robots) per le navigazioni più dinamiche fuori dalle corsie, shuttle (tipici dei magazzini intensivi) implementati con apposite impalcature davanti agli scaffali per l’ottimizzazione di operazioni di prelievo e picking, e traslo elevatori, o stacker crane, simili ai precedenti ma svincolati sui due assi di riferimento del magazzino.

I magazzini industriali differiscono fisicamente ma attingono a principi comuni in materia di allocazione, picking e delle altre operazioni. Sebbene possano assumere dimensioni diverse molte logiche al loro interno sono implementabili indistintamente e si coniugano

proporzionalmente per diversi parametri in base ai casi studio (si prenda ad esempio il caso dei miniload). I magazzini industriali, in questo senso, possono variare molto in lunghezza e larghezza, e assumono layout diversi in funzione del tipo di prodotto che stoccano (come si è visto per i magazzini speciali), dei mezzi di trasporto merce che vengono movimentati nel sistema (la quale scelta può essere influenzata da più fattori, tra cui economici, ingombro, intensità dei flussi dei prodotti, etc.), delle politiche sulla temperatura e umidità dell’ambiente interno da rispettare, delle logiche di picking che si addicono ai casi d’uso. Essenzialmente, un magazzino deve essere costituito fisicamente da scaffali, organizzati, ordinati e ben separati, la quale posizione per l’allocazione deve essere ricondotta in modo univoco attraverso coordinate spaziali ben definite per il sistema informatico di gestione. Ricondurre i prodotti alle posizioni sugli scaffali in modo preciso è cruciale, per garantire che le operazioni di tracking e picking siano corrette. Tra i principali tipi di scaffalature si distinguono certamente le scaffalature classiche, le cassetriere semplici (per prodotti di piccolo calibro) e i cantilever (per lo stoccaggio di prodotti ingombranti e pesanti come tubi o travi).

### 1.3. Magazzini automatici con trasloelevatore

I traslo elevatori, o stacker crane, sono tipici organi meccanici in grado di scorrere contemporaneamente su due assi di movimento e di estroflettere forcole in profondità per la presa e il rilascio del prodotto. Questo tipo di organo automatico è impiegato fortemente in magazzini intensivi a sfruttamento verticale, i quali vengono chiamati AS/RS (Automated Storage and Retrieval System) e possono essere di varie tipologie [20], che di seguito vengono elencate.

- AS/RS a singola UDC: è considerato il generico per questa tipologia di magazzini, si tratta di un sistema automatizzato di grandi dimensioni per movimentare UDC (unità di carico) su pallet o altri tipi di container standardizzati.
- AS/RS a doppia profondità: è impiegato per sistemi con più alta densità, quando vengono stoccate grandi quantità di merci, con poche tipologie di prodotti, in questo caso le UDC possono venire stoccate anche davanti ad altre già allocate, eventualmente su entrambi i lati della corsia.
- AS/RS miniload: sono impiegati per movimentare carichi di piccole dimensioni (singoli pezzi o forniture), all’interno di piccoli contenitori standard (container, cassette, odette) nel sistema di stoccaggio. L’unica differenza con il generico AS/RS risiede nella dimensione dell’intero magazzino e nell’adattamento ergonomico alle forcole del traslo elevatore per caricare il tipo di contenitori.
- AIRS (Automated Item Retrieval System): sono impiegati anch’essi per movimentare prodotti singoli o in contenitori, con l’eccezione che non vengono stipati in scaffalature ma con accesso diretto alle corsie.
- VLSM (Vertical Lift Storage Modules): si differenziano da tutti i precedenti per il fatto che il binario di riferimento per l’accesso alle allocazioni dei carichi è costituito da una corsia su asse verticale invece che orizzontale, possono essere alti 10 m e permettono di risparmiare prezioso spazio a terra nel sito industriale.



**Figura 1.4.** Esempio di magazzino automatico con traslo elevatore.

### 1.3.1. Logiche di gestione di un magazzino AS/RS

Il traslo elevatore riceve convenzionalmente i prodotti in entrata da una baia di ingresso, solitamente connessa alla linea di produzione tramite convogliatori, stazioni manuali o di altro genere; allo stesso modo viene connesso alla linea tramite una baia di uscita al momento del picking, la quale posizione può coincidere con quella della baia d'ingresso. Le baie di ingresso e di uscita sono spesso chiamate Stazioni I/O (input/output) o P/D Stations (pickup/delivery). Esse sono differenti dalle stazioni di picking che possono venire implementate a valle del sistema per le operazioni successive di lavorazione [21]. In genere, gli AS/RS sono classificati come sistemi "parts-to-picker" (pezzi al prelevatore). In questi sistemi, un dispositivo automatico porta gli articoli da un'area di stoccaggio a una stazione di prelievo, dove gli operatori umani completano il prelievo degli ordini e l'eventuale imballaggio; le stazioni manuali possono essere impiegate per il richiamo e lo smistamento dei prodotti in magazzino con eventuale ritorno e ricircolo, collegate al magazzino tramite convogliatori [22].

Quando l'UDC arriva a magazzino, l'identificazione del carico gioca uno dei ruoli primari nell'identificazione automatica negli AS/RS. Gli scanner sono posizionati ai punti di induzione o trasferimento per leggere i codici di identificazione del prodotto, il computer assegna al carico una posizione di stoccaggio nella scaffalatura vuota e la memorizza nel suo hardware. Il carico viene spostato dalla stazione I/O all'allocazione dal traslo elevatore. Su richiesta di un articolo, il computer cerca nella sua memoria la posizione di stoccaggio e dirige il traslo elevatore al suo recupero. Le allocazioni delle celle sono gli spazi adibiti al posizionamento del prodotto nel magazzino e hanno una dimensione standard omogenea nella maggior parte dei casi d'impiego. Può essere anche eterogenea per accogliere tipi di prodotti con altezza diversa: in questo caso si parla di classi di allocazione o zonizzazione [20], forzata da vincoli di natura fisica.

Laddove venga implementata la logica bidirezionale alle unità di azionamento per la movimentazione del traslo elevatore, esso è in grado di compiere metà del ciclo di picking o riempimento (dalla baia all'allocazione) nel massimo tra i valori dei tempi di spostamento orizzontale o verticale che intercedono al raggiungimento della posizione [23]. Il movimento risultante, diagonale rispetto agli assi principali, viene chiamato "di interpolazione": è una delle tecniche principali di ottimizzazione tempistica implementata di default per molti casi d'uso. Non è ovvio l'utilizzo nella totalità delle casistiche, dove, ad esempio, il movimento orizzontale e verticale separato è obbligato per vincoli di peso [24]. Tra le altre "good practice" per ottimizzare il magazzino AS/RS si citano le tipologie di ciclo dei traslo elevatori [20]:

- ciclo a comando singolo (Single Cycle, SC), quando viene eseguita una sola operazione di stoccaggio o prelievo alla volta, facendo tornare in base il vettore;
- ciclo a doppio comando (Dual Cycle, DC): quando vengono eseguite sia operazioni di stoccaggio che di prelievo durante un singolo ciclo del trasloelevatore senza passare dalla base (baia I/O), riducendo i tempi di viaggio a vuoto;
- cicli a comando multiplo (es. quadruplo o sestuplo): allo stesso modo, quando il trasloelevatore può eseguire più operazioni di stoccaggio e prelievo in un ciclo, aumentando ulteriormente la capacità di movimentazione.

### 1.3.2. Vantaggi e svantaggi di un magazzino AS/RS

I vantaggi nell’impiego di questa tipologia di magazzini automatici sono di grande rilevanza: principalmente, vengono favoriti per sistemi con elevato throughput, razionalizzazione necessaria dello spazio industriale, alta affidabilità, condizioni stringenti di sicurezza [24]. Tra gli altri, si citano anche motivi legati a un controllo più stringente legato all’inventario, ottima gestione nei casi di articoli con turnover differenti, utilizzo più efficace di tempo e attrezzature, minimizzazione diretta dell’errore umano nelle fasi di stoccaggio e prelievo, minimizzazione dei costi operativi e del personale, gestione di carichi straordinari [20]. Questi magazzini sono scalabili e migliorabili con tecnologie complementari e ausiliarie, come AGV di collegamento tra zone diverse; possono essere disponibili anche al di fuori dei turni degli orari lavorativi (laddove le operazioni vengano effettuate automaticamente in sicurezza), in questo senso sono organi flessibili della catena di produzione dell’azienda.

Tra gli svantaggi, i difetti e gli ostacoli all’impiego degli AS/RS, però, bisogna menzionare alti investimenti iniziali, layout poco modificabile, capacità di stoccaggio fissa [24]. Anche la gestione, che coinvolge moltissimi fattori e variabili, può essere molto complessa e portare ad inefficienze. Metodologie pensate per l’ottimizzazione standard di questi tipi di magazzino non sono sempre implementabili per qualsiasi casistica, come ad esempio l’adozione del dual cycle [25], e molte volte è necessario fare affidamento su euristiche ad hoc per il singolo magazzino studiato al fine di garantire l’ottimizzazione su un versante scelto. Anche costruire il magazzino in funzione dell’ottimizzazione delle movimentazioni può essere un’operazione complessa e comportare molto lavoro di progettazione [20], che impatta direttamente e radicalmente sulle future performance.

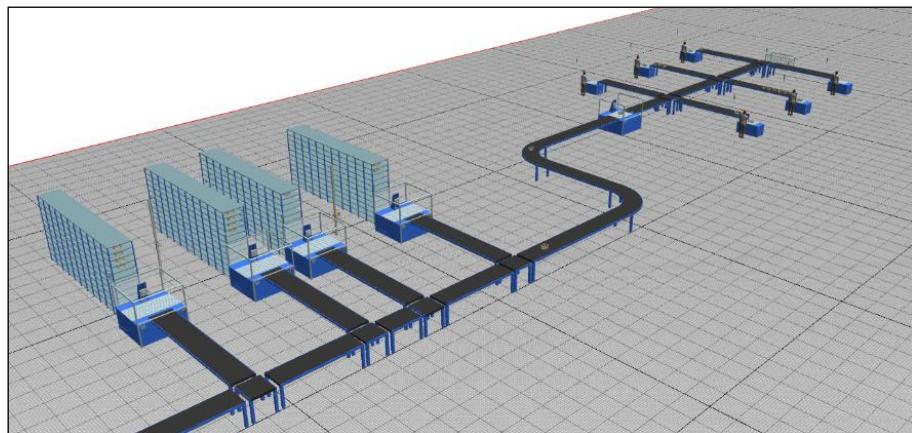
## 1.4. Obiettivi della tesi

Con queste premesse, è stato delineato un quadro generale dell’Industria 4.0 e il suo possibile impatto sull’efficienza che può avere a livello aziendale. È stato analizzato il contesto dei magazzini industriali moderni nel settore industriale, evidenziandone il ruolo poliedrico nella logistica, l’integrazione dei sistemi automatici e le peculiarità dei sistemi informativi che ne costituiscono la base operativa. Nell’attuale periodo di sviluppo tecnologico della sfera industriale, dominato dall’interconnessione di componenti meccanici e informatici, in cui lo studio di un sottosistema complesso può diventare deterministico, approfondito e accurato, appare utile non prescindere dalla comprensione dell’ambiente in cui un magazzino automatico opera.

Il presente lavoro di tesi si pone l’obiettivo primario di quantificare, attraverso un rigoroso approccio metodologico su dati ricavati da simulazioni ad eventi discreti, l’impatto che determinati fattori operativi e variabili di contesto esercitano con le loro interazioni sulle

performance di un magazzino AS/RS, nell'interconnessione con l'ambiente circostante, costituito da una parte della linea di produzione. L'intento è quello di analizzare il sistema non come un'entità isolata, ma come un nodo dinamico che deve bilanciare i flussi dalla produzione, con appendici in ingresso e in uscita ben definite e critiche per lo studio. Nello specifico, la ricerca punta a identificare i fattori statisticamente significativi, con approccio DOE (Design of Experiments) attraverso ANOVA (Analisi della Varianza) per le differenti prestazioni del magazzino. Sono stabilite delle variabili in input di natura esterna e interna al sistema (manipolabili o ambientali), per visualizzarne l'effetto sui KPI (Key Performance Indicators): la saturazione media di una delle stazioni manuali posizionate allo snodo con la linea di produzione e la frazione di flusso di produzione in entrata che viene accolta senza congestioni dal magazzino, in piena ottica olistica del sistema, quindi il consumo energetico dei traslo elevatori e i tempi medi di evasione degli ordini effettuati dalle stazioni manuali.

Un ulteriore scopo della tesi è l'ottimizzazione multiobiettivo del sistema, attraverso la ricerca configurazione di compromesso ottimale per il modello analizzato: si parla di "compromesso" perché l'ottimizzazione singolare di un KPI comporta scompensi per gli altri, mentre l'ottimizzazione congiunta dei KPI deriva dalla massimizzazione di un indicatore ponderato sui KPI stessi, il cui peso viene conferito in base agli obiettivi ed esigenze gestionali. Il sistema presenta vincoli stringenti alle stazioni manuali a valle e a monte, considerando la velocità intrinseca dei traslo elevatori nel compiere missioni di stoccaggio, con la potenziale formazione di colli di bottiglia su entrambi i versanti. Si intende, in questo senso, determinare il bilanciamento più appropriato tra il numero di baie attive e i loro tempi di processamento, fissando dei benchmark ideali; si vuole anche scegliere la logica di allocazione della merce a magazzino più efficace, nell'ottica del miglioramento composito e contemporaneo dei KPI delineati, anche in funzione delle ipotizzate spese per le utenze conseguenti. In breve, attraverso un framework multicriterio e definendo scenari contestuali d'interesse, si mira a fornire una classificazione delle configurazioni operative più performanti sotto vari aspetti e adeguate al caso studio analizzato.



**Figura 1.5.** Layout 3D del modello del magazzino AS/RS costruito.



## 2. Revisione della letteratura scientifica

### 2.1. Contesto di ottimizzazione e metodologia DOE

Negli esperimenti reali, un errore minimo percepito nel collegamento tra un Digital Twin e un magazzino in tempo reale può compromettere completamente un piano di ottimizzazione. Problemi come l'assegnazione dello stoccaggio, la pianificazione delle operazioni e del workshop sono problemi definiti NP-hard: si tratta di problemi la quale ricerca computazionale della soluzione ottimale ha un tempo almeno polinomiale (quindi esponenziale, con minimi cambiamenti). Ad esempio, lo SLAP (Storage Location Assignment Problem) dipende da parametri come la forma dell'area di stoccaggio, disponibilità dinamica e capacità totale, caratteristiche fisiche dei prodotti, tempi di arrivo e comportamento della funzione di domanda: la sua complessità aumenta drasticamente, ad esempio, con le variazioni nell'offerta e la domanda incerta [26].

La ricerca attuale vuole focalizzarsi sull'approfondimento di algoritmi ibridi che combinino la programmazione matematica (per risolvere sottoproblemi strutturati o per generare soluzioni iniziali di alta qualità) con le metaeuristiche per la ricerca globale su larga scala, per unire il rigore dei metodi esatti con la velocità di quelli approssimati. Soluzioni con algoritmi dinamici basati su logiche euristiche possono donare soluzioni di ottimo in tempo breve ma non a lungo termine, lontane dall'ottimo globale; logiche metaeuristiche possono raggiungere soluzioni quasi ottimali ma a scapito di lunghi tempi di esecuzione [27]. Altri problemi di ottimizzazione, come gli indicatori nelle IBEA (Indicator-Based Evolutionary Algorithms), utilizzando l'ipervolume, sono molto costosi in termini computazionali, specialmente con molti obiettivi [28]. Viene studiato anche l'impiego dell'intelligenza artificiale nei software dei magazzini automatici: test con scheduler DRL hanno molte limitazioni nel considerare vincoli operativi complessi, ottimizzazione multi-obiettivo configurabile, generalizzazione, scalabilità, interpretabilità e robustezza; l'uso di sole ricompense finali può portare all'apprendimento di una politica che converge a un ottimo locale [27].

In diversi settori ingegneristici, il Design of Experiments (DOE) è una metodologia di ricerca che può essere cruciale per generare un set di dati informativi, analizzabile efficacemente e in modo affidabile. Un punto di forza risiede nella razionalizzazione del numero degli esperimenti, che permette di ridurre i costi nello studio di ottimizzazione: laddove la raccolta dati può rivelarsi scarsa o costosa, questo appare particolarmente vantaggioso. Nonostante la sua lunga tradizione e storia come metodo strutturato e consolidato, come nella gestione della qualità, il DOE si rivela ancora poco utilizzato nel settore della logistica, ed esiste ancora un divario nella sua adozione e conoscenza rispetto ad altri settori.

I fattori manipolati negli esperimenti nei DOE possono, in generale, essere scelti per: definire la struttura fisica del magazzino, come numero di corridoi, baie, dimensioni dei rack per ottimizzare la capacità di stoccaggio [29], o definire decisioni strategiche a lungo termine, come il numero di traslo elevatori, AGV, lift [30]; definire le migliori politiche di controllo operativo, come per scheduling e sequenziamento delle richieste, assegnazione dello stoccaggio (classi ABC/COI, casuale, zonizzazioni) [31], configurazioni delle posizioni del traslo elevatore, delle velocità massime e dei profili di accelerazione o decelerazione dei movimenti sugli assi. Ad esempio, negli SBS/RS, il DOE è stato utilizzato per identificare i fattori significativi che influenzano le prestazioni, tra cui il numero di colonne, la velocità e

l'accelerazione o decelerazione di shuttle ed elevatori, per avere un riscontro sulle prestazioni di throughput e tempo ciclo [32]. Per i sistemi AVS/RS, il DOE è stato impiegato per identificare i fattori che impattano su tempo ciclo e saturazione media dei veicoli: sono stati studiati la dwell point policy (regole per la posizione di attesa del trasloelevatore), le regole di schedulazione, le posizioni delle baie I/O e la regola di interleaving (comandi per ciclo); i risultati sono stati analizzati con ANOVA e test di Tukey per determinare gli effetti principali e le altre interazioni [33].

La ricerca si concentra in ottica di sostenibilità nell'impiego dei magazzini AS/RS: se da un lato punta ad un'ottimizzazione su base software, cerca anche di intervenire direttamente sulle macchine. Tecnologie come i sistemi di frenata rigenerativa (RBS), che recuperano energia durante le fasi di decelerazione e discesa, vengono integrate e studiate nei sistemi AS/RS. Studi che utilizzano simulazioni e DOE hanno quantificato il potenziale di queste tecnologie, mostrando risparmi energetici medi di circa il 13%: si punta alla progettazione di "magazzini verdi", dove le decisioni, sia il layout che le politiche operative, vengono viste non solo per l'efficienza economica, ma anche per l'impatto ambientale conseguente [34]. In virtù della crescente importanza della sostenibilità operativa evidenziata dagli studi, l'energia elettrica consumata dai trasloelevatori del magazzino è stata inclusa tra i KPI principali del DOE per lo studio effettuato: tale indicatore è stato analizzato con l'obiettivo di identificarne la minimizzazione nel successivo studio di ottimizzazione.

Inoltre, una revisione di letteratura scientifica [35] menziona come molti articoli si focalizzino sulla valutazione di impatti su KPI operativi, tralasciando le conseguenze economiche. In ragione di questo, è stato operato uno studio di ottimizzazione includendo una funzione di costo nella ponderazione dell'indicatore composito da massimizzare. È appropriato considerare che quasi tutti gli studi esistenti sui magazzini automatici analizzano i sistemi di stoccaggio e prelievo in isolamento [36]. In generale, viene ricercato il superamento della visione del magazzino come un'entità isolata: l'obiettivo finale è sviluppare modelli di ottimizzazione integrati che considerino l'AS/RS come un nodo di una supply chain più ampia, sincronizzando le operazioni di magazzino con la pianificazione della produzione e la logistica dei trasporti per ottimizzare le performance globali [37].

## 2.2. Revisione dei fattori sperimentali selezionati

In virtù di quanto analizzato nella letteratura scientifica, è stato proposto uno studio con impostazione Design of Experiments, che prevede la definizione di variabili indipendenti. Queste ultime sono state adottate in base a ulteriori riscontri rinvenuti in letteratura. La politica di allocazione della merce a magazzino è un comune oggetto di studio per la ricerca nel settore dei magazzini automatici, è definita come l'insieme di regole preposte ad assegnare una posizione efficace ai prodotti in entrata [35]; vengono scelte e studiate politiche di assegnazione casuale e class-based, oggetto anche dello studio in questione, o stoccaggio dedicato, dove ogni prodotto può avere solo un'unica postazione nel magazzino: per numerosi articoli menzionati nello studio di revisione della letteratura, il fattore è considerato un agente attivo degli effetti sulle performance del magazzino e valutato nei suoi livelli, altre volte è menzionato semplicemente il funzionamento dell'algoritmo. Appare interessante visionare l'impatto di questo fattore esaminato in più contesti di ricerca, anche per questo studio.

Per lo studio in questione, è stato adottato il flusso di prodotti in ingresso al magazzino come variabile indipendente: viene scelto, ad esempio, per uno studio con DOE [38] nella valutazione del consumo energetico dei trasloelevatori e del ritardo avvertito negli ordini in un magazzino AS/RS, per cercare il compromesso tra sostenibilità e soddisfazione del cliente, e

cercare di quantificare l'impatto delle interazioni con gli altri fattori. In un altro studio, il flusso in ingresso viene gestito in modo diverso: un piano sperimentale con approccio DOE viene eseguito più volte, per sette diversi scenari di tasso d'arrivo dei prodotti [33]; la variabile non viene trattata come un fattore del disegno sperimentale, ma come condizione operativa esterna per testare la robustezza delle conclusioni del DOE in diversi contesti non controllabili. Per la ricerca effettuata, simula una condizione del sistema imprescindibile dal contesto di integrazione alla linea di produzione: questo fattore è stato quindi aggiunto alle variabili del DOE.

Il riempimento del magazzino automatico all'inizio degli esperimenti è stato adottato come fattore indipendente: gli effetti di questo fattore sono largamente dimostrati nell'ambito dei processi di stoccaggio; viene adottato per studi di valutazione delle strategie di riallocazione, ad esempio per un AVS/RS [39] con livelli che variano dal 55% al 95%, studi di sviluppo e validazione di modelli di simulazione di AS/RS, con livelli di 0% (magazzino inizializzato vuoto), 27,5% e 55% [40]; si conducono analisi in cui è atteso un tempo medio di viaggio del traslocelevatore maggiore per livelli di riempimento più alti per magazzini AS/RS con doppia profondità e più corsie, cercando un compromesso tra i costi per lo spazio occupato e i costi operativi del traslocelevatore [41]. In generale, si tratta di un fattore su cui si osservano effetti spesso rilevanti e per questo più volte adottato nei DOE, come per la politica di allocazione.

Un altro fattore considerato è il numero di baie di picking manuali implementate all'appendice d'uscita del sistema, non propriamente tipico delle ricerche per il miglioramento dei magazzini come organi chiusi alla linea di produzione. Il fattore risulta trattato da uno studio già menzionato [38]: qui, il sistema ibrido comprendente un AS/RS analizza tra i fattori la "capacità del buffer I/O", ovvero i punti di I/O (Input/Output) dell'AS/RS dove avviene l'attesa e la lavorazione di un prodotto, che potrebbe essere paragonato allo smaltimento a valle del magazzino; in un'altra ricerca, il numero di operatori impegnati è una variabile studiata perché ritenuta molto impattante per le performance del magazzino, sebbene si tratti di un sistema picker-to-parts [42]: il dimensionamento è studiato per migliorare l'efficienza complessiva del sistema.

Parallelamente al numero di baie di picking è analizzato il tempo di processamento di un prodotto a valle del magazzino: anche questo fattore non è propriamente tipico degli studi di ottimizzazione dei sistemi magazzino isolati. Un articolo opera un'analisi della sensibilità di un magazzino ad alcuni parametri in input, tra cui tempo di picking per item (tempo di prelievo per articolo), differenziando per metodo di picking e tecnologia adottata [43]. Un altro studio su una linea di produzione con approccio DOE [44] è atto a focalizzare la variabilità del tempo di processamento sul lead time totale (tempo di attraversamento del sistema): il tempo di processamento è il tempo di base necessario per completare un'operazione in una singola stazione di lavoro, con un livello basso di 5 minuti e un livello alto di 60 minuti per operazione, studiato in concomitanza di colli di bottiglia.

Infine è stato scelto il numero medio di odette per ordine, assimilabile ai fattori che gestiscono le dimensioni degli ordini considerati: in questo caso, il fattore è stato già adottato su un altro studio con approccio Design of Experiments, per magazzini dove vengono valutati come KPI i tempi di maturazione di un ordine e tempi di picking totali, in righe di ordini da evadere, con livelli differenziati dalla soglia di 25 unità [45]. Uno dei DOE già menzionati [38], invece, utilizza come fattore il numero di pallet di un ordine per lo studio delle prestazioni dell'AS/RS: al livello basso viene effettuata una distribuzione uniforme discreta tra 1 e 2 pallet, al livello alto una distribuzione uniforme discreta tra 3 e 4 pallet. Il fattore è stato selezionato per valutare l'impatto sul KPI di velocità nello smaltimento delle commesse paragonato alle altre variabili, quindi per scoprire eventuali interdipendenze.



## 3. Metodologia di ricerca

### 3.1. Design of Experiments

Per approcciare allo studio in questione, la metodologia di ricerca adoperata è il Design of Experiments (DOE). Il DOE consente di comprendere le relazioni causa-effetto in un sistema variando deliberatamente l'input e osservando i cambiamenti nell'output. Il DOE consiste, generalmente, nelle seguenti fasi [46]:

- Definire l'obiettivo dello studio;
- Definire le variabili di input, o fattori indipendenti, che saranno studiate per descrivere i valori nell'output;
- Definire i range di variazione che si intende attribuire ai fattori sopraccitati, attraverso la definizione dei livelli per ogni fattore;
- Ridefinire e ottimizzare il piano sperimentale;
- Condurre ordinatamente gli esperimenti, quindi raccogliere attentamente i dati;
- Scegliere un metodo di analisi statistica e interpretare i risultati;
- Usufruire delle deduzioni per ottimizzare il sistema.

Il DOE è in grado di identificare non solo i fattori che hanno una forte influenza sui risultati, ma anche quelli con scarsa influenza, rilevando le interazioni e le sinergie tra i fattori, che possono venire ignorate da metodi meno strutturati. Per fare in modo di ottenere l'impatto di ogni singolo fattore, essi devono venire organizzati in almeno due livelli o più, se è manifestato interesse nell'intercettare effetti di ordine superiore.

Coerentemente con questa visione, dati quindi  $k$  fattori con  $l$  livelli, e  $r$  replicazioni, un piano fattoriale completo (Full Factorial Design, tipologia di approccio Design of Experiments) consta di un numero di  $r^k$  esperimenti. È il caso dello studio in questione, dove sono state analizzate sei variabili con due livelli, per quattro replicazioni, per un totale di 256 esperimenti. Appare chiaro come il numero di esperimenti, essendo soggetto ad esponenzialità, cresce vertiginosamente laddove si decida di includere nuove variabili o livelli da studiare: è quindi necessario scegliere e misurare con moderazione e attenzione le variabili per lo studio. Un altro approccio DOE richiede solo una parte delle run di un piano fattoriale completo: il piano fattoriale frazionato (Fractional Factorial Design) si basa su un'assunzione chiave: le interazioni di ordine superiore (cioè le interazioni tra tre o più fattori) sono solitamente meno significative rispetto agli effetti principali o alle interazioni a due vie; così viene limitato il numero di esperimenti in modo da poter comunque stimare gli effetti principali e le interazioni a due vie, sacrificando le informazioni sulle interazioni di ordine superiore. Vengono citati anche altri modelli classici basati sui piani fattoriali  $2k$  o frazionati utilizzati per rilevare le interazioni e gli effetti quadratici: si tratta del CCD (Central Composite Design) e del BBD (Box-Behnken Design) [47].

In questo contesto, un metodo diametralmente opposto sarebbe un approccio sperimentale del tipo “one change at a time”, che rischia di far trovare al ricercatore solo l'effetto più significativo sull'output, richiedendo potenzialmente molti più esperimenti [33]. Poiché i sistemi studiati sono stocastici (come nel caso dei magazzini con AS/RS), ogni scenario viene tipicamente replicato più volte con diversi input randomici (seed, con stocasticità garantita da guasti) per ottenere stime statisticamente valide delle metriche e per calcolare gli intervalli di confidenza [48]. A seguito della raccolta dei dati, viene quindi eseguita un'attenta analisi dei

valori, che conduce all’identificazione degli effetti che influenzano la risposta: è a questo proposito che viene introdotta l’indagine ANOVA (Analisi della Varianza), in grado di portare alla quantificazione dei componenti rilevanti della varianza in termini di variabilità, sia tra gli esperimenti replicati che all’interno dello stesso set di esperimenti. In questo modo si conferma la presenza o meno di fattori strettamente dipendenti o di rumore [47]. I risultati permettono di costruire metamodello, come funzioni di regressione o superfici di risposta, che descrivono matematicamente la relazione tra gli input e gli output: i modelli, essendo computazionalmente molto più leggeri del modello di simulazione completo, possono essere facilmente utilizzati all’interno di algoritmi di ottimizzazione (non lineare o approcci multi-oggettivo), con lo scopo di identificare una configurazione massimizzante le prestazioni del sistema [29].

### 3.1.1. Fattori indipendenti a livelli

Tramite il Design of Experiment, vengono misurati gli effetti principali e le interazioni a due vie scaturite da fattori d’indagine utilizzati per l’ottimizzazione dei KPI. I fattori indipendenti possono distinguersi in leve controllabili, definiti anche “interni” in quanto fattori manipolabili per un’ottimizzazione attiva del processo, e variabili di contesto, definiti anche “esterni” perché scandiscono scenari operativi differenti seppure non ne è possibile una modifica arbitraria nella realtà. Per lo studio in questione, sono stati scelti sei diversi fattori indipendenti a livelli, tre per ciascun tipo citato. La selezione dei livelli per lo studio dei fattori indipendenti definisce l’intensità e l’intervallo di interesse per i quali è stata condotta l’indagine: in questo caso, sono stati valutati due livelli (Basso e Alto). La scelta dei livelli si fonda su logiche ben definite: sufficiente distanziamento (per provocare una variazione misurabile e statisticamente apprezzabile nei KPI) e una visione realistica del problema (per un’ottimizzazione realmente implementabile e non solo teorica). Di seguito, i fattori indipendenti a livelli scelti per il Design of Experiments.

1. *Politica di allocazione dei prodotti in ingresso al magazzino*  
(Livello Basso: Closest Open Location – Livello Alto: Logica ABC)

Identifica l’algoritmo con il quale ogni prodotto in arrivo al sistema sceglie la cella che gli sarà assegnata per la sua permanenza nel magazzino. Sono prese in esame due differenti politiche: Closest Open Location (COL), dove l’odette in ingresso viene stoccati nella prima posizione più vicina alla baia I/O e libera; Logica ABC, dove il sistema informatico sceglie per l’odette in ingresso la posizione più vicina alla baia I/O e libera ma che al contempo corrisponda alla zona di rotazione (A, B o C) che caratterizza i prodotti che contiene.

La politica COL vuole puntare alla massima efficienza istantanea dello stoccaggio, è più semplicistica ma ignora le necessità di prelievo nel lungo termine. La politica ABC punta alla massima efficienza strategica del prelievo, riservando le posizioni migliori ai prodotti ad alta rotazione, è più elaborata (comportando anche ulteriori ipotesi sulla modalità di costruzione delle zone), accettando un piccolo aumento del tempo di stoccaggio per ottenere risparmio di tempo sulle missioni di prelievo.

L’adozione di un algoritmo rispetto ad un altro è dettata puramente dalla casistica d’uso (dal modo in cui sono strutturati i turni lavorativi di immissione prodotti ed evasione ordini, dalla frequenza con cui vengono richieste tipologie diverse di prodotti, etc.). Studiare un fattore operativo di questo tipo è interessante anche perché è notevolmente semplice da implementare e a costo zero: la propensione ad una politica rispetto all’altra per il caso studio e il modello costruito è uno degli scopi della tesi, insieme alla quantificazione dell’impatto delle interazioni con gli altri fattori.

2. *Flusso medio di odette in ingresso al magazzino*  
(Livello Basso: 60 JPH – Livello Alto: 80 JPH)

Studiare il flusso medio di prodotti in ingresso al sistema distingue due importanti casistiche operative in scenari molto diversi: produzione a regime, produzione critica. Indica quante odette entrano nel sistema in un'ora, nel turno di attività di riempimento imposto nel magazzino.

È studiato un caso di flusso di produzione a regime verso il magazzino, che non genera problemi di grande portata, e un caso di flusso di portata maggiore, ad una soglia appena superiore e responsabile di criticità di varia natura. È un fattore contestuale, molto interessante per la riesamina dell'eventuale impatto su tutti gli elementi del sistema e per valutare con occhio più critico la propensione verso certe politiche operative.

Un elevato flusso in ingresso aumenta il numero di missioni di stoccaggio, ponendo i traslo elevatori in posizione di contesa con le missioni di prelievo con potenziali code e ritardi. Valutare frequenze limite è utile per ulteriori indagini organiche sul magazzino, come la massima velocità di prodotti in entrata con cui il magazzino è in grado di sostenere sia le missioni di picking che quelle di stoccaggio mantenendo in un determinato range alcuni KPI, o il valore massimo con cui non si creano colli di bottiglia a monte per alcune configurazioni d'interesse.

3. *Riempimento iniziale del magazzino*  
(Livello Basso: 25% – Livello Alto: 75%)

Indica la saturazione del sistema magazzino (quantità di posti occupati dalle UDC rispetto alla disponibilità di posti totale) all'inizio della prima fase di picking. È un fattore contestuale di possibile impatto diretto sulle performance del magazzino ed è una condizione al contorno di studio molto realistica (inizi turni lavorativi, accumuli strategici stagionali, etc.). Condizionando le prime operazioni della simulazione, ha un impatto diretto sull'evoluzione della simulazione. Il trigger di picking è attivato solo a partire dalla percentuale di riempimento iniziale scelto, quindi sbloccato per il resto della simulazione.

Con uno scenario iniziale di riempimento al 25%, la simulazione inizia in uno stato di bassa congestione e il sistema è rilassato. Le missioni di stoccaggio sono più rapide per la disponibilità di locazioni più vicine, il sistema guarda più allo stoccaggio che al picking.

Con uno scenario iniziale di riempimento al 75%, la simulazione inizia in uno stato di pre-congestione e il sistema è inizializzato sotto sforzo. I traslo elevatori sono immediatamente vincolati e le missioni di stoccaggio e prelievo hanno una distanza media di viaggio maggiore.

Di conseguenza, il fattore può condizionare il sistema da monte a valle.

4. *Numero di baie di picking manuali a valle del magazzino*  
(Livello Basso: 3 – Livello Alto: 6)

Questo fattore risponde a uno dei principali scopi della tesi, perché mira a fornire una raccomandazione prescrittiva su un investimento fisico con importanti implicazioni economiche e spaziali. Si rivela quindi come un fattore di studio di carattere operativo, con lo scopo principale di prevenire congestione al sistema in uscita. Studiandolo è possibile, in funzione del valore risultante dei KPI, individuare e consigliare un numero

preciso di baie, anche considerando limitazioni ipotizzate di investimento su strutture e operatori. Un numero troppo basso di baie potrebbe generare una coda a valle e creare inefficienze su tutto il sistema; un numero troppo alto di baie non genera disequilibri al sistema, ma rappresenta capitale e spazio sprecati. Avere baie costantemente vuote e inattive significa aver sovradianzionato un investimento. Esso impatta su due fronti: per il CAPEX (Capital Expenditure), dove ogni baia di picking ha un costo di acquisto e installazione significativo (struttura metallica, convogliatori, sensori, etc.), costi di formazione iniziale del personale, e per l’OPEX (Operational Expenditure) dove ogni baia consuma energia, richiede costi del lavoro (salari, formazione, sicurezza, etc.).

5. *Tempo di processamento di un’odette alle baie di picking manuali*  
(Livello Basso: 72 s – Livello Alto: 108 s)

Il fattore si accosta al principale dimensionamento delle baie di picking e vuole contribuire allo studio del sistema sulla funzione delle performance degli operatori alle baie di picking manuali. Indica il tempo totale necessario a processare tutti gli articoli presenti nell’odette dalla fase di arrivo alla baia fino all’espulsione dal sistema. Questo fattore può discriminare scenari operativi diversi per più cause: formazione dell’operatore, ergonomia della postazione, fatica dell’operatore.

Essendo il fattore critico principale attribuito alle baie di picking, esso può rivelarsi come uno dei responsabili di code rilevate a valle del sistema magazzino. Sulla base dello studio potrebbero essere ricercati benchmark sugli standard di performance di lavoro, relativi a implementazioni fisiche sulla postazione o sulla formazione degli operatori: si tratta quindi di un fattore di carattere operativo. La quantificazione dei fondi provenienti dagli organi aziendali può valutare dalle prestazioni del sistema i giusti compromessi di praticabilità nella creazione di nuove baie, maggiore ergonomia o investimenti su operatori più esperti.

6. *Numero medio di odette per ordine*  
(Livello Basso: 2 – Livello Alto: 4)

Indica il numero medio di odette presenti per la totalità di ordini emessi dalle baie di picking. Il fattore, come variabile di contesto, è utile a simulare diversi scenari operativi, anche come possibile risultante di differenti profili di mercato, simulando la variabilità della domanda reale. Nel livello basso, la scheda di commesse fittizia consiste nella stragrande maggioranza di ordini con 2 odette (circa il 50% degli ordini), meno ordini con 1 o 3 odette. Nel livello alto, la maggior parte degli ordini comprende 4 odette (come prima, approssimativamente il 50% degli ordini), e massimo 5 odette.

Impatta direttamente sul KPI del tempo di esecuzione dell’ordine, occupando il magazzino per tempi diversi nelle missioni di picking.

### 3.1.2. KPI

Lo studio vuole indagare le diverse combinazioni nelle situazioni e misure operative gestionali che massimizzano uno o più valori risultanti scelti. I risultati, output degli esperimenti, sono qui definiti come quattro distinti Key Performance Indicator (KPI): essi misurano le performance del sistema studiato e sono stati scelti appositamente per l’indagine, in modo da descrivere al meglio le proprietà e le qualità del sistema, nel caso studio analizzato. Di seguito

vengono descritti i quattro KPI principali per il Design of Experiments, valutati insieme ad altri KPI ausiliari per l'interpretazione dei dati.

1. *Saturazione media di una stazione manuale [%].*

$$SatBAIA = \frac{(Tempo\ di\ occupazione\ delle\ baie\ di\ picking\ manuali)}{(Tempo\ totale\ dei\ turni\ di\ attività\ di\ picking) \times (Numero\ di\ baie)} \times 100 \quad (3.1)$$

La saturazione indica la frazione di tempo in cui la risorsa a valle del magazzino, una baia di picking con un operatore, è in media occupata e non disponibile per nuove operazioni per tutta la durata del turno di attività; per ogni simulazione è normalizzata al numero di baie, per valutare la saturazione di una singola baia. Nel testo, il KPI è indicato con la sigla *SatBAIA*.

La saturazione di una baia di picking manuale in uscita dal sistema è un sensore della performance per il processo di evasione ordini, misurando la capacità del sistema a valle di assorbire il flusso di prodotti che escono dal magazzino. In questi termini, è un KPI preso in considerazione in ottica olistica alle performance del sistema integrato con l'esterno: misura anche la capacità di smaltimento del magazzino a valle, è strettamente connesso ad eventuali colli di bottiglia.

È uno dei KPI critici per lo studio: un valore troppo basso indica che il magazzino lavora troppo lentamente, o che le baie sono eccessive per la configurazione del sistema; un valore troppo alto denoterebbe che gli operatori sono troppo lenti nell'esecuzione del lavoro, o in numero ridotto, o che i traslo elevatori sono troppo veloci. Come KPI appare quindi fondamentale per il dimensionamento del sistema di smaltimento prodotti a valle del magazzino, che interagisce in prima battuta con il resto della linea di produzione: lo scopo dello studio è consigliare il giusto numero di operatori per la configurazione ottimale del sistema, con un benchmark nel ritmo di lavoro che gli operatori dovrebbero sostenere. Il KPI fornisce un ottimo insight diagnostico per motivi riconducibili univocamente ad una sezione del sistema, direttamente migliorabile.

2. *Percentuale del flusso di prodotti rispettato in entrata [%].*

$$TT = \left( 1 - \frac{(Tempo\ di\ blocco\ della\ stazione\ all'ingresso\ del\ magazzino)}{(Tempo\ di\ totale\ dei\ turni\ di\ attività\ di\ riempimento)} \right) \times 100 \quad (3.2)$$

Il KPI è ottenuto dalle statistiche di una stazione a monte del magazzino in simulazione, indica la porzione di intervallo di tempo in cui il flusso di prodotti in ingresso al magazzino viene preso in carico ed è in grado di entrare nel sistema senza causare congestione. Nel testo, il KPI è indicato con la sigla *TT*.

La stazione di riferimento è collegata alla sorgente che opera nei turni di riempimento del magazzino, si blocca nel momento in cui i convogliatori seguenti non possono accogliere ulteriori articoli in entrata, nello stato di congestione in ingresso ritorna in attività l'istante successivo allo smaltimento di una singola odette (con una missione di riempimento al magazzino). È stato concepito come KPI preso in considerazione in piena ottica olistica alle performance del sistema integrato con l'esterno: misura la capacità di assorbimento del magazzino a monte, è strettamente connesso ad eventuali colli di bottiglia.

L'indicatore vuole essere chiave di sintesi sugli effetti negativi di tutto ciò che precede il sistema. Le conseguenze operative di un basso valore di questo KPI possono portare all'arresto delle linee di produzione, che non possono stoccare i prodotti finiti in

magazzino, conseguenti code in attesa allo scarico merci, accumulo di materiali in aree di buffer temporanee, con conseguente disordine e inefficienza.

### 3. Energia elettrica consumata dai traslo elevatori [kWh].

$$kWh = (Tempo di viaggio totale effettuato in traslazione \times pf_{trasl}) + (Tempo totale per movimentare le forcole \times pf_{forc}) \quad (3.3)$$

L'energia consumata dai traslo elevatori vuole essere un KPI diagnostico per la misura diretta del tempo di utilizzo di entrambi i traslo elevatori, quindi del volume di attività del magazzino. Nel testo, il KPI è indicato con il termine *kWh*. È calcolato considerando i tempi di traslazione totale di entrambi i traslo elevatori, applicando un fattore di conversione che indica la potenza elettrica *pf<sub>trasl</sub>* per compiere movimenti di traslazione (1,5 kW), sommando il tempo totale trascorso per estrarre e ritirare le forcole, convertito con il relativo fattore di potenza *pf<sub>forc</sub>* (0,5 kW). In questi termini, si indica quanto i traslo elevatori hanno lavorato nel corso della simulazione.

In secondo luogo, vuole essere un KPI prezioso per la valutazione dei costi operativi di gestione per il consumo di corrente elettrica, diventando anche un KPI di sostenibilità, dove l'obiettivo può diventare l'efficientamento energetico.

Alti valori per questo KPI potrebbero essere correlati a movimentazioni inefficienti dati dalla schedulazione del picking o da movimenti troppo lunghi causati da magazzini troppo saturi.

La minimizzazione o massimizzazione del KPI, in altri casi, è da valutare a seguito della considerazione dei benchmark proposti dall'utente ed è strettamente correlata ad altri KPI: è in questo caso che appare opportuno valutare il giusto compromesso di configurazione, che non consumi troppa corrente elettrica, ma fornisca il servizio adeguato, considerando i vincoli fisici e gestionali del sistema. Ad esempio, una soluzione che è leggermente più veloce ma consuma molta più energia potrebbe non essere la scelta migliore dal punto di vista economico.

### 4. Tempo medio di esecuzione di un ordine [s].

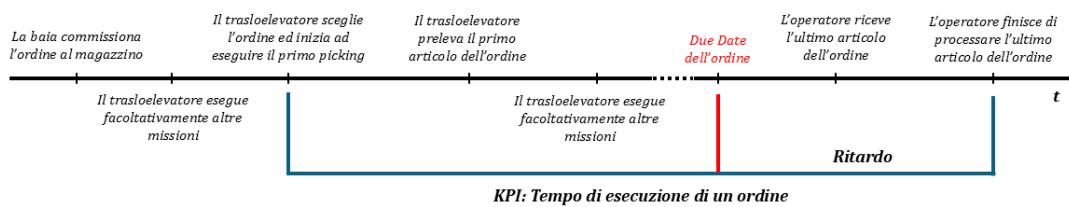


Figura 3.1. Schema per il tracciamento del tempo di esecuzione di un ordine.

Il KPI è definito come l'intervallo medio di tempo che intercorre tra l'istante in cui il traslo elevatore accetta la missione per prelevare la prima odette dell'ordine e l'istante in cui l'operatore alla baia di picking manuale finisce di processare l'ultimo articolo relativo allo stesso ordine, essendo calcolato per tutti gli ordini della singola simulazione. Nel testo è indicato con la dicitura *ORDER*.

La metrica cattura le performance di tutto il sistema, includendo sia la fase automatizzata dei traslo elevatori che quella manuale degli operatori, mostrandosi in piena ottica olistica e di primaria ottimizzazione, in questo caso pura minimizzazione:

il sistema deve mirare all'evasione veloce degli ordini, in modo da massimizzare un throughput orario. È stato concepito focalizzando l'attenzione alla standardizzazione del trattamento di un ordine completo, che può contenere numeri diversi di articoli.

In generale, misura l'efficienza in termini di velocità delle configurazioni del sistema nelle varie combinazioni sperimentali, discriminandosi principalmente nella grandezza degli ordini. Un tempo di esecuzione lungo è un allarme che può indicare problemi diversi, come colli di bottiglia alle baie, traslo elevatori lenti, prodotti disposti in modo sconveniente nel magazzino. È un indicatore sintetico che riassume lo stato di salute generale del flusso in uscita, collegato al flusso in entrata tramite il magazzino. È un KPI scelto anche sulla base del comportamento del sistema con l'esterno, interagendo in prima battuta con il servizio offerto ad un cliente finale che commissiona gli ordini, che pretende vengano effettuati nel minor tempo possibile.

Oltre ai principali 4 KPI di cui sono stati effettuati studi statistici con ANOVA, sono stati ottenuti altri 14 KPI dai 256 esperimenti in simulazione, che hanno conferito allo studio ulteriore profondità. Essi hanno permesso di validare le logiche di funzionamento del modello digitale, cercare delle correlazioni tra i KPI principali attraverso un grafico heatmap, valutare l'interdipendenza tra elementi del sistema, individuare dinamiche meno ovvie del caso studio e proprie del modello (che attraverso le sole ANOVA non sarebbero state identificate). Per tutti i 18 KPI, sono stati quindi calcolati, sui 256 output, i valori di media, mediana, deviazione standard, minimo e massimo. Sono state scelte e misurate le seguenti metriche, di cui è fornita la sigla adottata per il testo.

1. *Media di odette in attesa di entrare in magazzino nei turni di attività* (WIPin): individuata tenendo traccia della quantità di oggetti nei convogliatori di ingresso al magazzino ed eseguendo la media a fine simulazione, per validare i risultati della congestione in ingresso;
2. *Media di odette in attesa di essere processate alle baie nei turni di attività* (WIPout): individuata tenendo traccia della quantità di oggetti nei convogliatori di ingresso alle baie e in uscita al magazzino ed eseguendo la media a fine simulazione, per validare i risultati della congestione in uscita;
3. *Saturazione media dei magazzini* (SatMAG): individuata similmente ai casi precedenti, tenendo traccia della disponibilità dei due magazzini in numerosi istanti di tempo in simulazione, eseguendo una media al termine, per controllare la congestione del magazzino e valutare casi estremi di bassa saturazione (magazzino poco sfruttato, bassi carichi, etc.) o alta saturazione (posti insufficienti, flussi critici, etc.);
4. *Media del tempo ciclo dei traslo elevatori* (CT): avendo a disposizione il resoconto di tutti i viaggi compiuti da entrambi i traslo elevatori, ottenuta eseguendo una media sulle missioni di stoccaggio e prelievo, singole e combinate, per avere una stima delle velocità del sistema a partire dai traslo elevatori, collegata in parte al KPI principale del consumo energetico;
5. *Deviazione standard del tempo ciclo dei traslo elevatori* (dsCT): per individuare la variabilità del KPI del tempo ciclo, per visionare le configurazioni che sono propense a muovere verso più celle diverse il traslo elevatore;
6. *Minimo tempo ciclo dei traslo elevatori* (minCT): per individuare le configurazioni più veloci nell'esecuzione di una singola missione;
7. *Massimo tempo ciclo dei traslo elevatori* (maxCT): per individuare le configurazioni più lente nell'esecuzione di una singola missione;

8. *Media del tempo ciclo semplice dei traslo elevatori* (SCT): calcolata isolando tutti i cicli singoli da quelli compiuti a doppio comando, essenzialmente per validare il magazzino secondo la Norma FEM 9.851 06/2003;
9. *Percentuale di cicli combinati compiuti sul totale* (CC): calcolata isolando tutti i cicli combinati dalle missioni di picking, per osservare eventuali pattern nelle configurazioni che mostrano una propensione maggiore a favorire i convenienti cicli combinati;
10. *Deviazione standard del tempo d'esecuzione di un ordine* (dsORDER): avendo a disposizione il resoconto di tutti gli ordini completati in simulazione, ottenuta per valutare la variabilità dei dati del KPI principale;
11. *Minimo tempo d'esecuzione di un ordine* (minORDER): per individuare le configurazioni più veloci nello smaltimento delle commesse, sui singoli ordini;
12. *Massimo tempo d'esecuzione di un ordine* (maxORDER): per individuare le configurazioni più lente nello smaltimento delle commesse, sui singoli ordini;
13. *Numero di ritardi verificati* (nRIT): in secondo piano rispetto al principale tempo medio di esecuzione degli ordini, ma utile in altri contesti per focalizzare studi di ottimizzazione per la qualità del servizio, calcolato incrementando di un'unità se si verifica un ritardo minimo per l'ordine completato;
14. *Media del tempo di ritardo sugli ordini totali* (RIT): come il KPI precedente, ma teso a valutare la quantità di tempo in eccesso oltre la data di scadenza dell'ordine, per studi di ottimizzazione del servizio di carattere differente.

### **3.1.3. Indagine ANOVA con regressioni lineari**

Per effettuare l'indagine statistica sui quattro KPI definiti per lo studio, è stata realizzata l'Analisi della Varianza (ANOVA) includendo tutti i fattori indipendenti a livelli e le interazioni d'interesse. In particolare, per le ANOVA condotte su ogni KPI sono stati studiati tutti i fattori indipendenti a livelli, quindi sono state scelte le interazioni graficamente significative per l'analisi: tracciati i grafici delle interazioni a due vie, linee con pendenze visibilmente diverse e incroci tra linee evidenti o accennati sono stati presi in considerazione per una valutazione diretta attraverso l'ANOVA. Infine, è stata aggiunta a tutte le indagini statistiche anche l'interazione FI×NB a prescindere dai risultati grafici, perché l'eventuale significatività avrebbe rivelato interessanti schemi di ottimizzazione, intaccando sulle performance totali in condizioni stabilite a monte da FI attraverso manipolazioni a valle con NB, con possibili interessanti interdipendenze. Per far fronte alla determinazione numerica dei livelli nominali del fattore PA, è stata creata una variabile dummy: il valore della variabile è stato posto a 0 per il livello basso COL, a 1 per il livello alto ABC.

Per valutare la significatività esatta dei p-value, è stata effettuata la codifica dei livelli definiti per i fattori indipendenti. La codifica ha modificato i livelli bassi di ogni fattore con il valore -1, i livelli alti con il valore +1. La codifica dei livelli è fondamentale per ottenere il valore di significatività corretto dei fattori e delle interazioni, e per la valutazione dell'impatto uniformato sulla differenza dei livelli. Di conseguenza, per l'ANOVA con codificazione, i valori dei termini delle interazioni sono stati calcolati sulla base dei valori dei livelli codificati. Inizializzati i valori dei fattori e delle interazioni nei prospetti delle variabili studiate per ogni KPI, sono state eseguite le ANOVA ricorsivamente, escludendo ad ogni ciclo l'interazione o il fattore meno significativo tra quelli non significativi (p-value maggiore): valori che si sono attestati sopra la soglia di 0,05 sono stati considerati non significativi per gli effetti sul KPI. Nei cicli, i fattori apparentemente non significativi non sono stati esclusi dall'ANOVA laddove un'interazione che li avesse compresi fosse risultata significativa. I p-value dei fattori e delle interazioni riconosciute significative si attestano contemporaneamente sotto il valore di 0,05

nel prospetto finale. Ciascun coefficiente di regressione stima la variazione attesa nel KPI per ogni incremento unitario del termine. Nel contesto del DOE a due livelli, con ANOVA codificata tramite valori  $-1$  e  $+1$ , il coefficiente rappresenta la metà dell'effetto stimato del fattore nel passare dal suo livello basso al suo livello alto.

La metodologia ha permesso di ottenere i modelli finali delle regressioni con il prospetto completo dei fattori e delle interazioni significative per ogni KPI. Per ogni ANOVA sono stati presi in considerazione:

- $R^2$  corretto, per valutare la percentuale di variabilità spiegata dal modello con i fattori e le interazioni scelte;
- $F$ , per quantificare la forza statistica esplicativa del modello;
- Significatività di  $F$ , per valutare l'ipotesi nulla che nessuno dei fattori e delle interazioni abbiano un effetto sul KPI;
- Errore standard, per misurare la differenza rilevata tra valori osservati e valori previsti dal modello;
- Residui standard, per validare le assunzioni (normalità e omoschedasticità) su cui si basa il modello;
- $p$ -value, per la diretta valutazione della significatività statistica sull'effetto del fattore o dell'interazione ( $p$ -value  $< 0,05$ );
- Coefficienti di regressione, per quantificare singolarmente le influenze dei fattori e delle interazioni sui KPI in modo normalizzato, infine per gerarchizzare gli impatti.

## 3.2. Strategia di ottimizzazione multiobiettivo

La codificazione dei livelli, quindi, è atta a determinare le variabili significative per ogni KPI, che compongono i nuovi modelli matematici: quindi, sono stati utilizzati i fattori e le interazioni significative con i valori dei livelli originali, mentre i termini delle interazioni vengono ricalcolati. Rieseguite le ANOVA e generate le equazioni finali, con l'intercetta corretta e i nuovi coefficienti, si utilizzano come input i valori ingegneristici reali dei fattori: in questo modo, il modello di regressione è capace di stimare la performance istantaneamente, per qualsiasi impostazione dei fattori nel dominio studiato, permettendo di ricercare le configurazioni ottimali. L'ottimizzazione multicriterio dai metamodelli delle equazioni finali è una ricerca di configurazioni “compromesso”: si parla di compromesso perché l'ottimizzazione unica di un KPI genera irrimediabilmente inefficienze per gli altri, mentre un'ottimizzazione aggregata dei KPI può essere implementata massimizzando un indicatore ponderato sui KPI stessi, il cui peso viene conferito in base agli obiettivi di ottimizzazione.

### 3.2.1. Funzione di costo

L'approccio all'ottimizzazione del sistema, con la ricerca di una configurazione di compromesso realistica, non può prescindere da una valutazione economica. Pertanto, l'analisi è stata integrata con una funzione di costo semplificata, volta a quantificare le principali spese operative. Questa funzione unisce i costi stimati del personale impiegato nelle stazioni di picking a valle e i costi derivanti dal consumo di energia elettrica dei traslo elevatori. La selezione della configurazione migliore (con valore di KPI composito più alto) non si basa quindi solamente sulle performance tecniche trattate nelle ANOVA, ma anche sulla sua sostenibilità economica complessiva.

La funzione di costo, progettata per un periodo mensile, è stata costruita nel modo seguente, dove NB rappresenta il numero di baie a disposizione e TB il tempo necessario per il processamento dei prodotti.

$$COST = NB \cdot cost_{base} + NB \cdot cost_{abilità} \cdot \left[ \left( \frac{108}{TB} \right)^2 - 1 \right] + cost_{kWh} \cdot \frac{tot_{giorni}}{14} \cdot kWh \quad (3.4)$$

La formula è costituita da tre termini.

- Il primo termine  $NB \cdot cost_{base}$  rappresenta il costo di mantenimento del numero di operai del caso, con abilità base di processamento di un'odette al massimo della durata possibile ( $TB = 108$  s); infatti, viene effettuata una discriminazione sull'abilità e velocità degli operai nel processare un'odette.
- Il secondo termine  $NB \cdot cost_{abilità} \cdot \left[ \left( \frac{108}{TB} \right)^2 - 1 \right]$  valuta la discriminazione sull'abilità: operai più performanti richiedono maggiori risorse economiche di mantenimento, le quali aumentano in modo esponenziale a seconda della velocità di processamento richiesta, partendo da un valore di 108 secondi che annulla l'effetto di questo termine.
- Il terzo termine  $cost_{kWh} \cdot \frac{tot_{giorni}}{14} \cdot kWh$  misura i costi derivanti dal consumo di energia elettrica dei traslo elevatori, convertiti agli ipotetici consumi mensili considerando 14 giorni totali di simulazione.

### 3.2.2. GPI ed RPI

Attraverso la metodologia illustrata, per ogni configurazione ottenuta attraverso i metamodello ricavati dall'ANOVA è possibile avere a disposizione i valori predetti dei quattro KPI principali e dei costi. Per implementare l'ottimizzazione multicriterio e identificare in questo modo le configurazioni migliori, vengono utilizzate le equazioni di regressione con i coefficienti per le variabili fisiche; in seguito, si deve tener conto del fatto che ogni KPI ha un'importanza differente, e che le spese per le utenze alle baie di picking e per il consumo energetico abbiano anch'esse un peso proporzionato a quello dei KPI; quindi, si introduce un indicatore composito GPI (Global Performance Index). La funzione dell'indicatore sintetico è quella di aggregare i KPI in un unico valore normalizzato, assegnando a ciascun KPI un peso specifico, accorciando le spese: la ponderazione vuole riflettere l'importanza strategica relativa che il decisore attribuisce a ciascun obiettivo (ad esempio, dare più peso all'enfasi sul rispetto del flusso di prodotti a monte del magazzino piuttosto che alla riduzione del tempo di esecuzione degli ordini).

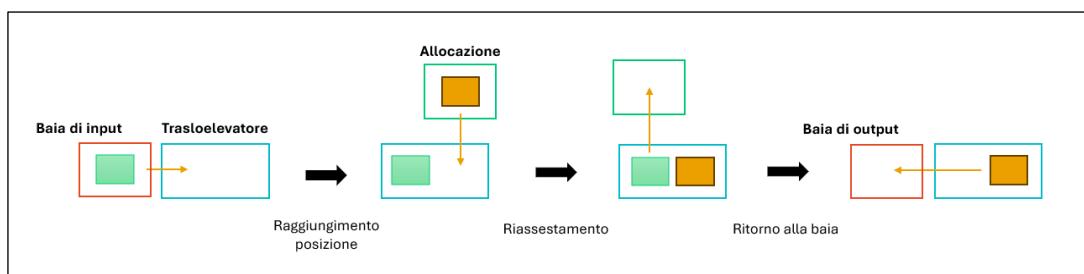
Il GPI cerca di sintetizzare in un unico valore la performance complessiva del sistema olistico studiato. Sebbene il Global Performance Index sia un efficace indicatore sintetico, l'obiettivo della tesi è quello di identificare soluzioni di compromesso che siano performanti e robuste, cioè capaci di mantenere le prestazioni elevate ricercate per più condizioni operative. Per misurare il valore di robustezza di una configurazione e premiarne la capacità di adattamento, è stato sviluppato ulteriormente un secondo indicatore specifico, il Robust Performance Index (RPI). Sono stati definiti tre scenari, impostando i tre fattori di contesto del DOE ai loro livelli bassi, alti e intermedi, per simulare diverse condizioni di stress all'ambiente del sistema controllabile. Sono stati calcolati i GPI per tutte le combinazioni operative configurabili nei tre scenari delineati dai fattori contestuali, grazie ai metamodello delle regressioni. Le configurazioni operative sono state individuate variando i fattori PA, testando entrambe le politiche di allocazione della merce a magazzino per ogni scenario, NB, esaminando tutti i numeri di baie di picking possibili, e TB, dividendo e testando il tempo di

processamento a scaglioni di 6 secondi entro il suo dominio. Le configurazioni operative sono state ordinate secondo il valore più alto assunto dal GPI in ogni scenario: in questo modo, per ogni scenario è stato possibile eleggere la configurazione operativa migliore (più performante, secondo la ponderazione assegnata). In seguito, l'indice RPI ha valutato le prestazioni di tutte le combinazioni operative configurabili sui tre scenari ambientali complessivamente, dopo una ponderazione effettuata ai valori dei GPI della configurazione operativa in base alla criticità dello scenario. Dopo aver assodato i risultati dello studio, è stata operata una validazione dei metamodelli di predizione dei KPI, usando i dati di simulazione con le configurazioni testate, identificando intervalli di predizione grazie all'Errore standard di ogni ANOVA.

### 3.3. Caso studio

Per lo studio in questione è stata adottata una casistica standard: è stato preso in esame un magazzino AS/RS di tipo miniload, adibito alla movimentazione di odette, a doppia corsia. Per questo caso studio:

- le simulazioni lanciate coprono un periodo di 14 giorni di lavoro;
- il riempimento del magazzino avviene nel turno stabilito 08:00 - 14:00, la fase di chiamata avviene nel turno stabilito 10:00 - 16:00;
- l'algoritmo di picking implementato è “Earliest Due Date”;
- il sistema è costituito da due magazzini (1 e 2), con due traslo elevatori (1 e 2), per un totale di quattro scaffalature (SX e DX per entrambi i magazzini);
- una scaffalatura contiene 121 celle non inibite disposte su 11 righe e 11 colonne, con una dimensione complessiva di 7,15 m di lunghezza, 3,2 m di altezza, 1 m di profondità, adatta ad accogliere odette;
- il magazzino è a singola profondità;
- il traslo elevatore compie movimenti di interpolazione per raggiungere le posizioni;
- viene eseguito un ciclo combinato, laddove le condizioni lo permettano, di tipo “swap”;
- le baie di input e output al magazzino sono separate, collegate alla linea di produzione da convogliatori (trasportatori a nastro) con verso di movimentazione opposto;
- sono presenti tre tipi di prodotti, distribuiti nello stesso tipo di odette, con tre livelli di rotazione diversi;
- è presente un'unica sorgente di input prodotti;
- sono presenti sei baie di picking manuali, collegate tramite convogliatori, disposte a spina di pesce a valle del sistema, tre possono venire disattivate secondo gli esperimenti;
- le odette vengono smaltite dalle baie di picking senza effettuare ricircoli in magazzino.



**Figura 3.2.** Schema della logica di funzionamento del ciclo combinato di tipo “swap” implementato.

Le performance del magazzino vengono studiate in concomitanza della variazione di fattori non associati direttamente alle caratteristiche del magazzino, ma in modo organico e in ottica olistica, poiché si ipotizza che ne vengano influenzate pesantemente per conseguenza. Lo studio con l'integrazione del magazzino alla linea di produzione è implementato:

- a monte, perché gli articoli in entrata arrivano tramite una sorgente a monte del sistema, collegata ai due magazzini tramite convogliatori e converter (per gestire automaticamente il traffico ed evitare collisioni), con flussi appositamente variati;
- a valle, perché le baie di picking manuali richiamano gli oggetti (con logica “pull”, secondo metodo di pianificazione “al più tardi”) attraverso ordini appositamente variati; gli articoli vengono eliminati dal sistema attraverso un unico pozzo (con tempo di processamento nullo).

## 4. Modello del magazzino

### 4.1. Simulazione ad eventi discreti

La simulazione ad eventi discreti si realizza nella modellazione di una sequenza precisa e compatta di eventi nel tempo, permettendo di tenere conto di tutti i vincoli e delle caratteristiche gestionali del caso in un unico sistema matematicamente esatto. I dati elaborati dalla simulazione vengono analizzati per la misura di performance e altri risultati, anche statisticamente, per valutare le decisioni strategiche coperte nelle ipotesi di ricerca, stimando l'effetto di alcuni fattori di studio per l'applicazione futura nella realtà. Gli esperimenti di simulazione consentono di includere gli elementi stocastici necessari per generalizzare risultati (variazione non sistematica), controllando allo stesso tempo la stocasticità laddove vengano variate le politiche operative o fattori non controllabili [49]. I modelli DES possono simulare la realtà con precisione e produrre risultati con un errore minimo.

In ambienti dove la raccolta di dati affidabili, in tempo reale e di alta qualità è difficile, costosa o inaffidabile, la DES offre una soluzione più pratica, potendo operare con dati storici o distribuzioni teoriche [36] per simulare l'ambiente reale e offrire soluzioni efficaci e coerenti. La forza della simulazione può essere sfruttata per confrontare numerose configurazioni di magazzino, tenendo conto di più aspetti progettuali, specialmente in combinazione con le politiche di gestione e controllo; permette anche di eseguire analisi di sensibilità sui fattori di input per ottenere un design compatibile a tutti gli scenari applicabili [50], in ottica di ottimizzazione. Le ispezioni e le prove possono essere eseguite senza disturbare il funzionamento del sistema reale. I modelli analitici e le simulazioni semplificate sono spesso impiegati nelle fasi iniziali di progettazione per ridurre lo spazio di ricerca, prima di adottare una simulazione più dettagliata ed esperimenti nella realtà.

Il software per la simulazione ad eventi discreti adoperato per lo studio è Siemens Tecnomatix Plant Simulation. Il software si basa su un'architettura orientata agli oggetti, che facilita la costruzione di modelli gerarchici e ben strutturati di impianti, linee produttive e processi logistici: questo permette di definire oggetti (come stazioni di lavoro, trasportatori, operatori, ecc.) dotati di comportamenti e attributi specifici, sfruttando ereditarietà e polimorfismi. La struttura gerarchica, inoltre, consente di aggregare insiemi di oggetti in blocchi funzionali, permettendo di navigare nel modello (o all'interno di più frame di lavoro) a diversi livelli di astrazione, dal layout generale dell'impianto fino ai singoli dettagli di un componente della linea produttiva, in 2D o 3D.

Il software fornisce strumenti per tracciare il percorso dei materiali, misurare l'utilizzo delle risorse (macchine, operatori, traslo elevatori, etc.), analizzare tempi di ciclo e di attraversamento. Ciò permette di quantificare efficienze e individuare problemi di congestione, come i colli di bottiglia, o in generale altre aree di miglioramento. Un tool di questo tipo, se arricchito con dati fedeli alla realtà, importando ad esempio il layout da software di progettazione grafica tecnica o caratteristiche gestionali operative reali, riflette in modo ottimale il funzionamento di una linea di produzione. Particolarmente adatto a visualizzare statistiche di scenari "what-if", si integra in modo ottimale al DOE in questione, e appaiono di notevole importanza:

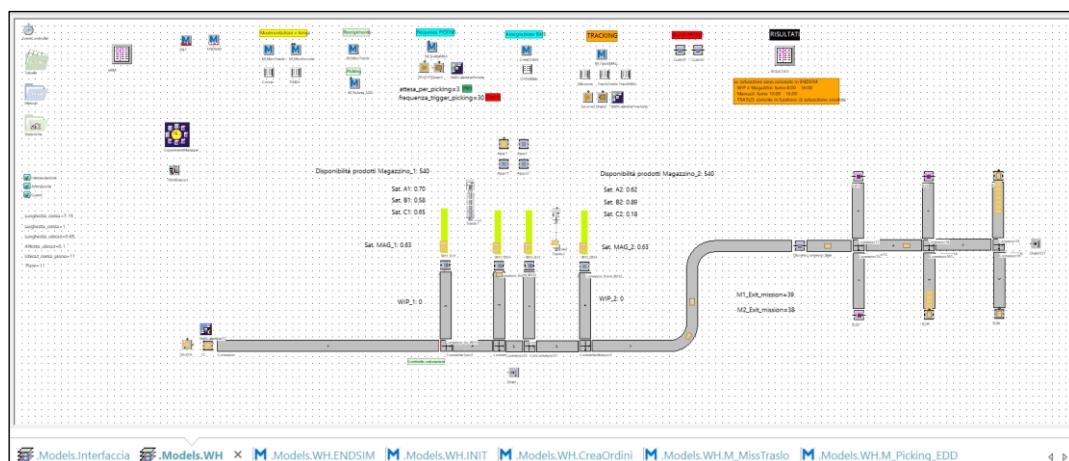
- la possibilità di raccogliere statistiche direttamente dagli oggetti (come stati di occupazione o blocco stazioni) normalizzate al tempo totale di simulazione;

- la facilità di modifica ed implementazione, ad esempio per replicare la totalità degli oggetti della baia di picking, tradurre le variabili del DOE in attributi predefiniti (come il tempo di processamento alle baie tramite attributo *.proctime*), implementare logiche complesse come la politica di allocazione per il riempimento del magazzino tramite un linguaggio di programmazione integrato;
- la visualizzazione del layout 2D e 3D per controllare che le logiche vengano applicate nel modo corretto e gestire bug con feedback visivo;
- la precisione nello scandire gli eventi nel corso di tutte le simulazioni e la stocasticità operata, ad esempio nell’implementazione dei guasti ai traslo elevatori e agli altri oggetti nelle repliche delle simulazioni, per ottenere statistiche più fedeli alla realtà;
- l’interfacciabilità del software di simulazione con database precompilati su Microsoft Excel per la validazione del magazzino tramite norma FEM 9.851 06/2003 e per il caricamento di file di commesse fittizie per le simulazioni;
- l’utilizzo dello strumento Experiment Manager, per il lancio automatico degli esperimenti nelle varianti coniugate dal DOE e la raccolta ordinata dei dati (valori finali dei KPI e altre statistiche rilevanti).

## 4.2. Struttura e logiche del modello digitale

Il modello è stato progettato con Siemens Tecnomatix Plant Simulation, versione Student, costruendo e aggiungendo le risorse a partire da un frame 2D. La manipolazione dei fattori indipendenti a livelli è stata integrata tramite interfaccia per l’esecuzione ottimizzata delle run di test preliminari. La stazione sorgente che immette prodotti nel sistema è collegata ad una stazione ausiliaria con tempo di processo ricavato sulla base della portata in ingresso definita dal fattore studiato. Il riempimento avviene nel turno stabilito 08:00 – 14:00, la fase di chiamata in uscita avviene nel turno stabilito 10:00 – 16:00. Il tracciamento dei KPI dinamici è quindi attivo nel turno 08:00 – 16:00: alcuni KPI vengono comunque calcolati solamente nel proprio turno di competenza, come avviene per SatBAIA (per isolare il tempo fuori dall’orario lavorativo). Il mix produttivo scelto in entrata è uguale al mix richiesto dalle baie di picking in uscita costituito, approssimativamente, in:

- 50% di prodotti P1;
- 33% di prodotti P2;
- 17% di prodotti P3.



**Figura 4.1.** Layout 2D del modello del magazzino AS/RS costruito.

#### **4.2.1. Missioni di riempimento del magazzino**

Metodi su SimTalk (script per definire le logiche di funzionamento nel modello) calcolano automaticamente i tempi per le movimentazioni del trasloelevatore, in base alle caratteristiche tecniche del trasloelevatore e alla distanza delle celle nel magazzino. I tempi di interpolazione sanciti per la movimentazione del trasloelevatore prevedono il raggiungimento dell'ubicazione nel tempo massimo tra i due tempi di traslazione (verticale e orizzontale) del trasloelevatore; inoltre, il tempo di estrazione e reinserimento delle forcole è sempre uguale per ogni movimentazione. I pezzi generati dalla stazione in ingresso vengono emessi secondo un criterio di livellamento della produzione ben stabilito, per ricalcare il mix definito all'origine, ed evitare accumuli di prodotti di un solo tipo: viene osservata la quantità totale prodotta, la quantità da produrre di un singolo tipo di articolo, viene scelto l'articolo da produrre in base all'avanzamento della produzione (diversa per ogni tipo di articolo).

Un metodo è adibito al riempimento del magazzino, il trigger risiede nell'arrivo di un'odette alla baia di input del magazzino. La baia di input del magazzino viene scelta in base alla saturazione congiunta delle due scaffalature presenti per i due magazzini: se un magazzino è meno saturo dell'altro, viene scelto per la missione di riempimento. In questo modo la saturazione dei magazzini è bilanciata e non si creano code in ingresso dovute al favoreggiamiento per un determinato magazzino. Allo stesso modo, le missioni di picking sono strutturate sul codice in modo da selezionare i magazzini in modo alternato (laddove la disponibilità di prodotti lo consente). Le baie I/O sono posizionate di fronte alle celle più basse e vicine ai convogliatori nel magazzino, il cui tempo di traslazione per accedervi risulta nullo (vengono solo attivate le forcole per queste celle). Il turno di picking è attivato a partire dal primo raggiungimento della percentuale di riempimento iniziale definita tra i fattori: il picking rimane attivo per il resto della simulazione.

La zonizzazione della scaffalatura è così costituita: 30 caselle di tipo "A" (per prodotti ad alta rotazione P1), 58 caselle di tipo "B" (per prodotti a media rotazione P2), 33 caselle di tipo "C" (per prodotti a bassa rotazione P3). È stata implementata una logica di riempimento di tipo ABC, non estremamente vincolante. I prodotti in ingresso che non hanno posto nella propria zona di scaffalatura, riempiono il magazzino occupando un'allocazione meno conveniente: per i prodotti di tipo P1 viene prioritizzato il riempimento della zona B e in seguito quello della zona C, per i prodotti di tipo P2 viene prioritizzato il riempimento della zona A e in seguito quello della zona C, per i prodotti di tipo P3 viene prioritizzato il riempimento della zona B e in seguito quello della zona A. La logica ABC è stata implementata con la mappatura indicata: le odette vengono disposte nelle zone in base al tipo di prodotto che contengono, a partire dalla cella più vicina. ). La logica COL (Closest Open Location) ignora le regole di assegnazione per la rotazione, inserendo l'odette nella cella libera più vicina, per qualsiasi tipologia di prodotto.

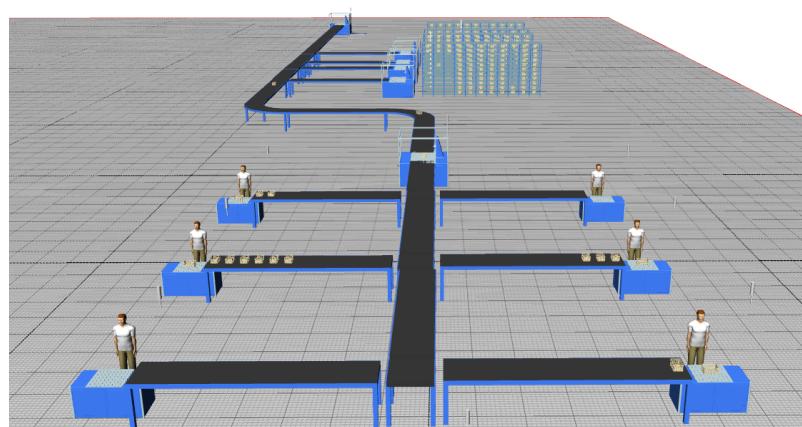
#### **4.2.2. Missioni di prelievo dal magazzino**

Gli ordini vengono assegnati alle baie di picking secondo metodo di pianificazione "al più tardi": di conseguenza, le baie ricevono gli ordini da una scheda di commesse con ordinamento cronologico, secondo data di creazione di un ordine (Order Date). Le schede di commesse sono state generate attraverso uno script su Python, in numero sovrabbondante per la simulazione. Gli attributi delle baie sono progettati in modo da accogliere sempre il numero esatto di due commesse, fino all'esaurimento della simulazione. Di conseguenza, l'assegnazione delle missioni alle baie di picking manuali avviene a partire da un file precompilato di commesse fintizie che specificano le richieste nell'arco temporale stabilito, in due versioni (per un totale di 8), per distinguere il numero di articoli medio per ordine, fattore

di studio. I file sono importati su Plant Simulation sotto forma di tabella, che ad ogni reset di simulazione viene copiata sulla tabella di origine, riferimento per la run dell'esperimento (selezionando la tabella con il file della replicazione corrente con il corretto numero medio di articoli per ordine). Viene così garantita la presenza di una o due missioni di picking per baia per tutta la durata delle simulazioni.

L'algoritmo di picking Earliest Due Date (EDD) è l'algoritmo di picking default utilizzato per tutte le missioni di picking di tutte le run di simulazione: quando la missione di picking è scelta dal trasloelevatore, il sistema informatico ha valutato tutti gli ordini presenti nelle tabelle dinamiche delle baie apposite, eleggendo l'ordine migliore per la singola baia e l'ordine migliore tra tutte le baie (ovvero l'ordine che ha la scadenza più vicina secondo il tempo di simulazione), scegliendo la missione da compiere di conseguenza. Le missioni di picking non sono alternate a quelle di riempimento: esse vengono attivate attraverso un trigger che scatta se uno dei trasloelevatori non è occupato e secondo un intervallo di tempo definito per bilanciare i flussi in entrata e uscita dal sistema, in particolare per non congestionare l'ingresso, visto che ogni giorno di simulazione ha sempre a disposizione un turno di picking per smaltire le richieste a seguito del riempimento. Il prodotto selezionato dal picking è sempre quello nella posizione più conveniente: questo perché la scelta dell'articolo è commissionata al metodo che legge la mappatura dinamica del magazzino, dove le righe, che rappresentano celle diverse, sono ordinate per tempo di percorrenza.

I metodi di riempimento e picking sono costruiti per distinguere celle da magazzini diversi e libere, per prenotare articoli laddove il metodo fosse richiamato nuovamente e dovesse scattare per il picking del secondo trasloelevatore. I prodotti in uscita dal magazzino percorrono il tratto sui convogliatori che collegano le scaffalature alle baie: il convogliatore principale è separato dai convogliatori delle singole baie di competenza da un discensore (stazione automatica), che impiega sempre lo stesso tempo (10 secondi) per permettere ai prodotti di posizionarsi idealmente allo stesso livello verticale delle stazioni manuali di picking, generando inevitabilmente anche code in uscita. Le tre stazioni di picking manuali più distanti sono attivate o disattivate, in base all'esperimento condotto e al livello del fattore studiato: in questi casi, gli ordini copiati dalla scheda di commesse fittizia bypassano le tre baie disattivate, che non ricevono odette per tutta la simulazione e non vengono prese in considerazione per il calcolo della saturazione e delle altre statistiche. Le baie di picking elaborano e processano le odette dell'ordine con il tempo stabilito dal fattore studiato. Le odette non vengono immesse nuovamente nel magazzino: vengono distrutte in simulazione, in virtù del fatto che sono inviate, a seguito delle procedure di lavorazione, ad un altro reparto della linea di produzione.



**Figura 4.2.** Layout 3D del modello del magazzino AS/RS costruito, dettaglio delle baie di picking manuale.

Un ciclo combinato di tipo “swap” è stato implementato: il ciclo combinato è un caso speciale di una missione di picking. Quando il prodotto che deve essere prelevato è della stessa tipologia di quello che è pronto alla baia di input, il traslo elevatore effettua una sostituzione: trasporta il prodotto pronto alla baia di input, arriva nell’allocazione del picking, preleva il prodotto chiamato, lascia il prodotto trasportato nell’allocazione appena svuotata, si dirige con il prodotto chiamato alla baia di output. Per fare ciò, si tiene conto di nuovi tempi di attesa, in particolare i tempi di riallineamento alla posizione di allocazione e gli ulteriori tempi di movimentazione delle forcole. Il ciclo combinato vuole alleggerire il flusso di prodotti in entrata anche nella fase di picking, e laddove implementabile è sempre preferibile ad un ciclo singolo. Questa tipologia di ciclo a doppio comando, sebbene controintuitivo per le logiche del modello per le chiamate in uscita, è spesso utilizzato in settori alimentari e farmaceutici, per tener in considerazione le differenze di lotti e le date di scadenza della merce del magazzino.

#### 4.2.3. Tracciamento dei KPI

Il tracciamento delle missioni di riempimento e di picking avviene su una tabella apposita: la tabella raccoglie il tempo di simulazione all’inizio e alla fine della missione, il tempo di traslazione singolo, la presenza o meno di un ciclo combinato. La tabella compilata alla fine della run dell’esperimento permette di ottenere i risultati dei KPI relativi a: corrente assorbita dai traslo elevatori; media, minimo e massimo del tempo ciclo dei traslo elevatori; media del tempo ciclo semplice dei traslo elevatori; percentuale di cicli combinati compiuti sul totale dei cicli. Il tracciamento degli ordini avviene su un’ulteriore tabella: gli ordini con le statistiche vengono aggiornate dinamicamente come la tabella delle missioni. Un ordine viene aggiunto quando l’articolo chiamato dalla baia di picking manuale è il primo ricevuto: la tabella viene compilata aggiungendo l’ordine, la cui riga viene aggiornata con i progressi ottenuti dai successivi articoli che portano a compimento l’ordine totale. Viene registrato in questo modo: il tempo di simulazione in cui l’ordine è stato preso in carico, l’istante in cui è stato completato, l’eventuale ritardo registrato. La tabella finale ha permesso di ottenere i tempi di inizio e fine esecuzione di ogni ordine per il tracciamento del KPI principale, quindi la distanza dalla Due Date ad ordine eseguito per poter calcolare il ritardo medio e il numero di ritardi. Un’altra tabella di tracciamento è deputata ai flussi di prodotti nel sistema: secondo un timer di un minuto, monitora e registra il numero di prodotti stoccati in magazzino e presenti nei convogliatori di ingresso alle baie I/O, e anche il numero di prodotti in attesa di essere processati alle baie di picking manuali.

L’Experiment Manager è deputato all’ordinamento delle run di simulazione del Design of Experiments e alla compilazione automatica dei risultati: attraverso l’azione dell’Experiment Manager è stato possibile ottenere il prospetto dati nella forma adeguata al DOE, con i risultati dei KPI principali e ausiliari, in seguito facilmente esportabile dal software. Gli esperimenti, essendo svolti in simulazione e denotati da stocasticità implementata artificialmente, sono stati eseguiti in modo ordinato. I metodi di INIT ed ENDSIM del software sono scritti rispettivamente per inizializzare il modello alla nuova run e per estrarre le metriche utilizzate per lo studio in questione. Nell’INIT tutte le tabelle vengono cancellate per accogliere i nuovi dati degli esperimenti, vengono assegnati i valori dei fattori del DOE agli oggetti.

Essendo disponibili i dati dinamici alla fine della simulazione oltre alle metriche riassuntive e studiate, è stato possibile generare grafici direttamente dal software di simulazione, disponibili in Appendice C per alcuni scenari analizzati: vengono forniti i tempi ciclo complessivi dei traslo elevatori, i tempi di esecuzione degli ordini complessivi in simulazione, la quantità dinamica di odette in attesa di entrare nel magazzino, la quantità

dinamica di odette in attesa di essere processate alle baie di picking manuali, la saturazione dinamica del magazzino. Infine, i guasti sono stati implementati al magazzino. I guasti hanno permesso allo studio di ottenere risultati stocastici, così come i file di ordini aleatori generati per le chiamate in uscite alle baie di picking manuali. Tutti i componenti del sistema magazzino sono sottoposti a guasti, nel seguente modo.

- Traslo elevatori: disponibilità 99%, MTTR di 5 minuti;
- Stazioni manuali: disponibilità 98%, MTTR di 5 minuti;
- Convogliatori e converter: disponibilità 99,99%, MTTR di 1 minuto;
- Discensore: disponibilità 99%, MTTR di 1 minuto.



**Figura 4.3.** Layout 3D del modello del magazzino AS/RS costruito, dettaglio di un traslo elevatore con un'odette e una delle quattro scaffalature totali.

### 4.3. Validazione secondo Norma FEM 9.851 06/2003

Nel campo della progettazione e dell'analisi dei magazzini automatici con traslo elevatori, la valutazione accurata delle prestazioni è un elemento cruciale e non può essere lasciata al caso. Le prestazioni di un sistema AS/RS, inteso nella sua singolarità (disconnesso rispetto alla linea di produzione) sono intrinsecamente legate ai tempi di ciclo dei traslo elevatori. Per standardizzare e rendere confrontabili le metodologie di calcolo del tempo ciclo, la Federation Européenne de la Manutention (FEM), nella Sezione IX dedicata agli strumenti di sollevamento, ha sviluppato la Norma FEM 9.851 06/2003: "Performance Data of S/R Machines - Cycle Times". La norma si applica esclusivamente a traslo elevatori a controllo automatico che movimentano unità di carico (UDC) standardizzate, come odette o pallet. Si tratta di una guida universalmente riconosciuta per calcolare i tempi ciclo dei traslo elevatori in condizioni operative definite, offrendo una base comune e oggettiva finalità per quanto riguarda le seguenti questioni, fondamentali in ambito industriale.

- Progettazione: stimando con buona approssimazione la capacità di movimentazione in un magazzino, consentendo di dimensionare correttamente il numero di corridoi, di traslo elevatori, la posizione di baie di I/O in funzione degli obiettivi di flusso.
- Comparazione: fornendo un metodo standard per i costruttori per dichiarare le prestazioni delle loro macchine, permettendo ai clienti di confrontare in modo equo diverse soluzioni tecniche.

- Collaudo: definendo un valore di ciclo test ideale, che può essere eseguito durante il collaudo dell'impianto per verificare che le prestazioni reali della macchina siano conformi a quelle teoriche calcolate, tenendo conto di una tolleranza ammissibile (del 6%) per coprire deviazioni dovute a fattori reali non modellabili
- Ottimizzazione: costituendo un fondamento teorico per studi di ottimizzazione, come la definizione delle politiche di stoccaggio, la razionalizzazione dei tempi investiti nelle procedure di movimentazione, o la validazione di modelli di simulazione.

La norma definisce due principali tipologie di cicli operativi per un trasloelevatore: il ciclo semplice e a doppio comando. Il ciclo semplice è l'operazione che comporta un unico movimento di stoccaggio o di prelievo per ogni viaggio del trasloelevatore ed esiste in due varianti all'interno della norma.

- Ciclo di stoccaggio: il trasloelevatore parte dalla sua posizione di attesa (ovvero la baia di input, definita come punto E), preleva un'unità di carico, si sposta fino all'ubicazione di destinazione nel magazzino (definita come punto P), deposita l'UDC e ritorna vuoto al punto di partenza E.
- Ciclo di prelievo: il trasloelevatore parte vuoto dalla sua posizione di attesa (punto E), si sposta fino all'ubicazione di prelievo (punto P), preleva l'UDC e la trasporta fino alla baia di output (definita come punto A).

La durata totale di un ciclo semplice  $t_1$  è data dalla somma dei tempi di traslazione e di un insieme di tempi fissi, indicati nella loro totalità come  $t_{01}$ . I tempi fissi includono tutte le operazioni che non dipendono dalla distanza da percorrere, tra cui: posizionamento finale, estensione e retrazione delle forcole, sollevamento e abbassamento per il prelievo e il deposito dell'UDC, controlli di posizione, comunicazioni con il sistema di gestione. Il ciclo a doppio comando, o combinato, è una sequenza operativa più efficiente in cui il trasloelevatore esegue sia una missione di stoccaggio sia una di prelievo all'interno dello stesso viaggio. La sequenza classica del ciclo combinato è la seguente:

- il trasloelevatore preleva un'UDC da stoccare dalla baia di input (punto E);
- il trasloelevatore viaggia fino alla prima ubicazione di magazzino (P1E) e deposita l'UDC;
- il trasloelevatore vuoto si sposta dalla posizione P1E alla seconda ubicazione di magazzino (P2A), dove deve essere prelevata la seconda UDC;
- il trasloelevatore preleva l'UDC dalla posizione P2A;
- il trasloelevatore ritorna alla baia di output (punto A) per depositare l'UDC prelevata.

Tuttavia, per la casistica modellata in simulazione, questo tipo di ciclo combinato non è stato implementato. Infatti, l'applicazione della norma, che non copre cicli di questa tipologia, è stata limitata ai casi della simulazione in cui è stato effettuato il ciclo singolo, con il confronto al KPI ottenuto appositamente escludendo i cicli combinati della simulazione e calcolando la media totale nei cicli semplici. Il metodo di calcolo per determinare il tempo ciclo medio si basa sulla definizione di punti di riferimento teorici che rappresentano la posizione media di un'ubicazione di stoccaggio. Le variabili fondamentali di input per il calcolo sono: la lunghezza massima del percorso di traslazione sull'asse x ( $L$ ), l'altezza massima del percorso di sollevamento sull'asse y ( $H$ ), la velocità massima di traslazione ( $v_x$ ), la velocità massima di sollevamento ( $v_y$ ). Da questi parametri viene calcolato l'indice adimensionale della cinematica del trasloelevatore  $a$ . Il parametro rappresenta il rapporto tra il tempo necessario per percorrere l'intera altezza e il tempo per percorrere l'intera lunghezza. Con valori di  $a$  pari a 1, il tempo per raggiungere qualsiasi punto della diagonale è lo stesso: l'applicabilità della norma è vincolata

al valore del parametro  $a$ , che deve essere compreso tra 0,5 e 2. Per il caso modellato in simulazione, il parametro  $a$  possiede il valore di 0,9.

$$a = \frac{H v_x}{L v_y} \quad (4.1)$$

Il tempo di viaggio è determinato dall'asse che richiede più tempo per completare lo spostamento. Per calcolare il tempo ciclo medio, la norma introduce due punti teorici, P1 e P2, le cui coordinate sono statisticamente rappresentative della media dei percorsi. Il caso di riferimento della Norma Fem 9.851 06/2003 per il modello di simulazione è il Caso 1, “Pick-up and transfer at lower corner point”, poiché le baie di input e output sono coincidenti nell'angolo in basso a sinistra del magazzino (e specularmente, in basso a destra per la seconda scaffalatura). Nel Caso 1, i punti di riferimento sono:

- P1, con coordinate  $\{(1/3)L, (2/3)H\}$ ;
- P2, con coordinate  $\{(2/3)L, (1/3)H\}$ .

Il tempo ciclo semplice medio  $t_{m1}$  si calcola come la media dei tempi di viaggio per raggiungere questi due punti, aggiungendo i tempi fissi. Si applica la formula per  $t_{m1}$  al fine di ottenere il valore di riferimento teorico per la durata media di un ciclo semplice, impartendo una tolleranza ammissibile del 6% al valore ottenuto a causa delle deviazioni reali e non modellabili. Considerando che nel Caso 1 il viaggio di andata e ritorno ha la stessa durata ( $t_{E \rightarrow P} = t_{P \rightarrow A}$ ), la formula è la seguente.

$$t_{m1} = \frac{1}{2}(t_{P1} + t_{P2}) + t_{01} \quad (4.2)$$

Per la validazione del modello, il tempo ciclo semplice medio registrato dalla simulazione dovrebbe convergere al valore teorico calcolato con la FEM 9.851 06/2003 entro la tolleranza prevista: è la conferma che la cinematica del traslo elevatore nel modello è stata implementata correttamente nel sistema. Il valore teorico  $t_{m1}$  rappresenta la prestazione di base del sistema, un benchmark per la metrica. Qualsiasi strategia di ottimizzazione (come modifica delle velocità, accelerazioni, politiche di allocazione, etc.) potrebbe essere valutata anche quantificando la riduzione del tempo ciclo medio effettivo rispetto al valore di benchmark. Il valore ottenuto dalla formula per il calcolo del tempo ciclo semplice medio, ricavata dal Caso 1 identificato nella Norma FEM 9.851 06/2003, per il modello costruito con le caratteristiche preimpostate al magazzino e al traslo elevatore è, includendo le tolleranze, il seguente.

$$t_{m1} = 54,31 \pm 3,26 \text{ s} \quad (4.3)$$

## 5. Risultati

### 5.1. Exploratory Data Analysis

Lanciate ordinatamente le simulazioni su Plant Simulation con l’ausilio dell’Experiment Manager, il prospetto dati finale è stato esportato dal software di simulazione per le fasi di analisi preliminari. In seguito, è stata costruita una funzione per verificare che i tempi ciclo semplice medi per ogni esperimento fossero rispettati secondo i canoni della norma tecnica di riferimento per i tempi di percorrenza dei traslo elevatori: per tutte le 256 simulazioni, il valore della media del tempo ciclo semplice si è attestato nell’intervallo di tolleranza fissato dalla Norma FEM 9.851 06/2003 con i valori dalla (4.3), validando il modello del magazzino automatico su Siemens Tecnomatix Plant Simulation. L’intero prospetto dati sperimentale, che consta di 256 righe, è stato sottoposto ad operazioni preliminari per il calcolo dei valori di media, mediana, deviazione standard, minimo e massimo dei 18 KPI (4 principali, 14 ausiliari).

**Tabella 5.1.** Valori di media, mediana, deviazione standard, minimo e massimo per i KPI di flusso.

	FLUSSI					
	SatBAIA	WIPin	WIPout	SatMAG	TT	TT_sqrt_arcsin
media	37,03	11,24	8,14	61,96	88,62	1,3034
mediana	34,31	10,21	6,79	68,39	89,24	1,2703
ds	14,62	6,67	4,50	20,84	11,07	0,2282
min	18,81	3,70	2,88	20,37	74,39	1,0402
max	62,07	20,46	19,21	84,24	100,00	1,5708

**Tabella 5.2.** Valori di media, mediana, deviazione standard, minimo e massimo per i KPI dei traslo elevatori.

	TRASLOELEVATORI						
	kWh	CT	dsCT	minCT	maxCT	SCT	CC
media	81,38	59,11	10,46	44,00	398,77	53,99	22,91
mediana	80,90	59,20	10,22	44,00	399,95	54,20	22,91
ds	3,43	1,50	2,39	0,00	6,68	1,83	1,35
min	76,13	56,67	6,93	44,00	363,10	51,16	20,18
max	87,10	61,58	14,99	44,00	405,78	56,56	25,85

**Tabella 5.3.** Valori di media, mediana, deviazione standard, minimo e massimo per i KPI degli ordini.

	ORDINI					
	ORDER	dsORDER	minORDER	maxORDER	nRIT	RIT
media	1235,59	856,50	324,23	5284,95	57,67	0,26
mediana	989,38	669,33	302,16	4644,79	0,00	0,00
ds	641,89	540,97	70,72	2584,97	100,08	0,49
min	523,64	213,91	241,71	1709,29	0,00	0,00
max	2726,48	2160,17	493,95	11582,54	475,00	2,56

Le operazioni hanno permesso di analizzare preventivamente i dati per scoprire anomalie e dare luogo alle prime deduzioni. Dalla prima analisi dei risultati dello studio compiuto, sono emerse alcune osservazioni.

- I valori di SatBAIA (Saturazione media di una stazione manuale) sono piuttosto eterogenei: i dati spaziano da un valore minimo di 18,81%, che testimonia poco tempo totale di processamento alle baie, ad un massimo di 62,07%, che sovraccarica il lavoro delle risorse a valle.
- I valori di TT (Percentuale di flusso di prodotti rispettato a monte del magazzino) sono abbastanza vari, ma il valore minimo non scende al di sotto di 74,39%, che per certi contesti industriali potrebbe considerarsi accettabile per un margine esiguo.
- I valori di minCT (Minimo tempo ciclo dei traslo elevatori) si sono attestati al valore di 44,00 s per ogni esperimento. Questo perché, in ogni simulazione, è stata effettuata almeno una volta una missione di stoccaggio o prelievo verso la casella più bassa e vicina alla baia I/O dei magazzini, senza guasti e cicli combinati, individuando un tempo missione minimo del valore registrato. Ai fini della ricerca, il dato è stato escluso per la considerazione di eventuali correlazioni.
- I valori di CC (Percentuale di cicli combinati compiuti sul totale) si attestano, senza molta variabilità, nel 20-25% della totalità dei cicli di picking delle simulazioni; i valori più alti sono raggiunti da configurazioni che hanno adottato la politica di allocazione COL.
- I valori di SatMAG (Saturazione media dei magazzini) sono molto eterogenei: si spazia da un valore registrato minimo di media 20,37%, in cui il magazzino arriva a svuotarsi quasi completamente durante i turni di picking, ad un massimo di 84,24%, in cui il magazzino è sovraccaricato durante i turni di riempimento; i valori di WIPin e WIPout sono molto vari e si allineano bene ai valori assunti dai KPI principali TT e SatBAIA, per cui sono stati concepiti come validatori.
- I valori di dsORDER (Deviazione standard del tempo d'esecuzione di un ordine) sono piuttosto elevati; il KPI di riferimento registra valori su un intervallo ampio, mentre l'ausiliario maxORDER (Tempo massimo di esecuzione di un ordine) registra un valore di massimo elevato, per outlier naturali che non invalidano l'analisi.

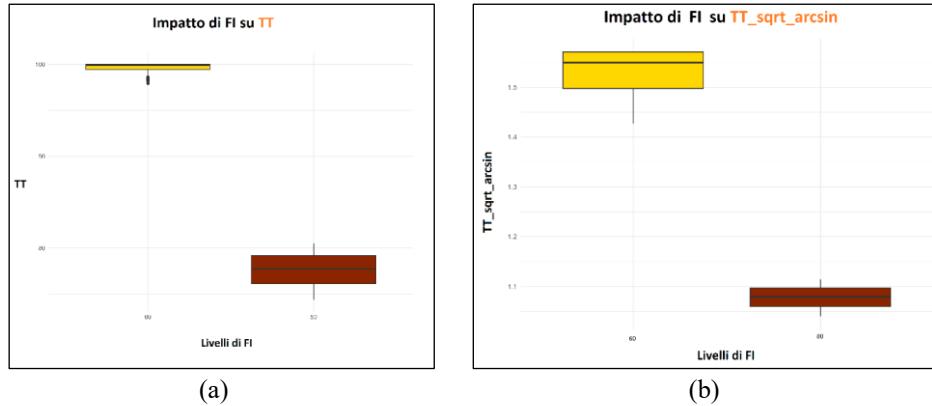
### **5.1.1. Impatto visivo dei livelli dei fattori sui KPI**

Tramite script R, sono stati generati i grafici EDA (Exploratory Data Analysis), visualizzando graficamente per la prima volta il comportamento dei risultati degli esperimenti. Il prospetto dati è stato convertito in formato .csv per la lettura dei dati da script R. Sono stati generati 24 grafici boxplot: ciò ha permesso di apprezzare visivamente il comportamento di un KPI al cambiamento di livello di un fattore indipendente, inoltre ha permesso di visualizzare la dispersione dei dati per ogni fattore, determinando visivamente la conformità all'indagine ANOVA standard sui dati originali.

Solo per il KPI TT (Percentuale di flusso rispettato in ingresso), per quanto riguarda il fattore indipendente FI, la differenza nelle varianze dei dati per i due livelli si è rivelata eccessivamente marcata. Per il livello “60” (magazzino con flusso di prodotti basso), i dati presentavano una varianza minore, distribuendosi su un intervallo di grandezza inferiore nell'intorno del valore di 100%, poiché nella maggior parte dei casi non si attestava una congestione del flusso in ingresso per tutto il corso della simulazione; per il livello “80” (magazzino con flusso di prodotti critico), i dati presentavano una varianza maggiore, distribuendosi su un intervallo di grandezza superiore nell'intorno del valore di 80%, a conferma della presenza inevitabile di colli di bottiglia a monte del sistema. Ciò ha condotto ad una indispensabile trasformazione dei dati del prospetto per il KPI, facendo convergere lo studio sull'ottimizzazione del KPI trasformato, e, successivamente, riconvertito. Per attenuare la

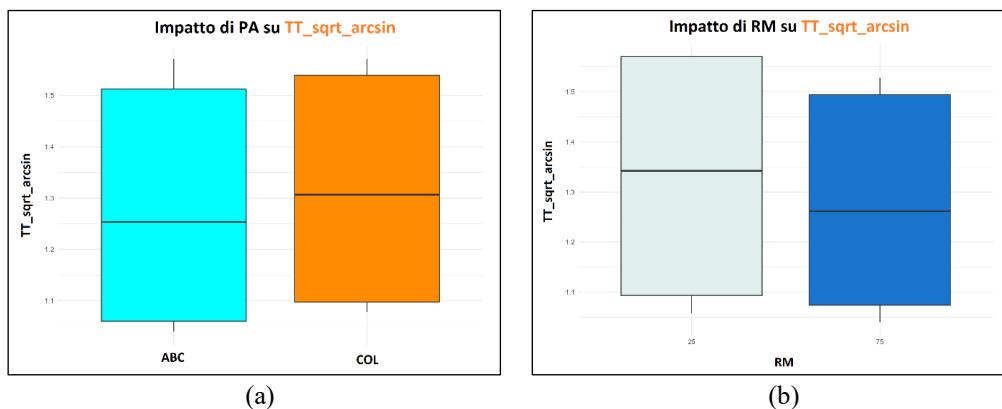
differenza di varianza è stata operata una trasformazione, inevitabile perché presente un limite naturale superiore ben definito dal valore in percentuale.

$$TT [\%] \rightarrow TT_{sqrt\_arcsin} = arcsin\left(\sqrt{\frac{TT}{100}}\right) \quad (5.1)$$



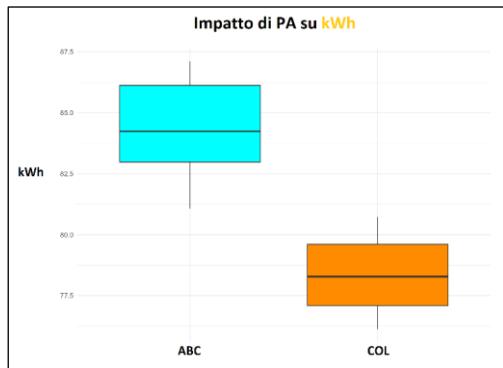
**Figura 5.1.** Grafici boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per TT (a) e TT\_sqrt\_arcsin (b) nei due livelli di flusso in ingresso di prodotti.

In questo modo i dati che si attestavano nell'intorno del valore di 100% al livello basso sono stati distribuiti su un intervallo di grandezza maggiore, confrontabile al secondo intervallo per un'indagine ANOVA. Ciò ha comportato, con una riesamina visiva dei dati sui boxplot, la rilevazione degli effetti di due fattori, seppure molto meno accentuati: PA (Politica di allocazione per il riempimento del magazzino) e RM (Riempimento iniziale del magazzino). Dal grafico, l'adozione della politica di allocazione COL sostiene il flusso in ingresso, registrando meno blocchi alla stazione, se anche solo in minima parte. Dal grafico per RM, come atteso, si evince che la situazione operativa migliore è quella che favorisce un magazzino iniziale meno saturo, per la disponibilità maggiore di ubicazioni: il flusso in ingresso viene rispettato maggiormente.



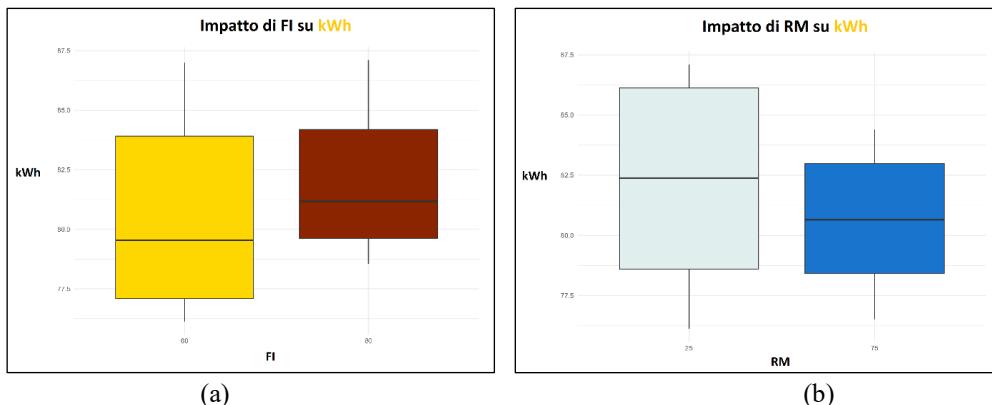
**Figura 5.2.** Grafici boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per TT\_sqrt\_arcsin nei due livelli di politica di allocazione (a) e riempimento iniziale del magazzino (b).

Apprezzando la differenza nelle altezze delle scatole dei grafici boxplot, sono stati ipotizzati gli effetti principali di alcuni fattori sui KPI successivi. Per il KPI kWh (Energia elettrica consumata dai traslo elevatori), l'effetto più marcato è stato riscontrato visivamente per il fattore PA: valori di kWh inferiori si sono attestati in qualsiasi combinazione sperimentale in cui fosse stata adottata la policy COL anziché la zonizzazione del magazzino con ABC.



**Figura 5.3.** Grafico boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per kWh nei due livelli di politica di allocazione.

Effetti meno marcati sono stati rilevati dai fattori FI ed RM. Per FI con livello basso (60 JPH), i dati si registrano distribuiti su un intervallo maggiore, che copre livelli più bassi del valore del KPI di consumo (infatti, le missioni di riempimento sono nettamente minori e i traslo elevatori meno saturi per conseguenza). Per quanto riguarda RM, il grafico mostra valori controllintuitivamente più alti quando il fattore è al livello basso (25%): questo è giustificato soprattutto per l'adozione di politiche di allocazione ABC, che svantaggia il traslo elevatore nell'adempimento di missioni veloci in entrata, cercando di favorirle nel picking; inoltre, con un magazzino iniziale pieno, le missioni di picking sono ulteriormente favoreggiate, e la necessità di smaltire prodotti per non congestionare il flusso in entrata permette ai traslo elevatori di liberare le posizioni migliori, accanto alle baie I/O o le più convenienti delle zone ABC. Dai grafici per i KPI kWh e TT\_sqrt\_arcsin, si potrebbe evincere che la politica COL risulta migliore sia per il risparmio dell'energia elettrica consumata, sia per l'agevolazione dello smaltimento a monte del sistema.



**Figura 5.4.** Grafici boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per kWh nei due livelli di politica di allocazione (a) e riempimento iniziale del magazzino (b).

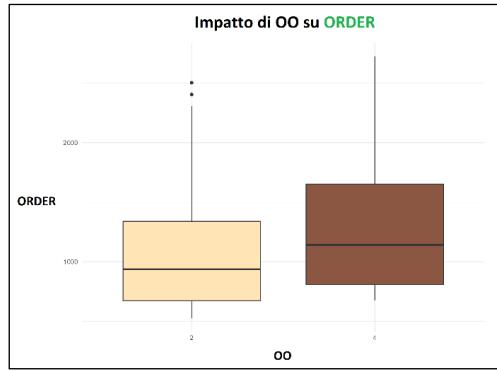
Notevoli cambiamenti nel comportamento dei dati sono ravvisabili per i fattori NB (Numero di baie) e TB (Tempo di processamento alle baie), sia per il KPI SatBAIA (Saturazione media di una baia di picking manuale) che per il KPI ORDER (Tempo medio di esecuzione di un ordine). Per ORDER, l'aumento del numero di baie comporta in generale maggiore velocità nello smaltimento degli ordini, o nel tempo di attraversamento di tutti i prodotti di un ordine dal magazzino alle baie, mediamente, influendo significativamente anche nella distribuzione dei dati: dal grafico si evince che gli ordini vengono smaltiti più in fretta e con più precisione (varianza minore) quando sono presenti più baie. In maniera più enfatizzata, il fattore TB permette di diminuire drasticamente il tempo di esecuzione degli ordini quando si trova al valore di 72 secondi: anche in questo caso la varianza è nettamente minore sul livello che favorisce la riduzione del KPI, lasciando spazio all'imprevedibilità quando gli operatori impiegano più tempo a smaltire articoli (108 secondi).

Trattandosi di una marcata differenza nelle dimensioni del range interquartile, si è constatato un caso comune di eteroschedasticità. Nonostante la possibile violazione nell'assunzione di omogeneità delle varianze, è stata condotta l'ANOVA sui dati originali, non trasformati attraverso logaritmo naturale: infatti, in questo caso la differenza di variabilità non rappresenta un disturbo statistico, quanto più un significativo fenomeno fisico di stabilità e prevedibilità nei dati, che una trasformazione matematica avrebbe nascosto. Pertanto, è stato ritenuto più corretto analizzare l'effetto sui dati originali del KPI ORDER, sotto la nota robustezza della metodologia anche in questi contesti e impostare un range di affidabilità ai risultati del modello di regressione lineare costruito.



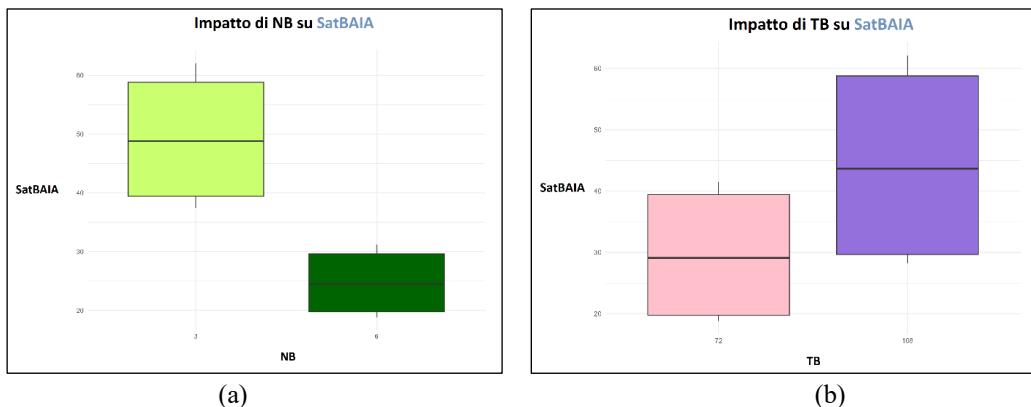
**Figura 5.5.** Grafici boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per ORDER nei due livelli del numero di baie di picking manuali (a) e tempo di processamento alle baie (b).

Sempre per il KPI ORDER, seppure in misura minore, un fattore significativo risulta OO (Numero medio di odette per ordine): un numero maggiore di articoli obbliga il tracciamento in simulazione a registrare dati che includono il tempo di attraversamento di più articoli (in media, per tutta la simulazione).



**Figura 5.6.** Grafico boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per kWh nei due livelli di numero medio di odette per ordine.

Così come il KPI ORDER, anche il KPI SatBAIA appare dai grafici boxplot notevolmente impattato dai due fattori NB e TB. L'aggiunta di una baia di picking, d'altronde, è designata per l'alleggerimento del carico di lavoro degli operatori posizionati a valle del magazzino, impattando per ogni singola simulazione con livello “6” mostrando valori del KPI nettamente minori (e anche con varianza più contenuta). Inoltre, l'effetto dell'innalzamento dei tempi di lavoro per odette contribuisce in modo diretto ai tempi totali dello stato di occupazione delle postazioni, aumentando anche in questo caso la variabilità dei dati.



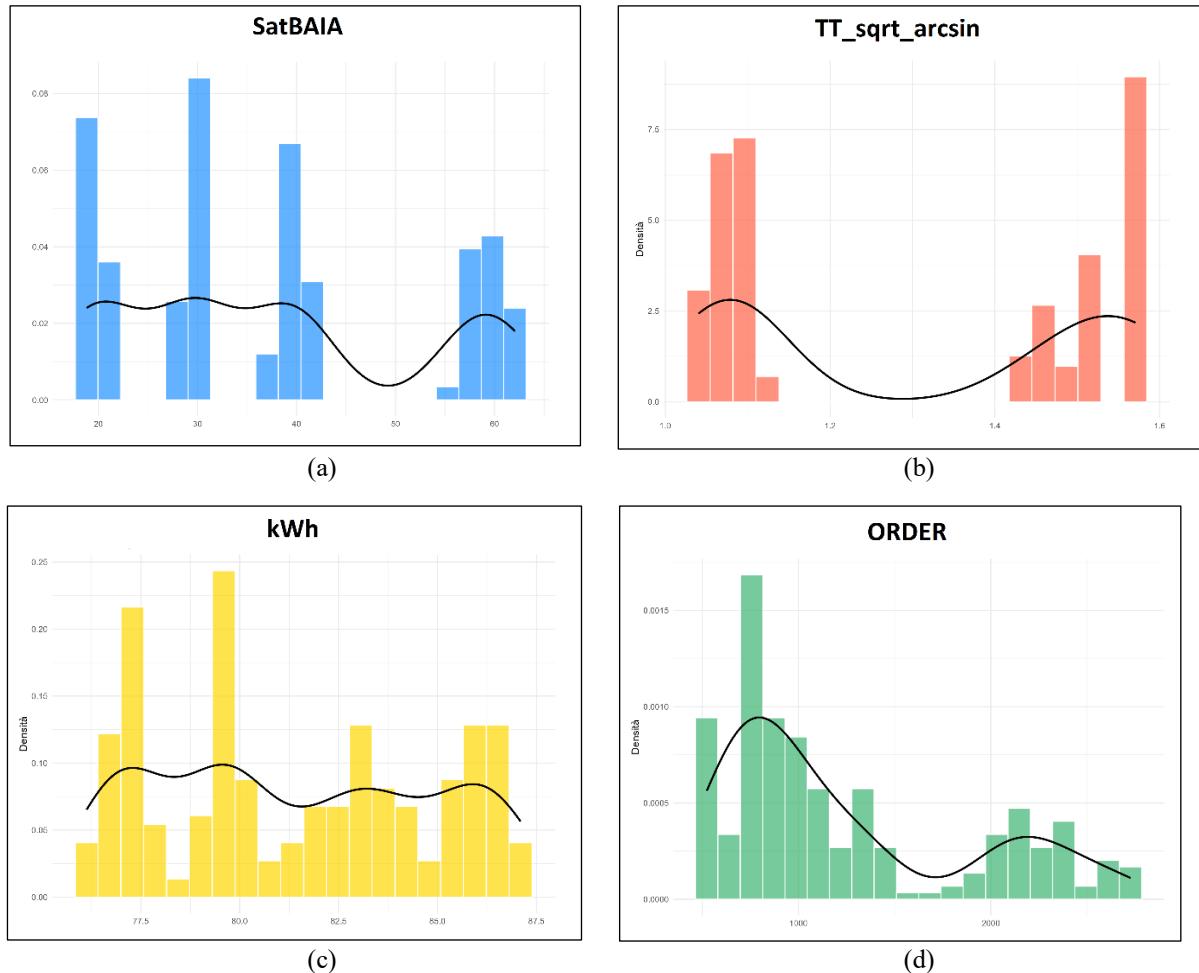
**Figura 5.7.** Grafici boxplot per la differenza nella distribuzione dei dati per SatBAIA nei due livelli del numero di baie di picking manuali (a) e tempo di processamento alle baie (b).

### 5.1.2. Distribuzione della frequenza dei valori dei KPI

Gli effetti visivi più evidenti nel cambio di livello sono stati riscontrati per i fattori e i KPI citati. I grafici rimanenti hanno fornito risultati in generale meno netti visivamente, attestando altezze e larghezze delle scatole boxplot pressoché simili: vengono illustrati in Appendice A. Dopo aver esaminato i 24 grafici boxplot per ipotizzare gli effetti principali dei fattori, sono stati generati tramite script R i quattro grafici di distribuzione della frequenza per i KPI della successiva ANOVA. I grafici mostrano la frequenza nella ripetizione di valori, all'interno di range stabiliti per 20 classi, per il totale delle 256 simulazioni.

Il primo grafico mostra la distribuzione dei valori di SatBAIA. Le saturazioni sono raccolte in quattro gruppi ben separati: due gruppi, agli estremi, mostrano valori troppo elevati

(circa 60%) o troppo bassi (circa il 20%), uno dei gruppi intermedi presenta valori più vicini al target stabilito per lo studio (stabilendosi intorno al 30%), mentre un altro raggruppamento si posiziona nei livelli adeguati del benchmark (intorno al 40%). Il secondo grafico mostra la distribuzione dei valori trasformati di TT. Sono individuabili due gruppi principali, apparentemente di dimensione simile, ipoteticamente connessi ai livelli del fattore critico FI, per cui è stata eseguita la trasformazione. Nel terzo grafico, distribuzione per gli output di kWh, i dati sono distribuiti in modo pressoché uniforme. Il quarto istogramma, per i dati di ORDER, individua, in modo meno marcato rispetto a SatBAIA e TT\_sqrt\_arcsin, due gruppi distinti: uno è più numeroso e comprende output di simulazione con valori di KPI medi che si aggirano nell'intorno del valore di 1000 secondi; il secondo gruppo comprende risultati situati nell'intorno di 2000 secondi, e valori superiori.

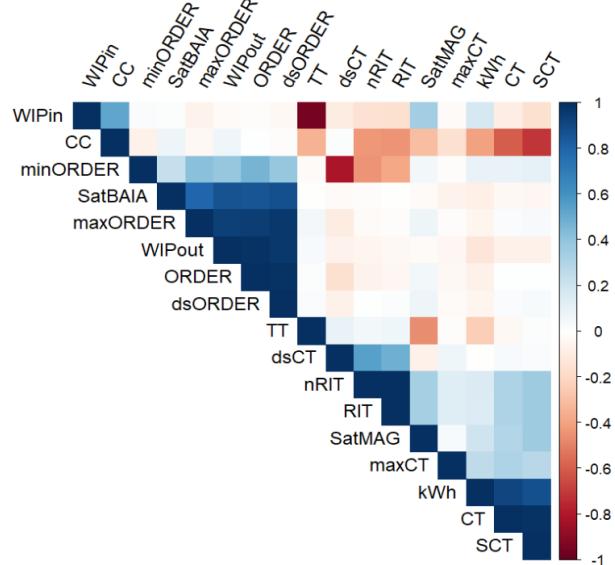


**Figura 5.8.** Grafici di distribuzione delle frequenze dei dati su venti classi per tutti i KPI: SatBAIA (a), TT\_sqrt\_arcsin (b), kWh (c), ORDER (d).

### 5.1.3. Analisi delle correlazioni tra KPI

L'analisi esplorativa dei dati non si è fermata solo ai KPI principali; infatti, è stato catturato valore anche dai KPI ausiliari presi in considerazione nello studio, con lo scopo di scoprire interdipendenze tra elementi del sistema, quindi eventuali incongruenze nel modello. In particolare, è stata costruita una matrice di correlazione su grafico di tipo heatmap dall'intero

dataset di 256 esperimenti. Attraverso l'osservazione della gradazione dei colori ai quadrati degli incroci tra righe e colonne rappresentanti i KPI, è possibile constatare la correlazione dei valori: rossa se presente e fortemente negativa, blu se presente e fortemente positiva, bianca se assente.



**Figura 5.9.** Grafico heatmap delle correlazioni tra tutti i KPI.

Esistono due correlazioni visibili tra i KPI principali: debole e di valore negativo tra i KPI TT e kWh, forte e di valore positivo tra i KPI SatBAIA e ORDER. La correlazione positiva molto forte tra ORDER e SatBAIA indica che all'aumentare della saturazione delle stazioni il tempo medio per evadere un ordine aumenta di conseguenza, e viceversa: i due KPI hanno natura distinta (SatBAIA misura l'utilizzo delle risorse, ORDER il tempo di attraversamento degli articoli nel sistema) ma presentano una forte interdipendenza, sintomo di problematiche comuni. La relazione tra i valori di TT e kWh suggerisce che le condizioni che portano a un blocco del flusso all'ingresso tendono anche a richiedere cicli di stoccaggio meno efficienti, impattando leggermente di più sul consumo energetico, o alla semplice presenza di maggiori missioni. Oltre alle specifiche correlazioni menzionate, la heatmap ha confermato che i quattro KPI principali misurano aspetti in gran parte disaccoppiati del sistema.

La coerenza fisica del modello è confermata, sono presenti alcune correlazioni evidenti attese e altre che danno nuovi insight diagnostici sulle simulazioni lanciate con il modello. Tra le interdipendenze negative, si citano quelle tra:

- WIPin e TT, perché quando il flusso di prodotti in ingresso non viene rispettato la coda all'ingresso dei due magazzini aumenta di conseguenza;
- SatMAG e TT, dato che nei casi in cui il magazzino mostra valori alti di saturazione e le posizioni migliori sono occupate, il flusso in ingresso è rispettato per meno tempo;
- minORDER e dsCT, in quanto un sistema magazzino con bassa variabilità nei viaggi tende a servire almeno un ordine in tempi più lenti rispetto ad uno con più variabilità;
- minORDER e i KPI dei ritardi RIT e nRIT, poiché un sistema con ordini veloci più bassi è un sistema più variabile, che porta ad un numero maggiore di ritardi;

- CC e i KPI dei ritardi, perché quando vengono eseguiti più cicli combinati il numero dei ritardi scende dato che il sistema è mediamente più veloce nell'esecuzione degli ordini, confermando l'efficacia nell'implementazione del ciclo a doppio comando;
- CC con CT, SCT e kWh, poiché se più cicli combinati sono presenti il magazzino riesce a liberare posizioni migliori, abbassando il tempo ciclo medio delle missioni (anche quelle esclusivamente a comando singolo) e, di conseguenza, il consumo di energia elettrica dei traslo elevatori.

Tra le correlazioni positive si citano:

- kWh con CT ed SCT, perché a maggiori tempi di viaggio dei traslo elevatori corrispondono maggiori consumi energetici;
- dsCT con RIT e nRIT, perché, come appurato prima, a sistemi magazzino con alta variabilità di viaggi corrispondono conseguenti ritardi;
- WIPin e SatMAG, poiché nelle simulazioni in cui il magazzino è più saturo, le missioni di riempimento sono più frequenti e la congestione in entrata è una diretta conseguenza;
- ORDER con dsORDER, che permette di individuare una tendenza all'innalzamento generale dei tempi di evasione delle commesse laddove ci sia più variabilità nel sistema;
- WIPout con ORDER e dsORDER, in quanto, logicamente, colli di bottiglia generati a valle del sistema comportano un allungamento dei tempi di esecuzione medi negli ordini, ma anche più variabilità e caoticità nei risultati per il KPI principale;
- SatBAIA con dsORDER e maxORDER, confermando la vicinanza dei due KPI principali, in quanto i KPI ausiliari indicano coerentemente che aumentando la variabilità e anche il valore dei tempi massimi di evasione commesse, anche la saturazione media alle baie subisce un incremento.

Quest'analisi ha permesso di costatare l'affidabilità del modello digitale costruito con Siemens Tecnomatix Plant Simulation. Ha permesso di individuare come l'effetto dei fattori sui KPI principali, si riversa anche su altri aspetti del sistema (come la saturazione del magazzino, la formazione di ritardi a valle, etc.). Ha permesso di individuare una correlazione tra il KPI di saturazione alle baie con quello che misura il tempo medio per concludere un ordine, nonostante i due KPI abbiano natura diversa, suggerendo l'esistenza di problematiche comuni sotto questo aspetto, prevalentemente costituite dalla variabilità del sistema, che oltre a creare code e impegnare gli operai, può generare ritardi; gli altri KPI, che misurano la congestione all'ingresso e il consumo energetico dei traslo elevatori, appaiono più disaccoppiati.

## 5.2. ANOVA

La fase successiva alla preliminare analisi esplorativa dei dati ha previsto la generazione dei grafici delle interazioni a due vie, tramite script R. Essi permettono di interpretare l'effetto di un fattore quando questo agisce in dipendenza di un altro, intercettando il modo in cui l'effetto sul KPI di un fattore cambia guardando anche al livello di un altro fattore. La fase di visualizzazione dei 60 grafici è stata propedeutica all'ANOVA, per selezionare le interazioni a due vie di interesse per ciascun KPI. Si sono riscontrati grafici di interazione di più tipologie: con linee parallele (apparente assenza di interazioni), con linee divergenti o convergenti (con pendenza diversa, possibile effetto di interazione ordinale), linee incrociate (con un possibile ingente effetto di interazione disordinale). Nell'Appendice A, raggruppate per KPI, sono mostrate graficamente tutte le interazioni tra fattori, testate per definire quelle visivamente rilevanti per le indagini ANOVA; nel testo, le interazioni tra fattori sono scritte nella forma "AA×AA".

Nonostante l'interazione FI×NB non abbia generato un output visivo sufficientemente interessante per l'analisi, l'interazione è stata in ogni caso aggiunta tra le variabili delle ANOVA. L'interazione FI×NB è stata inclusa ulteriormente, a prescindere dai grafici riscontrati, perché reputata una relazione chiave nella ricerca dell'ottimizzazione delle performance operative in contesti ben diversificati: la possibilità che le prestazioni riscontrate per le configurazioni a regime e critiche di flusso in ingresso siano differenti al variare del numero di baie è un'eventualità che può essere inclusa nello studio, cercando di individuare robustezza del sistema sotto un profilo fisico e gestionale interessante. Anche l'interazione NB×TB è una relazione chiave della ricerca condotta per il caso studio, poiché misura l'efficacia dell'interdipendenza di due fattori nel sottosistema a valle del magazzino, che vanno ottimizzati come scopo secondario della tesi: in questo caso, l'eventuale significatività risponde alle domande di regolazione degli effetti dell'innalzamento del tempo di processo attraverso la mitigazione con il numero di baie, ma anche l'efficienza del numero di baie in relazione alla velocità con cui esse operano. L'interazione NB×TB si è rivelata già visivamente interessante per lo studio, anche se preventivamente inclusa alle variabili delle ANOVA. La tabella riassuntiva seguente mostra le interazioni prese in considerazione per il primo prospetto ANOVA eseguito per ciascun KPI, che include anche i termini non significativi.

**Tabella 5.4.** Riepilogo delle interazioni a due vie visivamente rilevanti e selezionate per i modelli ANOVA.

	SatBAIA	TT_sqrt_arcsin	kWh	ORDER
<b>PA×FI</b>		✓	✓	✓
<b>PA×RM</b>	✓	✓	✓	✓
<b>PA×NB</b>	✓		✓	✓
<b>PA×TB</b>		✓		✓
<b>PA×OO</b>	✓			
<b>FI×RM</b>	✓	✓	✓	✓
<b>FI×NB</b>	✓	✓	✓	✓
<b>FI×TB</b>	✓			
<b>FI×OO</b>	✓		✓	
<b>RM×NB</b>			✓	✓
<b>RM×TB</b>		✓		
<b>RM×OO</b>	✓	✓		✓
<b>NB×TB</b>	✓	✓	✓	✓
<b>NB×OO</b>		✓		
<b>TB×OO</b>		✓		✓

Un processo ciclico di pulizia dei termini non significativi dalle ANOVA è stato eseguito per tutti i 4 KPI: ad ogni ciclo, il termine con la significatività statistica più bassa (con p-value maggiore di 0,05) è stato eliminato, fino a creare un modello in cui tutti i termini residui sono significativi. Per rispettare il criterio di gerarchia del modello, i fattori principali sono stati conservati nell'analisi anche se non statisticamente significativi, a condizione che fossero parte di un'interazione significativa. Vengono presentati i risultati delle ANOVA con i termini significativi nei livelli codificati, per permettere la gerarchizzazione diretta degli impatti. Nella tabella riassuntiva sono mostrati per ogni KPI l'R<sup>2</sup> corretto delle ANOVA e i valori dei p-value, solamente se minori di 0,05.

**Tabella 5.5.** Valori dei p-value dei termini significativi con R<sup>2</sup> corretto dei modelli ANOVA finali.

	SatBAIA	TT_sqrt_arcsin	kWh	ORDER
<b>PA</b>	<0,01	<0,01	<0,01	<0,01
<b>FI</b>	<0,01	<0,01	<0,01	
<b>RM</b>	<0,01	<0,01	<0,01	<0,01
<b>NB</b>	<0,01		<0,01	<0,01
<b>TB</b>	<0,01		0,035	<0,01
<b>OO</b>			<0,01	<0,01
<b>PA×FI</b>		<0,01	<0,01	
<b>PA×RM</b>		<0,01	<0,01	
<b>PA×NB</b>	<0,01			<0,01
<b>PA×TB</b>				<0,01
<b>PA×OO</b>				
<b>FI×RM</b>	<0,01	<0,01	<0,01	
<b>FI×NB</b>	<0,01			
<b>FI×TB</b>	0,039			
<b>FI×OO</b>				
<b>RM×NB</b>				0,018
<b>RM×TB</b>				
<b>RM×OO</b>				<0,01
<b>NB×TB</b>	<0,01		0,014	<0,01
<b>NB×OO</b>				
<b>TB×OO</b>				<0,01
<b>R-Sq adj</b>	0,9994	0,9977	0,9717	0,9791

### 5.2.1. Saturazione media di una stazione manuale

L'analisi di regressione per il KPI SatBAIA, la saturazione media di una stazione di picking manuale all'uscita del magazzino, ha prodotto un modello con un'eccellente capacità esplicativa. I risultati dell'ANOVA per SatBAIA riportano:

- R<sup>2</sup> corretto = 0,9994
- F = 42760,05
- Significatività di F ≈ 0
- Errore standard = 0,36%

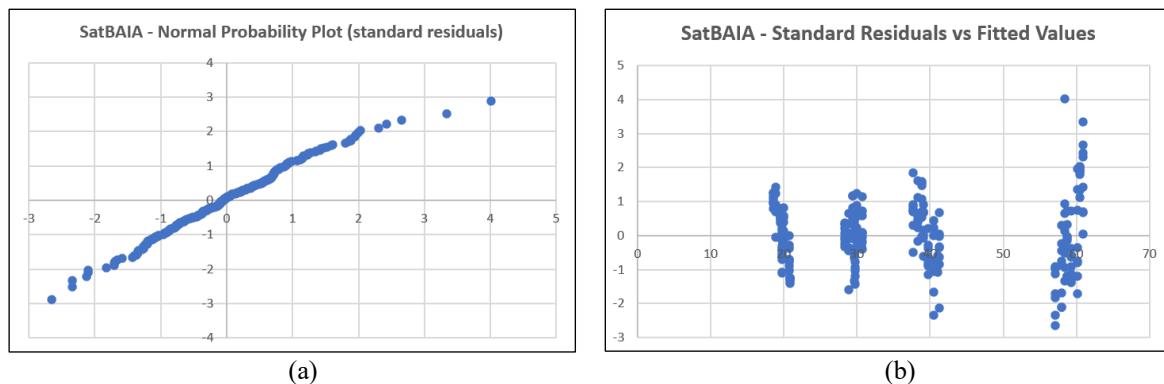
Il valore dell'R<sup>2</sup> corretto indica che il modello è in grado di spiegare il 99,94% della variabilità osservata nella saturazione media di una stazione manuale, quindi un adattamento quasi perfetto ai dati. La validità statistica del modello è confermata dal test F: l'elevatissimo valore della statistica F con la sua Significatività (approssimabile a 0) attestano che la relazione tra i fattori e il KPI è estremamente forte e non dovuta alla casualità. Dal punto di vista pratico, il modello possiede inoltre un'elevata precisione: il valore dell'Errore standard della regressione implica che le stime prodotte dal modello si discostano in media di 0,36 punti percentuali dai valori del contesto simulativo diretto.

Dei 15 fattori e interazioni testati, sono risultati significativi 10 termini, con le seguenti magnitudo in valore assoluto, in ordine decrescente.

1. NB: 12,31
2. TB: 7,37
3. NB×TB: 2,42
4. PA: 0,79
5. RM: 0,52
6. PA×NB: 0,27
7. FI: 0,20

- |            |      |
|------------|------|
| 8. FI×RM:  | 0,12 |
| 9. FI×NB:  | 0,07 |
| 10. FI×TB: | 0,05 |

Si evince che i principali responsabili per la saturazione media di una stazione manuale sono il numero di baie attive e il tempo di processamento dell'odette, ma anche il termine di interdipendenza di questi fattori è molto impattante sull'output. Si può notare come il numero di baie ha un impatto quasi doppio sul tempo di processamento. Inoltre, un coefficiente significativo dell'interazione indica l'impossibilità di poter ottimizzare NB e TB separatamente; infatti, aumentare il numero di baie ha un effetto decisamente diverso se il tempo di processamento alla stazione è 72 secondi o 108 secondi. I restanti fattori sono significativi ma impattano con ordini di grandezza inferiori. Il fattore FI, che caratterizza la differenza di configurazione a monte del sistema, è quello con l'impatto minore a valle del sistema. Il fattore OO è assente: le baie rimangono sature in egual maniera, a prescindere dalla grandezza degli ordini nelle simulazioni. Per validare le assunzioni del modello di regressione lineare sono stati generati due grafici: il *Normal Probability Plot* e lo *Standard Residuals vs Fitted Values*.



**Figura 5.10.** Grafici per la validazione dei modelli ANOVA finali per il KPI SatBAIA: Normal Probability Plot (a) e Standard Residuals vs Fitted Values (b).

I grafici confermano la robustezza del modello ma evidenziano limiti d'applicabilità. Nel primo grafico, i punti rappresentanti i quantili dei residui standardizzati si dispongono in maniera quasi perfetta sulla retta diagonale, indicante una distribuzione normale teorica; quindi, si può concludere che i residui seguono una distribuzione normale, validando l'affidabilità dei test di significatività F e dei p-value ottenuti. Nel secondo grafico, l'effetto a imbuto è sintomo della presenza di eteroschedasticità: la dispersione verticale dei residui (quindi la varianza dell'errore) tende ad aumentare al crescere del valore previsto. Il pattern non invalida il modello ma definisce un range di validità: il modello è estremamente accurato nel prevedere la saturazione media di una stazione manuale entro un limite superiore di range operativo che si attesta al 50%. Oltre il valore di 50%, il sistema è in una fase di congestione a valle, il comportamento è meno lineare e più caotico, ciò rende le previsioni del modello lineare meno affidabili. Pertanto, si afferma che per regimi operativi che portano a saturazioni estreme, il modello lineare cessa di essere un predittore accurato ed è necessaria un'analisi puntuale tramite la simulazione ad eventi discreti.

$$range_{SatBAIA} = [18,81\% - 50,00\%] \quad (5.2)$$

### 5.2.2. Percentuale del flusso di prodotti rispettato in entrata

L'analisi di regressione per il KPI TT\_sqrt\_arcsin, la parte di flusso di odette non congestionato all'ingresso del magazzino (con valori trasformati tramite arcoseno della radice quadrata della frazione), ha prodotto un modello estremamente forte e predittivo. I risultati dell'ANOVA per TT\_sqrt\_arcsin si sono attestati ai seguenti valori:

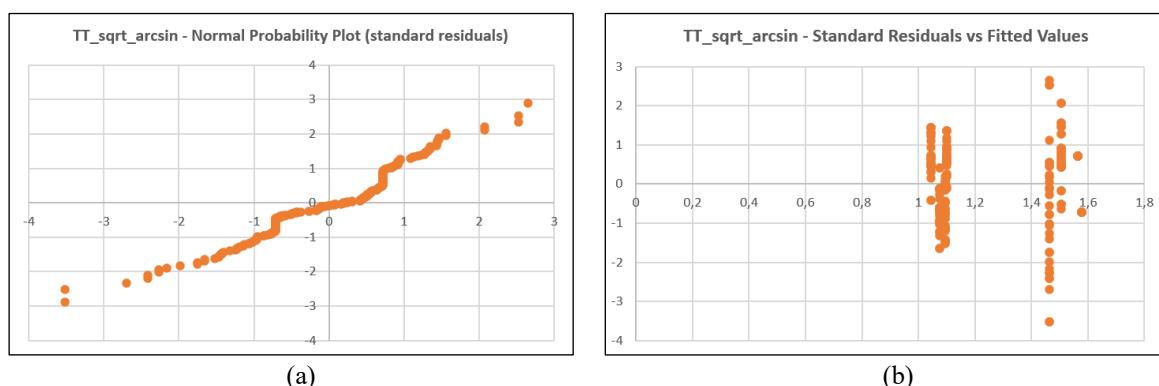
- $R^2$  corretto = 0,9977
- $F = 18875,68$
- Significatività di  $F \approx 0$
- Errore standard = 0,0108

Il valore di 99,77% all' $R^2$  corretto indica un adattamento ai dati quasi perfetto.  $F$  e la Significatività di  $F$  indicano che è statisticamente certo che il modello sia significativo e i risultati non sono frutto di casualità. Il valore dell'Errore standard non è percentuale, perché il dato è trasformato: il modello prevede il comportamento del KPI sulla scala (da 0 a 1,57) con un errore medio estremamente basso (circa lo 0,7% dell'intero range della scala).

Dei 16 fattori e interazioni testati, sono risultati significativi 6 termini, con le seguenti magnitudine in valore assoluto, in ordine decrescente.

1. FI: 0,2247
2. RM: 0,0259
3. FI×RM: 0,0169
4. PA: 0,0163
5. PA×RM: 0,0067
6. PA×FI: 0,0021

Si deduce che il flusso in ingresso FI è il driver principale del KPI, risultato ineccepibile perché la percentuale di flusso di odette non bloccato all'ingresso è direttamente legato a questo fattore. Il fattore FI è un ordine di grandezza superiore agli altri due fattori significativi, RM e PA. Le interazioni con PA modulano l'effetto principale in maniera molto sottile. I restanti fattori (NB, TB, OO) non sono nella lista dei termini significativi: il risultato valida il modello concettuale perché il KPI TT misura il collo di bottiglia all'ingresso del magazzino, mentre NB e TB sono preposti a mitigare il flusso di prodotti all'uscita del magazzino, inoltre il fattore OO non riguarda il riempimento del magazzino. La moltitudine di interazioni graficamente interessanti per il KPI TT\_sqrt\_arcsin si è rivelata compromessa da effetti di rumore, isolati dall'ANOVA. Vengono generati i grafici di validazione come per lo studio precedente.



**Figura 5.11.** Grafici per la validazione dei modelli ANOVA finali per il KPI TT\_sqrt\_arcsin: Normal Probability Plot (a) e Standard Residuals vs Fitted Values (b).

Nel primo grafico i punti (che indicano i residui standardizzati) si allineano in modo fedele lungo la linea retta teorica. Una leggera forma a "S" è identificabile nella parte centrale della distribuzione: la minima inflessione, con l'assenza di deviazioni significative alle code, non invalida l'assunzione di normalità per il modello di regressione lineare costruito. Nel secondo grafico, la presenza netta di due cluster verticali di dati è giustificata dalla presenza dominante del driver FI nel modello. La dispersione verticale è costante visivamente, non si apprezza un'accentuata forma a imbuto come nel caso precedente (SatBAIA), si conferma l'assunzione di omoschedasticità, raggiunta anche grazie alla trasformazione necessaria dei dati di output iniziali.

### 5.2.3. Energia elettrica consumata dai traslo elevatori

L'analisi di regressione per il KPI kWh, l'energia elettrica consumata dai traslo elevatori, ha prodotto un modello statisticamente forte. I risultati dell'ANOVA per il KPI kWh si sono attestati ai seguenti valori:

- $R^2$  corretto = 0,9717
- $F = 876,41$
- Significatività di  $F = 1,53 \times 10^{-185}$
- Errore standard = 0,58 kWh

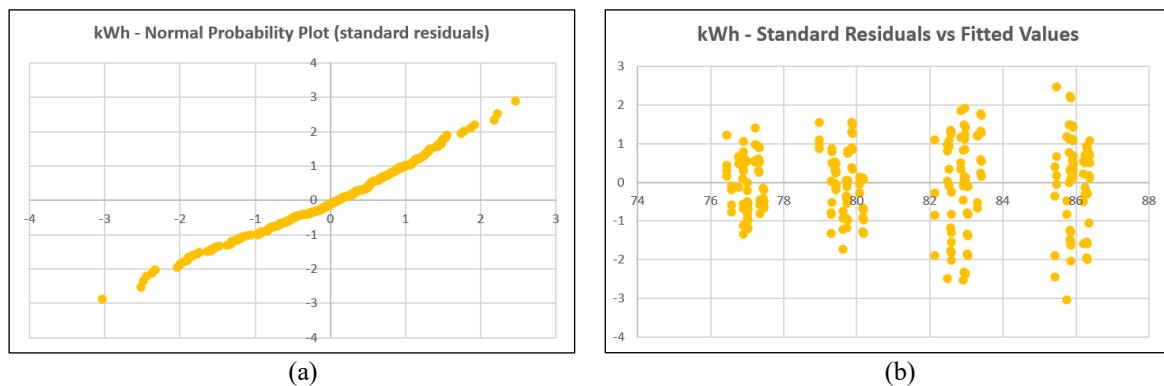
Il valore dell' $R^2$  corretto indica che la variabilità dei dati è spiegata al 97,17% dai fattori scelti; anche se inferiore ai risultati per i KPI precedenti, il risultato superiore al 97% indica un modello con un'elevata capacità esplicativa. La validità statistica è confermata dall'elevato valore di  $F$  e da una Significatività di  $F$  quasi nulla, che attesta l'impossibilità che la relazione sia casuale. L'Errore standard indica previsioni con un margine di errore di 0,58 kWh: rappresenta circa il 5,3% del range totale dalle simulazioni, attestando una buona precisione.

Dei 14 fattori e interazioni testati, sono risultati significativi 10 termini, con le seguenti magnitudine in valore assoluto, in ordine decrescente.

1. PA	3,04
2. PA×RM	0,80
3. RM	0,76
4. FI	0,70
5. PA×FI	0,62
6. OO	0,22
7. NB	0,14
8. FI×RM	0,11
9. NB×TB	0,09
10. TB	0,08

Il risultato evidente nei coefficienti codificati per la valutazione dell'impatto mostra PA come responsabile principale per il consumo di energia elettrica: la scelta della logica di allocazione (Closest Open Location o ABC) è la decisione strategica più importante per controllare il consumo energetico dei traslo elevatori, quindi per cercare di mitigarlo nell'ottica del risparmio di energia elettrica. Come confermato anche dai relativi grafici boxplot, per il modo in cui sono stati definiti i livelli codificati, la politica COL appare vincente sotto il profilo della mitigazione del KPI. La politica di allocazione è il fattore che istruisce i traslo elevatori su dove andare a stoccare e prelevare le odette, determinando la lunghezza media delle loro corse e, di conseguenza, il loro lavoro e consumo energetico. Una seconda classe di termini di impatto è costituita dai fattori FI, RM, e dalle interazioni di questi con PA: le variabili di questo gruppo

sono collegate direttamente al magazzino, come nel caso del KPI TT. Inoltre, dato che l'impatto delle interazioni è rilevante, l'effetto della politica di allocazione non è costante: l'efficacia di PA dipende anche da quanto è pieno il magazzino all'inizio del primo turno di picking e da quanto flusso di articoli in ingresso deve essere gestito. L'ultimo cluster di termini comprendono fattori più sconnessi all'ottimizzazione dei tempi di viaggio in magazzino e mostrano un effetto di magnitudo nettamente minore, concettualmente in linea con il modello logico; i parametri delle stazioni di picking manuale, situate all'uscita del magazzino, hanno un impatto statisticamente marginale sul consumo energetico dei traslo elevatori: si conferma che il KPI è in gran parte disaccoppiato dal sottosistema a valle. Analogamente agli altri KPI, sono stati generati i grafici per validare le assunzioni di normalità dei residui e omoschedasticità nel modello di regressione lineare per il KPI kWh.



**Figura 5.12.** Grafici per la validazione dei modelli ANOVA finali per il KPI kWh: Normal Probability Plot (a) e Standard Residuals vs Fitted Values (b).

Il primo grafico vuole verificare l'assunzione di normalità dei residui: dato che i punti si allineano in maniera pressoché retta, con deviazioni alle code quasi impercettibili, la normalità dei residui standard può considerarsi pienamente rispettata. Al secondo grafico, i punti si dispongono in maniera visivamente costante rispetto all'asse verticale, non si avverte un effetto a imbuto: viene confermata l'assunzione di omoschedasticità e la precisione del modello può considerarsi affidabile per tutto l'intervallo di previsione.

#### 5.2.4. Tempo medio di esecuzione di un ordine

L'analisi di regressione per il KPI ORDER, tempo medio di esecuzione di un ordine, ha prodotto un modello statisticamente robusto. I risultati dell'ANOVA per il KPI ORDER mostrano i seguenti valori:

- $R^2$  corretto = 0,9791
- $F = 1085,78$
- Significatività di  $F = 2,84 \times 10^{-200}$
- Errore standard = 92,85 s

Il valore dell' $R^2$  corretto attesta un ottimo risultato, svelando una buonissima capacità esplicativa del modello (il 97,91% della variabilità è spiegata dai fattori e dalle interazioni scelte). Il valore di  $F$  indica che il segnale intercettato dai fattori è molto più forte del rumore sperimentale, e la sua Significatività vuole confermare la potenza statistica del modello con un

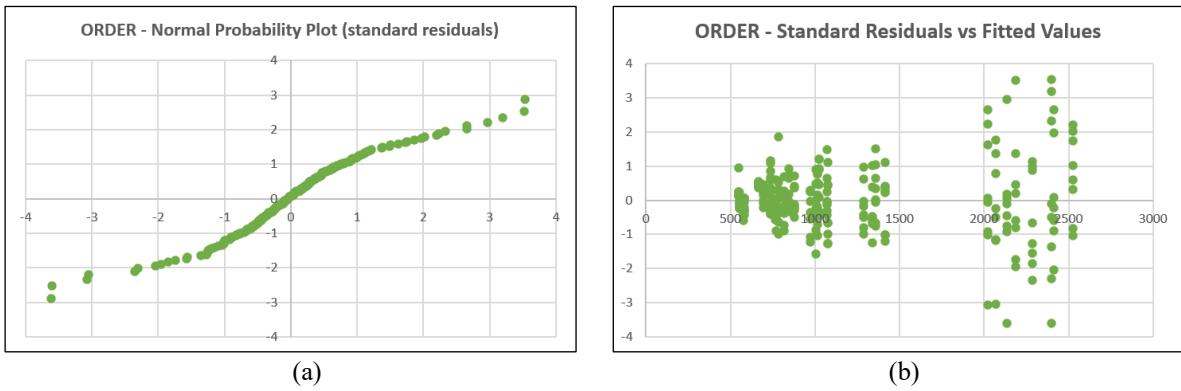
valore approssimativamente nullo. Il valore dell'Errore standard del modello di regressione costruito costituisce circa il 4,2% del range complessivo dei dati di ORDER: il suo impatto è da considerarsi contenuto, data l'elevata varianza del caso.

Dei 16 fattori e interazioni testati, sono risultati significativi 11 termini, con le seguenti magnitudo in valore assoluto, in ordine decrescente.

1. TB	490,41
2. NB	316,43
3. NB×TB	211,36
4. OO	113,12
5. TB×OO	38,50
6. RM	30,09
7. PA	21,81
8. PA×TB	20,61
9. RM×OO	19,46
10. PA×NB	15,51
11. RM×NB	13,81

Gli effetti delle variabili studiate per il KPI possono essere suddivisi in tre categorie, in base al valore dell'impatto registrato. Sono, in ordine, TB, NB, e la loro interazione a dominare il valore assoluto del KPI: questo vuole significare che il KPI è principalmente soggetto alla composizione delle risorse a valle e dalla presenza di code. Il tempo di processamento dell'articolo è direttamente connesso al tempo per processare la quantità totale di articoli dell'ordine: il passaggio dal livello basso al livello alto comporta 36 secondi di differenza in più per ogni odette, che sono fortemente impattanti sul KPI; l'aumento del numero di baie permette di formare meno code e, di conseguenza, ridurre i tempi di evasione degli ordini; il fatto che NB×TB si posizioni nuovamente tra i termini significativi di un KPI è a conferma della conclusione nel considerare i due fattori non indipendenti. Un'interessante osservazione scaturisce dalla seconda categoria, costituita dal fattore OO, anche con un'interazione (TB×OO): avere più odette per ordine conferma l'implicazione logica di accumulare complessivamente più secondi per gestire un ordine; tuttavia, l'effetto è solo secondario rispetto alle code derivanti dalle combinazioni dei fattori NB e TB. I restanti fattori e interazioni, sebbene significativi, hanno una magnitudo decisamente minore, e comprendono fattori interni al magazzino (PA, RM) e altre interazioni.

Una scoperta considerevole risiede nel comportamento con PA: mentre per il KPI kWh il fattore PA era dominante, per il KPI ORDER la scelta della politica di allocazione corretta (in questo caso l'opposta ABC, che favorisce il picking) risulta poco performante se confrontata all'effetto degli altri fattori. In breve, per il caso studio si dimostra che la politica di allocazione, cruciale per il consumo energetico, ha un impatto quasi nullo sul tempo medio di evasione dell'ordine, perché dominato principalmente dai fattori che condizionano il sottosistema a valle. Infine, si nota come il fattore FI sia assente: la congestione all'ingresso del magazzino (misurata dal KPI TT) e il tempo di evasione all'uscita risultano disaccoppiati. Per validare le assunzioni del modello di regressione lineare del KPI ORDER sono stati generati i medesimi tipi di grafici tracciati per i precedenti KPI.



**Figura 5.13.** Grafici per la validazione dei modelli ANOVA finali per il KPI ORDER: Normal Probability Plot (a) e Standard Residuals vs Fitted Values (b).

Nel primo grafico, per la verifica di normalità dei residui, la parte centrale dei dati si allinea in modo fedele lungo la retta teorica; tuttavia, vi sono delle evidenti deviazioni alle code, dove i residui estremi sono più lontani dalla media di quanto previsto dalla distribuzione normale. Il secondo grafico mostra evidenti sintomi di eteroschedasticità, attraverso un effetto a imbuto molto accentuato per valori superiori a 2000 secondi: quando i fattori spingono il sistema a gestire ordini molto grandi, esso tende a diventare molto instabile e rumoroso. Per valori previsti bassi, i residui si dispongono sull'asse verticale in maniera più concentrata e contenuta, entro un intervallo in cui la varianza può considerarsi costante. Per gli scenari a performance estreme appare necessaria un'analisi puntuale diretta tramite simulazione ad eventi discreti. Viene, allora, stabilito un range di affidabilità per il modello di regressione costruito per il KPI ORDER, con un limite superiore di 1750 secondi. Le deviazioni al grafico della probabilità normale, quindi, non invalidano l'ANOVA, considerata comunque robusta per l'elevato numero di esperimenti, e il modello, per il range di affidabilità imposto.

$$range_{ORDER} = [523,64 \text{ s} - 1750,00 \text{ s}] \quad (5.3)$$

### 5.3. Ottimizzazione multiobiettivo

L'Analisi della Varianza (ANOVA) con i livelli codificati ha permesso di standardizzare gli effetti dei fattori (rendendoli direttamente confrontabili, avendo unità di misura eterogenee), ma anche di gerarchizzare gli impatti, ottenendo la magnitudo dai coefficienti di regressione, identificando in questo modo i fattori e le interazioni dominanti per ogni KPI. Sebbene fondamentale per l'analisi, il modello di regressione codificato non è direttamente utilizzabile per il secondo obiettivo della tesi: per la ricerca delle configurazioni di ottimizzazione il modello deve essere convertito nella sua forma naturale non codificata. Le significatività dei fattori e delle interazioni sono state ricontrollate per il nuovo modello (verificando che i singoli p-value fossero ancora sotto la soglia di 0,05), sono stati ricavati i nuovi coefficienti attraverso le ANOVA con i valori dei termini originali; quindi, sono state costruite e implementate le quattro distinte equazioni di regressione lineare finali per i KPI. Per le seguenti equazioni:

- il fattore PA assume il valore di 0 per le configurazioni con la politica di allocazione COL, assume il valore di 1 per adozione della logica ABC;
- il valore di FI è inserito con unità di misura JPH riferita al flusso di odette (con un dominio compreso tra 60 e 80 JPH);
- il valore di RM è inserito è in percentuale (con dominio compreso tra 25% e 75%);

- il valore di SatBAIA ottenuto è in percentuale;
- il valore di TT\_sqrt\_arcsin deve essere convertito con le operazioni inverse della trasformazione;
- il valore di ORDER è in secondi.

$$\begin{aligned} \text{SatBAIA} = & +3,7655 - 3,2016 \text{ PA} - 0,0045 \text{ FI} - 0,0539 \text{ RM} - 0,0312 \text{ NB} \\ & - 0,7947 \text{ TB} - 0,3594 \text{ PA} \times \text{NB} - 0,0005 \text{ FI} \times \text{RM} - 0,0050 \text{ FI} \times \text{NB} \\ & + 0,0003 \text{ FI} \times \text{TB} - 0,0896 \text{ NB} \times \text{TB} \end{aligned} \quad (5.4)$$

$$\begin{aligned} \text{TT_sqrt_arcsin} = & +3,15307 + 0,02275 \text{ PA} - 0,02564 \text{ FI} - 0,00550 \text{ RM} \\ & - 0,00041 \text{ PA} \times \text{FI} - 0,00053 \text{ PA} \times \text{RM} + 0,00007 \text{ FI} \times \text{RM} \end{aligned} \quad (5.5)$$

$$\begin{aligned} \text{kWh} = & +71,1827 + 17,9670 \text{ PA} + 0,1101 \text{ FI} - 0,0287 \text{ RM} - 0,2047 \text{ NB} \\ & - 0,0191 \text{ TB} + 0,2242 \text{ OO} - 0,1241 \text{ PA} \times \text{FI} - 0,0641 \text{ PA} \times \text{RM} \\ & + 0,0004 \text{ FI} \times \text{RM} + 0,0033 \text{ NB} \times \text{TB} \end{aligned} \quad (5.6)$$

$$\begin{aligned} \text{ORDER} = & -3260,37 + 69,37 \text{ PA} + 0,52 \text{ RM} + 501,65 \text{ NB} + 57,20 \text{ TB} \\ & - 118,31 \text{ OO} + 20,68 \text{ PA} \times \text{NB} - 2,29 \text{ PA} \times \text{TB} - 0,37 \text{ RM} \times \text{NB} \\ & - 0,78 \text{ RM} \times \text{OO} - 7,83 \text{ NB} \times \text{TB} + 2,14 \text{ TB} \times \text{OO} \end{aligned} \quad (5.7)$$

Ottenute le equazioni, è stato possibile ricavare e prevedere i valori dei KPI, assegnando valori in input alle variabili contestuali e operative nei domini stabiliti dai livelli; con questi, è stato poi possibile calcolare le spese COST e avere a disposizione, infine, il conseguente GPI (Global Performance Index), indice sintetico delle performance. Per la funzione di costo (3.4), i coefficienti sono stati ricavati attraverso alcune assunzioni. Il termine  $cost_{kWh}$  è stato posto a 0,25. Il termine  $tot_{giorni}$  è assunto pari a 22 giorni lavorativi mensili. Il coefficiente di costo di mantenimento base per gli operai con TB massimo  $cost_{base}$  è fissato alla cifra di 2000. Per calcolare il coefficiente di costo  $cost_{abilità}$  si assume che mantenere 6 operai inesperti (ovvero con TB = 108 s) è economicamente congruente a mantenere 3 operai esperti (quindi con il minimo possibile TB = 72 s); ponendo i due costi uguali nelle equazioni, il valore di  $cost_{abilità}$  risultante è pari a 1600 (ignorando la quota del consumo energetico). Per questo studio, viene adottata allora la seguente funzione di costo con i valori sostituiti.

$$COST = 2000 \text{ NB} + 1600 \text{ NB} \left[ \left( \frac{108}{TB} \right)^2 - 1 \right] + 0,39 \text{ kWh} \quad (5.8)$$

La ricerca delle configurazioni ottime è stata svolta secondo un preciso schema metodologico, simulando attraverso le equazioni tre scenari di contesto diversi (individuati da precisi valori dei fattori di contesto FI, RM, OO), testando 56 configurazioni operative diverse (variando i parametri operativi PA, NB, TB). Sono state testate entrambe le politiche di allocazione, tutti i numeri di baie possibili (da 3 a 6), i tempi di processamento delle odette nei limiti del dominio (a scaglioni di 6 secondi, da 72 a 108).

**Tabella 5.6.** Riepilogo degli scenari (a) e delle configurazioni (b) testate in combinazione tra loro, attraverso le equazioni delle regressioni lineari delle ANOVA.

SCENARI			CONFIGURAZIONI									
	FI [JPH]	RM [%]	OO	PA	NB	TB [s]	PA	NB	TB [s]	PA	NB	TB [s]
NEUTRO	70	50	3	COL	3	72	ABC	3	72	ABC	5	72
WORST CASE	80	75	4	COL	3	78	ABC	3	78	ABC	5	78
BEST CASE	60	25	2	COL	3	84	ABC	3	84	ABC	5	84
				COL	3	90	ABC	3	90	ABC	5	90
				COL	3	96	ABC	3	96	ABC	5	96
				COL	3	102	ABC	3	102	ABC	5	102
				COL	3	108	ABC	3	108	ABC	5	108
				COL	4	72	ABC	4	72	ABC	6	72
				COL	4	78	ABC	4	78	ABC	6	78
				COL	4	84	ABC	4	84	ABC	6	84
				COL	4	90	ABC	4	90	ABC	6	90
				COL	4	96	ABC	4	96	ABC	6	96
				COL	4	102	ABC	4	102	ABC	6	102
				COL	4	108	ABC	4	108	ABC	6	108

(a)

(b)

Con l'utilizzo di un GPI, è stato definito un profilo di ottimizzazione focalizzato sulla stabilità operativa, sostenibilità economica ed efficienza olistica. Il calcolo del GPI per ciascuna configurazione ha richiesto due passaggi fondamentali. I valori grezzi di ogni KPI sono stati convertiti in indicatori di performance normalizzati (su una scala da 0 a 1). Questa normalizzazione utilizza i valori minimi e massimi registrati nel dataset degli esperimenti per poter mappare il risultato dell'equazione rispetto al suo specifico obiettivo ("più è meglio", "meno è meglio" o cadere nello "sweet spot"). Gli indicatori normalizzati sono stati poi aggregati tramite una somma pesata, moltiplicando ciascuno per il peso attribuito, al fine di ottenere il singolo punteggio del GPI. Per lo studio in questione, è stata effettuata una ponderazione del seguente tipo.



**Figura 5.14.** Ponderazione dei KPI e dei costi per il Global Performance Index effettuata per l'ottimizzazione.

- Ai KPI SatBAIA e TT è stata attribuito il 50% complessivo d'importanza per l'ottimizzazione (25% per entrambi): lo studio in questione è focalizzato a fornire risposte di ottimizzazione mirate a migliorare un magazzino dotato di appendici ben definite. Sotto questo aspetto, il magazzino ha ottime prestazioni se alle componenti agli estremi del sistema viene logicamente assegnato un peso adeguato, molto alto. Anche COST ha un peso molto alto (25%), perché l'ottimizzazione mira a essere realistica, attuabile ed economicamente sostenibile. Secondo lo stesso ragionamento, pesi minori vengono attribuiti ai KPI ORDER (15%), che è atto a misurare la velocità interna del magazzino dalle scaffalature alle baie, e kWh (10%), perché valori più desiderabili al consumo energetico sono sacrificabili per consentire un funzionamento del sistema in ottica olistica.

- L’ottimizzazione di SatBAIA consiste nel privilegiare configurazioni ottenute dalle equazioni di regressione con valori di saturazione situati in uno “sweet spot” costituito dall’intervallo 37,5% - 42,5%. Una saturazione desiderabile si trova nell’intorno del 40% con range di 5%: per configurazioni con saturazioni più alte gli operai si considerano troppo affaticati per l’attività manuale, inoltre la possibilità di avere code all’uscita è maggiore; per configurazioni con saturazioni troppo basse, le risorse a valle sono considerate sovrafficate.
- L’ottimizzazione dei KPI ORDER e COST mirano logicamente alla minimizzazione del valore ottenuto.
- L’ottimizzazione del KPI TT mira logicamente alla massimizzazione del valore ottenuto: il KPI è valutato in modo tale da rappresentare la frazione di flusso di prodotti non bloccato all’ingresso durante il corso di tutta la simulazione. Per il calcolo del GPI è adottato il KPI TT ottenuto dall’antitrasformata del valore di TT\_sqrt\_arcsin.
- L’ottimizzazione del KPI kWh è stata posta in ottica di minimizzazione dei tempi di viaggio complessivi e sostenibilità ambientale.

Per rimarcare la necessità di un’ottimizzazione multicriterio, data l’incompatibilità nell’ottimizzazione simultanea dei KPI, per ogni scenario sono fornite le configurazioni ottime per singolo KPI. Per queste ottimizzazioni sono state operate minimizzazioni di ORDER, minimizzazioni di kWh, massimizzazione di TT, ricerca di configurazione con SatBAIA più vicina a 40%. Sono state operate quindi le ottimizzazioni monobiettivo per lo studio e ne sono stati valutati i risultati relativi al GPI.

### 5.3.1. Scenario Neutro

Lo Scenario Neutro è individuato dai fattori di contesto nei seguenti valori intermedi dei domini, implementabili grazie alle equazioni di regressione:

- FI (Flusso di odette in ingresso): 70 JPH;
- RM (Riempimento iniziale del magazzino): 50%;
- OO (Numero medio di odette per ordine): 3.

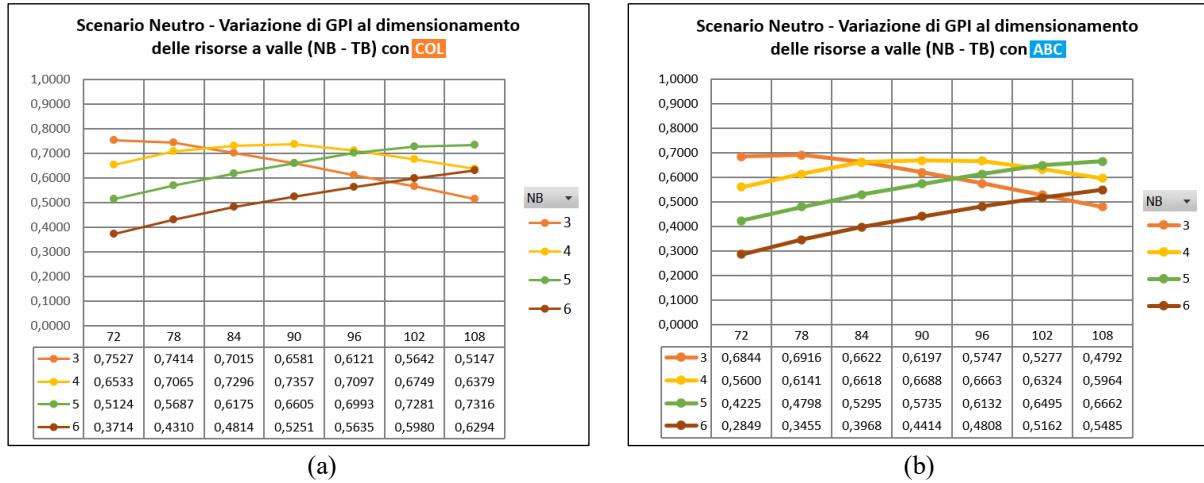
Lo scenario delineato dalle variabili di contesto definite per questi valori vede le configurazioni seguenti come massimizzanti le singole performance in un’ottimizzazione monobiettivo dei KPI, ordinate secondo GPI.

**Tabella 5.7.** Ottimizzazioni monobiettivo dei KPI sulle configurazioni testate attraverso i modelli di regressione nello Scenario Neutro: sfondo blu SatBAIA, sfondo giallo kWh, sfondo verde ORDER.

FI	RM	OO	PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-N
70	50	3	0	5	108	40,19	93,83	78,35	1587,32	10030,78	0,7316
70	50	3	0	3	108	60,19	93,83	78,04	2311,73	6030,66	0,5147
70	50	3	0	6	72	20,29	93,83	78,47	625,80	24030,83	0,3714

La configurazione ottimizzante la saturazione delle baie offre il compromesso migliore tra le tre ottimizzazioni monobiettivo, attestando un GPI molto alto. Il KPI TT ha lo stesso valore: questo perché le configurazioni migliori si sono rivelate in ogni caso quelle che hanno adottato una politica COL, l’unica leva operativa che può interagire con TT. Le ottimizzazioni singole di kWh e ORDER offrono valori di GPI molto bassi in proporzione alla criticità dello scenario. Nonostante i prezzi ridotti della configurazione ottima per kWh, gli ordini sono troppo

lunghi e la presenza di code a valle forte. Al contrario, la configurazione ottima per ORDER ha tempi brevissimi ma costi insostenibili e baie poco sature (sovradimensionamento). Infatti, secondo la classifica totale delle singole ottimizzazioni monobiettivo kWh e ORDER, esse si trovano esattamente in posizione opposta (prima e ultima posizione). Di seguito, i grafici per l'osservazione del comportamento del GPI al variare del numero di baie e del tempo di processamento per entrambe le politiche di allocazione, nello Scenario Neutro.



(a)

(b)

**Figura 5.15.** Grafici per la visualizzazione dei valori del GPI al variare del numero di baie e tempi di processamento nelle configurazioni con politica di allocazione COL (a) e ABC (b), nello Scenario Neutro.

All'aumentare del tempo di processamento, il rendimento delle configurazioni, diversificate per numero di baie, ha un andamento diverso: con 3 baie di picking al sistema, si raggiunge il picco di ottimo ai minimi tempi di processamento (con la differenza che, con la politica ABC, il massimo è raggiunto al valore successivo), incrementi su questa variabile condizionano negativamente le performance; con 4 baie di picking si raggiunge un ottimo per tempi di processamento intermedi; con 5 baie di picking, l'ottimo si potrebbe considerare raggiunto ai valori massimi dei tempi (solo se è stata adottata politica di allocazione COL); la configurazione con 6 baie sembra possedere un andamento crescente di GPI per tempi di processamento di 108 secondi. Le sei migliori configurazioni di compromesso nello Scenario Neutro sono classificate secondo la grandezza del GPI, nella tabella seguente. Per tutte le configurazioni operative testate, la logica ABC al fattore PA ha mostrato risultati di GPI minori confrontata con le rispettive configurazioni di NB e TB con politica di allocazione COL implementata. Si deduce che per questo scenario operativo, la scelta della politica di allocazione migliore ricade sulla Closest Open Location.

**Tabella 5.8.** Classificazione delle migliori configurazioni secondo GPI, a seguito dell'ottimizzazione multiobiettivo dei KPI con i costi, nello Scenario Neutro.

FI	RM	OO	PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-N
70	50	3	0	3	72	40,61	93,83	78,37	866,97	12030,79	0,7527
70	50	3	0	3	78	43,87	93,83	78,32	1107,76	10433,13	0,7414
70	50	3	0	4	90	42,01	93,83	78,30	1368,05	10846,76	0,7357
70	50	3	0	5	108	40,19	93,83	78,35	1587,32	10030,78	0,7316
70	50	3	0	4	84	39,29	93,83	78,34	1174,23	12210,37	0,7296
70	50	3	0	5	102	38,00	93,83	78,36	1440,47	10999,64	0,7281

È notevole il risultato fornito dalla classificazione, in cui vengono privilegiate tre tipi di configurazioni: a tre baie con tempi di processamenti rapidi, a quattro baie con tempi di processamento intermedi, a cinque baie con tempi di processamento lenti. Le configurazioni con sei baie non rientrano nella classifica delle configurazioni migliori, penalizzate dagli eccessivi costi e saturazioni alle baie inferiori. La configurazione vincente per questo scenario ha per parametri operativi [PA = COL, NB = 3, TB = 72]. Il KPI TT ha lo stesso valore per tutte le configurazioni, perché dipendente esclusivamente da PA, RM e FI, i quali sono costanti; il KPI kWh ha pressoché lo stesso valore, più vicino al suo valore minimo 76,13 che al suo massimo 87,10. Le differenze principali sono apprezzabili per SatBAIA, ORDER, COST. La configurazione vincente ha un costo leggermente superiore rispetto alla media dei costi delle sei configurazioni migliori, ma ciò è giustificato dal fatto che la saturazione media alla baia di picking è al valore target, mentre i tempi medi di evasione delle commesse sono molto bassi. Le altre configurazioni offrono compromessi diversi, sacrificando tempi di esecuzione degli ordini inferiori, aumentando la possibilità di generare ritardi, per spese mensili per le utenze e l'energia elettrica complessivamente minori.

### 5.3.2. Worst Case Scenario

Il Worst Case Scenario è individuato dai fattori contestuali con i seguenti valori, già disponibili dal prospetto dei dati sperimentali:

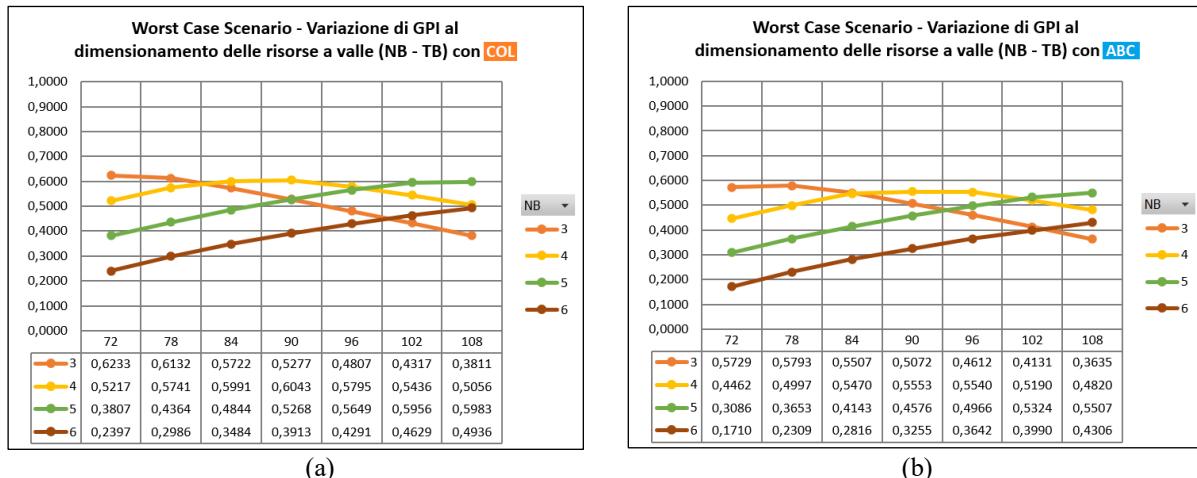
- FI (Flusso di odette in ingresso): 80 JPH;
- RM (Riempimento iniziale del magazzino): 75%;
- OO (Numero medio di odette per ordine): 4.

I valori dei fattori contestuali per il Worst Case Scenario sono stati assegnati in base ai GPI relativi al dataset delle simulazioni, che mostravano i valori peggiori per i dati con i parametri definiti. Il Worst Case Scenario vede le configurazioni seguenti come massimizzanti le singole prestazioni in un'ottimizzazione monobiettivo dei KPI.

**Tabella 5.9.** Ottimizzazioni monobiettivo dei KPI sulle configurazioni testate attraverso i modelli di regressione nel Worst Case Scenario: sfondo blu SatBAIA, sfondo giallo kWh, sfondo verde ORDER.

FI	RM	OO	PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-W
80	75	4	0	5	108	40,01	79,01	80,04	1783,89	10031,45	0,5983
80	75	4	0	3	108	60,11	79,01	79,74	2526,70	6031,33	0,3811
80	75	4	0	6	72	19,97	79,01	80,17	736,16	24031,49	0,2397

La classificazione mostra configurazioni nel caso simile al precedente. Tra le configurazioni ottimizzanti, la saturazione delle baie offre il compromesso migliore. Anche qui, TT è migliore quando viene assegnata la politica COL, indistintamente dalle configurazioni a valle. ORDER e kWh sono nuovamente all'esatto opposto nelle loro classifiche di ottimizzazione monobiettivo: c'è un chiaro conflitto nella scelta di ottimizzazione dei due output. In particolare, la configurazione che ottimizza ORDER arriva a toccare valori di GPI eccessivamente bassi. Le configurazioni ottimizzanti identificate sono uguali a quelle dello Scenario Neutro. Di seguito, i grafici per l'osservazione del comportamento del GPI al variare del numero di baie e del tempo di processamento per entrambe le politiche di allocazione, nel Worst Case Scenario.



**Figura 5.16.** Grafici per la visualizzazione dei valori del GPI al variare del numero di baie e tempi di processamento nelle configurazioni con politica di allocazione COL (a) e ABC (b), nel Worst Case Scenario.

Le curve hanno un andamento del tutto simile a quello visionato per lo Scenario Neutro, ma i valori di GPI registrati sono minori. Le sei migliori configurazioni di compromesso nel Worst Case Scenario sono classificate secondo la grandezza del GPI, nella tabella seguente. Anche per il Worst Case Scenario, per tutte le configurazioni operative testate, la logica ABC al fattore PA ha mostrato risultati di GPI complessivamente inferiori quando confrontata con le rispettive configurazioni NB - TB con politica di allocazione COL implementata. Si deduce che per questo scenario operativo, la scelta della politica di allocazione migliore ricade ancora sulla Closest Open Location.

**Tabella 5.10.** Classificazione delle migliori configurazioni secondo GPI, a seguito dell'ottimizzazione multiobiettivo dei KPI con i costi, nel Worst Case Scenario.

FI	RM	OO	PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-W
80	75	4	0	3	72	40,44	79,01	80,07	1004,94	12031,46	0,6233
80	75	4	0	3	78	43,72	79,01	80,02	1258,56	10433,80	0,6132
80	75	4	0	4	90	41,84	79,01	80,00	1535,32	10847,43	0,6043
80	75	4	0	4	84	39,10	79,01	80,03	1328,66	12211,03	0,5991
80	75	4	0	5	108	40,01	79,01	80,04	1783,89	10031,45	0,5983
80	75	4	0	5	102	37,81	79,01	80,06	1624,20	11000,31	0,5956

In questo contesto critico, risultano vincenti le stesse configurazioni dello Scenario Neutro, in ordine diverso. I valori di GPI per le sei configurazioni di compromesso migliori si distaccano di almeno 0,1 punti rispetto al valore dello Scenario Neutro, confermando la criticità del caso. Come per il caso precedente, i valori di TT si attestano costanti per ogni configurazione, dove l'unica leva operativa di ottimizzazione risulta essere l'adozione della politica COL. I valori di kWh sono pressoché simili e più alti rispetto al caso precedente (per il maggior numero di missioni in entrata). La configurazione migliore resta ancora quella ottenuta dai parametri operativi del caso precedente [PA = COL, NB = 3, TB = 72]. I valori del KPI ORDER sono molto più alti per la presenza di congestione generale del sistema: una configurazione supera il limite di affidabilità del modello di regressione per come è stato definito dalla (5.3), fornendo risultati meno attendibili. Anche in questo contesto operativo, la configurazione migliore (composta da sole tre baie con operai esperti) presenta costi elevati,

giustificati dall'eccellente servizio svolto: saturazioni media alle baie nel target e tempi medi di esecuzione degli ordini eccezionali considerando la criticità dello scenario.

### 5.3.3. Best Case Scenario

Il Best Case Scenario è individuato dai fattori di contesto con i seguenti valori, già disponibili dal prospetto dei dati sperimentali, come nel caso precedente:

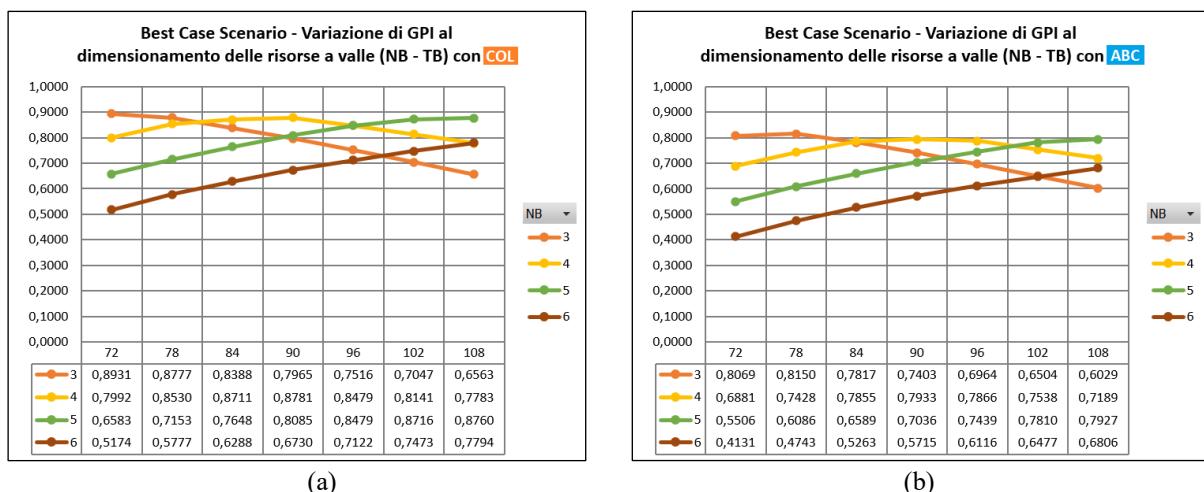
- FI (Flusso di odette in ingresso): 60 JPH;
- RM (Riempimento iniziale del magazzino): 25%;
- OO (Numero medio di odette per ordine): 2.

Anche per questo scenario, i livelli di fattori sono stati assegnati in virtù dei GPI relativi al dataset delle simulazioni, che mostravano i valori migliori. Il Best Case Scenario vede le configurazioni seguenti come massimizzanti le singole prestazioni.

**Tabella 5.11.** Ottimizzazioni monobiettivo dei KPI sulle configurazioni testate attraverso i modelli di regressione nel Best Case Scenario: sfondo blu SatBAIA, sfondo giallo kWh, sfondo verde ORDER.

FI	RM	OO	PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-B
60	25	2	0	4	84	39,72	99,99	76,86	1058,71	12209,79	0,8711
60	25	2	0	3	108	60,50	99,99	76,56	2135,68	6030,08	0,6563
60	25	2	0	6	72	20,85	99,99	76,99	554,36	24030,25	0,5174

La classificazione dell'ottimizzazione monobiettivo è similare alle precedenti, tuttavia la configurazione vincente per la saturazione delle baie è differente (NB = 4, TB = 84), prediligendo meno baie e più velocità per questa casistica. Le ottimizzazioni di kWh e ORDER sono in conflitto, mentre TT assume sempre lo stesso valore, avendo adottato la politica COL, operativamente migliore per il caso studio. L'adozione di troppe baie per minimizzare ORDER aumenta vertiginosamente i costi, facendo irrimediabilmente scendere il punteggio di GPI. Di seguito, i grafici per l'osservazione del comportamento del GPI al variare del numero di baie e del tempo di processamento per entrambe le politiche di allocazione, nel Best Case Scenario.



**Figura 5.17.** Grafici per la visualizzazione dei valori del GPI al variare del numero di baie e tempi di processamento nelle configurazioni con politica di allocazione COL (a) e ABC (b), nel Best Case Scenario.

Le curve hanno un andamento del tutto simile a quello visionato per lo Scenario Neutro, ma i valori di GPI registrati sono maggiori. Le sei configurazioni di compromesso più performanti nel Best Case Scenario sono classificate secondo la grandezza del GPI, nella tabella seguente. Per tutte le configurazioni operative testate, la logica ABC al fattore PA ha mostrato risultati di GPI complessivamente inferiori quando confrontata con le rispettive configurazioni NB - TB con politica di allocazione COL implementata. Si deduce che per questo scenario operativo, la scelta della politica di allocazione migliore ricade sulla Closest Open Location. Per tutti gli scenari operativi testati e con la ponderazione assegnata all'indicatore di performance generale, la politica Closest Open Location ha registrato sempre risultati migliori rispetto alla Logica ABC, anche grazie alla combinazione con gli altri fattori.

**Tabella 5.12.** Classificazione delle migliori configurazioni secondo GPI, a seguito dell'ottimizzazione multiobiettivo dei KPI con i costi, nel Best Case Scenario.

FI	RM	OO	PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-B
60	25	2	0	3	72	41,02	99,99	76,90	767,92	12030,21	0,8931
60	25	2	0	4	90	42,42	99,99	76,82	1239,70	10846,18	0,8781
60	25	2	0	3	78	44,27	99,99	76,84	995,88	10432,55	0,8777
60	25	2	0	5	108	40,60	99,99	76,87	1429,68	10030,20	0,8760
60	25	2	0	5	102	38,43	99,99	76,88	1295,65	10999,06	0,8716
60	25	2	0	4	84	39,72	99,99	76,86	1058,71	12209,79	0,8711

La classifica premia nuovamente le stesse configurazioni sulle 56 testate, anche se con ordine ancora diverso: le prestazioni universalmente più apprezzate ricadono sempre sulla configurazione a tre baie con tempi di processamento rapidi. I GPI di questa classifica sono maggiori di almeno 0,1 punti rispetto a quelli della classifica dello Scenario Neutro, confermando la natura dello scenario. I valori di TT si attestano al 99,99%, convalidando l'assenza di congestioni gravi in ingresso. I valori di kWh rasantano il minimo registrato in simulazione e sono pressoché simili tra le configurazioni vincenti. Anche in questo scenario, la classifica discrimina valori ai livelli dei KPI SatBAIA, ORDER, COST. La configurazione universalmente migliore registra la metà dei tempi di esecuzione delle commesse rispetto ad un'altra configurazione (che può comunque considerarsi ottimale): i costi alti sono quindi compensati da elevate performance tecniche. In questa classifica, a questa posizione, viene registrato il valore di GPI migliore delle 168 casistiche testate: 0,8931. In generale, si registrano valori eterogenei per i tre KPI, scelte diverse possono ricadere sulle configurazioni intercettate in base alle esigenze gestionali e alle modalità di ponderazione di tutti i KPI.

### 5.3.4. Classifica delle configurazioni ottimali tramite RPI

I grafici e le tabelle dei singoli scenari sono serviti a scegliere le configurazioni migliori, relativamente ad alcuni contesti studiati. Sorge la necessità di identificare e classificare le soluzioni non solo performanti per un singolo scenario, ma universalmente robuste e valide per più scenari. Per pesare le prestazioni in più contesti e premiare la stabilità operativa, è stato utilizzato un indice RPI (Robust Performance Index). Attraverso l'RPI viene stilata la classifica finale delle configurazioni ottimali: esso è ricavato attraverso una somma pesata dei punteggi GPI di ogni configurazione operativa per i tre scenari. La scelta di questa ponderazione non è casuale: viene conferito il peso massimo alla performance complessiva nello Scenario Neutro, considerato il più probabile; viene assegnato un peso elevato al Worst Case Scenario, per premiare la robustezza in situazioni critiche, nonostante possa essere meno comune; viene

attribuito il peso minimo alle prestazioni nel Best Case Scenario, perché si reputa meno considerevole per la configurazione eccellere in condizioni di basso stress operativo.

La selezione delle configurazioni ottimali si basa sulla classifica generata, infine, dall'indice RPI, che ha raccolto i valori di performance rielaborandoli su più contesti indipendenti, intercettando i sistemi migliori anche sotto il profilo della robustezza operativa. Nella classifica finale, vengono escluse le configurazioni con PA = 1 (ABC), perché i risultati di RPI della classifica con ABC hanno registrato valori minori per ogni posizione confrontata con la classifica con COL. La classifica finale, riordinata, è la seguente.

$$RPI = 3 \cdot GPI_{neutro} + 2 \cdot GPI_{worst} + 1 \cdot GPI_{best} \quad (5.9)$$

**Tabella 5.13.** Classificazione delle configurazioni secondo RPI, con politica di allocazione COL.

PA	NB	TB	GPI-N	GPI-W	GPI-B	RPI
0	3	72	0,7527	0,6233	0,8931	<b>4,3977</b>
0	3	78	0,7414	0,6132	0,8777	<b>4,3284</b>
0	4	90	0,7357	0,6043	0,8781	<b>4,2937</b>
0	5	108	0,7316	0,5983	0,8760	<b>4,2676</b>
0	4	84	0,7296	0,5991	0,8711	<b>4,2582</b>
0	5	102	0,7281	0,5956	0,8716	<b>4,2469</b>
0	4	96	0,7097	0,5795	0,8479	<b>4,1361</b>
0	4	78	0,7065	0,5741	0,8530	<b>4,1207</b>
0	3	84	0,7015	0,5722	0,8388	<b>4,0875</b>
0	5	96	0,6993	0,5649	0,8479	<b>4,0757</b>
0	4	102	0,6749	0,5436	0,8141	<b>3,9260</b>
0	5	90	0,6605	0,5268	0,8085	<b>3,8437</b>
0	3	90	0,6581	0,5277	0,7965	<b>3,8262</b>
0	4	72	0,6533	0,5217	0,7992	<b>3,8025</b>
0	4	108	0,6379	0,5056	0,7783	<b>3,7034</b>
0	6	108	0,6294	0,4936	0,7794	<b>3,6547</b>
0	5	84	0,6175	0,4844	0,7648	<b>3,5860</b>
0	3	96	0,6121	0,4807	0,7516	<b>3,5495</b>
0	6	102	0,5980	0,4629	0,7473	<b>3,4672</b>
0	5	78	0,5687	0,4364	0,7153	<b>3,2943</b>
0	6	96	0,5635	0,4291	0,7122	<b>3,2609</b>
0	3	102	0,5642	0,4317	0,7047	<b>3,2608</b>
0	6	90	0,5251	0,3913	0,6730	<b>3,0308</b>
0	3	108	0,5147	0,3811	0,6563	<b>2,9627</b>
0	5	72	0,5124	0,3807	0,6583	<b>2,9567</b>
0	6	84	0,4814	0,3484	0,6288	<b>2,7697</b>
0	6	78	0,4310	0,2986	0,5777	<b>2,4678</b>
0	6	72	0,3714	0,2397	0,5174	<b>2,1110</b>

Come atteso per i risultati precedenti, le sei configurazioni migliori rimangono quelle già mostrate nelle tabelle degli scenari singoli. Viene confermato il pattern della triplice possibilità di implementazione: tre baie con tempi di processamento rapidi, quattro baie con tempi di processamento intermedi, cinque baie con tempi di processamento lenti. Al primo posto, si attesta [PA = 0; NB = 3; TB = 72] come la configurazione ottimale finale, già prima in tutte e tre le classifiche degli scenari, e viene eletta come la più desiderabile su più contesti operativi: ha un RPI di 4,3977 e il suo valore di GPI-W (GPI al Worst Case Scenario) è superiore a tutti gli altri, a molti GPI-N (GPI allo Scenario Neutro), a due GPI-B (GPI al Best Case Scenario) per due configurazioni con 6 baie. La prima configurazione si distacca dalla seconda di 0,07 punti: la seconda configurazione più robusta prevede la scelta di tre operai leggermente meno

veloci ( $TB = 78$ ). La terza configurazione [ $PA = 0; NB = 4; TB = 90$ ] è una configurazione quasi neutra: il tempo di processamento desiderato è perfettamente al centro del range di  $TB$  (tra 72 e 108 secondi) e il numero di baie è compreso tra 3 e 6. La quarta configurazione ha l'RPI al valore di 4,2676 e concede l'utilizzo di 5 baie con tempi di processamento lenti, 108 secondi. La quinta e sesta configurazione offrono valori eccellenti di RPI, sopra la soglia di 4,2: tuttavia, esse vengono raggiunte ottimizzando leggermente i tempi di processamento delle configurazioni al terzo e al quarto posto, operazione che in realtà si rivela solo dispendiosa e inefficiente, perché degrada il valore finale dell'RPI.

Le configurazioni con sei baie appaiono perlopiù alla fine della classifica finale. Viene esclusa l'opportunità di aggiungere un'ulteriore baia, considerata secondo tutti i GPI come una scelta eccessivamente dispendiosa e inefficiente: è stato quindi intercettato e trattato adeguatamente un caso di sovradimensionamento delle risorse a valle del magazzino. La configurazione peggiore è proprio [ $PA = 0; NB = 6; TB = 72$ ], economicamente disastrosa, per i costi alti e ingiustificati, e operativamente inefficiente, perché la saturazione media delle baie crolla e si allontana inesorabilmente dal target prefissato. Questa configurazione ha un RPI di 1,6099. Altre configurazioni non ottimali prevedono 5 baie con tempi di processamento veloci, alle posizioni basse della classifica per un ragionamento equivalente, oppure 3 baie con tempi di processamento troppo lenti. Queste ultime non richiedono ingenti investimenti per l'implementazione: dall'adozione di queste configurazioni, però, derivano performance tecniche complessive inadeguate. Le performance delle configurazioni con 4 baie hanno una posizione mediamente buona in classifica, offrendo buone prestazioni per più tempi di processamento testati e possono essere riconsiderate, in questo senso, per una scelta di compromesso ibrida.

### 5.3.5. Validazione delle configurazioni estreme con i dati della DES

Dato che sia la configurazione operativa migliore che quella peggiore sono già state testate in simulazione, e dal momento che anche il Best Case Scenario e il Worst Case Scenario sono individuati dagli input definiti negli esperimenti, è possibile confrontare i valori acquisiti dal metamodello di previsione raggiunto tramite le ANOVA con i dati diretti della simulazione, validando la precisione del modello. Sono raffrontati gli output dei KPI dalle simulazioni per le quattro replicazioni, insieme ai costi conseguenti e al GPI risultante: è operata una media sulle quattro replicazioni, viene calcolato l'errore percentuale dalla differenza con il valore di previsione del metamodello.

Per la configurazione migliore [ $PA = COL, NB = 3, TB = 72$ ] al Best Case Scenario, il modello ha predetto i valori della simulazione con precisione eccellente: tutti gli errori percentuali per i KPI principali sono inferiori all'1%. In condizioni di basso stress operativo, il metamodello si rivela un predittore quasi perfetto. Al Worst Case Scenario, gli errori a SatBAIA, TT e kWh sono ottimi valori, in quanto ben sotto alla soglia dell'1%, tuttavia, per come già constatato in precedenza attraverso l'impiego dei range di affidabilità, i valori del KPI di ORDER diventano più impredicibili con l'incrementarsi della congestione in uscita; l'errore del 7,14% può considerarsi tollerabile per certi contesti, è raccomandato l'impiego diretto della simulazione ad eventi discreti per il calcolo esatto del KPI. Ciò convalida quindi l'analisi diagnostica operata precedentemente.

**Tabella 5.14.** Valori dei KPI nelle replicazioni con le medie, confrontati con i valori predetti dal modello di regressione per la configurazione migliore, con errore percentuale.

		PA	NB	TB			
	COL	3	72				
<b>BEST CASE SCENARIO</b>	repl. 1	40,77	100,00	76,27	770,10	12029,96	0,8986
	repl. 2	40,75	100,00	76,58	823,20	12030,09	0,8922
	repl. 3	40,64	100,00	76,14	742,95	12029,91	0,9017
	repl. 4	40,77	100,00	76,51	758,87	12030,06	0,8972
	<b>Media</b>	40,73	100,00	76,38	773,78	12030,00	0,8974
	<b>PREVISTO</b>	41,02	99,99	76,90	767,92	12030,21	0,8931
	<b>Errore (%)</b>	-0,70	0,01	-0,68	0,76	-0,0017	0,48
	repl. 1	40,16	78,32	79,92	925,94	12031,40	0,6265
	repl. 2	40,59	78,99	80,08	983,46	12031,46	0,6250
<b>WORST CASE SCENARIO</b>	repl. 3	40,44	79,01	80,04	861,75	12031,44	0,6338
	repl. 4	40,52	79,08	80,15	961,54	12031,49	0,6264
	<b>Media</b>	40,43	78,85	80,05	933,17	12031,45	0,6279
	<b>PREVISTO</b>	40,44	79,01	80,07	1004,94	12031,46	0,6233
	<b>Errore (%)</b>	-0,03	-0,20	-0,03	-7,14	-0,0001	0,74

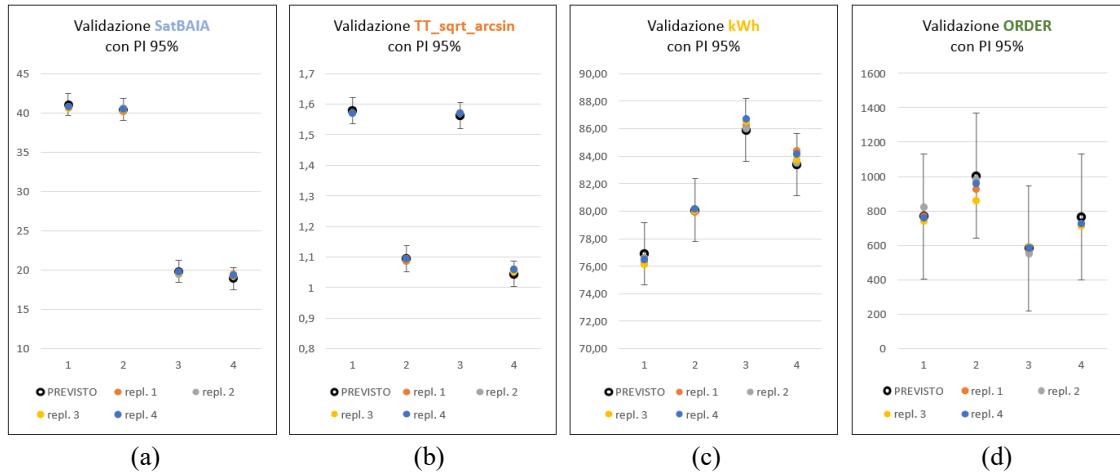
Vengono raffrontati anche i dati relativi alla peggiore configurazione, per dimostrare che il metamodello è accurato sull'intero dominio in cui è stato progettato. La configurazione con valori meno desiderabili di KPI e costi [PA = ABC, NB = 6, TB = 72] mostra che il modello ha una precisione eccellente al Best Case Scenario (errori minori del 2%), confermando ancora una volta che le previsioni del sistema a basso regime sono ottimali. Anche qui, il Worst Case Scenario mostra margini di errore più significativi: tutti i KPI mostrano uno scostamento maggiore (in particolare, ORDER con -5,88%), portando a un errore cumulativo sul GPI del 5,23%. Questo è sintomo della presenza di eteroschedasticità nel modello, che su un punto debole (Worst Case Scenario) ha comunque prodotto una stima molto vicina alla realtà

**Tabella 5.15.** Valori dei KPI nelle replicazioni con le medie, confrontati con i valori predetti dal modello di regressione per la configurazione peggiore, con errore percentuale.

		PA	NB	TB			
	ABC	6	72				
<b>BEST CASE SCENARIO</b>	repl. 1	19,59	100,00	86,23	564,01	24033,88	0,4156
	repl. 2	19,43	100,00	86,01	551,65	24033,79	0,4163
	repl. 3	19,65	100,00	86,54	588,93	24034,00	0,4119
	repl. 4	19,83	100,00	86,74	586,63	24034,08	0,4126
	<b>Media</b>	19,63	100,00	86,38	572,81	24033,94	0,4141
	<b>PREVISTO</b>	19,81	99,99	85,91	582,98	24033,75	0,4131
	<b>Errore (%)</b>	-0,92	0,01	0,55	-1,75	0,0008	0,26
	repl. 1	19,43	76,11	84,40	717,01	24033,16	0,1791
	repl. 2	19,23	75,65	83,53	721,51	24032,82	0,1816
<b>WORST CASE SCENARIO</b>	repl. 3	19,25	75,44	83,73	712,43	24032,89	0,1795
	repl. 4	19,36	76,10	84,14	728,17	24033,06	0,1798
	<b>Media</b>	19,32	75,83	83,95	719,78	24032,98	0,1800
	<b>PREVISTO</b>	18,93	74,78	83,39	764,78	24032,76	0,1710
	<b>Errore (%)</b>	2,05	1,39	0,67	-5,88	0,0009	5,23

. Di seguito, sono presentati i grafici con gli intervalli di predizione calcolati dal valore dell'Errore standard delle ANOVA. Per calcolare l'intervalllo di predizione, visto l'alto numero di esperimenti, la formula adottata è la seguente.

$$PI_{95\%} = \text{Valore Previsto} \pm (1,96 \text{ Errore Standard}) \quad (5.10)$$



**Figura 5.18.** Grafici per la validazione dei modelli di regressione attraverso i valori delle replicazioni e gli intervalli di predizione calcolati per SatBAIA (a), TT\_sqrt\_arcsin (b), kWh (c) e ORDER (d).

Alle ascisse dei grafici, il caso 1 è identificato dalla configurazione migliore al Best Case Scenario, il caso 2 dalla configurazione migliore al Worst Case Scenario, il caso 3 dalla configurazione peggiore al Best Case Scenario, il caso 4 dalla configurazione peggiore al Worst Case Scenario. Per ogni grafico tracciato, il risultato di ogni replica di simulazione cade all'interno dell'intervallo di predizione del valore previsto. Dai grafici è possibile apprezzare anche il valore dei metamodello sotto l'aspetto della predizione: precisione per il KPI SatBAIA, connotato da un bassissimo Errore standard, un intervallo di predizione decisamente più largo per il KPI ORDER. Per i KPI, le validazioni sono state svolte entro i limiti di affidabilità sanciti per i modelli di regressione. L'allontanamento dal valore previsto è particolarmente evidente al caso 2 del grafico per ORDER: sono attesi scostamenti maggiori all'incremento del valore previsto per il calcolo di questa metrica. Sebbene molto ampio, l'intervallo è correttamente calibrato entro i limiti di affidabilità e riesce a contenere con successo i valori reali osservati.

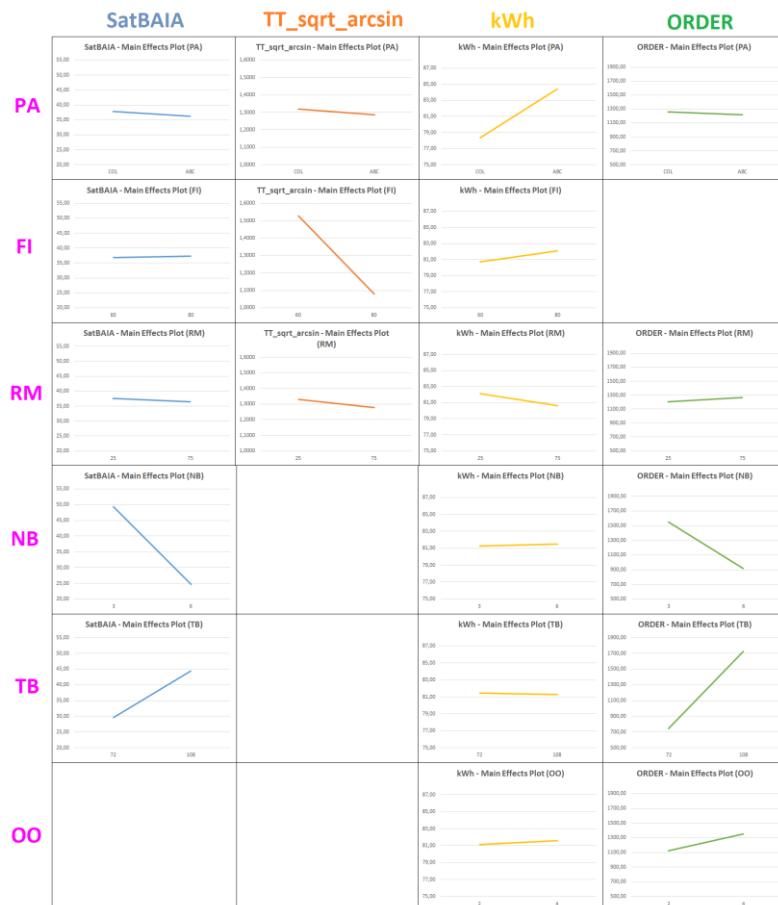
In definitiva, il modello costituito dalle equazioni di regressione lineare, accompagnato dalla ponderazione tramite GPI e RPI può ritenersi solido e accurato. Le validazioni dei metamodelli tramite intervalli di predizione calcolati dagli Errori standard delle regressioni sono andate a buon fine. I limiti del modello si manifestano dove sono stati fissati dei vincoli di affidabilità necessari per i casi di congestione critica analizzati, dove è consigliato l'utilizzo diretto della simulazione ad eventi discreti. La classifica tramite indicatore RPI può considerarsi attendibile: la configurazione con politica di allocazione Closest Open Location, tre baie e tempi di processamento a 72 secondi viene identificata correttamente come la soluzione operativa ottimale più robusta.



## 6. Conclusioni

### 6.1. Sensibilità ai fattori operativi e contestuali

La presente tesi ha raggiunto l'obiettivo prefissato di analizzare la sensibilità a fattori operativi e di contesto su un magazzino automatico, di tipo miniload per odette. Dopo la costruzione di una replica digitale realistica sul software di simulazione ad eventi discreti Siemens Tecnomatix Plant Simulation, il magazzino è stato validato secondo i canoni della Norma FEM 9.851 06/2003 ed inizializzato alla manipolazione dei fattori d'interesse. È stata condotta una campagna sperimentale con metodologia DOE su 256 configurazioni. Sono state calcolate in modo rigoroso le magnitudo degli impatti dei fattori e delle interazioni significative sui KPI dello studio in questione attraverso l'indagine statistica ANOVA. È stato possibile ottenere una panoramica delle entità degli effetti delle variabili con le loro complesse interdipendenze. Ciò ha condotto alla generazione di equazioni di regressione lineare statisticamente valide: sulla base di questi strumenti predittivi, sono state segnalate le configurazioni ottimali di compromesso, dimensionando correttamente le risorse a valle del magazzino e scegliendo la politica di allocazione per il riempimento del magazzino più performante per il caso studio. È mostrato il grafico generale *Main Effects Plot* dei fattori significativi per ogni KPI. Le scoperte chiave emerse dall'indagine statistica hanno intercettato alcune problematiche disaccoppiate.



**Figura 6.1.** Grafico Main Effects Plot per i KPI principali.

I KPI che misurano la saturazione media di una stazione manuale di picking all’uscita del magazzino e il tempo medio di esecuzione degli ordini sono risultati dominati quasi esclusivamente dai fattori operativi del dimensionamento delle risorse a valle (numero di baie e tempo di processamento) e in modo cruciale dalla loro forte interazione. La saturazione media delle baie è meno interessata dalle congestioni a monte del sistema e dallo stato del magazzino. Il tempo medio di evasione degli ordini risulta poco colpito dalla politica di allocazione ABC, pensata per agevolare le operazioni di picking, ma risente molto di più dell’abilità del sistema a non produrre colli di bottiglia in uscita tramite più operatori o operatori più esperti; anche l’entità della grandezza media degli ordini è minore rispetto all’importanza che possiede il dimensionamento delle risorse all’uscita del magazzino. Il KPI che misura la percentuale di flusso di prodotti rispettato a monte del magazzino è irrimediabilmente compromesso dal fattore critico dell’entità del flusso in ingresso: l’unico modo per arginare la criticità del caso consiste nell’adottare una politica di allocazione Closest Open Location. Nelle situazioni al di fuori del caso studio, in contesti critici è raccomandato uno svuotamento preventivo del magazzino per avere la massima disponibilità alle condizioni iniziali, una rischedulazione dei turni di picking per evitare picchi di saturazione ingestibili. Infine, anche il consumo energetico è risultato disaccoppiato rispetto alle operazioni di picking, ma colpito soprattutto dalla politica di allocazione, dove viene prediletta la semplicistica COL, e dal riempimento iniziale del magazzino, confermando che le logiche interne dello stoccaggio sono i driver primari dei costi energetici.

## 6.2. Soluzioni operative raccomandate

Sulla base di queste equazioni, è stato sviluppato un framework di ottimizzazione multicriterio. Sono stati identificati dai dati diretti della simulazione i contesti Worst Case Scenario e Best Case Scenario, i fattori contestuali sono stati ricavati di conseguenza; grazie ai metamodello, è stato generato anche uno Scenario Neutro, dai valori intermedi dei livelli dei fattori. Attraverso l’introduzione di una funzione di costo e di un GPI (Global Performance Index) è stato possibile identificare configurazioni ottimali robuste per il caso studio, tramite l’indicatore finale RPI (Robust Performance Index): la soluzione migliore dimensiona le risorse a valle con tre baie e tempi di processamento minimi, e seleziona la politica di allocazione COL come la più efficace per bilanciare performance, costi e stabilità operativi in diverse condizioni. La procedura metodologica ha mostrato come venga prediletto nella classificazione delle configurazioni un approccio “lean” di meno baie con operatori esperti, quindi un approccio di implementazione intermedio di risorse (in quantità e rapidità), infine una configurazione più numerosa con target minimi alla velocità di processamento. Viene sconsigliata l’implementazione di una sesta baia per qualsiasi configurazione di tempo di processamento: è infatti ravvisata una condizione di sovradimensionamento per tutte le configurazioni a sei baie.

**Tabella 6.1.** Configurazioni migliori secondo il profilo della robustezza operativa, ordinate secondo RPI.

PA	NB	TB	GPI-N	GPI-W	GPI-B	RPI
0	3	72	0,7527	0,6233	0,8931	<b>4,3977</b>
0	3	78	0,7414	0,6132	0,8777	<b>4,3284</b>
0	4	90	0,7357	0,6043	0,8781	<b>4,2937</b>
0	5	108	0,7316	0,5983	0,8760	<b>4,2676</b>

La scelta dipende in modo preponderante dalla modalità di assegnazione dei pesi dei KPI al GPI. Inoltre, a seguito delle classificazioni, si raccomanda di valutare ulteriormente a posteriori l'entità dei KPI singoli rispetto al GPI, in quanto la scelta può ricadere diversamente su altre configurazioni, per le diverse esigenze gestionali. Sebbene i modelli si siano dimostrati estremamente accurati, come la validazione delle configurazioni ha provato, l'analisi ha definito per essi un preciso range di validità. Per contesti operativi critici che producono dati fuori dai domini di affidabilità, lo studio raccomanda interventi puntuali tramite simulazione ad eventi discreti.

### 6.3. Ricerche future

Il presente studio ha fornito una solida metodologia per l'analisi e l'ottimizzazione di un magazzino AS/RS, aprendo la strada a diversi e interessanti sviluppi futuri. Sulla base del presente DOE, si consiglia di testare altri livelli ai fattori indipendenti, ad esempio impostando valori di FI meno critici, inizializzando il livello basso del riempimento iniziale del magazzino più vicino allo 0%. Possono essere testate politiche di allocazione differenti: zonizzazioni differenti, family grouping, stoccaggio casuale. Possono essere valutati ordini comprendenti un numero di odette medio maggiore. È stato studiato un sistema complessivamente critico, analizzando congestioni in entrata ed uscita: prossimi studi possono virare su condizioni operative a basso regime, variando appositamente i livelli dei fattori.

Si propone di effettuare un'indagine DOE di carattere simile, sostituendo alcune variabili operative: possono essere studiati come nuovi fattori gli algoritmi di picking, l'implementazione di esclusivi cicli singoli, il confronto di due tecniche diverse di ciclo a doppio comando, la presenza di strategie di batching, la posizione della baia di I/O del magazzino, zoning dei traslo elevatori, configurazione di corsie diverse o aumento del numero dei traslo elevatori, potenza del traslo elevatore. Allo stesso modo si propone la sostituzione o l'aggiunta di altri fattori contestuali: modalità di generazione dei flussi in ingresso in picchi e costanti, guasti rari e frequenti, composizione delle percentuali di prodotti in rotazione diverse.

È possibile condurre altri studi di ottimizzazione testando configurazioni e dimensioni diverse del magazzino, validando le soluzioni ottenute per più tipi di magazzino. Possono essere testati altri turni di riempimento e di picking dalle stazioni manuali: in particolare nuove ricerche possono focalizzarsi sugli accavallamenti dei turni di riempimento a quelli di picking, aumentando o diminuendo singolarmente i tempi complessivi di attività nei due turni. Un ulteriore sviluppo potrebbe interessare il ricircolo delle odette, al ritorno in magazzino dopo essere state processate dagli operatori. Il sistema può essere studiato per disposizioni diverse degli operatori all'appendice d'uscita del magazzino; inoltre, i fattori tempi di processamento e numero di baie potrebbero essere trattati in modalità mista, modulandoli singolarmente per diverse configurazioni di compromesso. Una limitazione dello studio consiste nell'adozione di un tempo uniforme di processamento per ogni prodotto: ulteriori studi possono prendere in considerazione distribuzioni statistiche per l'assegnazione di tempi di processamento differenti in simulazione.

Si propone di implementare una ponderazione al GPI diversa, che favorisca la velocità interna del magazzino aumentando il peso del KPI ORDER e minimizzando contemporaneamente i tempi di viaggio nel magazzino con il KPI kWh, fare in modo che la saturazione dei traslo elevatori ricada su un preciso sweet spot. Si propone anche di tenere in considerazione funzioni di costo meno semplificate, implementando modelli economici più completi che tengano conto anche dei costi di holding dell'inventario, costi di penalità per i ritardi degli ordini, costi di manutenzione per i traslo elevatori e le baie di picking. La

minimizzazione dei ritardi, in particolare, può essere un altro obiettivo nell'ottimizzazione multicriterio, per ulteriori sviluppi nel servizio offerto dal magazzino.

L'indagine DOE è stata condotta su due livelli per ciascun fattore. Per esplorare la presenza di effetti curvilinei, un'evoluzione naturale dello studio può prevedere l'aggiunta di un livello intermedio per i fattori più critici (FI, NB, TB), passando a un Disegno Fattoriale  $3^k$ . L'analisi diagnostica ha dimostrato che, anche se i modelli di regressione lineare sono estremamente accurati entro un definito range di affidabilità, la loro precisione decade in regimi di alta congestione a causa della natura non lineare del sistema. Uno sviluppo futuro di notevole interesse consisterebbe nell'applicare tecniche di modellazione non lineari più avanzate, come la RSM o approcci basati su Machine Learning, per catturare le non linearità e sviluppare un modello predittivo valido su un dominio più ampio.

## Bibliografia

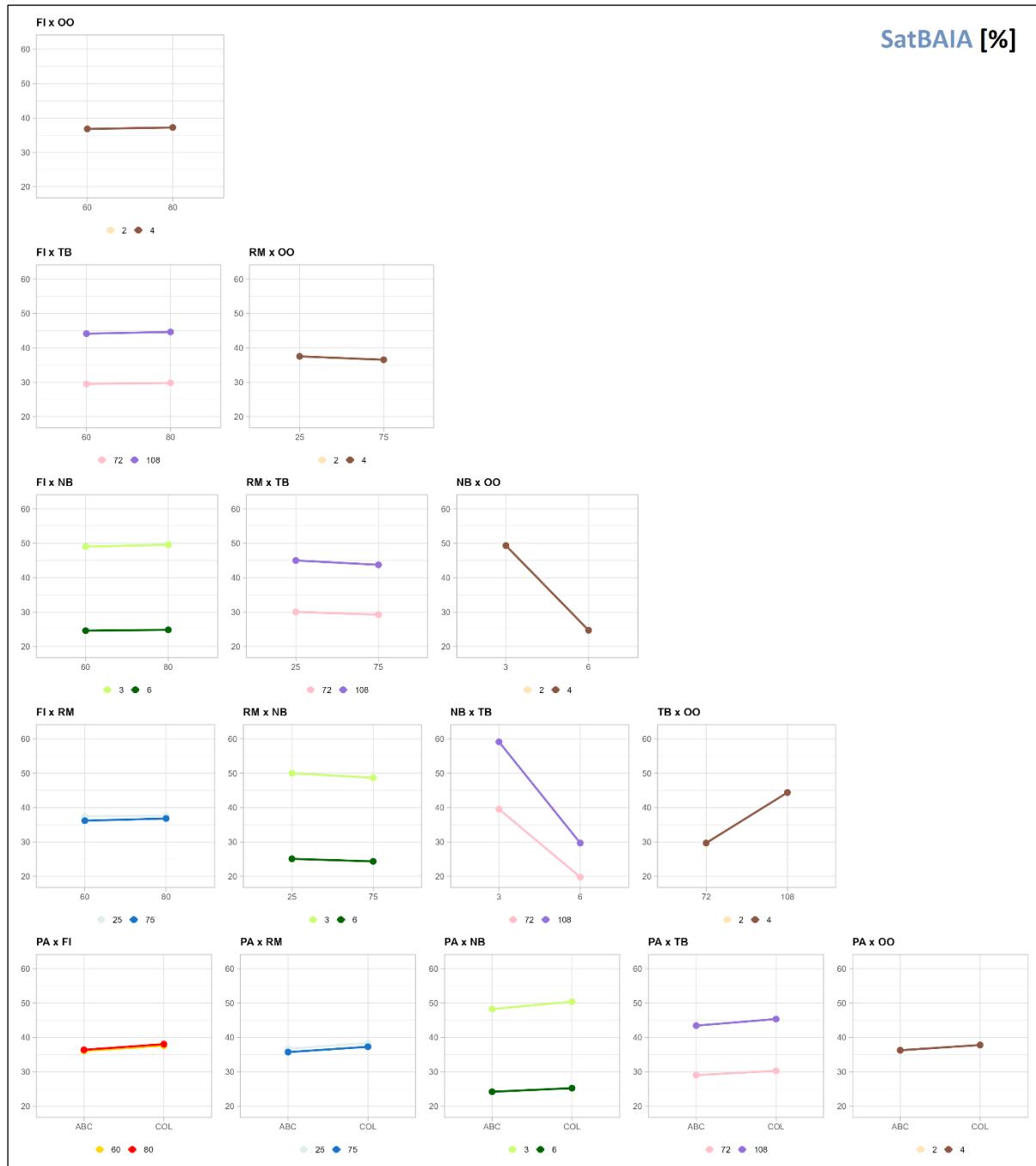
- [1] M. Moufaddal, A. Benghabrit, e I. Bouhaddou, «A Cyber-Physical Warehouse Management System Architecture in an Industry 4.0 Context», in *Artificial Intelligence and Industrial Applications*, vol. 1193, T. Masrour, A. Cherrafi, e I. El Hassani, A c. di, in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1193. , Cham: Springer International Publishing, 2021, pp. 125–148. doi: 10.1007/978-3-030-51186-9\_9.
- [2] K.-D. Thoben, S. Wiesner, T. Wuest, BIBA – Bremer Institut für Produktion und Logistik GmbH, the University of Bremen, Faculty of Production Engineering, University of Bremen, Bremen, Germany, e Industrial and Management Systems Engineering, «“Industrie 4.0” and Smart Manufacturing – A Review of Research Issues and Application Examples», *Int. J. Autom. Technol.*, vol. 11, fasc. 1, pp. 4–16, gen. 2017, doi: 10.20965/ijat.2017.p0004.
- [3] A. Jarasūnienė, K. Čižiūnienė, e A. Čereška, «Research on Impact of IoT on Warehouse Management», *Sensors*, vol. 23, fasc. 4, p. 2213, feb. 2023, doi: 10.3390/s23042213.
- [4] M. G. Khan, N. U. Huda, e U. K. U. Zaman, «Smart Warehouse Management System: Architecture, Real-Time Implementation and Prototype Design», *Machines*, vol. 10, fasc. 2, p. 150, feb. 2022, doi: 10.3390/machines10020150.
- [5] H. Boyes, B. Hallaq, J. Cunningham, e T. Watson, «The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework», *Comput. Ind.*, vol. 101, pp. 1–12, ott. 2018, doi: 10.1016/j.compind.2018.04.015.
- [6] J. Lee, B. Bagheri, e H.-A. Kao, «A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems», *Manuf. Lett.*, vol. 3, pp. 18–23, gen. 2015, doi: 10.1016/j.mfglet.2014.12.001.
- [7] J. Lee, H. D. Ardakani, S. Yang, e B. Bagheri, «Industrial Big Data Analytics and Cyber-physical Systems for Future Maintenance & Service Innovation», *Procedia CIRP*, vol. 38, pp. 3–7, 2015, doi: 10.1016/j.procir.2015.08.026.
- [8] L. Liu, K. Guo, Z. Gao, J. Li, e J. Sun, «Digital Twin-Driven Adaptive Scheduling for Flexible Job Shops», *Sustainability*, vol. 14, fasc. 9, p. 5340, apr. 2022, doi: 10.3390/su14095340.
- [9] J. Leng e P. Jiang, «Dynamic scheduling in RFID-driven discrete manufacturing system by using multi-layer network metrics as heuristic information», *J. Intell. Manuf.*, vol. 30, fasc. 3, pp. 979–994, mar. 2019, doi: 10.1007/s10845-017-1301-y.
- [10] K. Xia, C. Sacco, M. Kirkpatrick, R. Harik, e A.-M. Bayoumi, «Virtual Comissioning of Manufacturing System Intelligent Control», in *SAMPE 2019 - Charlotte, NC*, SAMPE, apr. 2019. doi: 10.33599/nasampe/s.19.1403.
- [11] H.-A. Kao, W. Jin, D. Siegel, e J. Lee, «A Cyber Physical Interface for Automation Systems—Methodology and Examples», *Machines*, vol. 3, fasc. 2, pp. 93–106, mag. 2015, doi: 10.3390/machines3020093.
- [12] J. Leng *et al.*, «Digital twin-driven joint optimisation of packing and storage assignment in large-scale automated high-rise warehouse product-service system», *Int. J. Comput. Integr. Manuf.*, vol. 34, fasc. 7–8, pp. 783–800, ago. 2021, doi: 10.1080/0951192X.2019.1667032.
- [13] R. Munusamy, A. Mukherjee, K. Vasudevan, e B. Venkateswaran, «Design and Simulation of an Artificial intelligence (AI) Brain for a 2D Vehicle Navigation System», *INCAS Bull.*, vol. 14, fasc. 2, pp. 53–64, giu. 2022, doi: 10.13111/2066-8201.2022.14.2.5.

- [14] V. Modrak, R. Sudhakarapandian, A. Balamurugan, e Z. Soltysova, «A Review on Reinforcement Learning in Production Scheduling: An Inferential Perspective», *Algorithms*, vol. 17, fasc. 8, p. 343, ago. 2024, doi: 10.3390/a17080343.
- [15] B. Y. Ekren e B. Arslan, «A reinforcement learning approach for transaction scheduling in a shuttle-based storage and retrieval system», *Int. Trans. Oper. Res.*, vol. 31, fasc. 1, pp. 274–295, gen. 2024, doi: 10.1111/itor.13135.
- [16] A. A. Tubis e J. Rohman, «Intelligent Warehouse in Industry 4.0—Systematic Literature Review», *Sensors*, vol. 23, fasc. 8, p. 4105, apr. 2023, doi: 10.3390/s23084105.
- [17] A. Kattepur, «Towards Structured Performance Analysis of Industry 4.0 Workflow Automation Resources», in *Proceedings of the 2019 ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering*, Mumbai India: ACM, apr. 2019, pp. 189–196. doi: 10.1145/3297663.3309671.
- [18] J. Husár e L. Knapčíková, «POSSIBILITIES OF USING AUGMENTED REALITY IN WAREHOUSE MANAGEMENT: A STUDY», *Acta Logist.*, vol. 8, fasc. 2, pp. 133–139, giu. 2021, doi: 10.22306/al.v8i2.212.
- [19] R. De Koster, T. Le-Duc, e K. J. Roodbergen, «Design and control of warehouse order picking: A literature review», *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 182, fasc. 2, pp. 481–501, ott. 2007, doi: 10.1016/j.ejor.2006.07.009.
- [20] M. R. Vasili, S. H. Tang, e M. Vasili, «Automated Storage and Retrieval Systems: A Review on Travel Time Models and Control Policies», in *Warehousing in the Global Supply Chain*, R. Manzini, A c. di, London: Springer London, 2012, pp. 159–209. doi: 10.1007/978-1-4471-2274-6\_8.
- [21] K. J. Roodbergen e I. F. A. Vis, «A survey of literature on automated storage and retrieval systems», *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 194, fasc. 2, pp. 343–362, apr. 2009, doi: 10.1016/j.ejor.2008.01.038.
- [22] V. Giannikas, W. Lu, B. Robertson, e D. McFarlane, «An interventionist strategy for warehouse order picking: Evidence from two case studies», *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 189, pp. 63–76, lug. 2017, doi: 10.1016/j.ijpe.2017.04.002.
- [23] B. Salah, M. Alnahhal, e R. Ahmad, «Automated Stacker Cranes: A Two-Step Storage Reallocation Process for Enhanced Service Efficiency», *Processes*, vol. 10, fasc. 1, p. 2, dic. 2021, doi: 10.3390/pr10010002.
- [24] Hu Yahong, Huang Shell Ying, Chen Chuanyu, Hsu Wen-Jing, Toh Ah Cheong, e Loh Chee Kit, «Travel time analysis of a new Automated Storage and Retrieval System», in *EFTA 2003. 2003 IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. Proceedings (Cat. No.03TH8696)*, Lisbon, Portugal: IEEE, 2003, pp. 75–81. doi: 10.1109/ETFA.2003.1247690.
- [25] M. Mirzaei, N. Zaerpour, e R. De Koster, «The impact of integrated cluster-based storage allocation on parts-to-picker warehouse performance», *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.*, vol. 146, p. 102207, feb. 2021, doi: 10.1016/j.tre.2020.102207.
- [26] J. J. R. Reyes, E. L. Solano-Charris, e J. R. Montoya-Torres, «The storage location assignment problem: A literature review», *Int. J. Ind. Eng. Comput.*, pp. 199–224, 2019, doi: 10.5267/j.ijiec.2018.8.001.
- [27] Y. Yu e R. B. M. De Koster, «On the suboptimality of full turnover-based storage», *Int. J. Prod. Res.*, vol. 51, fasc. 6, pp. 1635–1647, mar. 2013, doi: 10.1080/00207543.2011.654012.
- [28] S. Yang *et al.*, «A Novel Maximin-Based Multi-Objective Evolutionary Algorithm Using One-by-One Update Scheme for Multi-Robot Scheduling Optimization», *IEEE Access*, vol. 9, pp. 121316–121328, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3105102.
- [29] B. Y. Ekren e S. S. Heragu, «Simulation based regression analysis for rack configuration of autonomous vehicle storage and retrieval system», in *Proceedings of the 2009 Winter*

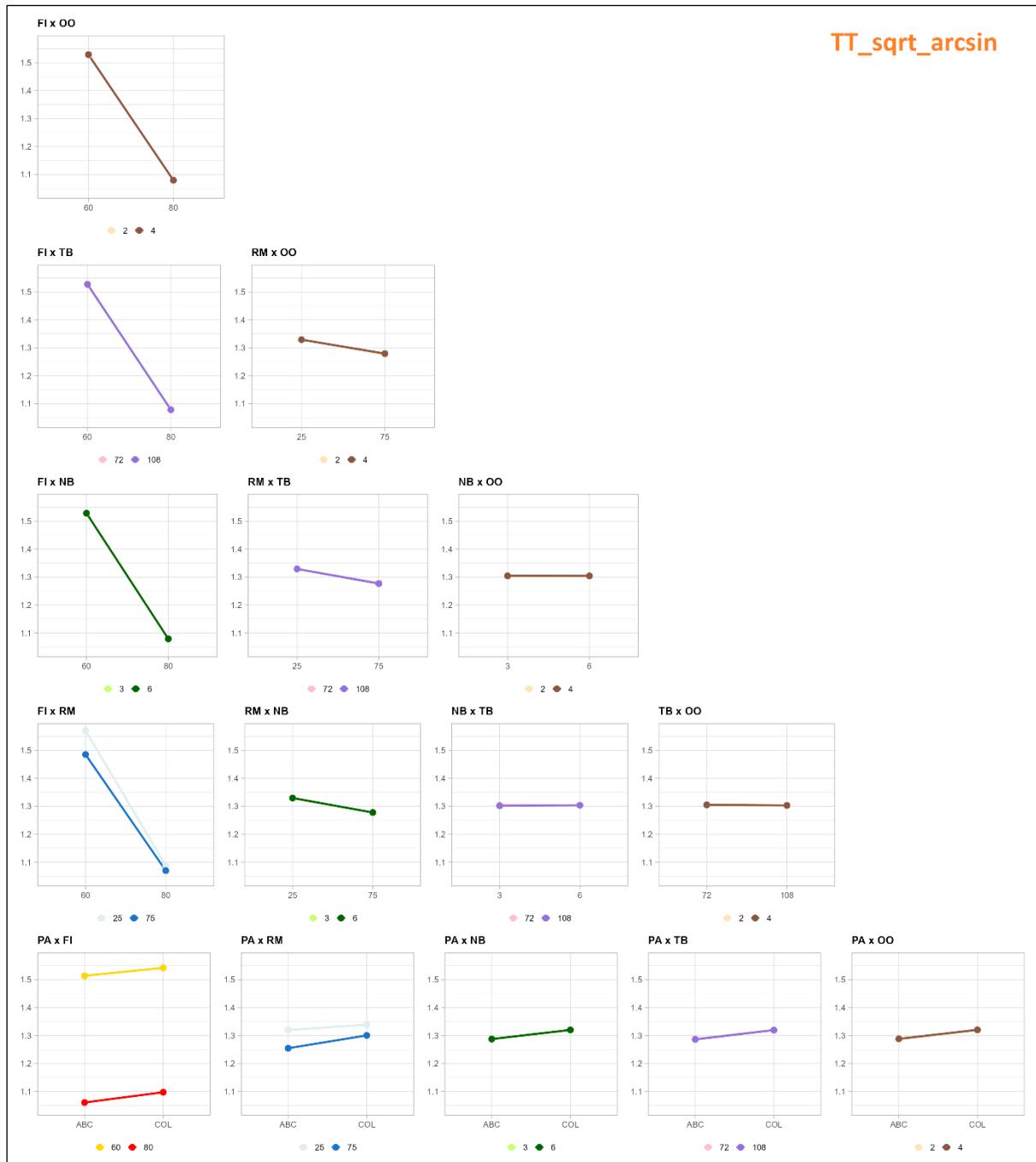
- Simulation Conference (WSC)*, Austin, TX, USA: IEEE, dic. 2009, pp. 2405–2413. doi: 10.1109/WSC.2009.5429733.
- [30] H. Jeon, A. Ebrahimi, e G. Lee, «A Simulation-Based Experimental Design for Analyzing Energy Consumption and Order Tardiness in Warehousing Systems», *Sustainability*, vol. 15, fasc. 20, p. 14891, ott. 2023, doi: 10.3390/su152014891.
  - [31] R. Manzini, M. Gamberi, e A. Regattieri, «Design and control of an AS/RS», *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 28, fasc. 7–8, pp. 766–774, apr. 2006, doi: 10.1007/s00170-004-2427-6.
  - [32] T. Lerher, «Design of Experiments for Identifying the Throughput Performance of Shuttle-Based Storage and Retrieval Systems», *Procedia Eng.*, vol. 187, pp. 324–334, 2017, doi: 10.1016/j.proeng.2017.04.382.
  - [33] B. Y. Ekren, S. S. Heragu, A. Krishnamurthy, e C. J. Malmborg, «Simulation based experimental design to identify factors affecting performance of AVS/RS», *Comput. Ind. Eng.*, vol. 58, fasc. 1, pp. 175–185, feb. 2010, doi: 10.1016/j.cie.2009.10.004.
  - [34] Z. U. Rizqi, S.-Y. Chou, e A. Khairunisa, «Energy harvesting for automated storage and retrieval system with sustainable configuration of storage assignment and input/output point», *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.*, vol. 192, p. 103781, dic. 2024, doi: 10.1016/j.tre.2024.103781.
  - [35] F. Andrea e M. Giulio, «Review of Relevant Literature on Modelling and Simulation Approaches for AS/RSs», *IFAC-Pap.*, vol. 56, fasc. 2, pp. 3680–3685, 2023, doi: 10.1016/j.ifacol.2023.10.1533.
  - [36] K. Azadeh, R. De Koster, e D. Roy, «Robotized and Automated Warehouse Systems: Review and Recent Developments», *Transp. Sci.*, vol. 53, fasc. 4, pp. 917–945, lug. 2019, doi: 10.1287/trsc.2018.0873.
  - [37] J. Lu, L. Xu, J. Jin, e Y. Shao, «A Mixed Algorithm for Integrated Scheduling Optimization in AS/RS and Hybrid Flowshop», *Energies*, vol. 15, fasc. 20, p. 7558, ott. 2022, doi: 10.3390/en15207558.
  - [38] H. Jeon, A. Ebrahimi, e G. Lee, «A Simulation-Based Experimental Design for Analyzing Energy Consumption and Order Tardiness in Warehousing Systems», *Sustainability*, vol. 15, fasc. 20, p. 14891, ott. 2023, doi: 10.3390/su152014891.
  - [39] J. Marolt, N. Kosanić, e T. Lerher, «Relocation and Storage Assignment Strategies Evaluation in a Multiple-deep Tier-captive Automated Vehicles Storage and Retrieval System with Undetermined Retrieval Sequence», 6 luglio 2021, *In Review*. doi: 10.21203/rs.3.rs-603627/v1.
  - [40] A. Ferrari, A. Carlin, C. Rafele, e G. Zenezini, «A method for developing and validating simulation models for automated storage and retrieval system digital twins», *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 131, fasc. 11, pp. 5369–5382, apr. 2024, doi: 10.1007/s00170-023-12660-y.
  - [41] X. Xu, X. Zhao, B. Zou, Y. (Yale) Gong, e H. Wang, «Travel time models for a three-dimensional compact AS/RS considering different I/O point policies», *Int. J. Prod. Res.*, vol. 58, fasc. 18, pp. 5432–5455, set. 2020, doi: 10.1080/00207543.2019.1659519.
  - [42] J. C.-H. Pan e M.-H. Wu, «Throughput analysis for order picking system with multiple pickers and aisle congestion considerations», *Comput. Oper. Res.*, vol. 39, fasc. 7, pp. 1661–1672, lug. 2012, doi: 10.1016/j.cor.2011.09.022.
  - [43] N. Jamili, P. L. Van Den Berg, e R. De Koster, «The impact of resource sharing on the design of multi-client warehouses», *IIE Trans.*, vol. 57, fasc. 3, pp. 336–350, mar. 2025, doi: 10.1080/24725854.2024.2322097.
  - [44] N. Tošanović e N. Štefanić, «Evaluation of Pull Production Control Mechanisms by Simulation», *Processes*, vol. 10, fasc. 1, p. 5, dic. 2021, doi: 10.3390/pr10010005.

- [45] D. Tshiamala, L. K. Tartibu, e R. Mutyavavire, «UNIVERSITY OF JOHANNESBURG, SOUTH AFRICA.», *South Afr.*, 2020.
- [46] N. I. Coello e E. Glistau, «APPLICATION OF EXPERIMENTAL DESIGN IN LOGISTICS SYSTEMS».
- [47] R. Arboretti, R. Ceccato, L. Pegoraro, e L. Salmaso, «Design of Experiments and machine learning for product innovation: A systematic literature review», *Qual. Reliab. Eng. Int.*, vol. 38, fasc. 2, pp. 1131–1156, mar. 2022, doi: 10.1002/qre.3025.
- [48] B. Jerman, B. Y. Ekren, M. Küçükyaşar, e T. Lerher, «Simulation-Based Performance Analysis for a Novel AVS/RS Technology with Movable Lifts», *Appl. Sci.*, vol. 11, fasc. 5, p. 2283, mar. 2021, doi: 10.3390/app11052283.
- [49] T. Van Gils, A. Caris, K. Ramaekers, K. Braekers, e R. B. M. De Koster, «Designing efficient order picking systems: The effect of real-life features on the relationship among planning problems», *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.*, vol. 125, pp. 47–73, mag. 2019, doi: 10.1016/j.tre.2019.02.010.
- [50] L. N. Borisoglebskaya, E. N. Provotorova, S. M. Sergeev, e A. P. Khudyakov, «Automated storage and retrieval system for Industry 4.0 concept», *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 537, fasc. 3, p. 032036, mag. 2019, doi: 10.1088/1757-899X/537/3/032036.

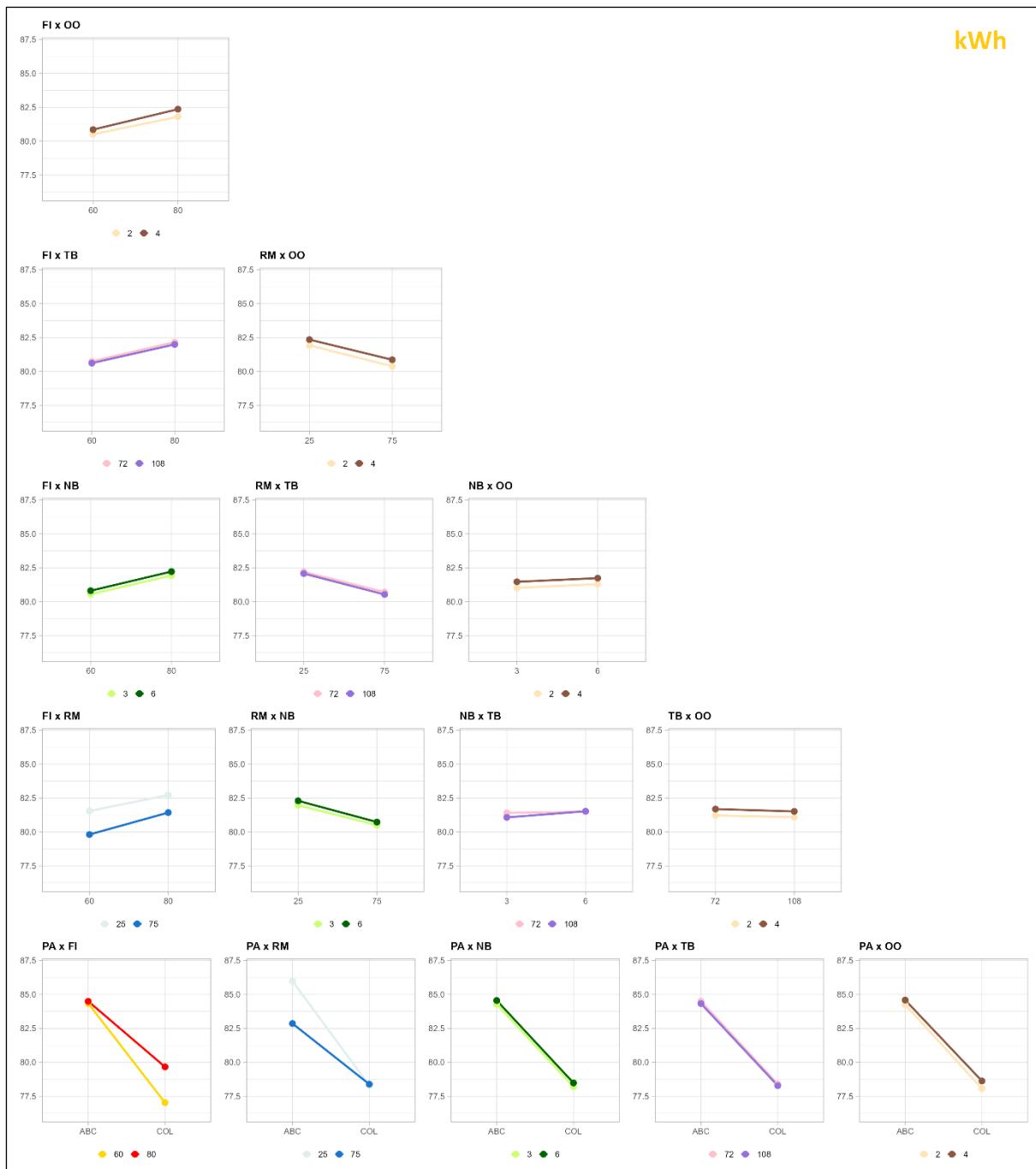
# Appendice A



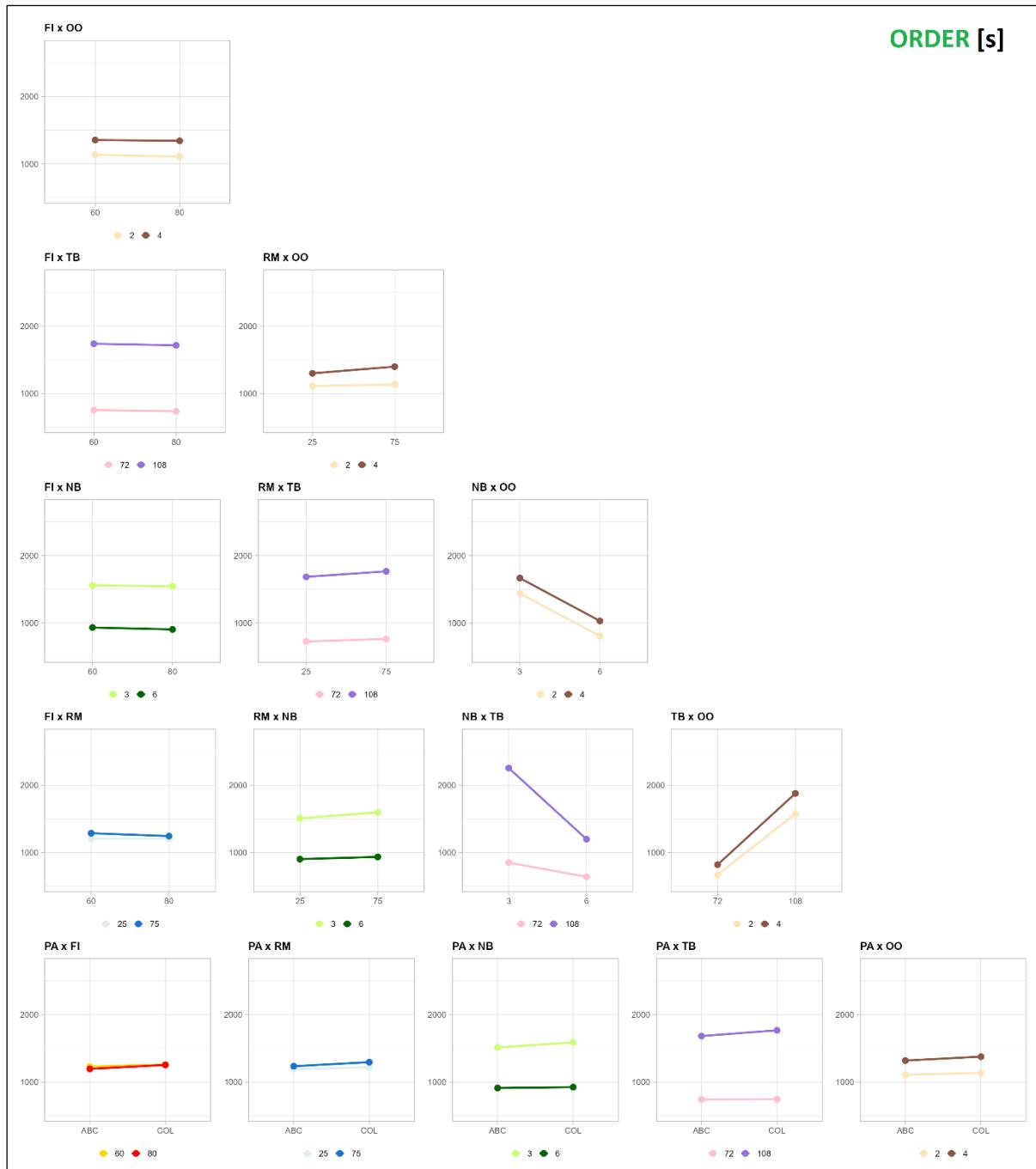
**Figura A.1.** Grafici delle interazioni a due vie per SatBAIA.



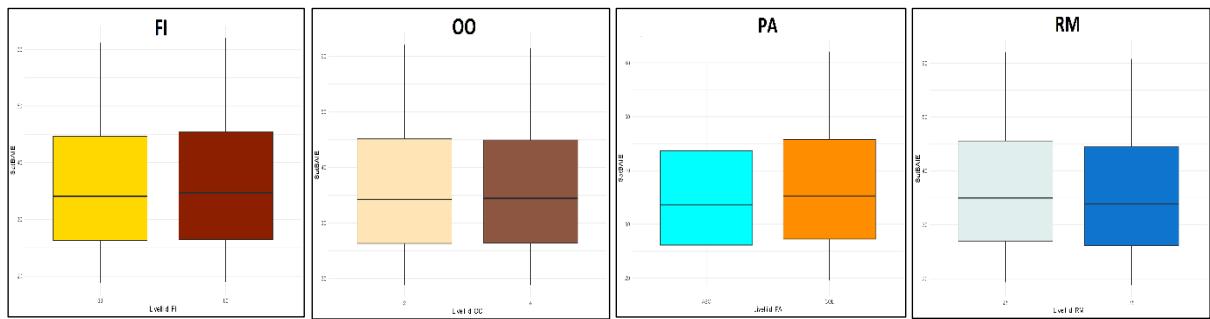
**Figura A.2.** Grafici delle interazioni a due vie per TT\_sqrt\_arcsin.



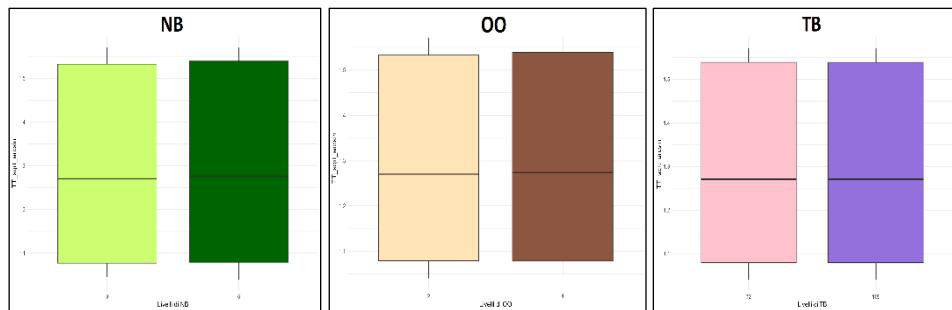
**Figura A.3.** Grafici delle interazioni a due vie per kWh.



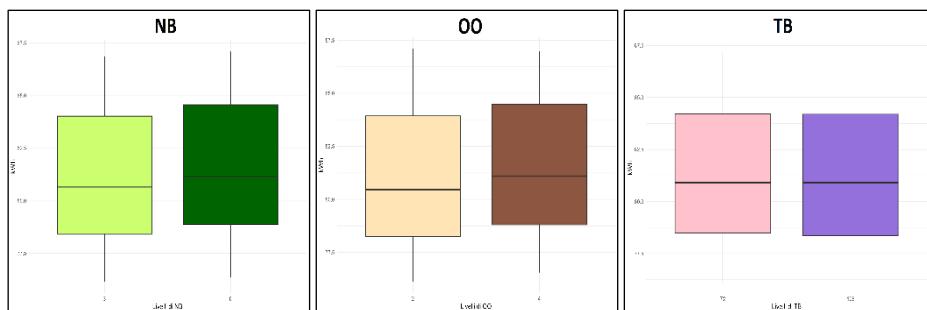
**Figura A.4.** Grafici delle interazioni a due vie per ORDER.



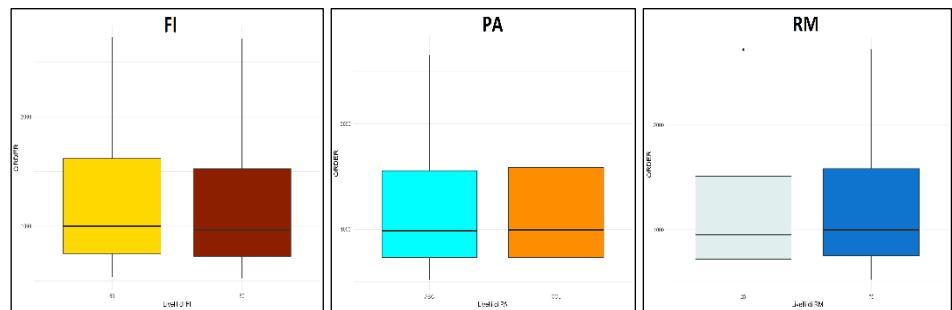
**Figura A.5.** Grafici boxplot supplementari per SatBAIA.



**Figura A.6.** Grafici boxplot supplementari per TT\_sqrt\_arcsin.



**Figura A.7.** Grafici boxplot supplementari per kWh.



**Figura A.8.** Grafici boxplot supplementari per ORDER.



## Appendice B

**Tabella B.1.** Valori di KPI, costi e GPI per tutte le configurazioni testate con i modelli di regressione, per lo Scenario Neutro, con politica di allocazione COL (a) e ABC (b).

PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-N
0	3	72	40,61	93,83	78,37	866,97	12030,79	0,7527
0	3	78	43,87	93,83	78,32	1107,76	10433,13	0,7414
0	3	84	47,14	93,83	78,26	1348,55	9165,44	0,7015
0	3	90	50,40	93,83	78,21	1589,35	8142,72	0,6581
0	3	96	53,66	93,83	78,15	1830,14	7305,70	0,6121
0	3	102	56,92	93,83	78,10	2070,94	6612,00	0,5642
0	3	108	60,19	93,83	78,04	2311,73	6030,66	0,5147
0	4	72	33,84	93,83	78,41	786,58	16030,80	0,6533
0	4	78	36,56	93,83	78,37	980,40	13900,61	0,7065
0	4	84	39,29	93,83	78,34	1174,23	12210,37	0,7296
0	4	90	42,01	93,83	78,30	1368,05	10846,76	0,7357
0	4	96	44,74	93,83	78,26	1561,88	9730,75	0,7097
0	4	102	47,46	93,83	78,23	1755,70	8805,82	0,6749
0	4	108	50,19	93,83	78,19	1949,52	8030,72	0,6379
0	5	72	27,07	93,83	78,44	706,19	20030,82	0,5124
0	5	78	29,25	93,83	78,42	853,05	17368,09	0,5687
0	5	84	31,44	93,83	78,41	999,90	15255,29	0,6175
0	5	90	33,63	93,83	78,39	1146,76	13550,80	0,6605
0	5	96	35,81	93,83	78,38	1293,61	12155,79	0,6993
0	5	102	38,00	93,83	78,36	1440,47	10999,64	0,7281
0	5	108	40,19	93,83	78,35	1587,32	10030,78	0,7316
0	6	72	20,29	93,83	78,47	625,80	24030,83	0,3714
0	6	78	21,94	93,83	78,48	725,69	20835,56	0,4310
0	6	84	23,59	93,83	78,48	825,57	18300,22	0,4814
0	6	90	25,24	93,83	78,48	925,46	16254,83	0,5251
0	6	96	26,89	93,83	78,49	1025,35	14580,83	0,5635
0	6	102	28,54	93,83	78,49	1125,23	13193,47	0,5980
0	6	108	30,19	93,83	78,50	1225,12	12030,84	0,6294

(a)

PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-N
1	3	72	38,49	92,16	84,44	833,54	12033,17	0,6844
1	3	78	41,75	92,16	84,39	1060,59	10435,52	0,6916
1	3	84	45,01	92,16	84,33	1287,65	9167,83	0,6622
1	3	90	48,27	92,16	84,28	1514,70	8145,11	0,6197
1	3	96	51,54	92,16	84,22	1741,76	7308,09	0,5747
1	3	102	54,80	92,16	84,17	1968,81	6614,38	0,5277
1	3	108	58,06	92,16	84,11	2195,87	6033,04	0,4792
1	4	72	32,07	92,16	84,48	773,83	16033,19	0,5600
1	4	78	34,80	92,16	84,44	953,92	13903,00	0,6141
1	4	84	37,52	92,16	84,41	1134,00	12212,75	0,6618
1	4	90	40,25	92,16	84,37	1314,09	10849,15	0,6688
1	4	96	42,97	92,16	84,34	1494,18	9733,13	0,6663
1	4	102	45,70	92,16	84,30	1674,26	8808,20	0,6324
1	4	108	48,42	92,16	84,26	1854,35	8033,10	0,5964
1	5	72	25,66	92,16	84,51	714,13	20033,20	0,4225
1	5	78	27,85	92,16	84,49	847,24	17370,47	0,4798
1	5	84	30,04	92,16	84,48	980,36	15257,68	0,5295
1	5	90	32,22	92,16	84,46	1113,48	13553,18	0,5735
1	5	96	34,41	92,16	84,45	1246,59	12158,18	0,6132
1	5	102	36,60	92,16	84,43	1379,71	11002,03	0,6495
1	5	108	38,78	92,16	84,42	1512,83	10033,16	0,6662
1	6	72	19,25	92,16	84,54	654,42	24033,21	0,2849
1	6	78	20,90	92,16	84,55	740,57	20837,95	0,3455
1	6	84	22,55	92,16	84,55	826,72	18302,60	0,3968
1	6	90	24,20	92,16	84,55	912,87	16257,22	0,4414
1	6	96	25,85	92,16	84,56	999,01	14583,22	0,4808
1	6	102	27,49	92,16	84,56	1085,16	13195,85	0,5162
1	6	108	29,14	92,16	84,57	1171,31	12033,22	0,5485

(b)

**Tabella B.2.** Valori di KPI, costi e GPI per tutte le configurazioni testate con i modelli di regressione, per il Worst Case Scenario, con politica di allocazione COL (a) e ABC (b).

PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-W
0	3	72	40,44	79,01	80,07	1004,94	12031,46	0,6233
0	3	78	43,72	79,01	80,02	1258,56	10433,80	0,6132
0	3	84	46,99	79,01	79,96	1512,19	9166,11	0,5722
0	3	90	50,27	79,01	79,91	1765,82	8143,39	0,5277
0	3	96	53,55	79,01	79,85	2019,45	7306,37	0,4807
0	3	102	56,83	79,01	79,79	2273,07	6612,66	0,4317
0	3	108	60,11	79,01	79,74	2526,70	6031,33	0,3811
0	4	72	33,62	79,01	80,10	915,35	16031,47	0,5217
0	4	78	36,36	79,01	80,07	1122,00	13901,28	0,5741
0	4	84	39,10	79,01	80,03	1328,66	12211,03	0,5991
0	4	90	41,84	79,01	80,00	1535,32	10847,43	0,6043
0	4	96	44,58	79,01	79,96	1741,98	9731,41	0,5795
0	4	102	47,32	79,01	79,93	1948,64	8806,49	0,5436
0	4	108	50,06	79,01	79,89	2155,29	8031,39	0,5056
0	5	72	26,80	79,01	80,14	825,75	20031,48	0,3807
0	5	78	29,00	79,01	80,12	985,44	17368,75	0,4364
0	5	84	31,20	79,01	80,10	1145,13	15255,96	0,4844
0	5	90	33,40	79,01	80,09	1304,82	13551,46	0,5268
0	5	96	35,60	79,01	80,07	1464,51	12156,46	0,5649
0	5	102	37,81	79,01	80,06	1624,20	11000,31	0,5956
0	5	108	40,01	79,01	80,04	1783,89	10031,45	0,5983
0	6	72	19,97	79,01	80,17	736,16	24031,49	0,2397
0	6	78	21,64	79,01	80,17	848,88	20836,23	0,2986
0	6	84	23,30	79,01	80,18	961,60	18300,89	0,3484
0	6	90	24,97	79,01	80,18	1074,32	16255,50	0,3913
0	6	96	26,63	79,01	80,18	1187,04	14581,50	0,4291
0	6	102	28,30	79,01	80,19	1299,76	13194,13	0,4629
0	6	108	29,96	79,01	80,19	1412,48	12031,50	0,4936

(a)

PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI
1	3	72	38,32	74,78	83,30	971,51	12032,72	0,5729
1	3	78	41,59	74,78	83,24	1211,39	10435,07	0,5793
1	3	84	44,87	74,78	83,19	1451,28	9167,37	0,5507
1	3	90	48,15	74,78	83,13	1691,17	8144,66	0,5072
1	3	96	51,43	74,78	83,08	1931,06	7307,64	0,4612
1	3	102	54,71	74,78	83,02	2170,95	6613,93	0,4131
1	3	108	57,98	74,78	82,96	2410,84	6032,59	0,3635
1	4	72	31,85	74,78	83,33	902,60	16032,74	0,4462
1	4	78	34,59	74,78	83,29	1095,52	13902,54	0,4997
1	4	84	37,33	74,78	83,26	1288,44	12212,30	0,5470
1	4	90	40,07	74,78	83,22	1481,36	10848,69	0,5553
1	4	96	42,81	74,78	83,19	1674,28	9732,68	0,5540
1	4	102	45,55	74,78	83,15	1867,20	8807,75	0,5190
1	4	108	48,29	74,78	83,12	2060,12	8032,65	0,4820
1	5	72	25,39	74,78	83,36	833,69	20032,75	0,3086
1	5	78	27,59	74,78	83,35	979,64	17870,02	0,3653
1	5	84	29,80	74,78	83,33	1125,59	15257,23	0,4143
1	5	90	32,00	74,78	83,31	1271,54	13552,73	0,4576
1	5	96	34,20	74,78	83,30	1417,49	12157,72	0,4966
1	5	102	36,40	74,78	83,28	1563,44	11001,58	0,5324
1	5	108	38,60	74,78	83,27	1709,39	10032,71	0,5507
1	6	72	18,93	74,78	83,39	764,78	24032,76	0,1710
1	6	78	20,59	74,78	83,40	863,76	20837,50	0,2309
1	6	84	22,26	74,78	83,40	962,75	18302,15	0,2816
1	6	90	23,92	74,78	83,41	1061,73	16256,77	0,3255
1	6	96	25,59	74,78	83,41	1160,71	14582,77	0,3642
1	6	102	27,25	74,78	83,41	1259,69	13195,40	0,3990
1	6	108	28,92	74,78	83,42	1358,67	12032,77	0,4306

(b)

**Tabella B.3.** Valori di KPI, costi e GPI per tutte le configurazioni testate con i modelli di regressione, per il Best Case Scenario, con politica di allocazione COL (a) e ABC (b).

PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI-B
0	3	72	41,02	99,99	76,90	767,92	12030,21	0,8931
0	3	78	44,27	99,99	76,84	995,88	10432,55	0,8777
0	3	84	47,51	99,99	76,78	1223,84	9164,86	0,8388
0	3	90	50,76	99,99	76,73	1451,80	8142,14	0,7965
0	3	96	54,01	99,99	76,67	1679,76	7305,12	0,7516
0	3	102	57,25	99,99	76,62	1907,72	6611,42	0,7047
0	3	108	60,50	99,99	76,56	2135,68	6030,08	0,6563
0	4	72	34,30	99,99	76,93	696,73	16030,22	0,7992
0	4	78	37,01	99,99	76,89	877,72	13900,03	0,8530
0	4	84	39,72	99,99	76,86	1058,71	12209,79	0,8711
0	4	90	42,42	99,99	76,82	1239,70	10846,18	0,8781
0	4	96	45,13	99,99	76,79	1420,70	9730,17	0,8479
0	4	102	47,84	99,99	76,75	1601,69	8805,24	0,8141
0	4	108	50,55	99,99	76,72	1782,68	8030,14	0,7783
0	5	72	27,57	99,99	76,96	625,55	20030,23	0,6583
0	5	78	29,75	99,99	76,94	759,57	17367,51	0,7153
0	5	84	31,92	99,99	76,93	893,59	15254,71	0,7648
0	5	90	34,09	99,99	76,91	1027,61	13550,22	0,8085
0	5	96	36,26	99,99	76,90	1161,63	12155,21	0,8479
0	5	102	38,43	99,99	76,88	1295,65	10999,06	0,8716
0	5	108	40,60	99,99	76,87	1429,68	10030,20	0,8760
0	6	72	20,85	99,99	76,99	554,36	24030,25	0,5174
0	6	78	22,49	99,99	77,00	641,42	20834,98	0,5777
0	6	84	24,12	99,99	77,00	728,47	18299,64	0,6288
0	6	90	25,75	99,99	77,01	815,52	16254,25	0,6730
0	6	96	27,39	99,99	77,01	902,57	14580,25	0,7122
0	6	102	29,02	99,99	77,01	989,62	13192,89	0,7473
0	6	108	30,65	99,99	77,02	1076,67	12030,26	0,7794

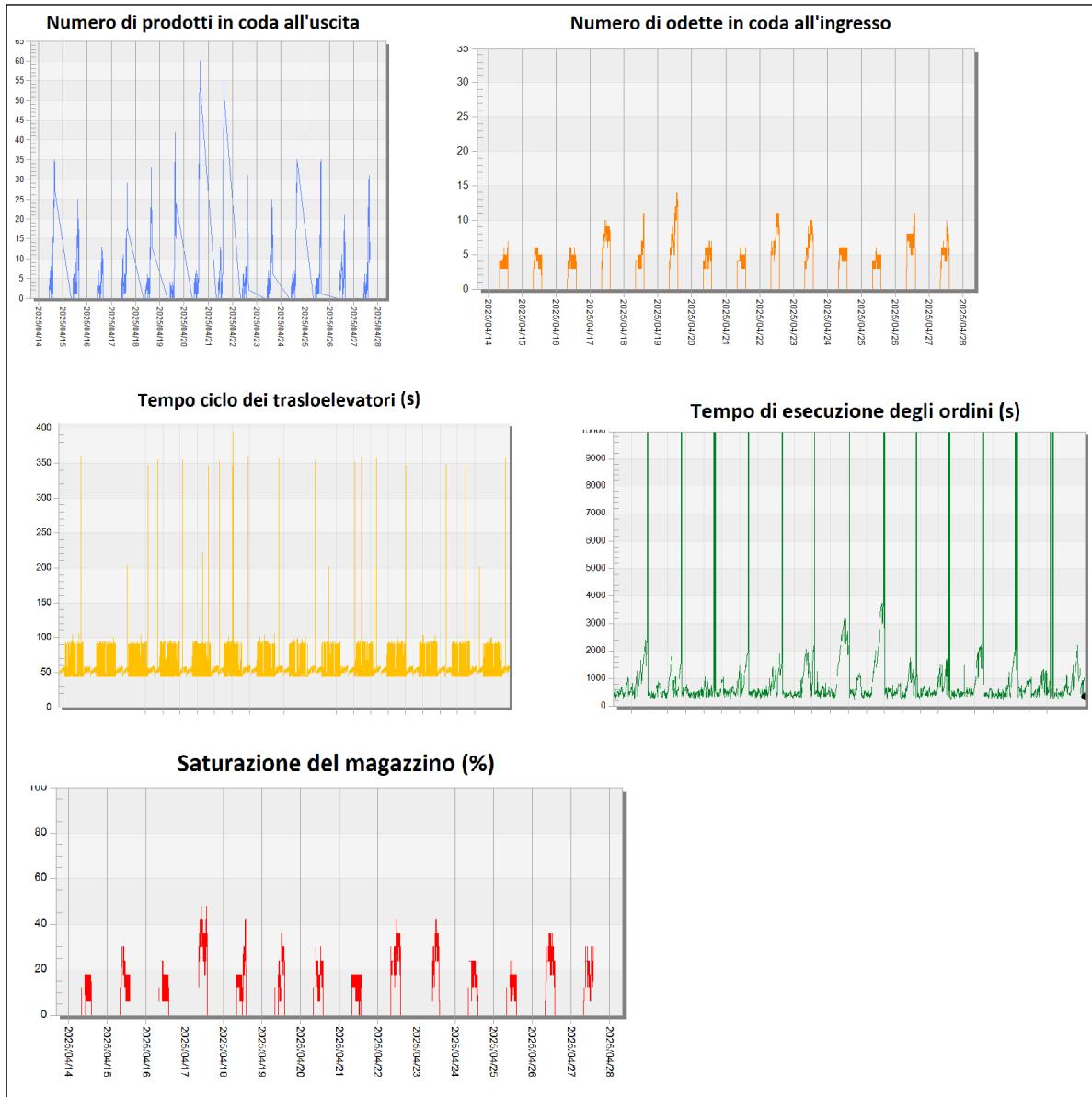
(a)

PA	NB	TB	SatBAIA	TT	kWh	ORDER	COST	GPI
1	3	72	38,90	99,99	85,81	734,49	12033,71	0,8069
1	3	78	42,14	99,99	85,75	948,71	10436,06	0,8150
1	3	84	45,39	99,99	85,70	1162,93	9168,36	0,7817
1	3	90	48,64	99,99	85,64	1377,15	8145,65	0,7403
1	3	96	51,88	99,99	85,59	1591,37	7308,62	0,6964
1	3	102	55,13	99,99	85,53	1805,59	6614,92	0,6504
1	3	108	58,38	99,99	85,48	2019,82	6033,58	0,6029
1	4	72	32,53	99,99	85,84	683,99	16033,72	0,6881
1	4	78	35,24	99,99	85,81	851,24	13903,53	0,7428
1	4	84	37,95	99,99	85,77	1018,49	12213,29	0,7855
1	4	90	40,66	99,99	85,74	1185,74	10849,68	0,7933
1	4	96	43,37	99,99	85,70	1353,00	9733,67	0,7866
1	4	102	46,08	99,99	85,67	1520,25	8808,74	0,7538
1	4	108	48,79	99,99	85,63	1687,50	8033,64	0,7189
1	5	72	26,17	99,99	85,88	633,49	20033,74	0,5506
1	5	78	28,34	99,99	85,86	753,77	17371,01	0,6086
1	5	84	30,51	99,99	85,84	874,05	15258,21	0,6589
1	5	90	32,68	99,99	85,83	994,33	13553,72	0,7036
1	5	96	34,86	99,99	85,81	1114,62	12158,71	0,7439
1	5	102	37,03	99,99	85,80	1234,90	11002,56	0,7810
1	5	108	39,20	99,99	85,78	1355,18	10033,70	0,7927
1	6	72	19,81	99,99	85,91	582,98	24033,75	0,4131
1	6	78	21,44	99,99	85,91	656,30	20838,48	0,4743
1	6	84	23,07	99,99	85,92	729,61	18303,14	0,5263
1	6	90	24,71	99,99	85,92	802,93	16257,75	0,5715
1	6	96	26,34	99,99	85,92	876,24	14583,76	0,6116
1	6	102	27,98	99,99	85,93	949,55	13196,39	0,6477
1	6	108	29,61	99,99	85,93	1022,87	12033,76	0,6806

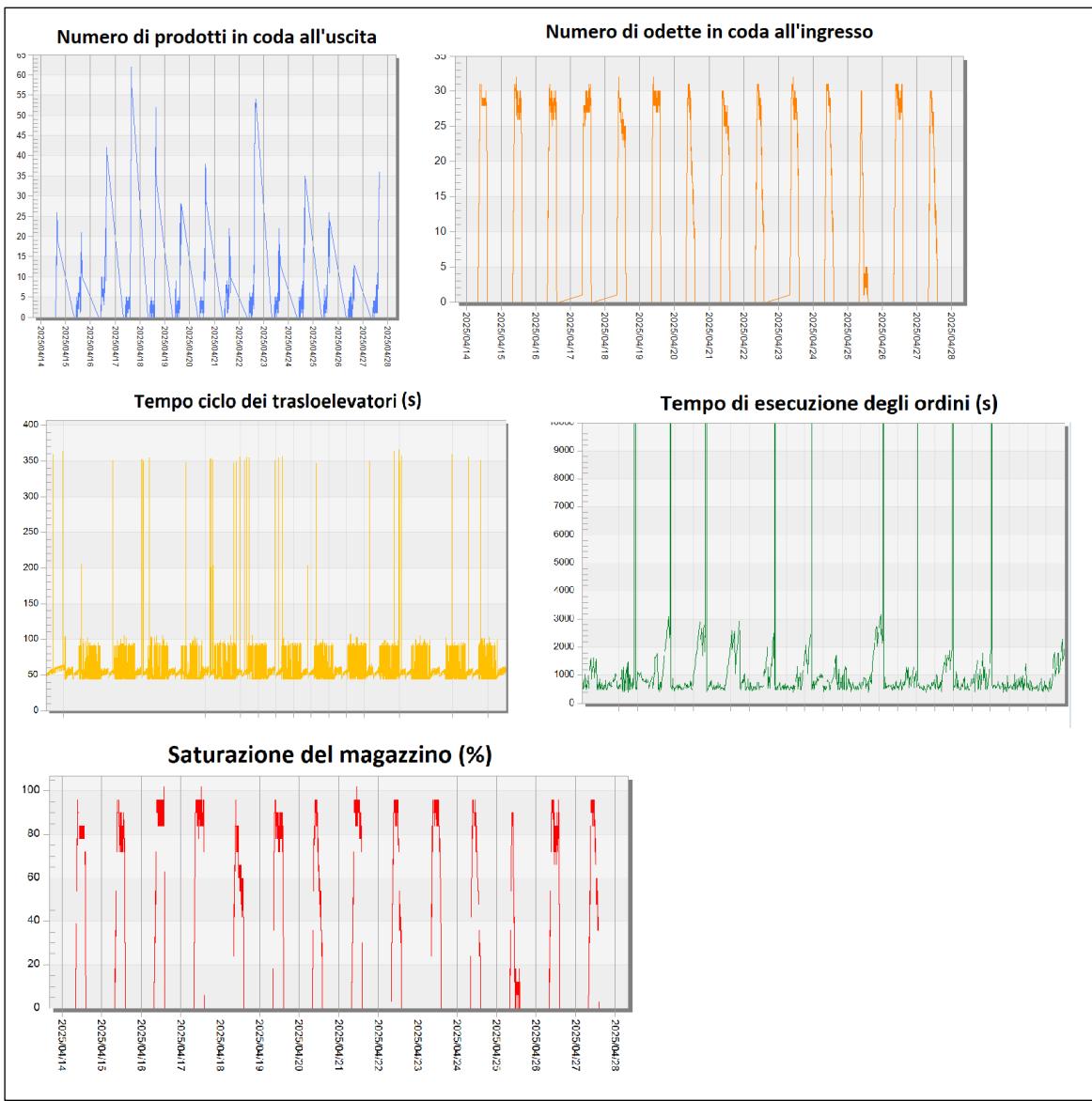
(b)



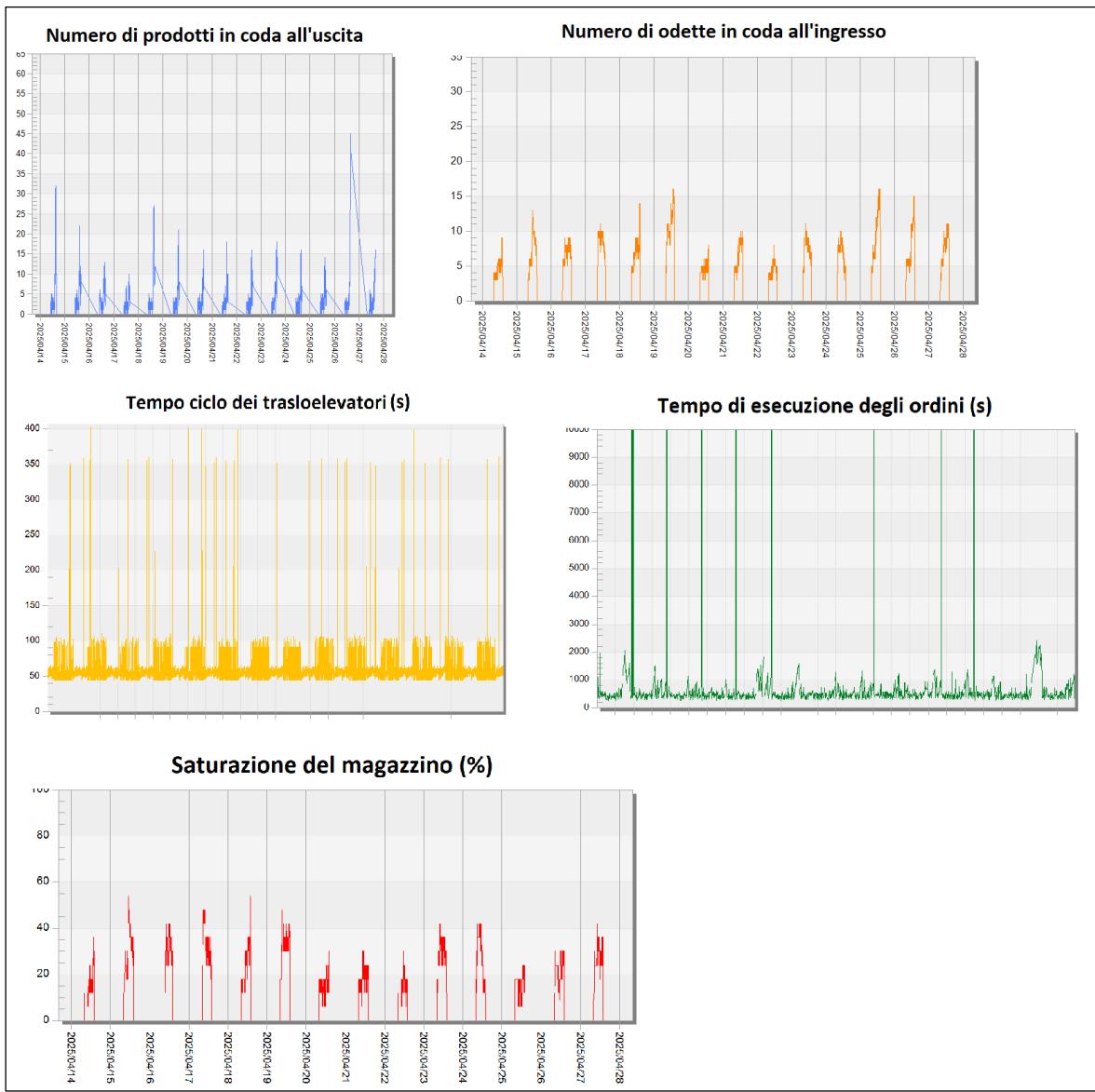
## Appendice C



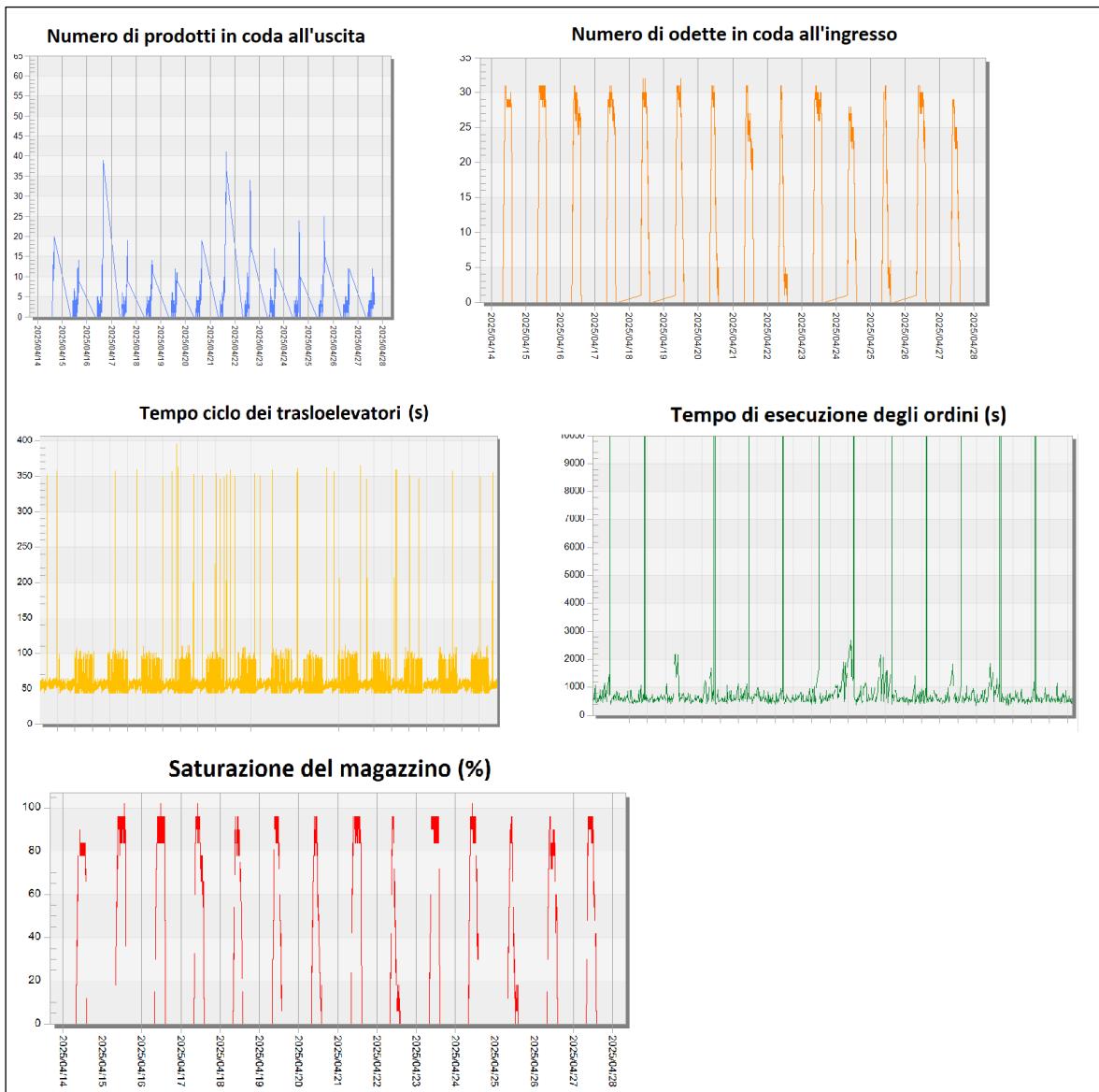
**Figura C.1.** Grafici di simulazione, replicazione 1, Best Case Scenario, Configurazione Migliore  
(FI = 60, RM = 25, OO = 2, PA = COL, NB = 3, TB = 72).



**Figura C.2.** Grafici di simulazione, replicazione 1, Worst Case Scenario, Configurazione Migliore  
 $(FI = 80, RM = 75, OO = 4, PA = \text{COL}, NB = 3, TB = 72)$ .



**Figura C.3.** Grafici di simulazione, replicazione 1, Best Case Scenario, Configurazione Peggiore  
 (FI = 60, RM = 25, OO = 2, PA = ABC, NB = 6, TB = 72).



**Figura C.4.** Grafici di simulazione, replicazione 1, Worst Case Scenario, Configurazione Peggiorre  
 $(FI = 80, RM = 75, OO = 4, PA = ABC, NB = 6, TB = 72)$ .

## Appendice D

**Tabella D.1.** Dataset degli esperimenti, replicazione 1.

Expd.	#repd.	FLUSSI										TRASLODELEVATORI										ORDINI						
		PA	FI	RM	NB	SD	TB	OO	SARBARA	WIPIN	WIPOUT	SWIPIN	SWIPOUT	TT	TT sgrt arctin	WHR	CT	DISCT	MINCT	MAXCT	SCF	CC	ORDER	DISORDER	MINORDER	MAXORDER	NRT	RIT
1	1	COL	60	25	3	72	2	40	77	4.25	6.00	20.53	100.00	1.5708	76.27	56.84	11.08	44.00	399.94	51.33	23.54	770.10	561.171	3821.33	0.00	0.00		
2	1	COL	60	25	3	72	4	40	79	4.42	5.66	21.32	100.00	1.5708	77.01	57.16	7.88	44.00	402.72	51.70	23.20	867.32	543.67	396.53	0.00	0.00		
3	1	COL	60	25	3	108	2	61	16	4.08	16.38	20.65	100.00	1.5708	76.23	56.91	11.08	44.00	399.94	51.40	23.62	2052.51	1588.02	277.71	9568.35	0.00		
4	1	COL	60	25	3	108	4	61	18	4.42	16.06	21.32	100.00	1.5708	77.01	57.18	7.88	44.00	402.72	51.72	23.20	2190.58	1588.02	472.92	9565.52	0.00		
5	1	COL	60	25	6	72	2	20	42	4.36	21.21	100.00	1.5708	76.71	57.47	13.85	44.00	399.94	51.78	24.15	534.07	219.91	241.71	1818.09	0.00	0.00		
6	1	COL	60	25	6	72	4	20	36	5.67	3.99	21.94	100.00	1.5708	77.11	57.45	7.10	44.00	401.76	51.73	22.55	714.82	399.68	361.71	3175.95	0.00	0.00	
7	1	COL	60	25	6	108	2	30	63	4.36	7.73	21.21	100.00	1.5708	76.71	57.47	13.85	44.00	399.94	51.78	24.15	962.08	583.31	277.71	4723.34	0.00	0.00	
8	1	COL	60	25	6	108	4	30	55	5.67	8.97	21.94	100.00	1.5708	77.11	57.45	7.10	44.00	401.76	52.13	22.56	1287.01	886.39	397.71	5304.00	0.00	0.00	
9	1	COL	60	75	3	72	2	39	53	4.46	5.94	67.08	99.74	1.5198	77.04	57.32	12.46	44.00	393.52	52.49	23.53	1205.50	1127.89	277.71	4582.98	0.14	0.00	
10	1	COL	60	75	3	72	4	39	44	3.89	5.96	70.78	99.67	1.5133	78.01	58.48	9.14	44.00	396.06	53.07	23.64	961.66	608.02	331.71	3939.45	0.00	0.00	
11	1	COL	60	75	3	108	2	58	76	4.48	14.75	74.37	98.74	1.5198	76.69	58.19	13.63	44.00	397.44	53.09	23.03	2225.56	1919.06	277.71	1135.39	62.00	0.22	
12	1	COL	60	75	3	108	4	59	10	4.25	16.50	72.59	99.67	1.5133	77.48	57.94	11.08	44.00	393.52	52.93	22.53	2560.59	1940.78	454.71	10415.45	0.00	0.00	
13	1	COL	60	75	6	72	2	19	75	4.48	4.06	68.29	99.64	1.5108	77.26	58.08	13.67	44.00	399.94	51.78	23.58	633.53	478.39	241.71	4093.47	38.00	0.11	
14	1	COL	60	75	6	72	4	19	57	4.49	4.08	76.09	99.82	1.5284	77.66	58.71	7.36	44.00	383.52	53.44	23.68	752.73	432.73	388.23	4015.83	0.00	0.00	
15	1	COL	60	75	6	108	2	29	63	4.48	5.32	68.29	99.64	1.5108	77.26	58.08	13.67	44.00	399.94	52.49	23.53	1205.50	1127.89	277.71	6197.47	39.00	0.11	
16	1	COL	60	75	6	108	4	29	36	4.49	9.34	76.09	99.82	1.5284	77.66	58.74	7.36	44.00	393.52	53.47	23.68	1445.48	1194.52	424.91	9666.71	0.00	0.00	
17	1	COL	80	25	3	72	2	41	23	5.21	48.97	80.03	98.74	1.5198	79.60	57.57	13.06	44.00	398.61	51.91	24.75	734.43	495.33	241.71	3278.66	0.00	0.00	
18	1	COL	80	25	3	72	4	41	01	19.70	50.21	79.57	99.67	1.5105	80.22	57.41	7.27	44.00	394.58	51.79	24.53	91.70	25.54	241.71	4796.96	0.00	0.00	
19	1	COL	80	25	3	108	2	61	83	19.74	45.20	49.73	80.06	1.0179	79.55	57.64	13.08	44.00	394.58	51.79	24.54	2095.59	1646.00	277.71	9716.21	0.00	0.00	
20	1	COL	80	25	3	108	4	61	14	19.36	19.21	59.92	79.54	1.1014	79.38	57.71	7.31	44.00	394.58	51.98	25.19	2690.02	1765.34	460.91	10386.80	0.00	0.00	
21	1	COL	80	25	6	72	2	20	67	20.46	20.46	51.03	80.53	1.1138	79.71	57.30	10.89	44.00	402.50	51.45	25.73	540.64	241.71	2371.50	0.00	0.00		
22	1	COL	80	25	6	72	4	20	52	17.17	38.68	54.90	80.13	1.0188	80.60	57.47	9.47	44.00	402.50	51.43	25.78	1016.00	635.27	277.71	2423.53	0.00	0.00	
23	1	COL	80	25	6	108	2	31	01	20.46	8.04	53.01	80.53	1.1138	79.71	57.30	10.89	44.00	402.50	51.43	25.78	2985.61	204.00	385.73	3351.19	0.00	0.00	
24	1	COL	80	25	6	108	4	30	79	20.17	50.40	80.13	98.59	1.0188	80.60	57.47	9.47	44.00	398.98	51.94	24.04	1291.96	641.24	385.71	6367.61	0.00	0.00	
25	1	COL	80	25	3	72	2	39	62	17.66	5.24	80.82	77.75	1.0786	78.64	58.00	10.92	44.00	398.08	52.48	24.36	750.97	571.97	313.00	310.10	0.00	0.00	
26	1	COL	80	25	3	72	4	40	16	17.84	5.77	80.04	78.32	1.0865	79.92	57.84	7.02	44.00	393.52	52.63	23.55	925.94	580.77	361.71	3179.86	0.00	0.00	
27	1	COL	80	25	6	72	2	20	67	20.46	20.46	51.03	80.53	1.1138	79.71	57.30	10.89	44.00	402.50	51.43	25.73	231.00	140.92	277.71	2423.53	0.00	0.00	
28	1	COL	80	25	6	108	2	59	51	17.39	14.45	81.19	77.73	1.0793	79.07	58.14	7.06	44.00	404.56	51.93	23.49	2616.57	1684.98	277.71	876.62	26.00	0.08	
29	1	COL	80	75	3	72	2	19	94	5.18	13.83	80.36	81.54	1.5078	79.70	57.65	10.39	44.00	395.56	52.19	21.37	289.20	242.17	385.71	87.00	0.35	0.08	
30	1	COL	80	75	6	72	4	19	86	17.24	3.88	77.75	10.79	1.0796	79.79	57.71	8.41	44.00	398.98	51.71	22.34	711.73	288.58	361.71	2233.47	0.00	0.00	
31	1	COL	80	75	3	72	2	29	91	17.16	8.09	80.36	77.75	1.0791	79.20	57.65	13.08	44.00	396.56	52.19	24.36	1128.68	931.11	277.71	6526.71	30.00	0.08	
32	1	COL	80	75	6	72	4	29	82	17.24	10.13	80.44	77.75	1.0796	79.79	57.77	8.41	44.00	395.38	52.71	22.27	734.38	349.45	397.71	5301.28	0.00	0.00	
33	1	ABC	60	25	3	72	2	39	98	4.82	23.30	57.70	78.07	1.5144	78.05	57.56	10.87	44.00	404.50	51.96	21.55	1064.89	804.52	277.71	377.92	53.00	0.19	
34	1	ABC	60	25	3	108	2	49	51	17.39	38.14	56.21	70.00	1.5078	86.54	61.27	7.99	44.00	404.56	51.83	22.22	813.44	452.27	385.71	3351.19	0.00	0.00	
35	1	ABC	60	25	3	108	4	58	15	4.33	15.44	51.39	80.00	1.5078	86.20	61.32	8.00	44.00	404.56	51.74	22.86	2142.46	1386.39	341.71	2423.53	0.00	0.00	
36	1	ABC	60	25	3	108	4	58	15	4.32	15.44	51.39	80.00	1.5078	86.23	60.77	13.02	44.00	404.42	51.04	21.55	564.01	21.00	241.71	4243.53	0.00	0.15	
37	1	ABC	60	25	6	72	2	19	89	5.42	34.77	14.01	81.85	98.88	1.6468	82.76	60.63	13.38	44.00	403.10	55.66	23.30	1106.00	882.27	277.71	10431.97	196.00	0.92
38	1	ABC	60	25	6	72	4	19	81	5.32	3.95	36.02	100.00	1.5078	86.78	60.93	9.67	44.00	404.78	55.83	22.27	734.38	349.45	397.71	535.79	0.07	0.00	
39	1	ABC	60	25	6	108	2	29	38	5.42	23.30	61.07	70.00	1.5078	86.23	60.77	13.02	44.00	404.78	56.01	20.92	2560.29	1818.35	454.71	10323.70	15.00	0.07	
40	1	ABC	60	25	6	108	4	29	71	5.28	9.46	36.02	100.00	1.5078	86.78	60.93	9.67	44.00	404.78	55.83	22.27	1375.50	873.29	398.61	5377.67	0.00	0.00	
41</																												

**Tabella D.2.** Dataset degli esperimenti, replicazione 2.

#exp.	#rep.	FLUSSI										TRASLOELEVATORI										ORDINI					
		PA	FI	RM	NB	SABBAE	WIPIN	WIPOUT	SM-MAG	TT	TT sort. arcsin	KWh	CT	dCT	minCT	maxCT	SCT	C	ORDER	descORDER	minORDER	maxORDER	minUT	maxUT			
65	2	COL	60	25	3	72	2	40.75	4.44	6.80	20.66	100.00	1.5708	76.58	57.03	11.95	44.00	388.08	51.46	23.17	823.20	558.85	241.71	3089.47	0.00	0.00	
66	2	COL	60	25	3	72	4	40.71	4.64	6.45	22.20	100.00	1.5708	77.04	57.56	8.73	44.00	384.58	51.91	23.81	943.91	602.11	379.23	3639.01	0.00	0.00	
67	2	COL	60	25	3	108	2	61.13	4.62	16.63	21.26	100.00	1.5708	76.45	57.09	11.94	44.00	388.08	51.73	23.01	2140.20	1621.20	277.71	8262.76	0.00	0.00	
68	2	COL	60	25	3	108	4	60.89	4.67	18.89	23.62	100.00	1.5708	76.55	57.96	9.06	44.00	384.58	52.40	23.89	2721.20	2158.90	487.95	10190.80	0.00	0.00	
69	2	COL	60	25	6	72	2	40.41	4.30	3.60	20.37	100.00	1.5708	76.62	56.92	12.36	44.00	384.58	51.32	23.52	552.48	241.71	1924.29	0.00	0.00		
70	2	COL	60	25	6	72	4	20.41	4.92	4.02	23.10	100.00	1.5708	77.20	57.65	8.46	44.00	384.58	52.25	23.20	520.00	279.00	320.25	749.49	0.00	0.00	
71	2	COL	60	25	6	108	2	30.62	4.30	9.36	20.37	100.00	1.5708	76.62	56.92	12.36	44.00	384.58	51.32	23.52	1116.76	773.18	280.23	5245.08	0.00	0.00	
72	2	COL	60	25	6	108	4	4.92	10.11	23.10	100.00	1.5708	77.20	57.65	8.46	44.00	383.52	52.25	22.20	1376.45	944.79	400.23	5745.82	0.00	0.00		
73	2	COL	60	25	6	72	2	39.65	5.08	66.33	99.66	100.00	1.5125	77.13	57.62	12.28	44.00	383.52	52.72	22.93	735.63	467.63	241.71	2631.76	11.00	0.04	
74	2	COL	60	25	6	72	4	39.35	4.56	6.19	65.80	97.70	1.5160	77.53	58.34	8.47	44.00	383.52	53.20	23.24	1003.02	676.60	382.47	4847.18	9.00	0.04	
75	2	COL	60	25	3	108	2	59.48	4.60	15.18	66.33	99.66	1.5125	77.13	57.82	12.28	44.00	383.52	52.72	22.93	1003.02	676.60	382.47	4847.18	9.00	0.04	
76	2	COL	60	25	3	108	4	58.75	4.47	15.67	70.66	99.70	1.5160	77.14	58.08	8.46	44.00	384.58	53.08	22.60	2450.95	1865.05	402.09	10263.53	7.00	0.03	
77	2	COL	60	25	6	72	2	19.86	4.06	3.56	62.61	99.69	1.5151	77.16	57.52	13.11	44.00	385.56	52.61	22.11	566.20	258.52	241.71	2305.93	7.00	0.01	
78	2	COL	60	25	6	72	4	19.73	3.83	4.38	68.07	99.65	1.5151	77.38	58.03	7.78	44.00	385.56	52.86	22.84	789.91	452.96	313.71	3361.66	1.00	0.00	
79	2	COL	60	25	6	108	2	29.79	4.06	8.02	62.61	99.69	1.5151	77.13	57.52	13.11	44.00	385.38	52.61	22.11	1063.06	685.61	5094.52	7.00	0.01		
80	2	COL	60	25	6	108	4	29.60	3.83	10.14	69.07	99.65	1.5116	77.63	58.03	7.78	44.00	385.56	52.86	22.84	1514.40	1045.09	385.71	6853.66	1.00	0.00	
81	2	COL	80	25	3	72	2	41.47	19.94	4.77	48.38	80.12	1.1087	78.76	57.48	12.66	44.00	385.38	51.54	23.52	78.76	271.71	277.71	11.00	0.04		
82	2	COL	80	25	3	72	4	41.11	20.13	5.02	50.54	80.16	1.1092	80.19	57.69	8.71	44.00	384.58	51.96	23.27	1433.50	857.07	413.01	2632.89	0.00	0.00	
83	2	COL	80	25	3	108	2	61.71	19.80	13.61	51.87	80.39	1.1120	78.60	57.49	12.63	44.00	386.06	51.88	25.85	1807.97	1320.68	277.71	7214.31	0.00	0.00	
84	2	COL	80	25	3	108	4	61.40	20.00	17.67	51.24	79.98	1.1069	78.57	57.89	8.72	44.00	384.58	51.97	25.72	2612.21	1804.37	415.23	8827.71	0.00	0.00	
85	2	COL	80	25	6	72	2	19.54	19.44	3.29	57.85	79.59	1.1020	78.56	57.75	11.78	44.00	402.50	51.77	25.30	402.50	149.46	241.71	1668.13	0.00	0.00	
86	2	COL	80	25	6	72	4	20.77	19.34	3.74	50.54	80.16	1.1092	80.73	57.65	9.02	44.00	385.56	51.83	25.27	70.01	309.03	332.29	2449.95	0.00	0.00	
87	2	COL	80	25	6	108	2	30.62	19.54	7.81	78.95	80.16	1.1020	78.58	57.75	11.78	44.00	402.50	51.77	25.30	1017.08	644.99	277.71	277.71	0.00	0.00	
88	2	COL	80	25	6	108	4	31.16	19.88	10.11	50.54	80.16	1.1092	80.73	57.65	9.02	44.00	385.56	51.83	25.27	1433.50	962.47	400.23	5622.99	0.00	0.00	
89	2	COL	80	25	3	72	2	40.18	18.79	5.51	76.11	78.63	1.0802	79.20	57.42	11.56	44.00	386.66	52.10	23.36	781.75	523.39	241.71	2972.64	0.00	0.00	
90	2	COL	80	25	3	72	4	40.59	18.26	6.42	78.82	78.99	1.0826	79.45	58.09	8.58	44.00	384.06	52.45	23.65	1450.16	983.46	349.95	4839.37	0.00	0.00	
91	2	COL	80	25	3	108	2	19.44	19.24	19.54	70.49	79.17	1.0869	79.31	57.18	11.54	44.00	383.52	51.94	23.56	402.48	187.70	406.66	37.00	0.12		
92	2	COL	80	25	3	108	4	60.79	19.03	60.79	75.49	79.17	1.0868	79.43	58.05	7.85	44.00	383.52	52.90	23.16	251.70	192.93	387.71	9611.11	0.00	0.00	
93	2	COL	80	25	6	72	2	18.23	3.61	3.61	78.90	78.44	1.0879	79.49	57.78	11.65	44.00	396.66	52.26	23.94	1927.83	1542.81	285.61	9690.31	43.00	0.13	
94	2	COL	80	25	3	108	4	31.16	19.88	10.11	50.54	80.16	1.0826	79.45	58.07	8.58	44.00	403.14	52.77	23.65	780.51	473.94	379.23	3547.44	0.00	0.00	
95	2	COL	80	25	6	72	2	40.18	18.79	5.51	76.11	78.63	1.0802	79.49	57.78	11.65	44.00	386.66	52.26	23.49	1031.62	664.14	277.71	7214.31	0.00	0.00	
96	2	COL	80	25	6	108	2	19.32	9.34	80.93	78.00	1.0826	79.45	58.09	8.58	44.00	384.06	52.14	23.26	781.75	523.39	313.51	871.51	0.00	0.00		
97	2	ABC	60	25	3	72	2	38.89	4.97	5.36	43.68	80.50	1.0708	80.80	58.68	13.37	44.00	402.48	51.59	23.17	402.48	187.70	406.66	37.00	0.12		
98	2	ABC	60	25	3	72	4	39.27	5.01	5.49	35.53	100.00	1.0708	80.86	61.14	9.12	44.00	389.00	56.25	23.26	1343.58	886.08	387.71	5467.73	0.00	0.00	
99	2	ABC	60	25	3	108	2	58.61	4.98	13.71	43.59	100.00	1.0708	80.86	60.71	13.38	44.00	402.48	51.87	23.26	1927.83	1542.81	285.61	9690.31	43.00	0.13	
100	2	ABC	60	25	3	108	4	58.28	5.42	13.151	48.81	100.00	1.0708	80.86	61.16	9.06	44.00	403.52	51.59	23.17	551.65	251.03	241.71	2249.37	41.00	0.12	
101	2	ABC	60	25	6	72	2	19.43	5.60	3.30	41.08	100.00	1.0708	80.86	61.58	13.59	44.00	402.48	56.56	23.17	1963.92	1454.91	248.77	8007.22	256.00	1.06	
102	2	ABC	60	25	6	72	4	19.61	5.02	3.78	38.46	100.00	1.0708	80.85	60.59	9.05	44.00	404.50	55.95	21.26	719.10	326.67	361.71	2565.47	0.00	0.00	
103	2	ABC	60	25	6	108	2	29.14	5.60	4.57	41.08	100.00	1.0708	80.85	61.58	13.59	44.00	402.48	56.56	21.26	23.16	1293.95	841.07	487.86	364.95	41.00	0.12
104	2	ABC	60	25	6	108	4	29.42	5.02	8.81	38.46	100.00	1.0708	80.85	60.59	9.05	44.00	404.50	55.95	21.26	402.48	170.42	406.66	37.00	0.12		
105	2	ABC	60	25	3	72	2	37.45	4.51	4.84	84.24	97.94	1.0628	81.74	61.98	10.07	44.00	403.64	56.10	21.23	409.44	243.27	385.71	737.71	0.00	0.05	
106	2	ABC</																									

ORDINI																										
FACTORY INDEPENDENT LIVELLI		FLUSSI								TRASOLEVATORI																
#exp.	#refl.	PA	FI	RM	NB	TB	OO	Simbale	WIPin	WIPout	Satmpin	TT_sqr_arcsin	CT	maxCT	minCT	CC	ORDER	DISORDER	MINORDR	maxORDR	DRIT	RIT				
129	3	COL	60	25	3	72	2	40,64	4,52	5,62	20,42	100,00	1,5708	76,14	56,96	11,35	44,00	51,46	241,71	4076,79	36,00	0,12				
130	3	COL	60	25	3	72	2	40,72	4,55	5,67	22,08	100,00	1,5708	77,08	57,43	8,60	44,00	51,87	23,40	882,65	456,01	0,00	0,00			
131	3	COL	60	25	3	108	2	60,97	4,60	17,15	20,47	100,00	1,5708	76,13	57,07	12,28	44,00	51,61	23,25	126,96	1510,53	277,71	8199,02	38,00		
132	3	COL	60	25	3	108	4	61,20	5,49	16,52	20,45	100,00	1,5708	77,23	57,07	12,45	44,00	51,68	23,56	234,04	1632,16	419,71	7875,33	0,00		
133	3	COL	60	25	6	72	2	20,41	4,50	3,32	20,69	100,00	1,5708	76,34	57,36	12,45	44,00	51,59	24,26	532,79	240,06	241,71	346,66	34,00		
134	3	COL	60	25	6	72	4	20,42	5,12	3,78	22,54	100,00	1,5708	77,36	57,40	8,39	44,00	51,02	22,88	696,98	256,23	241,71	2741,51	0,00		
135	3	COL	60	25	6	108	2	30,61	4,50	7,50	20,69	100,00	1,5708	76,34	57,36	12,45	44,00	51,59	24,26	961,72	111,45	277,71	5707,05	34,00		
136	3	COL	60	25	6	108	4	30,62	5,12	8,36	22,54	100,00	1,5708	77,36	57,40	8,39	44,00	51,16	22,68	1228,02	791,37	400,71	6192,37	0,00		
137	3	COL	60	75	3	72	2	39,45	3,77	5,65	68,11	99,56	1,5044	76,69	57,75	13,01	44,00	50,49	23,21	801,24	591,85	241,71	3380,54	216,00		
138	3	COL	60	75	3	72	4	39,62	4,44	6,96	69,99	99,68	1,5142	77,77	58,98	13,00	44,00	51,94	22,85	1096,02	737,98	316,23	454,89	0,00		
139	3	COL	60	75	3	108	2	58,84	3,97	15,62	70,49	99,56	1,5044	76,52	57,84	13,00	44,00	40,60	22,72	2202,01	1694,07	277,71	9191,41	218,00		
140	3	COL	60	75	3	108	4	59,01	4,31	16,20	73,86	99,68	1,5142	77,05	58,33	7,83	44,00	39,94	22,86	226,48	2160,17	419,53	9736,32	0,00		
141	3	COL	60	75	6	72	2	19,71	3,70	3,44	68,72	99,65	1,5116	77,26	57,88	13,53	44,00	39,66	52,63	22,56	255,03	21,91	208,00	0,83		
142	3	COL	60	75	6	72	4	19,76	4,19	3,64	66,36	99,77	1,5228	77,48	57,95	9,02	44,00	39,38	52,71	22,65	699,29	216,00	231,23	2365,91	0,00	
143	3	COL	60	75	6	108	2	29,56	3,70	7,85	68,72	99,65	1,5116	77,26	57,68	13,53	44,00	39,06	52,63	22,56	1042,68	67,51	277,71	4379,84	209,00	
144	3	COL	60	75	6	108	4	29,64	4,19	8,80	66,36	99,77	1,5228	77,48	57,95	9,02	44,00	39,94	52,71	22,65	1320,40	823,00	400,23	516,00	0,00	
145	3	COL	60	75	6	108	2	40,94	18,59	5,06	57,48	99,77	1,0982	79,02	57,90	12,56	44,00	39,38	52,01	25,48	723,46	498,36	241,71	3353,24	55,00	
146	3	COL	80	25	3	72	4	40,94	19,57	5,06	53,74	79,79	1,1045	80,20	57,77	8,21	44,00	39,94	52,11	24,96	806,11	507,53	388,23	3854,71	0,00	
147	3	COL	80	25	3	108	2	61,75	19,77	15,12	50,52	80,00	1,1071	79,48	57,58	12,73	44,00	39,48	51,86	25,16	806,11	1535,73	277,71	7777,49	17,00	
148	3	COL	80	25	3	108	4	60,92	18,73	16,71	63,90	79,32	1,0987	79,32	57,87	8,24	44,00	40,02	52,11	24,00	2390,08	1679,72	485,51	785,05	0,00	
149	3	COL	80	25	6	72	2	20,46	19,97	3,35	53,49	79,85	1,0987	79,61	57,88	13,08	44,00	39,56	52,01	25,58	44,00	51,71	2356,44	38,00	111	478,00
150	3	COL	80	25	6	72	4	20,52	20,19	3,69	56,62	80,19	1,0995	80,97	57,68	8,94	44,00	39,56	51,83	24,96	44,00	51,71	2381,05	127,00	488,00	0,00
151	3	COL	80	25	6	108	2	30,69	19,97	7,56	53,49	79,85	1,0983	79,61	57,88	13,08	44,00	39,56	52,01	25,58	986,62	611,41	277,71	4015,31	38,00	
152	3	COL	80	25	6	108	4	30,78	20,13	8,45	56,62	80,19	1,0985	80,37	57,69	8,94	44,00	39,48	51,83	25,27	823,34	387,71	388,23	5867,51	0,00	
153	3	COL	80	25	6	108	2	30,98	19,32	7,88	57,45	79,85	1,0986	80,91	57,33	9,01	44,00	39,48	52,44	24,96	806,11	1535,73	277,71	7777,49	17,00	
154	3	COL	80	25	6	108	4	40,44	18,79	5,69	81,25	80,00	1,0949	80,04	57,72	7,88	44,00	40,62	52,33	23,64	861,72	862,39	3424,36	126,00	0,00	
155	3	COL	80	25	6	108	2	39,43	18,04	8,19	80,86	77,96	1,0821	78,82	57,93	12,68	44,00	40,12	52,44	24,01	2131,05	491,51	3173,46	155,00	0,66	
156	3	COL	80	25	6	108	4	30,37	18,77	3,62	57,49	78,36	1,0897	78,36	57,68	8,95	44,00	39,48	51,71	23,80	2604,42	176,47	2781,92	0,00	0,00	
157	3	COL	80	25	6	72	2	30,69	19,97	7,56	53,49	78,36	1,0956	79,75	57,32	10,79	44,00	39,72	52,05	23,40	560,63	267,50	277,71	2353,95	60,00	
158	3	COL	80	25	6	72	4	30,78	20,13	8,45	56,62	80,19	1,0985	79,65	57,65	7,67	44,00	39,40	52,83	23,71	702,02	288,58	317,29	823,34	0,00	
159	3	COL	80	25	6	72	2	30,98	19,32	7,88	57,45	78,37	1,0986	79,75	57,33	9,01	44,00	39,72	52,07	23,40	1059,67	873,32	277,71	6015,20	61,00	
160	3	COL	80	25	6	72	4	30,104	18,79	5,69	81,25	80,00	1,0985	79,65	58,13	7,67	44,00	40,62	52,83	23,64	861,72	862,39	3424,36	126,00	0,00	
161	3	ABC	60	25	3	72	2	39,43	4,83	8,67	36,55	100,00	1,5708	76,44	60,51	13,14	44,00	40,36	55,71	21,65	1104,05	491,51	3173,46	155,00	0,66	
162	3	ABC	60	25	3	72	4	39,43	5,64	9,43	41,90	100,00	1,5708	76,36	59,98	13,06	44,00	40,56	56,35	22,91	927,09	569,85	3169,51	454,89	0,00	
163	3	ABC	60	25	3	108	2	59,78	4,47	15,12	33,56	100,00	1,5708	86,87	60,55	12,99	44,00	40,96	55,67	21,32	2015,33	1484,24	2353,95	94,00	0,35	
164	3	ABC	60	25	3	108	4	59,87	5,27	14,42	44,47	100,00	1,5708	86,11	61,25	8,34	44,00	40,62	56,48	22,32	2364,40	788,23	317,29	4285,98	0,00	
165	3	ABC	60	25	6	72	2	19,65	5,24	3,74	13,64	82,80	1,4952	86,93	60,25	13,14	44,00	40,36	56,11	21,73	589,48	1948,09	387,71	1076,68	0,00	
166	3	ABC	60	25	6	72	4	19,42	5,79	3,54	46,57	100,00	1,5708	85,76	61,11	8,44	44,00	40,36	56,28	22,32	706,85	334,45	3074,23	155,00	0,00	
167	3	ABC	60	25	6	108	2	29,48	5,24	8,17	36,55	100,00	1,5708	86,54	60,92	13,14	44,00	40,36	56,50	21,73	1123,84	491,35	3173,46	155,00	0,63	
168	3	ABC	60	25	6	108	4	29,48	5,24	8,17	36,55	100,00	1,5708	86,36	60,96	8,95	44,00	40,56	56,31	21,20	1249,08	866,87	3173,37	454,89	0,00	
169	3	ABC	60	25	6	108	2	37,94	5,39	5,47	81,75	98,95	1,4634	83,03	60,90	13,06	44,00	40,50	56,41	21,11	813,22	595,29	249,29	4757,73	0,00	
170	3	ABC	60	25	6	108	4	38,27	4,81	8,34	42,47	100,00	1,4640	81,01	61,25	7,21	44,00	40,62	56,26	21,22	988,23	679,26	4285,98	0,00	0,00	
171	3	ABC	60	25	3	108	2	59,71	4,47	13,64	82,80	98,74	1,4583	81,93	60,25	13,60	44,00	40,46	56,80	20,35	2022,68	1587,51	384,20	4322,00	31,31	
172	3	ABC	60	25	3	108	4	59,71	4,29	14,94	82,92	98,92	1,4667	82,12	60,51	8,15	44,00	40,17	56,95	21,10	2651,70	415,95	3173,46	155,00	0,00	
173	3	ABC	80	25	3	108	2	58,77	4,57	3,22	83,51	98,30	1,4701	82,98	60,65	13,03	44,00	40,56	56,55	20,18	234,72	379,95	2575,07	4757,73	0,00	
174	3	ABC	80	25	3	108	4	58,74	4,29	3,65	81,76	98,99	1,4701	82,98	60,65	13,65	44,00	40,56	56,41	20,18	1056,93	491,72	2124,53	166,00	0,69	
175	3	ABC	80	25	6	108	2	28,22	4,57	7,44	83,51	98,30	1,4700	81,17	60,58	13,17	44,00	40,56	55,45	20,18	2046,76	1744,23	277,71	8293,81	0,00	
176	3	ABC	80	25	6	108	4	28,41	4,29	8,34	81,76	98,99	1,4701	82,98	60,65	13,1										

**Tabella D.4.** Dataset degli esperimenti, replicazione 4.

#exp.	#rep.	FACTORI INDEPENDENTI A LIVELLO										ORDINI										disORDER	minORDER	maxORDER	INRIT	RT	
		PA	FI	RM	NB	TB	O	SatBAE	Wipin	Wipout	StairBAE	TT	TT sqrt arcsec	KWD	CT	dCT	minCT	maxCT	SCF	CC	ORDER	disORDER	minORDER	maxORDER	INRIT	RT	
193	4	COL	60	25	3	72	2	40.77	4.76	6.02	20.65	100.00	1.5708	76.51	57.41	14.05	44.00	397.44	51.67	23.87	758.87	507.97	241.71	3416.57	18.00	0.07	
194	4	COL	60	25	3	72	4	40.81	4.98	5.26	21.47	100.00	1.5708	76.89	57.07	8.42	44.00	403.10	51.78	22.56	833.01	441.09	382.71	2855.76	0.00	0.00	
195	4	COL	60	25	3	108	2	61.16	5.76	17.22	20.65	100.00	1.5708	76.51	57.49	14.24	44.00	397.44	51.76	23.87	1550.65	1351.01	484.71	7588.95	18.00	0.07	
196	4	COL	60	25	3	108	4	61.21	4.98	15.32	21.47	100.00	1.5708	76.89	57.07	8.42	44.00	403.10	51.78	22.56	2072.21	1351.01	484.71	8234.02	0.00	0.00	
197	4	COL	60	25	6	72	2	20.38	3.92	20.81	100.00	1.5708	76.47	56.67	11.28	44.00	394.58	51.16	23.45	575.47	324.13	241.71	2345.78	13.00	0.04		
198	4	COL	60	25	6	72	4	20.41	4.73	4.00	20.70	100.00	1.5708	77.09	57.17	8.77	44.00	393.52	51.82	22.71	713.03	290.12	241.71	2345.66	0.00	0.00	
199	4	COL	60	25	6	108	2	30.57	3.92	9.70	20.81	100.00	1.5708	76.47	56.67	11.28	44.00	394.58	51.16	23.45	1176.70	961.83	277.71	6121.82	13.00	0.04	
200	4	COL	60	25	6	108	4	30.62	4.73	9.30	20.70	100.00	1.5708	77.09	57.17	8.77	44.00	393.52	51.82	22.71	1284.59	782.21	403.23	5424.86	0.00	0.00	
201	4	COL	60	75	3	72	2	39.82	6.06	5.62	62.03	99.70	1.5160	77.14	57.72	11.97	44.00	398.08	52.45	22.16	755.68	275.39	245.29	4754.41	105.00	0.42	
202	4	COL	60	75	3	72	4	39.48	4.30	6.94	64.30	99.64	1.5108	77.81	58.06	9.15	44.00	398.58	52.84	23.17	1437.16	973.40	400.23	480.29	0.00	0.00	
203	4	COL	60	75	3	108	2	58.78	9.49	17.38	67.51	99.49	1.4993	76.61	58.26	12.57	44.00	393.52	53.08	23.01	204.38	1861.87	331.71	277.71	9662.99	149.00	0.62
204	4	COL	60	75	3	108	4	58.91	3.97	15.52	71.56	99.64	1.5108	77.08	57.57	8.14	44.00	394.58	52.76	22.53	242.54	1788.81	403.98	9661.10	0.00	0.00	
205	4	COL	60	75	6	72	2	19.77	4.40	3.54	67.84	99.51	1.5007	76.92	57.77	14.14	44.00	384.06	52.89	22.33	560.52	293.40	241.71	2808.87	142.00	0.53	
206	4	COL	60	75	6	72	4	19.78	4.51	3.97	73.38	99.76	1.5218	77.84	58.06	9.15	44.00	394.58	52.84	23.17	796.85	332.31	361.71	2742.33	0.00	0.00	
207	4	COL	60	75	6	108	2	29.79	4.25	8.15	65.95	99.51	1.5007	77.34	57.88	14.28	44.00	395.10	52.59	22.21	1066.30	755.68	522.62	119.00	0.44	0.00	
214	4	COL	60	75	6	108	4	29.67	4.51	9.88	73.38	99.76	1.5218	77.84	58.06	9.15	44.00	394.58	52.84	23.17	1437.16	973.40	400.23	6927.48	0.00	0.00	
215	4	COL	60	75	3	72	2	41.25	20.42	5.18	50.51	80.53	1.1138	79.81	57.25	11.73	44.00	394.58	51.43	25.40	478.04	485.04	241.71	3422.10	0.00	0.00	
216	4	COL	60	75	3	72	4	41.12	20.21	5.67	49.50	99.53	1.1063	79.79	57.51	7.39	44.00	394.58	51.77	24.87	916.76	395.94	349.94	376.47	0.00	0.00	
211	4	COL	60	25	3	108	2	62.07	20.19	18.33	50.36	80.31	1.1110	79.66	57.40	11.75	44.00	394.58	51.36	25.69	2045.44	1621.46	277.71	8026.02	0.00	0.00	
212	4	COL	60	25	3	108	4	61.15	20.12	18.25	49.80	79.85	1.1053	79.35	57.66	7.41	44.00	395.38	51.88	25.19	2272.69	412.71	9884.21	0.00	0.00		
213	4	COL	60	25	6	72	2	20.64	19.61	3.55	46.72	79.94	1.1064	79.40	57.74	13.70	44.00	399.14	51.72	25.57	522.77	241.71	280.29	2703.14	0.00	0.00	
214	4	COL	60	25	6	72	4	20.50	19.80	3.76	55.62	79.86	1.1054	80.08	57.85	9.25	44.00	394.58	52.10	25.26	707.57	320.26	334.23	2842.18	0.00	0.00	
215	4	COL	60	25	6	108	2	30.96	19.81	8.92	46.72	79.94	1.1064	79.40	57.74	13.70	44.00	399.14	51.72	25.57	119.26	795.82	277.71	451.95	0.00	0.00	
216	4	COL	60	25	6	108	4	30.74	18.36	3.62	55.62	79.86	1.1054	80.08	57.85	7.15	44.00	394.58	52.59	25.26	1297.14	922.71	385.95	7217.48	0.00	0.00	
217	4	COL	60	75	3	72	2	40.07	18.25	5.26	80.10	78.86	1.0869	79.10	57.67	12.41	44.00	394.58	52.24	23.93	880.42	828.25	241.71	5622.55	63.00	0.24	
218	4	COL	60	75	3	72	4	40.52	19.27	6.15	49.20	78.85	1.0857	80.15	57.71	7.14	44.00	394.58	52.37	23.78	961.54	649.67	346.71	4403.16	0.00	0.00	
219	4	COL	60	75	3	108	2	59.69	17.95	16.02	80.34	78.02	1.0828	78.85	57.73	11.92	44.00	394.58	52.22	24.04	1050.75	1651.67	880.01	6407.46	0.00	0.00	
220	4	COL	60	75	3	108	4	60.58	18.79	17.07	73.39	78.90	1.0932	79.73	57.87	7.16	44.00	394.58	52.51	23.92	255.87	1767.40	493.95	9308.78	78.00	0.00	
221	4	COL	60	75	6	72	2	20.18	18.39	3.71	78.86	78.87	1.0932	79.52	57.64	13.12	44.00	403.96	56.06	23.91	571.35	297.65	277.71	8850.11	195.00	0.15	
222	4	COL	60	75	6	72	4	20.16	18.36	3.92	78.53	78.86	1.0896	80.23	56.06	7.15	44.00	399.94	52.59	24.26	1218.74	373.75	349.95	3356.10	0.00	0.00	
223	4	COL	60	75	6	108	2	30.27	18.36	8.34	78.86	78.87	1.0932	79.52	57.64	13.06	44.00	403.96	52.28	23.91	1093.64	792.90	277.71	5402.26	45.00	0.16	
224	4	COL	60	75	6	108	4	30.24	18.36	8.76	78.53	78.88	1.0896	80.23	58.06	7.15	44.00	399.94	52.59	24.26	1320.67	880.01	343.71	2538.23	0.00	0.00	
225	4	ABC	60	25	3	72	2	39.45	5.32	8.76	59.32	100.00	1.0570	86.65	60.90	12.76	44.00	393.90	56.48	22.53	112.15	632.81	669.12	3852.36	96.00	0.42	
226	4	ABC	60	25	6	72	4	39.14	5.10	4.83	45.12	100.00	1.0570	86.18	60.62	7.61	44.00	393.90	56.48	22.53	124.92	384.65	210.61	7607.84	0.00	0.00	
227	4	ABC	60	25	3	108	2	39.45	5.33	4.62	47.78	100.00	1.0570	85.58	60.84	13.12	44.00	403.28	56.06	20.80	81.87	669.53	277.71	4256.84	392.00	0.86	
228	4	ABC	60	25	3	108	4	58.43	5.06	14.02	43.57	100.00	1.0570	86.18	60.74	7.62	44.00	393.34	56.13	21.68	216.56	475.66	426.37	8853.57	0.00	0.00	
229	4	ABC	60	25	6	72	2	19.83	5.00	3.77	34.36	100.00	1.0455	86.74	61.09	14.03	44.00	396.90	56.22	22.15	866.63	345.31	241.95	3000.43	74.00	0.28	
230	4	ABC	60	25	6	72	4	19.76	5.42	3.74	34.13	100.00	1.0453	86.66	61.46	8.51	44.00	403.90	56.48	22.53	719.02	323.32	374.61	9287.05	0.00	0.00	
231	4	ABC	60	25	6	108	2	29.75	5.00	3.74	31.31	100.00	1.0453	86.74	61.09	14.03	44.00	393.90	56.03	22.19	258.97	1960.49	434.53	9287.05	0.00	0.00	
232	4	ABC	60	25	6	108	4	29.64	5.10	4.83	34.13	100.00	1.0453	86.66	61.46	8.51	44.00	403.90	56.48	22.53	227.11	565.22	244.23	2855.76	414.00	0.26	
233	4	ABC	60	75	3	72	2	37.93	4.58	5.59	82.93	98.8															

## **Ringraziamenti**

Ringrazio il professore Giovanni Zenezini per avermi dato la possibilità di addentrarmi nel settore di ricerca dei magazzini automatici: aver compiuto una tesi che ha compreso la progettazione di un modello digitale, la validazione tramite una norma tecnica, l'applicazione di una metodologia scientifica rigorosa e la pianificazione di un'ottimizzazione multicriterio è stato formante e anche utile per futuri incarichi lavorativi in questo contesto.

Ringrazio tutti i componenti aziendali di Sim.Tec., compagnia presso cui ho effettuato il lavoro di tesi. In primo luogo, ringrazio la titolare Patrizia Bucci, per aver deciso di seguirmi in questo percorso e aver supervisionato il mio lavoro, per avermi istruito sulle logiche di funzionamento dei magazzini, per avermi fornito tutti gli strumenti indispensabili per adempire al raggiungimento degli obiettivi della tesi e per avermi fornito le linee guida per l'avanzamento. Ringrazio Giulia Bruno, tutor aziendale durante il mio periodo di tirocinio, per aver continuato a fornirmi consigli d'implementazione sul modello in qualsiasi momento in cui ne avessi avuto bisogno. Ringrazio anche Maura e Massimiliano per avermi assistito rispettivamente nella costruzione e nella validazione del modello digitale.