

POLITECNICO DI TORINO



**Politecnico  
di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi Laurea Magistrale

**FATTORI INFLUENZANTI LA  
PRESTAZIONE DI UN  
MAGAZZINO AUTOMATICO**

**Relatori**

Prof. Antonio CARLIN

Prof. Giovanni ZENEZINI

Prof. Maurizio SCHENONE

**Candidato**

Mattia SAGGESE

ANNO ACCADEMICO 2023-2024



## **Abstract**

Gli Automated Storage and Retrieval System (AS/RS) sono al centro dell'interesse sia industriale che accademico per il loro potenziale nel migliorare l'efficienza operativa ed economica dei processi logistici. Questa tesi propone un approccio basato sul Design-of-Experiments (DoE) per valutare le prestazioni di un AS/RS reale, concentrandosi sui fattori che influenzano le prestazioni operative. Particolare enfasi è posta sull'impatto energetico dei magazzini automatizzati, riconoscendo l'importanza della sostenibilità ambientale e dell'efficienza energetica nelle operazioni logistiche. L'analisi dell'impatto energetico mira a identificare opportunità per ottimizzare il consumo energetico e ridurre l'impatto ambientale complessivo delle operazioni logistiche. Questo lavoro fornisce un nuovo approccio decisionale per i responsabili della logistica e contribuisce in modo significativo alla teoria logistica.

# Indice

<b>Elenco delle figure</b>	4
<b>Elenco delle tabelle</b>	6
<b>1 Introduzione</b>	9
1.1 Ruolo e impatto dei magazzini . . . . .	9
1.1.1 Tipologie di magazzini . . . . .	11
1.2 Magazzini e l'Industria 4.0 . . . . .	12
1.3 Green Warehousing . . . . .	13
1.4 Scopo della Tesi . . . . .	14
<b>2 Design of Experiments (DoE)</b>	19
2.1 Storia della tecnica del DoE . . . . .	19
2.2 Introduzione al Design of Experiments . . . . .	20
2.3 Progettazione del Factorial Design . . . . .	22
2.3.1 General Factor Design . . . . .	24
2.3.2 General Factorial Design con Covariate . . . . .	26
2.4 Applicazioni del Design of Experiment . . . . .	27
2.4.1 Applicazione del DoE nei contesti logistici . . . . .	28
2.5 Impostazione ed esecuzione degli esperimenti . . . . .	29
2.5.1 Riconoscimento e definizione del problema . . . . .	29
2.5.2 Selezione delle variabili di risposta . . . . .	30
2.5.3 Scelta dei fattori, dei livelli e dell'intervallo . . . . .	30
2.5.4 Scelta del Experimental Design . . . . .	31
2.5.5 Performance dell'esperimento . . . . .	31
2.5.6 Analisi statistica dei Dati . . . . .	31
2.5.7 Gestione dei risultati . . . . .	32
<b>3 Metodologia della ricerca</b>	33
3.1 Descrizione del caso studio sul magazzino automatico . . . . .	33
3.2 Criteri di selezione dei fattori e dei livelli identificati . . . . .	36
3.2.1 Variabili principali . . . . .	42



3.2.2	Covariate . . . . .	44
3.2.3	Variabili risposta . . . . .	45
3.3	Piano degli esperimenti . . . . .	46
3.3.1	Creazione della Tabella del DoE . . . . .	47
3.3.2	Creazione delle varie Configurazioni del magazzino . . . . .	49
3.3.3	Raccolta dei dati delle prove . . . . .	50
3.3.4	Programma per unione dei dati . . . . .	52
<b>4</b>	<b>Analisi dei dati</b>	<b>67</b>
4.1	Risultati DoE . . . . .	68
4.2	Analisi del Cycle Time . . . . .	69
4.2.1	Analisi Descrittiva Cycle time . . . . .	69
4.2.2	Analisi dell varianza (ANOVA) . . . . .	69
4.2.3	Riassunto Modello Cycle Time . . . . .	70
4.2.4	Interpretazioni Grafici Cycle Time . . . . .	72
4.2.5	Stepwise Cycle Time . . . . .	74
4.2.6	Coefficiente Regressione . . . . .	75
4.3	Analisi del Consumo Energetico . . . . .	78
4.3.1	Analisi Descrittiva . . . . .	78
4.3.2	Analisi della Varianza (ANOVA) . . . . .	79
4.3.3	Riassunto del Modello . . . . .	79
4.3.4	Interpretazioni Grafici Consumo Energetico . . . . .	81
4.3.5	Analisi Stepwise . . . . .	83
4.3.6	Coefficiente di Regressione . . . . .	84
<b>5</b>	<b>Discussione dei Dati</b>	<b>89</b>
5.1	Cycle Time . . . . .	89
5.2	Consumo Energetico . . . . .	92
<b>6</b>	<b>Conclusioni e possibili sviluppi</b>	<b>97</b>
<b>A</b>	<b>Tabelle DoE</b>	<b>99</b>
<b>B</b>	<b>Configurazioni Magazzino</b>	<b>111</b>
<b>C</b>	<b>Codice</b>	<b>123</b>

# Elenco delle figure

1.1	Operazioni di un magazzino tradizionale . . . . .	15
1.2	Operazioni di un magazzino automatizzato . . . . .	16
1.3	Fonti di consumo energetico di un magazzino . . . . .	17
2.1	Modello di un processo o di un sistema . . . . .	22
3.1	Magazzino DIGEP . . . . .	33
3.2	Aree magazzino DIGEP . . . . .	34
3.3	Trasloelvatore Maxi-Shuttle DIGEP . . . . .	35
3.4	Trasloelavatore Maxi-Shuttle e scaffalature . . . . .	37
3.5	Cassette . . . . .	38
3.6	Mappe Digitali . . . . .	40
3.7	Cassette con i Pesì . . . . .	43
3.8	Matrici Magazzino . . . . .	44
3.9	Magazzino Sinottico Configurazione 1 . . . . .	50
3.10	Fluke 435 . . . . .	51
3.11	Fluke collegata al magazzino . . . . .	52
3.12	Cassette per la prova . . . . .	53
3.13	Database PowerLog Cassetta 3000 Esempio . . . . .	54
3.14	Grafico Potenza Cassetta 3000 Esempio . . . . .	54
4.1	Pareto Chart Cycle Time . . . . .	73
4.2	Residual Plots Cycle Time . . . . .	74
4.3	Effects Pareto STEPWISE Cycle Time . . . . .	76
4.4	Residual Plots STEPWISE Cycle Time . . . . .	76
4.5	Pareto Chart Energia . . . . .	81
4.6	Residual Plots Energia . . . . .	83
4.7	Pareto Chart STEPWISE Energia . . . . .	85
4.8	Residual Plots STEPWISE Energia . . . . .	85
5.1	Main Effects Plot Cycle Time . . . . .	90
5.2	Interaction Plots Cycle Time . . . . .	92

5.3	Main Effects Plot Energia . . . . .	93
5.4	Interaction Plots Energia . . . . .	95
B.1	Magazzino Sinottico Configurazione 1 . . . . .	111
B.2	Magazzino Sinottico Configurazione 2 . . . . .	112
B.3	Magazzino Sinottico Configurazione 3 . . . . .	113
B.4	Magazzino Sinottico Configurazione 4 . . . . .	114
B.5	Magazzino Sinottico Configurazione 5 . . . . .	115
B.6	Magazzino Sinottico Configurazione 6 . . . . .	116
B.7	Magazzino Sinottico Configurazione 7 . . . . .	117
B.8	Magazzino Sinottico Configurazione 8 . . . . .	118
B.9	Magazzino Sinottico Configurazione 9 . . . . .	119
B.10	Magazzino Sinottico Configurazione 10 . . . . .	120
B.11	Magazzino Sinottico Configurazione 11 . . . . .	121
B.12	Magazzino Sinottico Configurazione 12 . . . . .	122

# Elenco delle tabelle

2.1	Tabella delle variazioni . . . . .	25
3.1	Tipologia cassette . . . . .	36
3.2	Fattori e Livelli del DoE . . . . .	43
3.3	Covariate e Motivazioni . . . . .	45
3.4	Configurazioni . . . . .	48
3.5	Tabella DoE 144, esempio del primo test . . . . .	48
3.6	Tabella DoE Cycle Time Prova . . . . .	49
3.7	Valori FG Configurazione 1 . . . . .	50
3.8	Database Missioni WCS . . . . .	56
3.9	Tabella DoE Block 1 . . . . .	64
3.10	Tabella DOE 720, Prima Prova . . . . .	65
4.1	Statistiche Descrittive Cycle Time . . . . .	69
4.2	ANOVA Cycle Time . . . . .	71
4.3	Modello riassuntivo Cycle Time . . . . .	72
4.4	ANOVA STEPWISE Cycle Time . . . . .	75
4.5	Modello riassuntivo STEPWISE Cycle Time . . . . .	75
4.6	Coefficienti Regressione Cycle Time . . . . .	77
4.7	Statistiche Descrittive Energia . . . . .	78
4.8	ANOVA Energia . . . . .	80
4.9	Modello Riassuntivo Energia . . . . .	81
4.10	ANOVA Stepwise Energia . . . . .	84
4.11	Modello Riassuntivo Stepwise Energia . . . . .	84
4.12	Coefficienti Regressione Energia . . . . .	86
A.1	Tabella DoE completa . . . . .	99
A.2	DOE 720 . . . . .	101
B.1	Valori FG Configurazione 1 . . . . .	111
B.2	Valori FG Configurazione 2 . . . . .	112
B.3	Valori FG Configurazione 3 . . . . .	113

B.4	Valori FG Configurazione 4	114
B.5	Valori FG Configurazione 5	115
B.6	Valori FG Configurazione 6	116
B.7	Valori FG Configurazione 7	117
B.8	Valori FG Configurazione 8	118
B.9	Valori FG Configurazione 9	119
B.10	Valori FG Configurazione 10	120
B.11	Valori FG Configurazione 11	121
B.12	Valori FG Configurazione 12	122



# Capitolo 1

## Introduzione

### 1.1 Ruolo e impatto dei magazzini

I magazzini sono un elemento fondamentale all'interno delle catene di approvvigionamento, svolgendo ruoli cruciali come l'immagazzinamento, il consolidamento e la gestione dei flussi di materiale. Nel corso del tempo, l'evoluzione dei magazzini ha portato a cambiamenti significativi, passando da un approccio intensivo dal punto di vista del lavoro umano a uno più intensivo dal punto di vista delle macchine. Questa trasformazione ha eliminato i rischi associati al lavoro manuale per attività pesanti e ripetitive, consentendo di ottenere livelli elevati di precisione e riducendo i tempi di produzione e i costi[1].

I magazzini moderni incorporano funzioni sempre più avanzate, diventando un elemento chiave all'interno delle catene di approvvigionamento. Essi fungono da collegamento e integrazione tra i vari attori della filiera, garantendo un flusso di materiali il più fluido possibile[2].

Date le loro caratteristiche, i magazzini sono presenti a tutti i livelli delle catene di approvvigionamento, sia lato rivenditore che lato produttore e fornitore. Sono una struttura necessaria per la quasi totalità degli attori della filiera. Una gestione efficace ed efficiente dei magazzini può conferire alle aziende un vantaggio competitivo sul mercato, consentendo una più rapida e precisa evasione degli ordini e altre operazioni correlate.

I magazzini hanno sempre svolto un ruolo cruciale nelle Supply Chain, ma la loro importanza risale alla storia umana, quando permettevano alle prime civiltà agricole di sopravvivere attraverso lo stoccaggio delle provviste durante i periodi di carestia. I granai, una volta garantita una fonte sicura di cibo, hanno consentito lo sviluppo di comunità più complesse, permettendo alle persone di specializzarsi in diverse attività.

Con l'evolversi della civiltà umana, anche i magazzini hanno subito cambiamenti significativi, trasformandosi da semplici strutture di stoccaggio a importanti centri di

scambio sociale ed economico. Ad esempio, lungo la Via della Seta, i magazzini sono stati punti chiave di interazione tra comunità distanti.

Le Rivoluzioni Industriali hanno ulteriormente complesso i magazzini, trasformandoli in centri strategici non solo per lo stoccaggio, ma anche per la distribuzione. Queste strutture sono diventate cruciali in vari contesti, inclusi quelli bellici e commerciali, richiedendo un posizionamento accurato per servire diversi scopi.

Fondamentalmente, i magazzini continuano a svolgere la loro funzione di base, ovvero lo stoccaggio e l'immagazzinamento di beni. Tuttavia, con l'avanzare delle civiltà, hanno acquisito ulteriori responsabilità e processi una visione complessiva è rappresentata nella *Figura 1.1* (pagina 15)[3].

- **Receiving:** questo processo riguarda la ricezione degli ordini, che avviene principalmente online, e delle merci che li compongono. Si distinguono una ricezione fisica e una ricezione logica, con attività come lo scarico dei materiali, il controllo qualità e l'etichettatura.
- **Storing:** dopo l'accettazione delle merci in ingresso, avviene lo stoccaggio, posizionando i materiali nelle ubicazioni assegnate, considerando le loro specifiche necessità.
- **Tracking and tracing:** l'etichettatura in ingresso facilita il tracciamento dei materiali all'interno del magazzino, anche durante gli spostamenti da una posizione all'altra.
- **Planning:** questo processo coinvolge la determinazione di quali ordini processare, quando e con quali risorse specifiche.
- **Picking:** consiste nella raccolta dei materiali necessari per soddisfare un ordine dalle relative ubicazioni nel magazzino. È un'attività critica, che richiede una gestione efficiente per ridurre il lead time tra la ricezione dell'ordine e la sua evasione.
- **Packing:** dopo il prelievo, avviene l'imballaggio dell'ordine, selezionando e preparando i materiali in base alle loro caratteristiche specifiche.
- **Shipping:** la spedizione avviene solo dopo che i materiali sono stati prelevati e imballati correttamente. Questo processo comprende il caricamento dei mezzi di trasporto e l'invio dei documenti necessari.

L'elevato numero di processi operativi evidenzia l'importanza dei magazzini come elementi chiave della Logistica Industriale. La gestione di questi processi ricade nella sfera del Supply Chain Management, con approcci come la Lean Supply Chain che



mirano a servire i clienti in modo più rapido ed efficiente, riducendo l'inventario e aumentando l'accuratezza[4].

Il crescente utilizzo dell'e-commerce ha posto ulteriori sfide ai provider logistici, che devono rispondere alla domanda di consegne sempre più veloci[5]. Questo sottolinea l'importanza dei magazzini nel soddisfare le esigenze dei clienti in termini di tempistiche e costi, al fine di mantenere la reputazione e la fidelizzazione dei clienti[5].

### 1.1.1 Tipologie di magazzini

Nei contesti logistici e di gestione della supply chain, l'efficienza dei magazzini riveste un ruolo cruciale nel garantire una rapida movimentazione delle merci e una soddisfazione ottimale dei clienti. Esistono diverse tipologie di magazzini, ciascuna progettata per soddisfare esigenze specifiche legate al settore in cui operano o alla catena di approvvigionamento che devono supportare. In questo elenco, esploreremo alcune delle principali categorie di magazzini, focalizzandoci sulle loro funzioni, caratteristiche e obiettivi principali. Questa panoramica ci aiuterà a comprendere l'importanza di adottare approcci mirati e strategie appropriate nella progettazione e gestione dei magazzini per ottimizzare le operazioni logistiche e migliorare le prestazioni complessive della catena di approvvigionamento.

- **Magazzini di Materie Prime:** questi svolgono un ruolo cruciale nel garantire che le linee di produzione ricevano un approvvigionamento continuo dei materiali necessari. La gestione efficace di questi magazzini richiede una pianificazione attenta e l'implementazione di sistemi sofisticati di controllo e decisione[6].
- **Magazzini di Prodotti Finiti:** questi magazzini di prodotti finiti sono destinati allo stoccaggio di prodotti pronti per la distribuzione ai clienti[6].
- **Retail distribution center:** questa categoria rappresenta il tipo più diffuso di centro di distribuzione, caratterizzato da stoccaggio massivo e dalla fornitura di intermediari come negozi al dettaglio e supermercati. La movimentazione di elevate quantità di prodotto è una delle principali caratteristiche di tali centri.
- **E-commerce/Order fulfillment centers:** questi centri sono specializzati nell'evasione degli ordini provenienti dall'e-commerce. Si occupano di soddisfare ordini business-to-consumer (B2C), inviati direttamente dai clienti finali[7]. Questi centri gestiscono una vasta gamma di prodotti provenienti da diverse aree geografiche, con quantità ridotte rispetto agli ordini B2B. L'obiettivo è di evadere numerosi ordini di piccole dimensioni con una varietà elevata di prodotti, spesso entro brevi tempi di consegna come il "next-day delivery". Solitamente, questi centri sono altamente specializzati e automatizzati per aumentare l'efficienza e

ridurre i costi[8]. Le attività di picking sono spesso automatizzate, mentre gli ordini vengono composti manualmente presso stazioni di kitting.

- **Cross-dock center:** il cross-docking è una strategia logistica in cui le merci ricevute vengono immediatamente trasferite dalle banchine di ricevimento a quelle di spedizione, senza essere stoccate[9]. Questo approccio riduce significativamente i tempi di stoccaggio. Il processo funziona in questo modo: le spedizioni in arrivo vengono scaricate e smistate, poi trasferite direttamente alle banchine di spedizione, dove vengono caricate per la consegna finale[9]. I principali vantaggi del cross-docking sono la riduzione dei tempi di stoccaggio, una maggiore efficienza operativa e un miglioramento del servizio al cliente. Questa strategia, supportata da modelli decisionali avanzati, ottimizza le operazioni logistiche e riduce i costi[9].
- **Centri di consolidamento:** questi centri sono utilizzati per unire gli ordini multiprodotto provenienti da diverse fonti in un'unica unità di movimentazione, come un pallet. L'obiettivo è di ridurre gli impatti ambientali ed economici dei trasporti multipli con carichi parziali, integrando diversi ordini in uno solo. Questa pratica aiuta a ottimizzare l'utilizzo dello spazio nei mezzi di trasporto e a ridurre i costi complessivi della catena di approvvigionamento[10].

## 1.2 Magazzini e l'Industria 4.0

Gli effetti dell'Industria 4.0 hanno rivoluzionato anche le dinamiche delle Supply Chain, coinvolgendo i magazzini in un processo di automazione e integrazione digitale. Questa trasformazione ha dato vita a concetti come "Smart Warehouse" e "Warehousing 4.0", che indicano il passaggio da magazzini tradizionali a strutture intelligenti e altamente integrate nella filiera.

L'obiettivo principale di questa trasformazione è quello di superare le inefficienze dei magazzini tradizionali, caratterizzati da processi intensivi in termini di lavoro umano. Tra queste inefficienze figurano danneggiamenti dei materiali, utilizzo inefficiente dello spazio e delle risorse, e movimentazioni eccessive di materiali non necessarie.

L'essenza del Warehousing 4.0 non consiste nell'introduzione di nuovi processi, bensì nell'ottimizzazione di quelli esistenti attraverso l'impiego delle nuove tecnologie. Ad esempio, il Warehouse Management System (WMS) è un software che integra tutte le operazioni interne del magazzino, fornendo sottoprogrammi per attività specifiche, come mostrato in *Figura 1.2* (pagina 16)[3].

Nel contesto dei processi magazzino, le tecnologie dell'Industria 4.0 vengono integrate per agevolare le operazioni esistenti, ottimizzandole senza stravolgerle completamente. Ad esempio, per l'etichettatura in ingresso, si utilizzano tecnologie come

l'RFID (Radio-Frequency Identification) per una tracciatura precisa e semplificata dei materiali[11]. Questo elimina la necessità di operazioni manuali per l'aggiornamento dei dati nei sistemi gestionali del magazzino.

Per processi come il Picking, che rappresenta una parte significativa dei costi operativi, vengono adottate diverse soluzioni. Queste soluzioni variano dalle metodologie tradizionali con alto coinvolgimento umano, come il picker-to-parts, ai sistemi più automatizzati come gli automated storage and retrieval systems (AS/RS). Questi ultimi permettono una maggiore efficienza e precisione nel processo di prelievo dei materiali, riducendo al contempo gli errori umani.

In sintesi, l'introduzione delle tecnologie dell'Industria 4.0 nei magazzini mira a ottimizzare le operazioni esistenti, migliorando l'efficienza complessiva del processo senza stravolgerne l'operatività.

## 1.3 Green Warehousing

Il Green Warehousing è un concetto che mira all'integrazione e all'implementazione di processi ecosostenibili nei magazzini al fine di minimizzare i consumi energetici, i costi legati all'energia e le emissioni di gas serra, in inglese greenhouse gas (GHG)[12]. Questo concetto fa parte del più ampio ambito del Green Supply Chain Management (GSCM), che si estende lungo l'intera catena di approvvigionamento delle organizzazioni. Il framework illustrato nella *Figura 1.3* (pagina 17) permette di analizzare tutti gli aspetti dei magazzini, sia manageriali che operativi, in termini di impatti ambientali ed emissioni[12]. Il framework viene diviso in tre macro-temi:

- **Green warehouse management:** riguarda la parte gestionale del magazzino, includendo normative, certificazioni e linee guida. Le politiche gestionali possono impattare indirettamente sulle emissioni di gas serra dei magazzini (GHG), e il rispetto di linee guida in termini di sostenibilità può permettere un abbattimento delle emissioni e dei consumi[13]. La Triple Bottom Line (TBL) è un modello indica la chiave per le strategie a lungo termine delle aziende che hanno come obiettivo la sostenibilità[14]. Questo approccio si basa su tre dimensioni dello sviluppo sostenibile che sono a qualità dell'ambiente (Planet), l'equità sociale (Society) e i benefici economici (Economy)[14].
- **Environmental impact of warehouse building:** considera la costruzione dei magazzini come un fattore chiave per la determinazione delle emissioni[15]. Si tiene conto delle caratteristiche strutturali e dei materiali utilizzati per ridurre i consumi energetici durante il funzionamento del magazzino.
- **Energy saving in warehousing:** riguarda l'ottimizzazione delle operazioni all'interno del magazzino per ridurre i consumi energetici. Si distinguono tra le

cosidette fixed material handling equipment (FMHE), cioè apparecchiature stazionarie come nastri trasportatori e come gli AS/RS, e mobile material handling equipment (MMHE), cioè apparecchiature per la movimentazione mobile come i carrelli elevatori, utilizzate nei magazzini tradizionali.

L'utilizzo di questo framework consente a una gestione orientata al Green Warehousing di scegliere le soluzioni migliori per l'abbattimento di consumi ed emissioni. Al fine di valutare al meglio le opzioni, viene fatto largo uso di software di simulazione che permettono di testare le performance del sistema e di selezionare la soluzione più adatta agli obiettivi manageriali.

## 1.4 Scopo della Tesi

L'obiettivo principale di questa tesi è stato quello di analizzare quali fattore chiave influenzino i consumi energetici complessivi di un magazzino automatico. Questo studio è stato condotto attraverso l'implementazione di un piano sperimentale strutturato, che prevede la variazione dei pesi dei materiali immagazzinati, del tipo di cassetta utilizzata per il contenimento dei prodotti e delle configurazioni del layout del magazzino. Ciò al fine di verificare se è possibile fornire raccomandazioni pratiche per ridurre l'impatto ambientale e i costi associati al funzionamento dei magazzini automatici.

Per rendere originale l'analisi dei vari fattori, si è fatto ricorso al metodo del Design of Experiments (DoE), in quanto scarsamente diffuso nella letteratura scientifica nel contesto dei magazzini automatici.

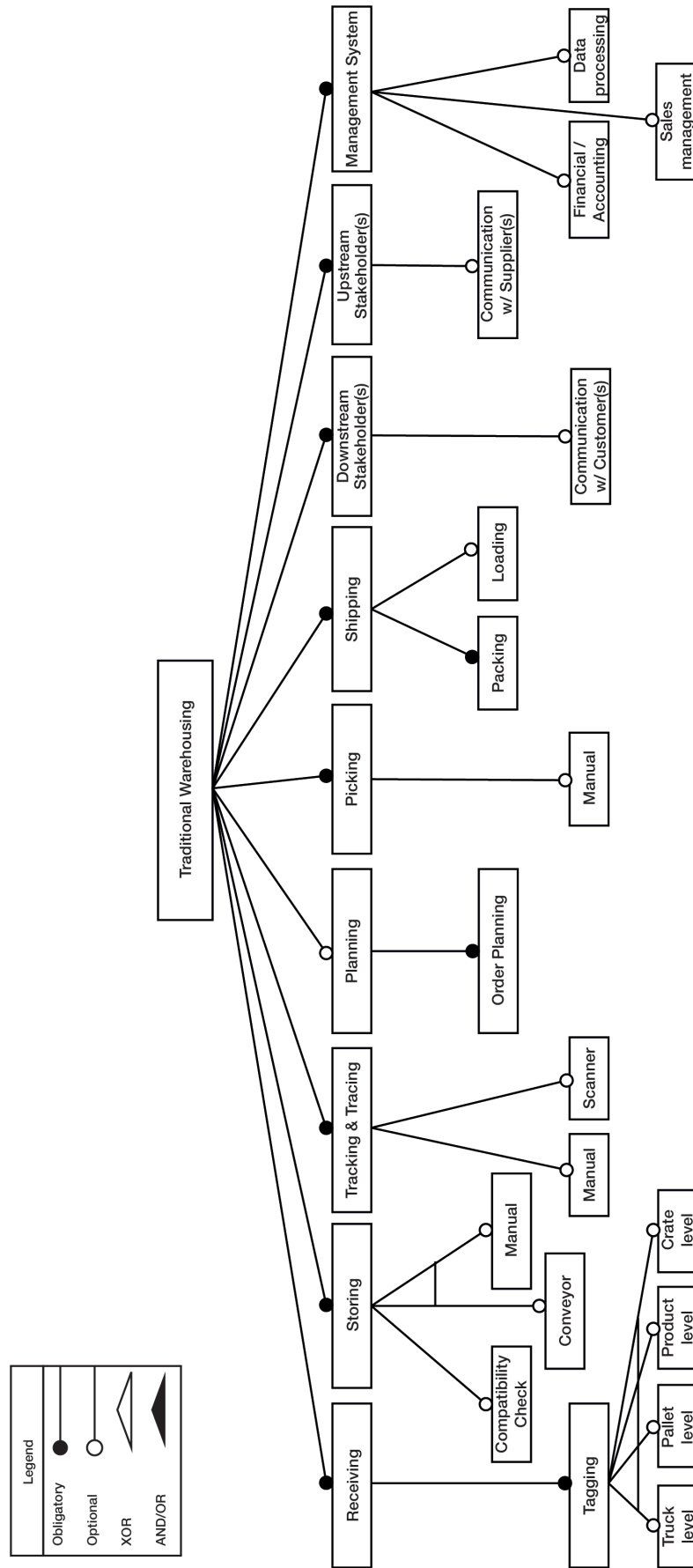


Figura 1.1: Operazioni di un magazzino tradizionale (Van Geest et al., 2021)

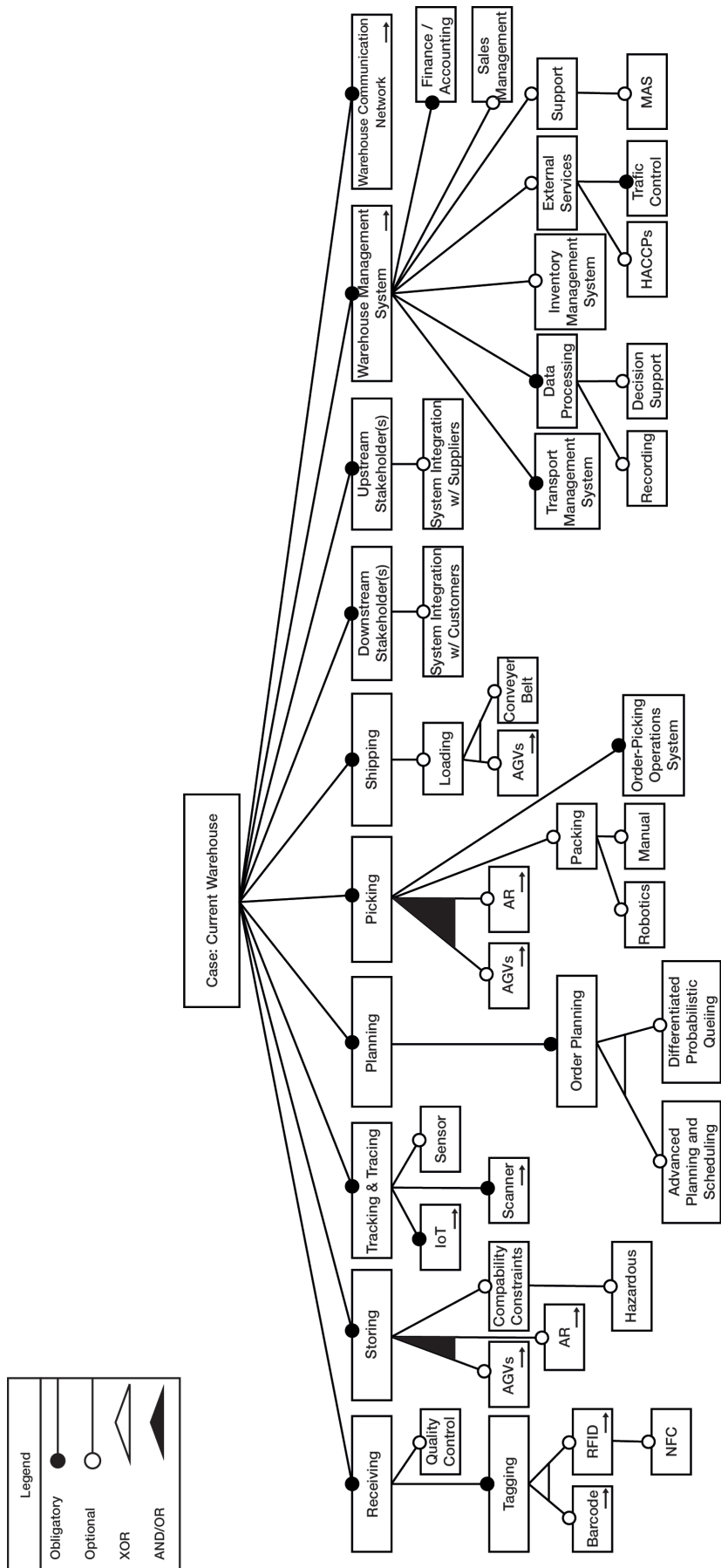


Figura 1.2: Operazioni di un magazzino automatizzato (Van Geest et al., 2021)

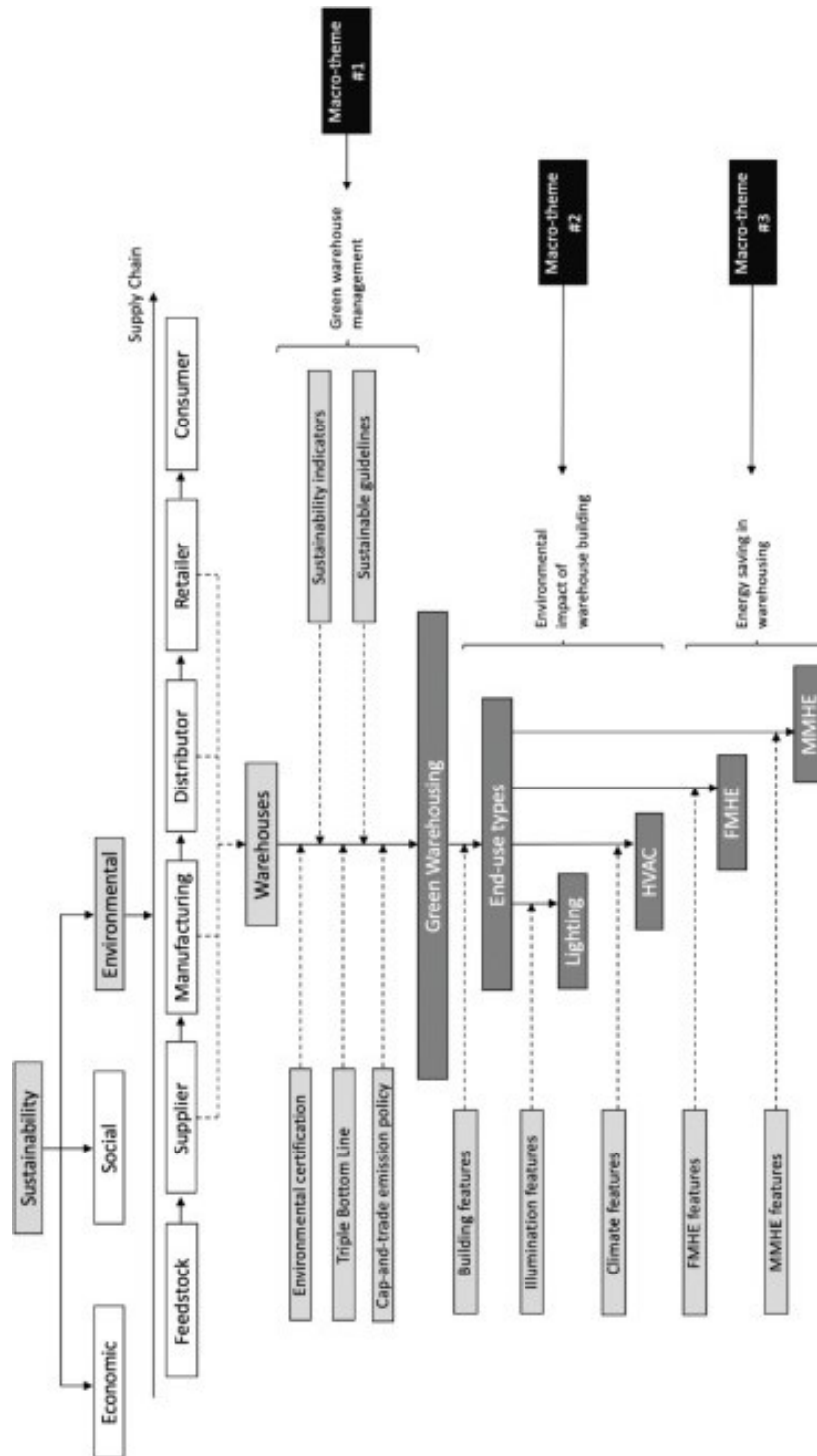


Figura 1.3: Fonti di consumo energetico di un magazzino (Bartolini M. et al., 2019)





# Capitolo 2

## Design of Experiments (DoE)

Il presente capitolo introduce il Design of Experiments (DoE) come metodologia di ricerca e ne spiega l'utilizzo nella logistica e in particolare nell'uso dei sistemi AS/AR, focalizzandosi sul suo impiego all'interno della ricerca condotta.

### 2.1 Storia della tecnica del DoE

Il Design of Experiment ha subito una notevole evoluzione nel corso degli ultimi secoli, sviluppandosi attraverso diverse ere caratterizzate da significativi contributi teorici e pratici. L'origine della progettazione statistica risale al 1920, a Londra, grazie al lavoro dello scienziato britannico Sir Ronald A. Fisher, che all'epoca era responsabile della statistica e dell'analisi dei dati presso la Rothamsted Agricultural Experimental Station. Fisher si rese conto che gli errori nell'esecuzione degli esperimenti compromettevano l'analisi statistica dei dati del sistema durante la generazione dei dati. Collaborando con vari studiosi di diversi settori, Fisher sviluppò l'approccio e i principi dell'indagine sperimentale programmata, tra cui la casualizzazione, la replicazione e l'uso dei blocchi. Inoltre, introdusse il concetto di pianificazione fattoriale e analisi della varianza. Le sue opere, come *Statistical Methods for Research Workers* (1958) e *The Design of Experiments* (1966), ebbero un'influenza profonda sulla statistica, particolarmente nelle scienze agrarie e biologiche[16].

Durante gli anni '30, la progettazione statistica iniziò ad essere applicata anche in ambito industriale. La seconda era del design sperimentale fu catalizzata dallo sviluppo della metodologia delle superfici di risposta (RSM) da parte di Box e Wilson nel 1951. Questa metodologia era particolarmente adatta agli esperimenti industriali per due ragioni, la variabile di risposta poteva essere osservata quasi immediatamente e l'esperimento poteva essere pianificato in modo sequenziale basandosi su un piccolo gruppo di prove iniziali. Tuttavia, l'applicazione del design sperimentale a livello di

processo produttivo non era ancora molto diffusa, principalmente a causa della mancanza di formazione statistica adeguata per ingegneri e specialisti di processo, nonché della carenza di risorse informatiche[16].

La terza era del design sperimentale statistico iniziò alla fine degli anni '70 con il crescente interesse dell'industria occidentale per il miglioramento della qualità. Il lavoro di Genichi Taguchi ebbe un impatto significativo, promuovendo l'uso degli esperimenti progettati per il design dei parametri robusti. Taguchi suggerì l'uso di disegni fattoriali frazionati e altre matrici ortogonali per rendere i processi insensibili ai fattori ambientali e alle variazioni nei componenti. Nonostante le controversie iniziali, l'opera di Taguchi contribuì alla diffusione degli esperimenti progettati in molte industrie, comprese quelle automobilistiche, aerospaziali ed elettroniche[16].

La quarta era, iniziata negli anni '90, ha visto un rinnovato interesse per il design sperimentale sia tra i ricercatori che tra i praticanti. Sono state sviluppate molte nuove metodologie per affrontare problemi sperimentali nel mondo industriale. I progressi nei software per la costruzione e la valutazione dei design sperimentali hanno ulteriormente migliorato la capacità di applicare queste tecniche in modo efficiente ed efficace. Inoltre, l'integrazione dell'educazione formale sul design sperimentale nei programmi universitari ha contribuito significativamente alla diffusione e all'applicazione di buone pratiche sperimentali nelle scienze e nell'ingegneria[16].

## **2.2 Introduzione al Design of Experiments**

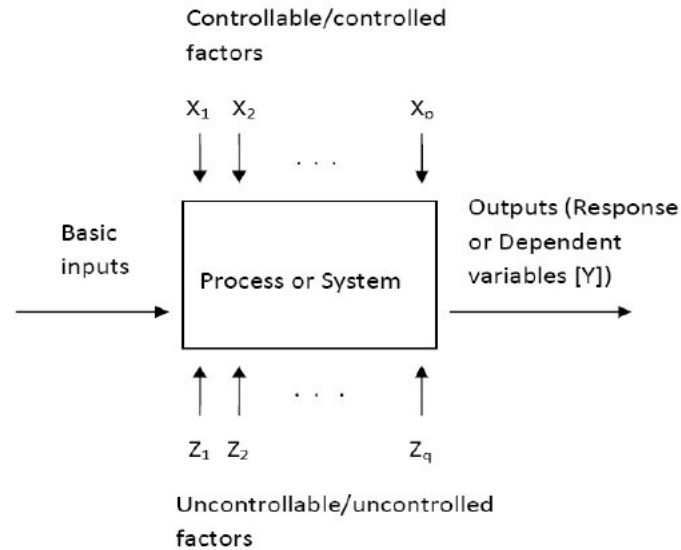
L'osservazione di un sistema o di un processo mentre è in funzione è una parte importante del processo di apprendimento ed è un elemento essenziale per comprendere e apprendere come funzionano i sistemi e i processi. Tuttavia, per capire cosa succede a un processo quando si modificano determinati fattori di input, è necessario fare più di osservare, è necessario effettivamente cambiare i fattori. Questo significa che per comprendere davvero le relazioni causa-effetto in un sistema è necessario cambiare deliberatamente le variabili di input del sistema e osservare i cambiamenti nell'output del sistema che queste modifiche agli input producono. In altre parole, è necessario condurre esperimenti sul sistema[16]. Le osservazioni su un sistema o su un processo possono portare a teorie o ipotesi su ciò che fa funzionare il sistema, ma sono necessari esperimenti del tipo descritto sopra per dimostrare che queste teorie sono corrette. Gli investigatori eseguono esperimenti in tutti i campi di ricerca, di solito per scoprire qualcosa su un particolare processo o sistema. Ogni esecuzione sperimentale è un test, più formalmente, possiamo definire un esperimento come un test o una serie di esecuzioni in cui vengono apportate modifiche intenzionali alle variabili di input di un processo o di un sistema in modo che possiamo osservare e identificare le ragioni dei cambiamenti che possono essere osservati nella risposta dell'output[16]. Possiamo voler

determinare quali variabili di input sono responsabili dei cambiamenti osservati nella risposta, sviluppare un modello che relaziona la risposta alle importanti variabili di input e utilizzare questo modello per il miglioramento del processo o del sistema o per altre decisioni.

La sperimentazione svolge un ruolo importante nelle attività di commercializzazione della tecnologia e di realizzazione del prodotto, che consistono nella progettazione e formulazione di nuovi prodotti, nello sviluppo dei processi di produzione e nel miglioramento dei processi. L'obiettivo in molti casi può essere quello di sviluppare un processo robusto, cioè un processo influenzato minimamente da fonti esterne di variabilità[16]. Ci sono anche molte applicazioni di esperimenti progettati in contesti non legati alla produzione o allo sviluppo di prodotti, come marketing, operazioni di servizio e operazioni commerciali generali. La sperimentazione è una parte vitale del metodo scientifico. Ci sono certamente situazioni in cui i fenomeni scientifici sono così ben compresi che risultati utili, compresi modelli matematici, possono essere sviluppati direttamente applicando questi principi ben compresi. I modelli di tali fenomeni che seguono direttamente dal meccanismo fisico sono solitamente chiamati modelli meccanicistici. Tuttavia, la maggior parte dei problemi in scienza e ingegneria richiede l'osservazione del sistema al lavoro e la sperimentazione per spiegare informazioni su perché e come funziona. Gli esperimenti ben progettati possono spesso portare a un modello delle prestazioni del sistema, tali modelli determinati sperimentalmente sono chiamati modelli empirici[16].

In generale, gli esperimenti sono utilizzati per studiare le prestazioni dei processi e dei sistemi. Il processo o sistema può essere rappresentato dal modello mostrato nella *Figura 2.1*. Di solito possiamo visualizzare il processo come una combinazione di operazioni, macchine, metodi, persone e altre risorse che trasformano un input in un output che ha una o più variabili di risposta osservabili. Alcune delle variabili del processo e delle proprietà del materiale  $x_1, x_2, \dots, x_p$  sono controllabili, mentre altre variabili  $z_1, z_2, \dots, z_q$  sono incontrollabili (anche se possono essere controllate per scopi di test)[16]. Gli obiettivi dell'esperimento possono includere quanto segue:

- Determinare quali variabili sono più influenti sulla risposta  $y$ .
- Determinare dove impostare le variabili influenti  $x$  in modo che  $y$  sia quasi sempre vicino al valore nominale desiderato.
- Determinare dove impostare le variabili influenti  $x$  in modo che la variabilità in  $y$  sia piccola.
- Determinare dove impostare le variabili influenti  $x$  in modo che gli effetti delle variabili incontrollabili  $z_1, z_2, \dots, z_q$  siano minimizzati.



**Figura 2.1:** Modello di un processo o di un sistema (Douglas C. Montgomery et al., 2013)

Come si può vedere dalla precedente discussione, gli esperimenti coinvolgono spesso diversi fattori. Di solito, un obiettivo dello sperimentatore è determinare l'influenza che questi fattori hanno sulla risposta di output del sistema. Uno sperimentatore può utilizzare diverse strategie, come il **best-guess approach** o il **one-factor-at-a-time (OFAT)**[16], però queste sono utili quando vogliamo condurre un esperimento variando un solo fattore alla volta. Quando invece si parla di variare diversi fattori alla volta dobbiamo usare un **factorial experiment**[16]. Questa è una strategia sperimentale in cui i fattori vengono variati insieme, anziché uno alla volta. Il concetto di **Factorial Design** è estremamente importante, verrà esposto nel *paragrafo 2.3*

## 2.3 Progettazione del Factorial Design

Numerosi esperimenti richiedono l'analisi degli effetti di due o più fattori. In linea di massima, i factorial design risultano più efficienti per questo genere di indagini. Mediante esso, si intendono tutti quegli esperimenti in cui ogni prova completa o replica contempla l'esame di tutte le possibili combinazioni dei livelli dei fattori considerati[16]. L'effetto di un fattore è definito come la variazione nella risposta osservata in seguito a una modifica del suo livello. Questo effetto è comunemente denominato **effetto principale**, in quanto si riferisce ai fattori di maggiore interesse nell'ambito dell'esperimento[16]. In alcuni casi, l'analisi dei dati potrebbe rivelare una variazione della risposta tra i livelli di un fattore che non è costante per tutti i livelli degli altri fattori. Questo fenomeno indica la presenza di un'interazione tra i fattori considerati[16]. Diversi strumenti sono disponibili per l'interpretazione dei risultati ottenuti

dagli esperimenti. È fondamentale sottolineare che tali strumenti non dovrebbero essere impiegati come l'unico metodo di analisi dei dati. È consigliabile integrarli con altre tecniche di analisi per garantire una valutazione completa e accurata dei risultati come i Grafici di Iterazione, i Modelli di regressione e il Factorial Design. Utilizzare una varietà di approcci analitici consente di ottenere una comprensione più approfondita dei dati sperimentali e di evitare interpretazioni fuorvianti che potrebbero derivare dall'utilizzo di un unico strumento di analisi. A seguire ci sono tre strumenti di analisi dei dati e la loro spiegazione:

- **Grafico di interazione (Interaction Plot):** rappresenta come la relazione tra un fattore categorico e una risposta continua varia in base al valore di un secondo fattore categorico. Questo grafico mostra le medie per i diversi livelli di un fattore sull'asse x, con una linea separata per ciascun livello di un altro fattore[16].
- **Modello di regressione:** si utilizza quando i nostri fattori sono quantitativi, in tal caso possiamo rappresentare il modello di regressione per un esperimento fattoriale attraverso un modello di regressione fattoriale[16]. La rappresentazione per di un fattoriale a 2 livelli può essere scritto così:

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_{12}x_1x_2 + \epsilon \quad (2.1)$$

dove:

- $y$  è la risposta.
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2,$  e  $\beta_{12}$  sono i parametri da determinare.
- $x_1$  è una variabile che rappresenta il fattore A.
- $x_2$  è una variabile che rappresenta il fattore B.
- $x_1$  e  $x_2$  sono definite su una scala codificata da -1 a 1 (i livelli bassi e alti di A e B).
- $x_1x_2$  rappresenta l'interazione tra  $x_1$  e  $x_2$ .
- $\epsilon$  è un termine di errore casuale.

I **Factorial Design** presentano diversi vantaggi, essi sono più efficienti rispetto agli esperimenti one-factor-at-time (OFAT)[16]. Inoltre, un Factorial Design è necessario quando possono essere presenti interazioni per evitare conclusioni fuorvianti. Infine permettono di stimare gli effetti di un fattore a diversi livelli degli altri fattori, fornendo conclusioni valide su una gamma di condizioni sperimentali[16].

### 2.3.1 General Factor Design

In generale, il numero totale di osservazioni sarà determinato dalla presenza di  $n$  repliche dell'esperimento completo, risultando in  $abc \dots n$  osservazioni complessive. È importante notare che, affinché sia possibile calcolare la somma dei quadrati dovuta all'errore considerando tutte le possibili interazioni nel modello, è necessario disporre di almeno due repliche ( $n \geq 2$ )[16]. Nel caso in cui tutti i fattori dell'esperimento siano fissi, è possibile formulare e testare ipotesi sugli effetti principali e sulle interazioni mediante l'utilizzo dell'Analisi della Varianza(ANOVA)[16]. Per un modello a effetti fissi, le statistiche di test per ciascun effetto principale e interazione possono essere calcolate dividendo il corrispondente *mean square* per l'effetto o l'interazione per il *mean square error*. Tutti questi *F-test* saranno unilaterali e orientati verso la coda superiore. I gradi di libertà per gli effetti principali sono determinati dal numero di livelli del fattore meno uno, mentre per le interazioni sono il prodotto dei gradi di libertà associati ai singoli componenti dell'interazione[16].

Per spiegare la teoria dietro al General Factor Design viene preso l'esempio all'interno del libro "Design and Analysis of Experiments (8th Edition)"[16]. Venga considerato come esempio un **modello di analisi della varianza a tre fattori**:

$$y_{ijkl} = \mu + \tau_i + \beta_j + \gamma_k + (\tau\beta)_{ik} + (\tau\gamma)_{ik} + (\beta\gamma)_{jk} + (\tau\beta\gamma)_{ijk} + \epsilon_{ijkl}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, c \\ l = 1, 2, \dots, n \end{array} \right. \quad (2.2)$$

Supponendo che A, B e C siano fissi, la tabella dell' **analisi della varianza** è riportata nella *Tabella 2.1*. I test F sugli effetti principali e sulle interazioni derivano direttamente dai expected mean squares . Di solito, i calcoli per l'analisi della varianza vengono eseguiti utilizzando un software statistico, nel nostro caso viene usato MINITAB®. Tuttavia, talvolta sono utili le formule di calcolo manuale per le somme dei quadrati indicate nella *Tabella 2.1*. La somma totale dei quadrati viene calcolata nel modo consueto:

$$SS_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^c \sum_{l=1}^n y_{ijkl}^2 - \frac{y_{\dots}^2}{abcn} \quad (2.3)$$

Le somme dei quadrati per gli effetti principali si trovano dai totali per i fattori

Source of Variation	Sum of Squares	Degrees of Freedom	Mean Square	Expected Mean Square	$F_0$
A	$SS_A$	$a - 1$	$MS_A$	$\sigma^2 + \frac{bcn \sum \tau_i^2}{a-1}$	$F_0 = \frac{MS_A}{MS_E}$
B	$SS_B$	$b - 1$	$MS_B$	$\sigma^2 + \frac{acn \sum \beta_j^2}{b-1}$	$F_0 = \frac{MS_B}{MS_E}$
C	$SS_C$	$c - 1$	$MS_C$	$\sigma^2 + \frac{abn \sum \gamma_k^2}{c-1}$	$F_0 = \frac{MS_C}{MS_E}$
AB	$SS_{AB}$	$(a - 1)(b - 1)$	$MS_{AB}$	$\sigma^2 + \frac{cn \sum (\tau\beta)_{ij}^2}{(a-1)(b-1)}$	$F_0 = \frac{MS_{AB}}{MS_E}$
AC	$SS_{AC}$	$(a - 1)(c - 1)$	$MS_{AC}$	$\sigma^2 + \frac{bn \sum (\tau\gamma)_{ik}^2}{(a-1)(c-1)}$	$F_0 = \frac{MS_{AC}}{MS_E}$
BC	$SS_{BC}$	$(b - 1)(c - 1)$	$MS_{BC}$	$\sigma^2 + \frac{an \sum (\beta\gamma)_{jk}^2}{(b-1)(c-1)}$	$F_0 = \frac{MS_{BC}}{MS_E}$
ABC	$SS_{ABC}$	$(a - 1)(b - 1)(c - 1)$	$MS_{ABC}$	$\sigma^2 + \frac{n \sum (\tau\beta\gamma)_{ijk}^2}{(a-1)(b-1)(c-1)}$	$F_0 = \frac{MS_{ABC}}{MS_E}$
Error	$SS_E$	$abc(n - 1)$	$MS_E$	$\sigma^2$	
Total	$SS_T$	$abcn - 1$			

**Tabella 2.1:** Tabella delle variazioni

$A(y_{i...}), B(y_{.j..}), C(y_{..k.})$  come segue:

$$SS_A = \frac{1}{bcn} \sum_{i=1}^a y_{i...}^2 - \frac{y_{....}^2}{abcn} \quad (2.4)$$

$$SS_B = \frac{1}{acn} \sum_{j=1}^b y_{.j..}^2 - \frac{y_{....}^2}{abcn} \quad (2.5)$$

$$SS_C = \frac{1}{abn} \sum_{k=1}^c y_{..k.}^2 - \frac{y_{....}^2}{abcn} \quad (2.6)$$

Per calcolare le somme dei quadrati delle interazioni a due fattori, sono necessarie le somme per le celle  $A \times B$ ,  $A \times C$ ,  $B \times C$ . È spesso utile ridurre la tabella dei dati originale in tre tabelle a due vie per calcolare tali quantità. Le somme dei quadrati sono le seguenti:

$$\begin{aligned} SS_{AB} &= \frac{1}{cn} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b y_{ij..}^2 - \frac{y_{....}^2}{abcn} - SS_A - SS_B \\ &= SS_{Subtotal(AB)} - SS_A - SS_B \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$\begin{aligned} SS_{AC} &= \frac{1}{bn} \sum_{i=1}^a \sum_{k=1}^c y_{i.k.}^2 - \frac{y_{....}^2}{abcn} - SS_A - SS_C \\ &= SS_{Subtotal(AC)} - SS_A - SS_C \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} SS_{BC} &= \frac{1}{an} \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^c y_{.jk.}^2 - \frac{y_{....}^2}{abcn} - SS_B - SS_C \\ &= SS_{Subtotal(BC)} - SS_B - SS_C \end{aligned} \quad (2.9)$$

Nota che le somme dei quadrati per i subtotali a due fattori sono ottenute dalle somme totali in ogni tabella a due vie. La somma dei quadrati per l'interazione a tre

fattori è calcolata dalle somme totali delle celle a tre vie è la seguente:

$$\begin{aligned}
 SS_{ABC} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^c y_{ijk}^2 - \frac{y_{\dots}^2}{abcn} - SS_A - SS_B - SS_C - SS_{AB} - SS_{AC} - SS_{BC} \\
 &= SS_{Subtotal(ABC)} - SS_A - SS_B - SS_C - SS_{AB} - SS_{AC} - SS_{BC} \quad (2.10)
 \end{aligned}$$

La somma dei quadrati degli errori può essere ottenuta sottraendo la somma dei quadrati per ciascun effetto principale e interazione dalla somma totale dei quadrati:

$$SS_E = SS_T - SS_{Subtotal(ABC)} \quad (2.11)$$

Abbiamo indicato che quando tutti i fattori in un esperimento fattoriale sono fissi, la costruzione della statistica di test è diretta[16]. La statistica per testare qualsiasi effetto principale o interazione viene sempre ottenuta dividendo il quadrato medio corrispondente per l'effetto principale o l'interazione per il quadrato medio dell'errore. Tuttavia, se l'esperimento fattoriale coinvolge uno o più fattori casuali, la costruzione della statistica di test non segue sempre questa procedura. È necessario esaminare i quadrati medi attesi per determinare i test corretti[16].

### 2.3.2 General Factorial Design con Covariate

Nei contesti più complessi, è possibile introdurre un nuovo trattamento, il cosiddetto **General Factorial Design con Covariata**, e condurre l'analisi attraverso l'approccio della covarianza. La covariata, simile alle variabili principali di interesse, è una variabile che non può essere controllata direttamente ma può essere tenuta sotto controllo. Imponendo l'assunzione che la covariata influenzi la variabile di risposta in modo identico attraverso tutte le combinazioni di trattamento, potrebbe essere eseguita un'analisi della covarianza[16].

Esistono diverse ipotesi che consentono un'analisi funzionale. La prima, sebbene semplice, è anche la peggiore: considerare l'effetto della covariata nullo rispetto all'analisi condotta, portando così a una valutazione distorta del modello[16]. Se vi è una forte ragione per credere che la covariata non interagisca con i fattori, potrebbe essere preferibile fare quell'assunzione all'inizio dell'analisi[16]. Una seconda opzione è ipotizzare che le covariate e le variabili principali non abbiano interazioni tra di loro, sebbene ciò non sia corretto, poiché l'effetto medio della covariata aumenta la precisione del test e della stima[16]. Un'altra scelta sarebbe di assumere che alcuni fattori (ad esempio, alcune interazioni a due fattori o superiori) siano insignificanti, consentendo così di stimare l'errore attraverso i gradi di libertà[16]. Questo approccio, tuttavia, richiede attenzione e una valutazione accurata dei modelli successivi, poiché la stima dell'errore sarà relativamente imprecisa a meno che non siano allocati abbastanza gradi di libertà



per essa[16]. La scelta dell'ipotesi da imporre dovrebbe essere guidata dalla situazione sperimentale e dal livello di rischio che lo sperimentatore è disposto ad assumersi.

## 2.4 Applicazioni del Design of Experiment

I metodi di progettazione sperimentale hanno trovato ampia applicazione in molte discipline. Come già notato in precedenza, possiamo considerare l'esperimento come parte del processo scientifico e come uno dei modi per apprendere il funzionamento dei sistemi o dei processi. In generale, apprendiamo attraverso una serie di attività in cui formuliamo congetture su un processo, eseguiamo esperimenti per generare dati dal processo e poi utilizziamo le informazioni dall'esperimento per stabilire nuove congetture, che portano a nuovi esperimenti, e così via.

Il Design of Experiments è uno strumento estremamente importante nel mondo scientifico e ingegneristico per migliorare il processo di realizzazione del prodotto[16]. Componenti critiche di queste attività si trovano nella progettazione e nello sviluppo di nuovi processi di produzione e nella gestione dei processi. L'applicazione delle tecniche di progettazione sperimentale all'inizio dello sviluppo del processo può portare a[16]:

1. Miglioramenti nei rendimenti del processo.
2. Riduzione della variabilità e maggior conformità ai requisiti nominali o target.
3. Riduzione dei tempi di sviluppo.
4. Riduzione dei costi complessivi.

I metodi di progettazione sperimentale sono anche di fondamentale importanza nelle attività di progettazione ingegneristica, dove vengono sviluppati nuovi prodotti e migliorati quelli esistenti. Alcune applicazioni della progettazione sperimentale nella progettazione ingegneristica includono:

1. Valutazione e confronto di configurazioni di progettazione di base.
2. Valutazione di alternative di materiali.
3. Selezione dei parametri di progettazione in modo che il prodotto funzioni bene in una vasta gamma di condizioni operative, cioè in modo che il prodotto sia robusto.
4. Determinazione dei parametri chiave di progettazione del prodotto che influenzano le prestazioni del prodotto.
5. formulazione di nuovi prodotti.

L'uso della progettazione sperimentale nella realizzazione del prodotto può portare a prodotti più facili da fabbricare e con prestazioni sul campo migliorate e affidabili, costi del prodotto più bassi e tempi di progettazione e sviluppo del prodotto più brevi. Gli esperimenti progettati hanno anche ampie applicazioni nel marketing, nella ricerca di mercato, nelle operazioni transazionali e di servizio e nelle operazioni commerciali generali[16].

### **2.4.1 Applicazione del DoE nei contesti logistici**

Nel campo della logistica, l'utilizzo del Design of Experiments (DoE) rimane relativamente limitato nonostante sia ampiamente riconosciuto e applicato nei settori della gestione della qualità[17]. L'approccio del DoE consente di acquisire informazioni essenziali riducendo al minimo i costi e massimizzando l'efficienza, in linea con l'obiettivo principale del design statistico sperimentale nella pratica[17]. A differenza dei magazzini tradizionali, i sistemi AS/RS introducono sistemi di stoccaggio e prelievo basati su navette, che richiedono una comprensione più approfondita della loro dinamica operativa[18]. Attraverso l'applicazione dei principi del DoE, i ricercatori mirano a identificare i fattori significativi che influenzano le prestazioni dei sistemi di stoccaggio e prelievo automatizzati, come il sistema di stoccaggio e prelievo basato su navette (SBS/RS)[19]. Molti studi in questo campo si basano su simulazioni piuttosto che su applicazioni fisiche, con variabili che includono velocità di movimento verticale e orizzontale e accelerazioni. Un'applicazione del DoE, accoppiata con strumenti di simulazione come ARENA 14.0, presenta un'importante opportunità per i progettisti di sistemi di ottimizzare l'efficienza delle prestazioni di SBS/RS[20].

Come riportato nella letteratura scientifica, l'impiego del Design of Experiments (DoE) nel contesto della ricerca nel campo dei magazzini non è ampiamente diffuso. Piuttosto, è preferito l'utilizzo di software di simulazione per condurre lo studio dei consumi energetici di un magazzino automatico[21] e l'impiego di modelli energetici analitici basati sui seguenti parametri: (i) il throughput delle transazioni per unità di tempo, (ii) l'ammontare totale del consumo di energia per lo stoccaggio/recupero e (iii) l'ammontare totale della rigenerazione di energia per lo stoccaggio/recupero[18, 21].

L'obiettivo fondamentale di questo lavoro è proporre un approccio innovativo che vada oltre i tradizionali metodi analitici, fornendo invece una base empirica solida per la progettazione di magazzini più sostenibili e con minor consumo energetico. Attraverso l'impiego del Design of Experiments (DoE) con prove fisiche, si propone di analizzare e comprendere in modo approfondito i fattori che influenzano il consumo energetico dei magazzini. Questo approccio consentirà di sviluppare un modello predittivo accurato. Questa ricerca propone di offrire un contributo nel campo della progettazione dei magazzini, fornendo agli operatori del settore uno strumento pratico e concreto

per ottimizzare le prestazioni energetiche dei loro impianti. Come l'obiettivo ha quello di fornire alle aziende uno strumento strategico che non solo riduca i costi energetici, ma che contribuisca anche a migliorare la loro competitività sul mercato. La tesi si propone quindi di colmare il divario tra teoria e pratica, offrendo un nuovo approccio, empirico e pragmatico.

## 2.5 Impostazione ed esecuzione degli esperimenti

Per adottare un approccio statistico nella progettazione e analisi di un esperimento, è essenziale che tutti i partecipanti abbiano fin dall'inizio una chiara comprensione di ciò che verrà studiato, delle modalità di raccolta dei dati e almeno una conoscenza qualitativa di come tali dati verranno analizzati[16].

### 2.5.1 Riconoscimento e definizione del problema

Questo può sembrare un punto ovvio, ma nella pratica spesso non è facile riconoscere l'esistenza di un problema che necessita di sperimentazione, né è semplice formulare una definizione chiara e condivisa di tale problema. È fondamentale sviluppare tutte le idee relative agli obiettivi dell'esperimento e, solitamente, è importante raccogliere input da tutte le parti interessate[16]:

1. **Definire i fattori:** quando un sistema o processo è nuovo, è fondamentale identificare quali fattori hanno il maggiore impatto sulle risposte di interesse. Spesso ci sono numerosi fattori da considerare, il che generalmente indica una conoscenza limitata del sistema da parte degli sperimentatori. Pertanto, la scrematura è essenziale per raggiungere in modo efficiente le prestazioni desiderate del sistema[16].
2. **Ottimizzazione:** dopo aver caratterizzato il sistema e aver identificato i fattori importanti con una certa sicurezza, l'obiettivo successivo è di solito l'ottimizzazione, cioè individuare le impostazioni o i livelli dei fattori importanti che conducono a valori desiderabili della risposta. Di solito, un esperimento di ottimizzazione segue un esperimento di screening[16].
3. **Esperimenti di conferma o di scoperta:** nei primi, gli sperimentatori cercano di confermare che il sistema si comporti in linea con una teoria o esperienze passate, mentre nei secondi cercano di scoprire cosa accade quando esplorano nuovi materiali, fattori o intervalli[16].
4. **Robustezza:** questi esperimenti spesso affrontano il problema di comprendere in quali condizioni le variabili di risposta di interesse subiscano un degrado significativo. Oppure cercano di identificare le condizioni che possono portare a una

variabilità non accettabile nelle variabili di risposta. Un'altra variante consiste nel determinare come impostare i fattori nel sistema che possiamo controllare, al fine di minimizzare la variabilità trasmessa nella risposta dai fattori che non possiamo controllare efficacemente[16].

### 2.5.2 Selezione delle variabili di risposta

Nella scelta della variabile di risposta, è fondamentale che lo sperimentatore verifichi che questa fornisca informazioni rilevanti sul processo in questione. Spesso, la media o la deviazione standard (o entrambe) della caratteristica misurata sono selezionate come variabili di risposta. È compito degli sperimentatori stabilire il metodo di misurazione per ciascuna risposta e affrontare questioni come la calibrazione del sistema di misurazione e il suo mantenimento durante l'esperimento. È di vitale importanza identificare in modo critico le problematiche legate alla definizione delle risposte di interesse e ai relativi metodi di misurazione prima di avviare l'esperimento[16].

### 2.5.3 Scelta dei fattori, dei livelli e dell'intervallo

Quando si valutano i fattori che influenzano le prestazioni di un processo, si possono classificare come fattori di progettazione potenziali o fattori di disturbo[16]. I fattori di progettazione potenziali sono quelli che si desidera variare e possono essere ulteriormente suddivisi in fattori di progettazione (selezionati per lo studio), fattori mantenuti costanti (non di interesse e mantenuti a un livello fisso) e fattori consentiti a variare (la cui variabilità si assume sia minima)[16]. Si presume spesso che gli effetti dei fattori mantenuti costanti e dei fattori consentiti a variare siano relativamente piccoli.

I fattori di disturbo possono avere effetti significativi e devono essere considerati, anche se non sono di interesse principale nell'esperimento. Possono essere classificati come controllabili, non controllabili o fattori di disturbo[16]. I fattori di disturbo controllabili sono quelli i cui livelli possono essere impostati dallo sperimentatore. Se un fattore di disturbo è incontrollabile ma misurabile, si può usare l'analisi della covarianza per compensarne l'effetto[16]. Un fattore che varia naturalmente e incontrollabilmente, ma che può essere controllato per l'esperimento, è chiamato fattore di disturbo[16].

I fattori di disturbo possono avere effetti significativi e devono essere considerati, anche se non sono di interesse principale nell'esperimento. Possono essere classificati come controllabili, non controllabili o fattori di disturbo[16]. I fattori di disturbo controllabili sono quelli i cui livelli possono essere impostati dallo sperimentatore. Se un fattore di disturbo è incontrollabile ma misurabile, si può usare l'analisi della covarianza per compensarne l'effetto[16]. Un fattore che varia naturalmente e incontrollabilmente, ma che può essere controllato per l'esperimento, è chiamato fattore di disturbo[16]. Una volta selezionati i fattori di progettazione, lo sperimentatore deve decidere gli intervalli

di variazione e i livelli specifici per i test, considerando come controllare e misurare questi fattori. Deve inoltre definire la regione di interesse per ciascuna variabile e il numero di livelli da utilizzare per ognuna[16].

Quando l'obiettivo dell'esperimento è la scrematura dei fattori o la caratterizzazione del processo, è generalmente preferibile mantenere basso il numero di livelli dei fattori[16].

#### **2.5.4 Scelta del Experimental Design**

La selezione del disegno sperimentale include la scelta della dimensione del campione (numero di repliche), la selezione di un ordine di esecuzione adatto per le prove sperimentali e la decisione sull'eventuale blocco o altre restrizioni alla randomizzazione[16]. È inoltre fondamentale considerare e selezionare un modello empirico preliminare per descrivere i risultati, il quale rappresenta una relazione quantitativa (equazione) tra la risposta e i fattori di progettazione rilevanti[16].

#### **2.5.5 Performance dell'esperimento**

Durante l'esecuzione dell'esperimento, è fondamentale monitorare attentamente il processo per assicurare che tutto venga svolto secondo il piano stabilito. Gli errori nelle procedure sperimentali a questo stadio possono compromettere gravemente la validità dei risultati[16]. Un errore comune osservato è che chi conduce l'esperimento non imposta correttamente i livelli delle variabili in alcune prove. È quindi necessario assegnare a qualcuno il compito di verificare le impostazioni dei fattori prima di ogni esecuzione[16]. Una pianificazione preventiva dettagliata per evitare tali errori è cruciale per il successo dell'esperimento. È facile sottovalutare gli aspetti logistici e di pianificazione necessari per la realizzazione di un esperimento progettato in un ambiente di produzione complesso o di ricerca e sviluppo[16].

#### **2.5.6 Analisi statistica dei Dati**

L'adozione di metodi statistici è essenziale per analizzare i dati, garantendo che i risultati e le conclusioni siano obiettivi e non basati su giudizi soggettivi. Se l'esperimento è stato correttamente progettato e condotto secondo il piano, i metodi statistici necessari non risulteranno complessi[16]. Numerosi software supportano l'analisi dei dati, e molti dei programmi utilizzati nella fase di selezione del design offrono un'interfaccia diretta e senza soluzione di continuità per l'analisi statistica. Inoltre, spesso i metodi grafici semplici giocano un ruolo cruciale nell'analisi e interpretazione dei dati[16].

Poiché molte delle domande poste dallo sperimentatore possono essere formulate in un contesto di test d'ipotesi, i test d'ipotesi e le procedure di stima degli intervalli

di confidenza risultano molto utili per l'analisi dei dati provenienti da un esperimento progettato[16]. Presentare i risultati di molti esperimenti sotto forma di un modello empirico, ossia un'equazione derivata dai dati che esprime la relazione tra la risposta e i principali fattori di progettazione, è spesso molto utile[16]. Anche l'analisi dei residui e la verifica dell'adeguatezza del modello sono tecniche di analisi importanti che verranno discusse in dettaglio successivamente nel *paragrafo 4*[16].

È cruciale ricordare che i metodi statistici non possono dimostrare che un fattore (o più fattori) abbia un effetto particolare, essi forniscono solo indicazioni sulla affidabilità e validità dei risultati[16]. Quando applicati correttamente, i metodi statistici non consentono di provare nulla sperimentalmente, ma permettono di misurare l'errore probabile in una conclusione o di attribuire un livello di confidenza a una dichiarazione[16]. Il principale vantaggio dei metodi statistici è che aggiungono obiettività al processo decisionale. Le tecniche statistiche, combinate con una buona ingegneria, permettono di raggiungere risultati affidabili e validi[16].

### **2.5.7 Gestione dei risultati**

Nella fase finale di un esperimento, lo sperimentatore deve trarre conclusioni pratiche e raccomandare azioni da intraprendere, utilizzando spesso metodi grafici per presentare i risultati[16]. È cruciale eseguire prove di conferma per validare le conclusioni. La sperimentazione è un processo iterativo di apprendimento, dove si formulano e si testano ipotesi, e si adattano continuamente le variabili di input[16]. Una buona pianificazione pre-sperimentale è essenziale per il successo, mentre una pianificazione carente può portare a sprechi di risorse e a risultati deludenti[16].

# Capitolo 3

## Metodologia della ricerca

### 3.1 Descrizione del caso studio sul magazzino automatico

Il magazzino automatico AS/RS, fornito dall'azienda Incas-SSI Schafer Group, è stato installato nel Laboratorio di Eccellenza del Politecnico di Torino, occupando un'area rettangolare delle dimensioni di  $7,60 \times 3,40$  metri (*Figura 3.1*). È presente un corridoio largo circa 2 metri, utilizzato per le operazioni e le movimentazioni dei materiali. Questo magazzino automatico consente sia l'immagazzinamento di diverse tipologie di cassette di plastica sia la loro movimentazione all'interno della scaffalatura.



**Figura 3.1:** Magazzino DIGEP

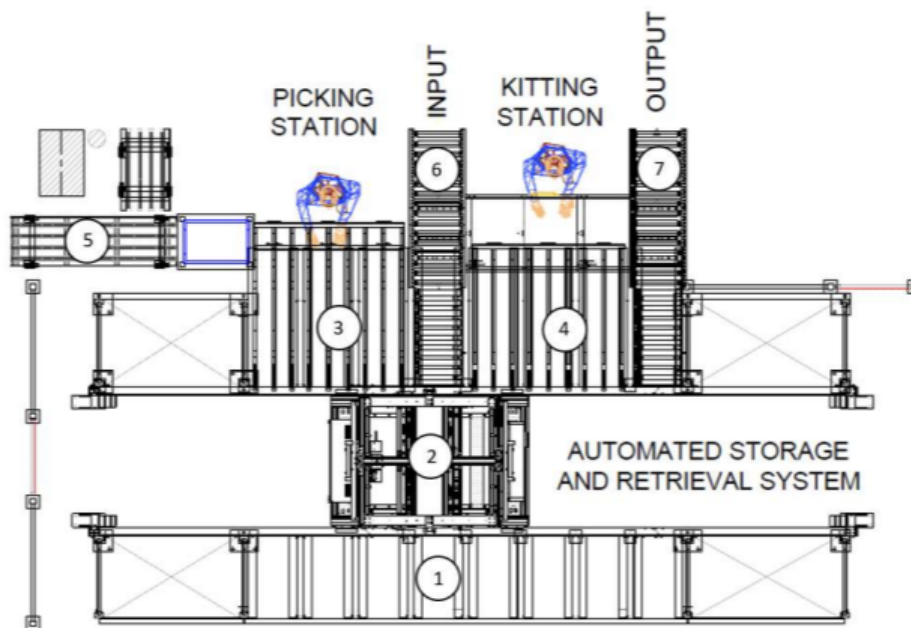
La struttura presente nel laboratorio è composta da una stazione per il picking manuale e da una stazione per il kitting, entrambe dotate di flow rack a gravità e della tecnologia pick-to-light per facilitare le attività operative. La prima stazione consente la

preparazione degli ordini destinati alla produzione o alla spedizione, mentre la seconda consente di comporre kit contenenti diversi articoli per l'assemblaggio. È necessario garantire la presenza di cassette vuote nello stock per consentire lo svolgimento delle operazioni e la movimentazione dei materiali.

La scaffalatura comprende due convogliatori, uno per la movimentazione delle unità di carico in ingresso e uno per l'uscita. Sono anche presenti due AGV (Automatic Guided Vehicle) che si interfacciano con i convogliatori e svolgono le movimentazioni all'esterno della scaffalatura, anche se non sono stati considerati nella trattazione di questa tesi.

Nel dettaglio, le differenti aree del magazzino automatico sono suddivise come mostrato nella *Figura 3.2*:

1. Scaffalatura per le cassette.
2. Trasloelevatore Maxi Shuttle.
3. Flow rack a gravità per l'area di picking.
4. Flow rack a gravità per l'area kitting.
5. Area intermedia tra postazione di picking-postazione di spedizione.
6. Rulliera in ingresso dal magazzino.
7. Rulliera in uscita dal magazzino.

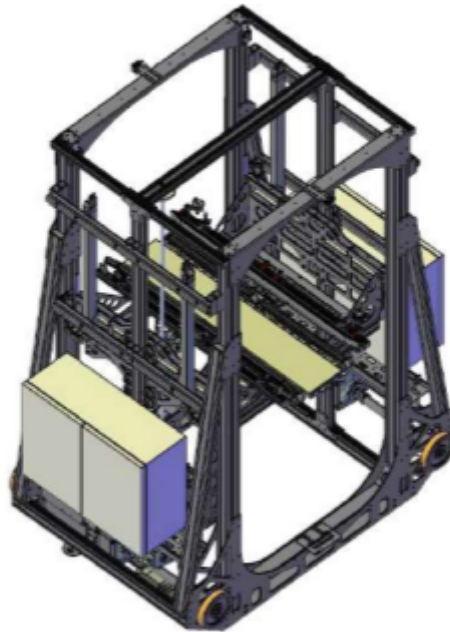


**Figura 3.2:** Aree magazzino DIGEP

Di seguito le caratteristiche tecniche del magazzino automatizzato:



- Il sistema **Maxi-Shuttle (MS)** è un tipo di mini-load a corsia vincolata, analogo a un mini trasloelevatore. È progettato per spostare cassette lungo tre assi e dispone di una forca per accedere alle diverse profondità di stoccaggio e prelevare le unità di carico (*Figura 3.3*). Di seguito sono elencate alcune caratteristiche tecniche del Maxi-Shuttle:
  - **Asse x:** velocità max ( $4.0\text{ m/s}$ ) accelerazione/decelerazione ( $1.5\text{ m/s}^2$ ).
  - **Asse y:** velocità max ( $0.8\text{ m/s}$ ) accelerazione/decelerazione ( $1.6\text{ m/s}^2$ ).
  - **Asse z:** velocità max ( $0.5\text{ m/s}$ ) accelerazione/decelerazione ( $1.5\text{ m/s}^2$ ).
  - **Dimensione della culla:** 1200 x 400 mm.



**Figura 3.3:** Trasloelevatore Maxi-Shuttle DIGEP

- Il magazzino presenta un totale di 101 vani, dei quali 90 sono dedicati allo stoccaggio, 1 è destinato all'input e 10 sono utilizzati per l'output, 9 sono le flow-rack mentre una è il vano di uscita. Questi vani di stoccaggio sono progettati con dimensioni differenti, la metà di essi ha un'altezza di 225 mm, mentre l'altra metà ha un'altezza di 338 mm, per poter ospitare unità di carico di varie tipologie. Inoltre, va considerato che 22 dei vani di stoccaggio hanno una profondità quadrupla, mentre 68 hanno una profondità doppia. È importante notare che ciascun vano è in grado di immagazzinare solamente un tipo specifico di cassette.

- La scaffalatura a corsia singola presenta due fronti, ciascuno composto da 8 colonne e 7 livelli. Nel fronte 1 sono ubicati i flow rack dedicati al picking e al kitting, insieme a una parte dei vani di stoccaggio. La restante parte dei vani di stoccaggio è distribuita in numero maggiore sul fronte 2, si veda *Figura 3.4*.
- Le cassette si distinguono in cinque tipologie diverse. Esistono unità di carico basse (altezza 120 mm) e alte (altezza 220 mm), che vengono collocate nei vani adatti alle loro dimensioni. Inoltre, le cassette presentano due lunghezze, una corta (300 mm) e una lunga (600 mm), occupando rispettivamente una o due posizioni nei vani. La larghezza delle cassette è fissa a 400 mm. Oltre alle cassette, è presente il vassoio, un'unità di carico con dimensioni uniche e una flessibilità tale da poter essere immagazzinato insieme a cassette di diverse tipologie, per lo studio abbiamo utilizzato solamente le cassette e non il vassoio. Per monitorare il posizionamento all'interno del magazzino, è stato attribuito un codice univoco a ciascuna unità di carico.

Per fornire una panoramica completa delle diverse tipologie di cassette utilizzate nel nostro studio, esponiamo di seguito la *Tabella 3.1*, che riassume le caratteristiche distintive di ciascuna tipologia. Questo riepilogo ci permetterà di comprendere meglio le dimensioni, le capacità e altre specifiche rilevanti per il nostro lavoro di ricerca.

Successivamente alla *Tabella 3.1*, sono riportate le immagini delle cassette (*Figura 3.5*).

**Tabella 3.1:** Tipologia cassette

TIPO	CODICE	ULL (mm)	ULH (mm)	POSIZIONI OCCUPATE
LTB 6120	1001-1030	600	120	2
LTB 6220	2001-2050	600	220	2
LTB 4120	3001-3020	300	120	1
LTB 4220	4001-4020	300	220	1
MF 6070	5001-5010	600	70	2

## 3.2 Criteri di selezione dei fattori e dei livelli identificati

Come illustrato nel *paragrafo 2.5.3*, i fattori che influenzano le prestazioni di un processo possono essere classificati come fattori di progettazione potenziali o fattori di disturbo. I fattori di progettazione potenziali, che si desidera variare, includono quelli di progettazione, quelli mantenuti costanti e quelli consentiti a variare. I fattori di disturbo, che possono avere effetti significativi anche se non sono l'interesse principale dello



**Figura 3.4:** Trasloelavatore Maxi-Shuttle e scaffalature

studio, possono essere controllabili, non controllabili ma misurabili, o incontrollabili e non misurabili[16]. Dopo aver selezionato i fattori di progettazione, lo sperimentatore deve stabilire gli intervalli di variazione, i livelli specifici per i test e definire la regione di interesse per ciascuna variabile. Per semplificare l'analisi e ridurre la complessità, è preferibile mantenere basso il numero di livelli dei fattori quando l'obiettivo è la scrematura dei fattori o la caratterizzazione del processo[16].

Nella letteratura la progettazione dei Sistemi di Stoccaggio e Prelievo Automatizzati (AS/RS) rappresenta una componente cruciale per l'ottimizzazione delle operazioni di magazzino. L'analisi della letteratura esistente fornisce preziose intuizioni sui vari fattori che devono essere considerati durante il processo di progettazione. Un magazzino ben progettato dovrebbe considerare una serie di fattori chiave, tra cui l'utilizzo



(a) Cassetta LTB 6120



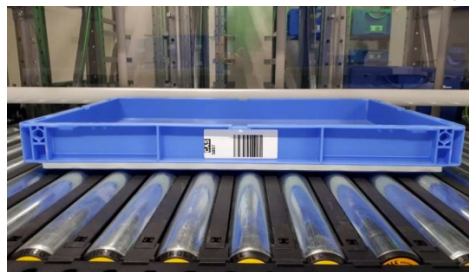
(b) Cassetta LTB 6220



(c) Cassetta LTB 4120



(d) Cassetta LTB 4220



(e) Vassoio MF 6070

**Figura 3.5:** Casette

efficiente dello spazio attraverso la capacità di stoccaggio, il corretto flusso e layout del magazzino, l'attrezzatura per la movimentazione dei materiali e le misure di sicurezza. Questi fattori sono stati studiati in numerosi studi, evidenziando l'importanza di un approccio metodico e basato su dati per la progettazione degli AS/RS. Un magazzino ben progettato dovrebbe considerare fattori come l'utilizzo efficiente dello spazio attraverso la capacità di stoccaggio, il corretto flusso e layout del magazzino, l'attrezzatura per la movimentazione dei materiali e le misure di sicurezza (Kumar et al. 2021)[5]. e scelte comuni di progettazione relative agli AS/RS riguardano generalmente le decisioni relative al tipo di macchina di movimentazione (HM), al numero di corridoi e alle dimensioni delle scaffalature. Fandi et al.(2022)[22] si concentrano principalmente sull'identificazione del tipo ottimale di HM e sulla determinazione dell'equilibrio ideale tra lunghezza, larghezza e altezza delle scaffalature che minimizza il tempo di ciclo. Accorsi et al.(2017)[23] e Borovinšek et al.(2016)[24] pongono l'accento sulle dimensioni delle scaffalature come fattore critico nella progettazione degli AS/RS. Le dimensioni delle scaffalature in termini di lunghezza, larghezza e altezza influenzano direttamente la capacità di stoccaggio e l'efficienza operativa del sistema. Oltre alle dimensioni delle

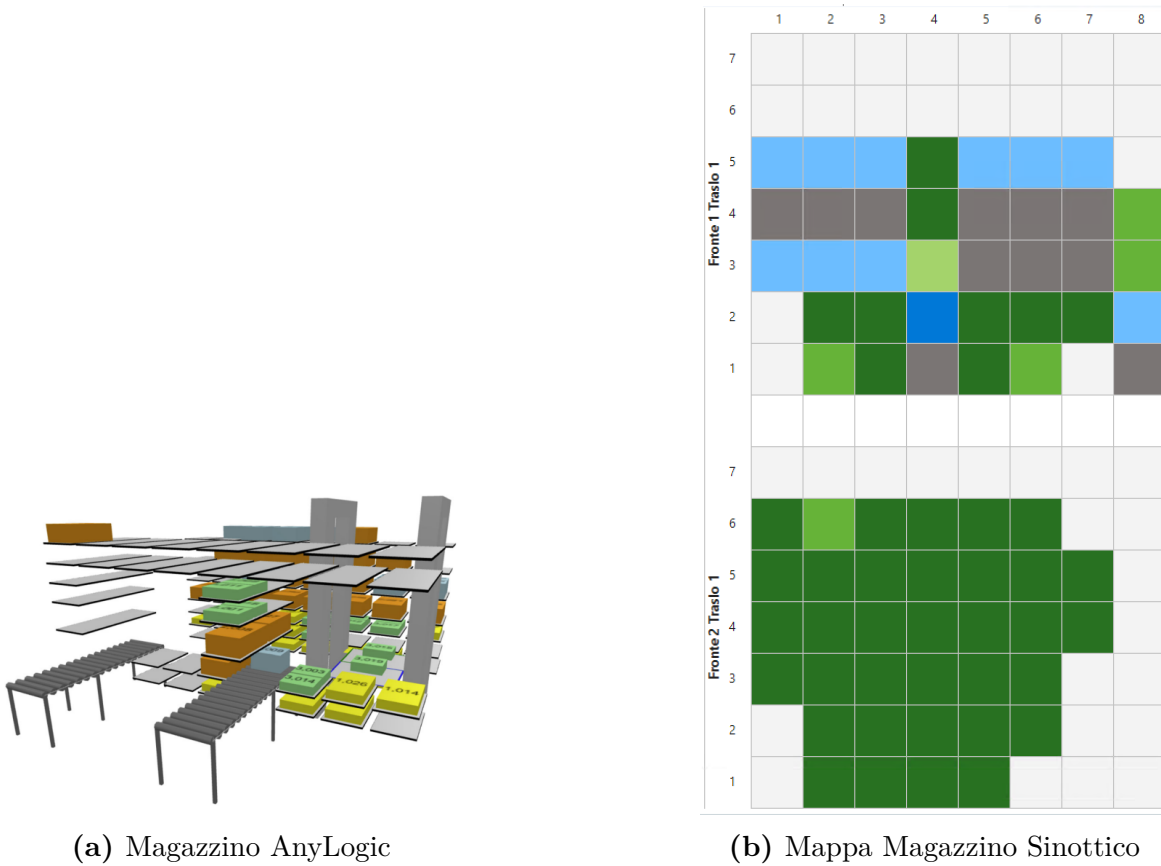
scaffalature, altri criteri di progettazione potrebbero includere il numero di unità di carico che ciascun contenitore può ospitare. Chen et al.(2015)[25] evidenziano l'importanza di considerare le dimensioni delle unità di carico come variabile critica nella progettazione degli AS/RS. Le dimensioni delle unità di carico devono essere ottimizzate per garantire un utilizzo efficiente dello spazio disponibile e facilitare le operazioni di movimentazione. Altre considerazioni operative prevalenti includono strategie di stoccaggio e regolamenti per i punti di sosta dei veicoli, Roodbergen et al.(2009)[26] forniscono una panoramica dettagliata delle diverse strategie di stoccaggio che possono essere adottate per ottimizzare l'utilizzo dello spazio e migliorare l'efficienza operativa. Infine Huang (2019)[27] sottolinea che la progettazione del magazzino deve essere adattata alle esigenze specifiche dell'impresa, considerando fattori come la tipologia di merci stoccate, i volumi di movimentazione, le normative di sicurezza e le condizioni ambientali.

I vari fattori e livelli delle colonne sono stati scelti per creare una configurazione il più possibile simile alle condizioni reali che potremmo incontrare all'interno di un'azienda. Tuttavia, questa decisione si scontra con la marcata asimmetria del magazzino, progettato per essere facilmente adattabile ai diversi scenari che potremmo voler ricreare all'interno del laboratorio.

Andando più nello specifico, del *paragrafo 3.1* vengono presentate due mappe digitali del magazzino automatico (*Figura 3.6*). La prima rappresenta uno spaccato prospettico del magazzino, realizzato utilizzando il software AnyLogic®. Questa rappresentazione digitale offre una visualizzazione dettagliata della disposizione dei vari componenti del sistema, inclusi i rack di stoccaggio e picking, la navetta multi-livello (MLS) e i punti di ingresso/uscita. La seconda mappa, visualizzata tramite il Sinottico, il programma che ci fornisce Incas®, fornisce una visione sintetica del magazzino, mostrando le aree chiave e le principali caratteristiche del sistema. Le mappe sono strumenti cruciali per la comprensione e l'analisi dettagliata del funzionamento del magazzino automatico, ci permettono di esaminare le relazioni spaziali e funzionali tra i diversi componenti del sistema, forniscono un quadro visivo completo e dettagliato del caso studio sul magazzino automatico, supportando l'analisi e l'interpretazione dei risultati ottenuti durante lo studio.

Nel magazzino in esame, i due fronti non sono simmetrici e differiscono notevolmente tra loro. Il **Fronte 2**, rappresentato nella *Figura 3.6b* nella parte inferiore, non presenta postazioni di picking e kitting, vani di entrata/uscita o vani di servizio. Questa configurazione permette di utilizzare pienamente le scaffalature che sono a doppia profondità. Nel dettaglio:

- **Tier 1, 2 e 3** e occupanti tutte le colonne dalla 1 alla 8, che possono contenere cassette come le LTB 4120 e LTB 6120 (altezza 120mm), sono disponibili 48



**Figura 3.6:** Mappe Digitali

posizioni libere. È importante notare che le cassette LTB 6120 occupano due posizioni ciascuna.

- **Tier 4, 5, 6 e 7** e occupanti tutte le colonne da 1 a 8, che possono contenere cassette come le LTB 4220 e LTB 6220 (altezza 220mm), sono disponibili 64 posizioni libere. Anche in questo caso, le cassette LTB 6220 occupano due posizioni ciascuna.

Nel caso del **Fronte 1**, rappresentato nella *Figura 3.6b* nella parte superiore, abbiamo la postazione di picking o kitting di colore azzurro, il vano di entrata e quello di uscita rispettivamente in posizione (T2,C4) e (T2,C8), oltre a diversi vani di servizio e vani bloccati in cui non possiamo stoccare materiale. A differenza del Fronte 2, dove la disposizione dei vani è più lineare con una separazione chiara tra vani alti e bassi, il Fronte 1 presenta una configurazione meno lineare. Nel dettaglio:

- **Tier 1:** vani a doppia profondità e bassi, quindi adatti a cassette con altezza fino a 120 mm, con due vani non utilizzabili poiché occupati dalla struttura che regge i rulli dei vani di ingresso e di uscita. Il numero di posizioni libere è pari a 12.

- **Tier 2:** vani a doppia profondità con vani alti e bassi. Le colonne 5, 6 e 7 possono stoccare cassette con altezza fino a 220 mm, mentre le colonne 1, 2 e 3 sono destinate a cassette alte fino a 120 mm, con la presenza dei vani di uscita e di entrata rispettivamente in posizioni (T2,C8) e (T2,C4). Il numero di posizioni libere è pari a 12.
- **Tier 3:** le colonne 1, 2 e 3 sono utilizzate per le operazioni di picking/kitting, mentre nelle colonne 4 e 8 vi sono vani a quadrupla profondità per cassette alte 220 mm. Le colonne 5, 6 e 7 sono vani di servizio per la manutenzione e non sono utilizzabili. Il numero di posizioni libere è pari a 8.
- **Tier 4:** le colonne 1, 2, 3, 5, 6 e 7 sono vani di servizio per la manutenzione e non sono utilizzabili. Nelle colonne 4 e 8 vi sono vani a quadrupla profondità per cassette alte 120 mm. Il numero di posizioni libere è pari a 8.
- **Tier 5:** le colonne 1, 2, 3, 5, 6 e 7 sono utilizzate per il picking/kitting. Nelle colonne 4 e 8 vi sono vani a quadrupla profondità per cassette alte 120 mm. Il numero di posizioni libere è pari a 8.
- **Tier 6:** dove tutte le colonne sono disponibili, i sono vani bassi a quadrupla profondità, adatti a stoccare 4 cassette LTB 4120 o 2 cassette LTB 6120. Il numero di posizioni libere è pari a 32.
- **Tier 7:** dove tutte le colonne sono disponibili, i vani sono vani alti a quadrupla profondità, adatti a stoccare 4 cassette LTB 4220 o 2 cassette LTB 6220. Il numero di posizioni libere è pari a 32.

La configurazione asimmetrica del magazzino impatta significativamente sulla disposizione delle posizioni di stoccaggio e sull'utilizzo delle cassette in base all'altezza. Questo aspetto è cruciale per ottimizzare l'utilizzo dello spazio disponibile e per gestire efficacemente le operazioni di stoccaggio e recupero nel sistema logistico.

Dal punto di vista operativo, l'AS/RS può essere definito in base alle regole di assegnazione dello stoccaggio, ai punti di sosta per i veicoli e al tipo di comando[26, 28]. Il MLS segue una politica di inventario basata sulla priorità (PB). Questa politica associa una priorità a ciascuna posizione di stoccaggio, che determina la preferenza con cui quella posizione di stoccaggio viene scelta per un'operazione di stoccaggio[29]. È calcolata come la normalizzazione dell'inverso della somma dei tempi medi da ciascun punto di input a quella posizione di stoccaggio e della somma dei tempi medi per quella posizione di stoccaggio a tutti i possibili punti di output del magazzino. Pertanto, la politica PB determina una sorta di centro di gravità tra i punti di input e output del magazzino. Il recupero degli UL invece è gestito con una politica di primo arrivato, primo servito (FCFS). Nel caso in cui l'UL da recuperare sia bloccato da altri UL, gli



UL conservati di fronte ad esso vengono riallocati in base a una politica di vicinato più vicino (NN)[29]. Questo significa che la macchina cerca la posizione di stoccaggio più vicina dove è possibile memorizzare gli UL bloccanti. Inoltre, la HM opera sia su tipo di comando singolo (SC), doppio comando (DC) o multi-comando (MC). La politica di sosta è il completamento del punto di servizio (POSC), il che significa che la macchina HM rimane nella posizione dell'ultima operazione quando completa il backlog di missioni di stoccaggio/recupero da eseguire[29].

L'infrastruttura IT che supporta il MLS AS/RS si basa su due sistemi principali, un sistema di gestione del magazzino (WMS) e un sistema di controllo del magazzino (WCS)[29]. Il WMS è un sistema IT computerizzato utilizzato per preparare, monitorare ed eseguire attività di magazzino correlate all'attività aziendale. In effetti, il WMS si concentra sull'orchestrazione dei processi di magazzino incorporando informazioni sui prodotti, ordini di acquisto e livelli di magazzino[29]. Pertanto, uno degli obiettivi principali del WMS è organizzare e archiviare ordini e compiti simili. Tuttavia, di solito non controlla l'attrezzatura automatizzata. Invece, il WCS è un'applicazione software che gestisce le attività in tempo reale dell'AS/RS. Gestisce il funzionamento delle tecnologie di movimentazione dei materiali traducendo i compiti provenienti dal WMS in ordini di stoccaggio o prelievo per il MLS[29] Essenzialmente agisce come uno strato tra il WMS e l'attrezzatura automatizzata.

### 3.2.1 Variabili principali

I criteri di progettazione del magazzino menzionati nel *paragrafo 2.5.3* e nel *paragrafo 3.2* comprendono i fattori o variabili principali, come mostrato nella *Tabella 3.2*. I fattori riguardano due aree principali della progettazione del magazzino, ovvero la Unit Load (UL) scelta e le dimensioni dell'AS/RS. Riguardo a queste ultime, abbiamo scelto valori arbitrari per i livelli dei fattori, per garantire un grado moderato di movimento della macchina di movimentazione.

I fattori **ULL** e **ULH** indicano i tipi di cassette elencati in precedenza. Pertanto, ci sono quattro tipologie di cassette. Questo tipo di fattore è considerato principale perché, in base al tipo di cassetta, il magazzino stocca in posizioni diverse a seconda della disposizione disponibile all'interno.

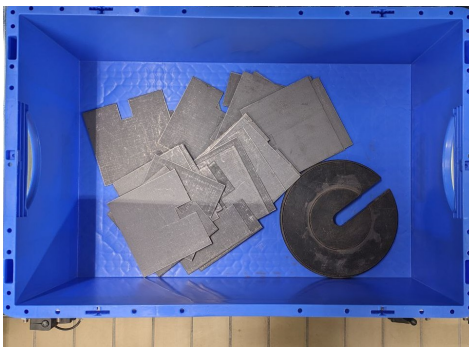
Il **Peso (W)** è stato preso in considerazione come fattore principale poiché è ritenuto di importanza cruciale per comprendere meglio il consumo energetico. Infatti, è fondamentale osservare come il magazzino consumi energia in base al carico presente all'interno dell'unità di carico. I vari livelli di peso considerati sono 0 kg, 7,5 kg e 15 kg, come mostrato in *Figura 3.7*.

Il **Fill Grade (FG)** rappresenta la percentuale di posizioni di stoccaggio occupate all'inizio dell'esperimento. Sono stati scelti tre livelli per replicare il contesto all'interno

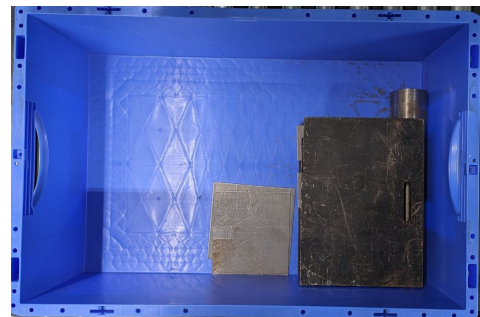


**Tabella 3.2:** Fattori e Livelli del DoE

Fattore	Descrizione	Numero di livelli
UL Length (ULL)	Lunghezza del UL	Due livelli: 300 mm e 600mm.
UL Height (ULH)	Altezza del UL	Due livelli: 120 mm e 220 mm.
Peso (W)	Peso caricato all'interno del UL	Tre Livelli: 0 kg, 7,5 kg, 15 kg
Fill Grade (FG)	Percentuale di posizioni di stoccaggio occupate all'inizio dell'esperimento	Tre livelli: 40%, 60%, 80%
Tier (T)	Numero di piani verticali disponibili nel AS/AR	Due livelli: 5 e 7.
Colonne (C)	Numero di colonne disponibili nel AS/AR	Due livelli: 6 e 8.



(a) Peso 7,5kg



(b) Peso 15kg

**Figura 3.7:** Cassette con i Pesì

di un magazzino automatico AS/RS. Il livello 1, pari al 40%, rappresenta uno stato di bassa utilizzazione del magazzino. Al contrario, il livello 3, pari al 80% assicura che il FG massimo consentito del 90% non venga raggiunto inserendo le unità di carico (UL) dell'esperimento. Dopo la soglia del 90%, il sistema MLS interrompe lo stoccaggio delle UL e inizia a spostarle direttamente al nastro trasportatore di uscita. Questo garantisce uno spazio sufficiente per il processo di riallocazione delle UL. Il livello 2, pari al 60%, invece, rappresenta un valore intermedio tra i livelli minimo e massimo.

I fattori **Tier (T)** e **Colonne (C)** variano all'interno dell'esperimento, permettendo di simulare diversi tipi di magazzini automatici con vari tipi di layout. Nel nostro progetto, le combinazioni totali sono quattro, descritte nel dettaglio come segue: 1. (T5, C6) 2. (T5, C8) 3. (T7, C6) 4. (T7, C8). Si veda *Figura 3.8*

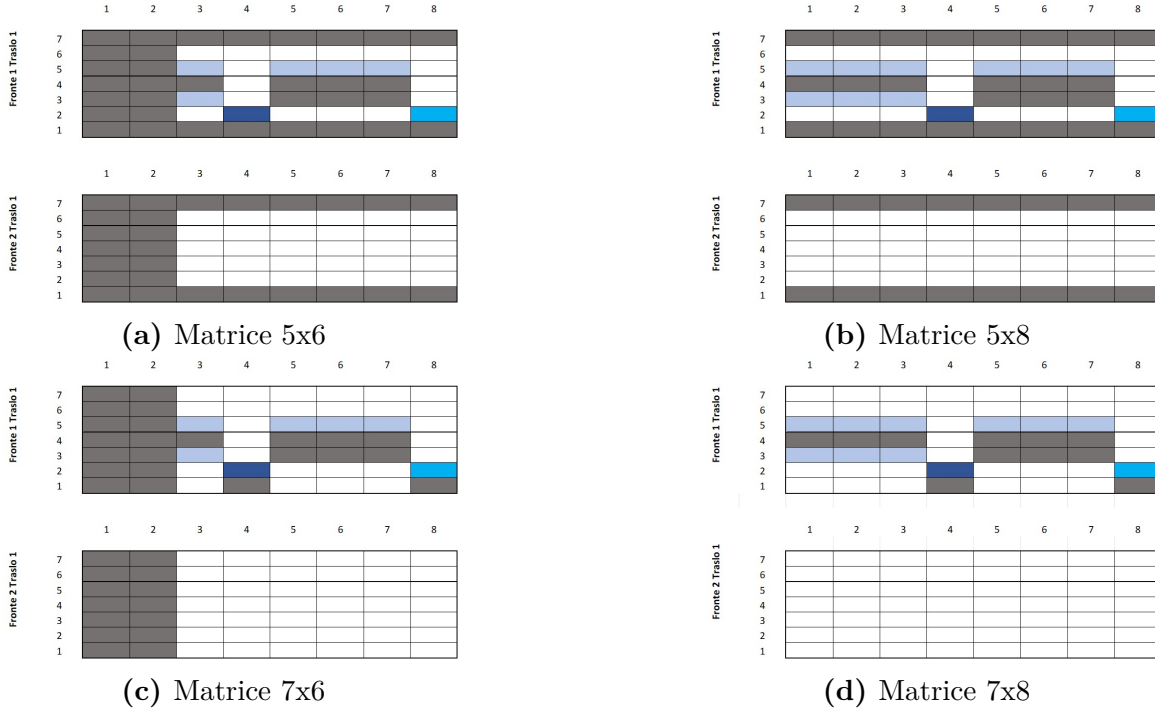


Figura 3.8: Matrici Magazzino

### 3.2.2 Covariate

Oltre alle variabili principali di interesse, questo studio tiene conto di covariate, ossia variabili che non possono essere direttamente controllate ma che possono essere monitorate[16]. L'inclusione di queste covariate risulta cruciale poiché consente di considerare i fattori esterni che potrebbero influenzare l'esito dell'esperimento, garantendo così un'analisi più accurata e completa. In particolare, nell'ambito di un AS/RS, le misure dell'esito possono essere influenzate dall'algoritmo specifico che determina le posizioni di stoccaggio all'interno del rack. Pertanto, sono state aggiunte le seguenti covariate (*Tabella 3.3*).

Il **Numero medio di posizioni profonde (DP)** rappresenta il numero di scaffalatura profondità all'interno della che la macchina di movimentazione deve raggiungere per stoccare o prelevare le unità di carico (UL) durante un esperimento. Questo valore viene calcolato come il numero totale di posizioni profonde utilizzate, escludendo il carico e lo scarico dal nastro trasportatore di input/output.

I **Movimenti orizzontali medi (HT)** indicano la distanza orizzontale media percorsa dalla HM per eseguire le operazioni di stoccaggio e prelievo. Ad esempio, se la HM parte da una posizione di stoccaggio con  $C = 1$ , preleva la UL dal nastro trasportatore di input con  $C = 4$  e stocca la UL con  $C = 3$ , il numero di movimenti orizzontali sarà calcolato come  $|1 - 4| + |4 - 3| = 4$ . Questo valore poi viene sommato per le 5 prove.

Il **Numero medio di movimenti verticali (VT)** misura la distanza verticale

**Tabella 3.3:** Covariate e Motivazioni

Covariate	Motivazione	Valori
Numero di Posizioni Occupate (DP)	Il AS/RS può memorizzare una UL in diverse posizioni all'interno del rack	Numero totale di posizioni occupate
Spostamenti Orizzontali (HT)	Il AS/RS decide in quale colonna memorizzare la UL	Numero di movimenti orizzontali effettuati dall'HM durante un esperimento
Spostamenti Verticali (VT)	Il AS/RS decide in quale livello memorizzare la UL	Numero di movimenti verticali effettuati dall'HM durante un esperimento
Numero del Fronte (FT)	Il AS/RS decide in quale frontale memorizzare la UL	Numero totale di di posizione nel fronte

media percorsa dalla HM per completare le operazioni di stoccaggio e prelievo. Ad esempio, se la HM parte da una posizione di stoccaggio con  $T = 6$ , preleva la UL dal nastro trasportatore di input con  $T = 2$  e stocca la UL con  $T = 2$ , il numero di movimenti verticali sarà calcolato come  $|6 - 2| + |2 - 2| = 4$ . Anche questo valore viene sommato per le 5 prove.

Il **Numero del Fronte (FT)** è una variabile che identifica in quale fronte del magazzino viene stoccata ciascuna cassetta durante l'esperimento. I livelli di questa variabile sono 1 e 2, corrispondenti rispettivamente al Fronte 1 e al Fronte 2 del magazzino.

### 3.2.3 Variabili risposta

Le **variabili risposta** di un Design of Experiments (DOE) sono le misure o osservazioni raccolte come risultato dell'esecuzione degli esperimenti pianificati[16]. Queste variabili sono critiche per valutare l'effetto dei fattori sperimentali e delle loro interazioni. Infatti, una variabile risposta è una caratteristica misurabile che si desidera studiare o ottimizzare attraverso l'esperimento. Essa rappresenta la variabile dipendente del sistema, il cui comportamento si cerca di comprendere o migliorare[16].

Nello studio in questione, le variabili risposta che ci interessano sono il **Tempo Ciclo** che per tutta la trattazione successiva sarà chiamato **Cycle-Time**, abbreviato come **CT** e il **Consumo Energetico Medio** che verrà abbreviato come **E[Wh]**. Il **Cycle-Time** rappresenta il tempo effettivo del ciclo sperimentale, verrà spiegato in modo esaustivo nel *paragrafo 3.3*.

Il **Consumo Energetico Medio (E[Wh])** viene calcolato come l'energia consumata dal momento della richiesta di recupero della prima unità di carico (UL) fino alla

conclusione del processo di recupero dell'ultima UL.

### 3.3 Piano degli esperimenti

Il piano degli esperimenti è stato strutturato inizialmente con una sola ripetizione, includendo per ciascuna prova 5 movimentazioni di 5 cassette. Con 12 prove per ciascuna configurazione, il numero totale delle prove raccolte ammonta a  $12 \times 12 = 144$ . Questo ha portato a un DOE composto da 144 prove, garantendo una raccolta di dati sufficientemente robusta per l'analisi e la validazione dei risultati sperimentali.

Tuttavia, durante lo studio è emerso che l'aggregazione delle 5 movimentazioni in un unico dato comportava una perdita significativa di informazioni riguardanti il *Cycle Time*. Di conseguenza, si è deciso di non aggregare le prove, al fine di preservare la ricchezza informativa dei dati raccolti.

Pertanto, lo studio prevede due DOE distinti:

- Un DOE composto da 720 ( $144 \times 5$ ) prove per l'analisi del **Cycle Time**.
- Un DOE composto da 144 prove per l'analisi del **Consumo Energetico**.

Nel DoE composto da 720 prove, il *Cycle Time* è stato calcolato come la differenza di tempo per ciascuna singola cassetta, misurata dal momento in cui entra nel magazzino fino a quando viene stoccata all'interno del magazzino. Al contrario, nel DoE composto da 144 prove, il *Cycle Time* è definito come la differenza di tempo tra l'entrata della prima cassetta e il momento in cui l'ultima cassetta viene stoccata all'interno del magazzino.

In questa sezione viene descritto il metodo di lavoro utilizzato per calcolare gli esperimenti, basato principalmente su un processo articolato in 5 punti, i quali verranno ampiamente spiegati nei rispettivi paragrafi:

1. **Creazione della Tabella del DoE:** in questa fase sono stati identificati e definiti i fattori principali, le covariate e le variabili di risposta. Questo step è fondamentale per strutturare correttamente il piano sperimentale (Design of Experiments, DoE).
2. **Creazione delle varie Configurazioni del magazzino:** sono state allestite diverse configurazioni del magazzino per testare come variabili differenti influenzano le prestazioni complessive. Questo ha permesso di valutare le condizioni operative in scenari differenti.
3. **Raccolta dei dati delle prove:** la macchina è stata mossa per registrare i dati calcolati dal Warehouse Control System (WCS), che ha monitorato il tempo

di ciclo (Cycle-Time). Contemporaneamente, il dispositivo Fluke ha registrato i dati del consumo energetico per ciascun ciclo, composto da 5 cassette.

4. **Programma per unione dei dati:** è stato sviluppato un programma specifico per combinare i dati provenienti dal WCS e dal Fluke. Questa integrazione ha consentito di ottenere un set di dati completo e coerente per l'analisi successiva.
5. **Analisi dei dati attraverso il software MINITAB®:** i dati raccolti e uniti sono stati analizzati utilizzando il software MINITAB®. Questo ha permesso di eseguire analisi statistiche avanzate per valutare le performance del sistema e identificare eventuali fattori critici.

### 3.3.1 Creazione della Tabella del DoE

E' stata creata una tabella per gestire meglio i vari dati e prevenire la confusione all'interno del file. Questa organizzazione mi permette di avere una visione chiara e strutturata delle informazioni, facilitando l'analisi e il confronto tra i dati. La tabella rende il processo di lavoro più efficiente, poiché ogni dato è facilmente accessibile e ordinato secondo criteri specifici, riducendo il rischio di errori. Nella *Tabella 3.5* sono riportate solo le prime 12 prove per una questione di spazio e leggibilità. La tabella completa con tutte le prove è disponibile nella *Appendice A.1*. I vari valori presenti nella tabella sono i seguenti: N. Prova, Block, ULL, ULH, W, FG, C, T, Conf., DP, HT, VT, FT, CT, E. Non tutti questi sono fondamentali per le analisi, ma servono a darci un ordine in modo da prevenire la possibilità di commettere errori. Ecco una breve descrizione di tutti i fattori presenti all'interno della tabella:

- **N. Prova:** è il numero di prova, ha come valori da 1 a 12, non è fondamentale per le analisi ma serve a dare un senso di ordine, ricordo che una prova è composta da 5 movimentazioni di 5 cassette.
- **Block:** è il valore che ci indica che tipologia di cassetta e peso stiamo usando. Nel caso della *Tabella 3.5* siamo nel Block 1, questo significa che è utilizzata per i test la Cassetta LTB 4120, quindi abbiamo misure di ULL 300 e ULH 120 con un peso all'interno pari a 0 kg. I Block sono numerati da 1 a 12, i primi tre indicano la cassetta LTB 4120 con i tre livelli di peso in maniera crescente, quindi 0kg, 7,5kg e 15kg. Dal 4 al 6 la cassetta LTB 4220 sempre con i pesi crescenti, dal 7 al 9 la cassetta 6120 e infine gli ultimi tre la cassetta 6220. Anche questo non serve a livello di analisi ma solo per un aiuto a livello pratico.
- **ULL, ULH e W** come più volte esplicitato nel testo sono rispettivamente la lunghezza, l'altezza e il peso contenuto all'interno della cassetta.

- **FG** è il Fill Grade, come più volte esplicitato nel testo, è il grado di riempimento del magazzino.
- **C** e **T** come più volte esplicitato nel testo sono rispettivamente il numero di colonne e il numero di livelli disponibili nel magazzino.
- **Configurazione**, abbreviato nella tabella come **Conf.**, è il valore che indica la combinazione tra i vari tipi di composizione del magazzino e il livello di riempimento. Infatti abbiamo  $4 \times 3 = 12$ , dove 4 indica le varie disposizioni del magazzino (T5, C6), (T5, C8), (T7, C6), (T7, C8) unite ai vari livelli di FG (40%, 60% e 80%) come mostrato nella *Tabella 3.4*. Nel corso dell'esperimento sono state messe in ordine casuale le configurazioni per tenere conto del principio di casualità[16].

**Tabella 3.4:** Configurazioni

Conf.	C	T	FG	Conf.	C	T	FG
1	8	7	0,6	7	6	5	0,4
2	8	5	0,4	8	6	7	0,6
3	8	5	0,6	9	6	7	0,4
4	6	5	0,8	10	8	7	0,4
5	6	5	0,6	11	8	7	0,8
6	6	7	0,8	12	8	5	0,8

- **DP**, **HT**, **VT** e **FT** indicano le covariate che vogliamo tenere sotto controllo.
- **Cycle Time** nella tabella indicato come **CT**, indica il tempo ciclo dell'operazione espresso in secondi.
- **E [Wh]** indica il consumo medio dell'operazione, espresso in Wattora.

**Tabella 3.5:** Tabella DoE 144, esempio del primo test

N. Prova	Block	ULL [mm]	ULH [mm]	W [kg]	FG	C	T	Conf.	DP	HT	VT	FT	CT [s]	E [Wh]
1	1	300	120	0	0,6	8	7	1						
2	1	300	120	0	0,4	8	5	2						
3	1	300	120	0	0,6	8	5	3						
4	1	300	120	0	0,8	6	5	4						
5	1	300	120	0	0,6	6	5	5						
6	1	300	120	0	0,8	6	7	6						
7	1	300	120	0	0,4	6	5	7						
8	1	300	120	0	0,6	6	7	8						
9	1	300	120	0	0,4	6	7	9						
10	1	300	120	0	0,4	8	7	10						
11	1	300	120	0	0,8	8	7	11						
12	1	300	120	0	0,8	8	5	12						

Nella *Tabella 3.6*, che rappresenta un estratto della tabella utilizzata per il DOE relativo al calcolo del *Cycle Time*, è presente una colonna denominata **Ripetizione**. Questa colonna indica in quale delle cinque movimentazioni ci si trova. Le restanti colonne mantengono lo stesso significato rispetto alla tabella spiegata in precedenza (*Tabella 3.5*)

**Tabella 3.6:** Tabella DoE Cycle Time Prova

N.Prova	Ripetizione	Block	ULL [mm]	ULH [mm]	W [kg]	FG	C	T	Conf.	DP	HT	VT	FT	CT Incas [s]
1	1	1	300	120	0	0,6	8	7	1					
1	2	1	300	120	0	0,6	8	7	1					
1	3	1	300	120	0	0,6	8	7	1					
1	4	1	300	120	0	0,6	8	7	1					
1	5	1	300	120	0	0,6	8	7	1					

### 3.3.2 Creazione delle varie Configurazioni del magazzino

Per creare le 12 configurazioni del magazzino come indicato nella *Tabella 3.4* è stato necessario ottenere valori specifici in base al Fill Grade (FG) per garantire la stessa situazione di partenza per ogni blocco. Il processo è iniziato riempiendo il magazzino in maniera casuale fino al suo riempimento massimo, per poi estrarre con un generatore di numeri casuali le posizioni delle cassette, fino a raggiungere il FG richiesto. Il FG utilizzato è la media di due FG distinti, uno per i vani alti e uno per i vani bassi, a causa della forte asimmetria dei fronti e delle diverse altezze dei vani. L'obiettivo era rendere questi due FG il più possibile vicini al valore target prefissato. Ad esempio, nella prima configurazione, il magazzino è composto da 8 colonne e 7 livelli, con un FG richiesto del 60%. I FG dei vani alti e bassi dovevano quindi avvicinarsi il più possibile a questo target, risultando rispettivamente del 60,91% e del 59,65%. I valori esatti dei FG sono forniti direttamente dal sistema di controllo del magazzino (WCS), permettendo di monitorare i livelli in tempo reale. Per effettuare queste configurazioni, sono state utilizzate sia cassette a livello fisico che, in alcuni casi, cassette a livello logico, sfruttando la possibilità del Digital Twin. Nei casi in cui abbiamo ridotto il numero di Tier o di Colonne, queste aree sono indicate in grigio, come già mostrato nella *Figura 3.8*. Le posizioni completamente piene sono indicate in verde scuro, mentre quelle libere a metà, cioè quelle in cui il vano è occupato da un numero di posizioni pari a 1 per i vani a doppia profondità e pari a 2 per i vani a quadrupla profondità, sono in verde chiaro. In alcuni casi in cui abbiamo la possibilità di stoccare in quadrupla profondità, sono utilizzate tonalità di verde intermedie per indicare la frazione di occupazione, più scura per 3/4 di occupazione e più chiara per 1/4. Successivamente, sono presenti la *Tabella 3.7* e la *Figura 3.9* che illustrano la disposizione specifica per la prima configurazione, per le altre composizioni si rimanda al *Appendice B*.

Configurazione 1 :  $FG = 60\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 7$  (Tabella 3.7, Figura B.1)

Tabella 3.7: Valori FG Configurazione 1

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	45	41	110	60,91
Vani Bassi	45	42	114	59,65

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	15	0	26
Vani Bassi	20	0	24	0

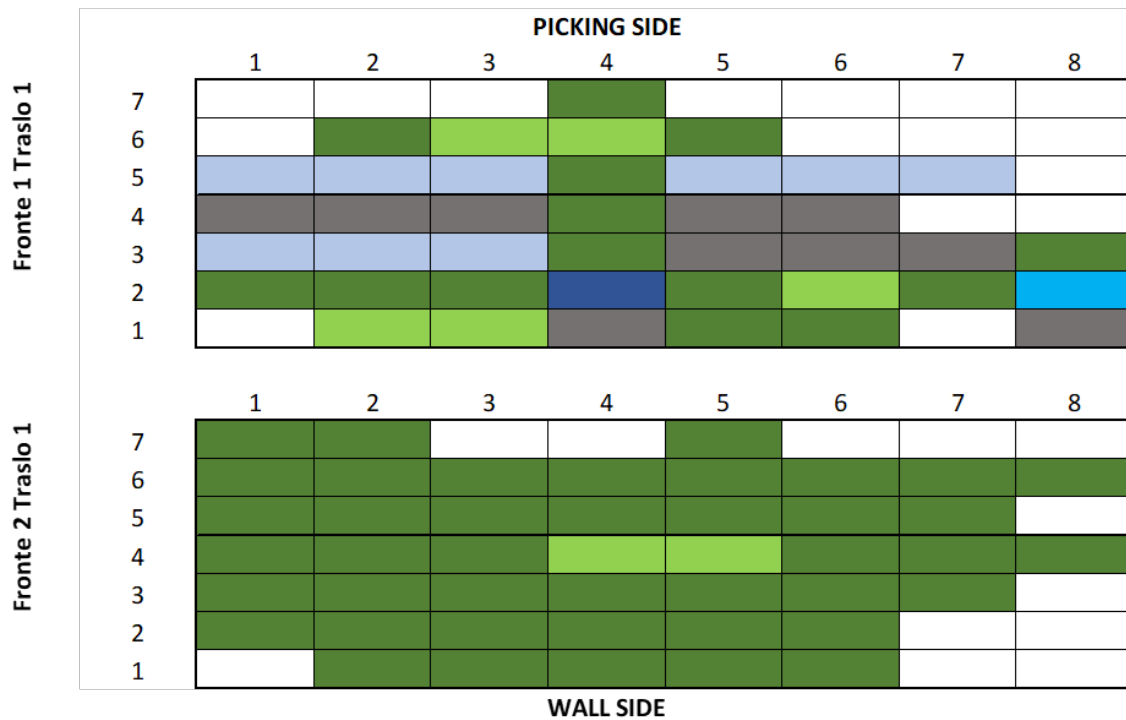


Figura 3.9: Magazzino Sinottico Configurazione 1

### 3.3.3 Raccolta dei dati delle prove

In questa sezione verrà svolta una descrizione delle prove fatte per raccogliere i dati delle singole prove seguendo la *Tabella A.1*. Collegando la FLUKE®e usando il loro software è stato possibile analizzare i consumi elettrici del magazzino per ogni singola prova.

La Fluke 435(*Figura 3.10*) è un analizzatore di qualità dell'energia progettato per misurare e monitorare vari parametri elettrici in impianti industriali, commerciali e residenziali. Questo strumento offre la capacità di misurare tensione e corrente su linee monofase, bifase e trifase, nonché di calcolare la potenza attiva, reattiva e apparente. Inoltre, è in grado di determinare il fattore di potenza e l'angolo di fase tra tensione e





**Figura 3.10:** Fluke 435

corrente.

Le prove si sono svolte in maniera molto schematica, il processo è stato organizzato per prevenire errori ed essere il più efficiente possibile. Considerando che sono state effettuate 144 prove e che ognuna comportava la modifica della configurazione, le configurazioni variavano in maniera casuale all'interno del DOE, seguendo lo schema nella *Tabella A.1*.

Gli step del processo sono stati i seguenti:

1. Preparazione della FLUKE, collegata attraverso al PLC del magazzino direttamente, *Figura 3.11*.
2. Preparazione delle 5 cassette che costituivano la prova, che erano sempre le stesse all'interno del Block, e che non fossero presenti a livello logico o fisico all'interno del magazzino, questo avrebbe creato un errore nel sistema che avrebbe comportato ricominciare da capo la prova, come mostrato in *Figura 3.12*.
3. Avvio della sessione in cui è stato possibile registrare l'energia consumata dal magazzino e la potenza assorbita per le 5 prove.
4. Salvataggio dei dati raccolti dalla FLUKE in un database dedicato.
5. Salvataggio dei dati raccolti dal WCS in un database separato.
6. Riportare lo shuttle alla posizione di partenza, cioè quella di entrata in coordinate (T2,C4).
7. Impostazione della nuova configurazione e ripetizione dal punto 3.

Negli Step 5 e 6 vengono citati i due database del Fluke e del WCS, questi qui verranno approfonditi come trattazione nel *paragrafo 3.3.4*



Figura 3.11: Fluke collegata al magazzino

### 3.3.4 Programma per unione dei dati

Nel capitolo precedente sono stati spiegati gli step per la raccolta dei dati e il loro inserimento nei database. I due strumenti principali utilizzati non erano collegati in modo sincrono e non comunicavano tra loro. Più nello specifico, i dati raccolti dal FLUKE fornivano solo i valori misurabili, come la potenza assorbita, l'energia accumulata e altre misure elettriche non rilevanti per questo studio. Il FLUKE registrava ogni dato in maniera discreta e non continua, con un clock di 0,25 millisecondi, quindi ogni 4 clock rappresentavano un secondo. Per ogni dato, venivano forniti il **Totale Minimo**, il **Totale Medio** e il **Totale Massimo** della potenza attiva e di altre misurazioni. Per lo studio, come dati per ricavare l'**Energia Consumata**, è stata utilizzata la **Potenza Attiva** espressa in kW. Un esempio del file analizzato è mostrato in *Figura 3.13*.

L'energia in Wh è stata calcolata utilizzando la formula dell'energia elettrica:

$$E = P \cdot t \quad (3.1)$$

dove  $E$  è l'energia in wattora (Wh),  $P$  è la potenza in kilowatt (kW) e  $t$  è il tempo in ore (h).

Nel caso specifico di questa tesi, poiché non si disponeva della misura del tempo in ore, è stato necessario convertire l'unità di tempo da secondi a ore. Pertanto,



**Figura 3.12:** Cassette per la prova

l'equazione utilizzata è stata:

$$E = P \cdot \frac{t}{3600} \quad (3.2)$$

Ogni prova registrata dalla FLUKE ha una durata di circa 2 minuti. Tuttavia, durante questi due minuti, è necessario considerare alcuni tempi morti in cui lo strumento registrava dei valori di potenza e energia del magazzino, ma le cassette non erano ancora movimentate o avevano già completato la movimentazione. In particolare, come mostrato nel *Grafico 3.14*, in cui l'asse x rappresenta il **tempo** e l'asse y rappresenta la **potenza assorbita**, si osservano delle aree con valori costanti nella parte iniziale e finale. L' idle time iniziale è dovuto al fatto che, una volta avviata la misurazione, sono necessari alcuni secondi per raggiungere le cassette e posizionarle sui rulli del magazzino. Il idle time finale si verifica quando il magazzino ha terminato di posizionare l'ultima cassetta e aspettiamo qualche secondo in modo che ritorni in posizione di fermo completo, momento in cui il magazzino aspetta un nuovo input per riprendere le sue operazioni. Eliminando questi tempi morti, la durata effettiva di una prova è in media di 100,5 secondi. Questi valori verranno approfonditi ulteriormente nelle sezioni riguardanti l'analisi dei dati.

Nel corso delle prove sperimentali, il dispositivo Fluke ha registrato i dati relativi all'energia e alla potenza elettrica, mentre il WCS ha raccolto i dati di ogni singola prova. È importante fare un'osservazione: a livello fisico, una missione consiste nella presa

Data	Funzione	Totale Min	Totale Med	Totale Max
13/12/2023 16:26:32 176ms	Potenza attiva	0,27 kW	0,27 kW	0,27 kW
13/12/2023 16:26:32 176ms	Potenza Apparente	3,12 kVA	3,12 kVA	3,12 kVA
13/12/2023 16:26:32 176ms	Potenza reattiva	360 var	360 var	360 var
13/12/2023 16:26:32 176ms	Fattore di potenza	0,09	0,09	0,09
13/12/2023 16:26:32 176ms	Potenza armonica	3,09 kVA	3,09 kVA	3,09 kVA
13/12/2023 16:26:32 176ms	Potenza squilibrio	330 VA	330 VA	330 VA
13/12/2023 16:26:32 176ms	Energia attiva			0,00 Wh
13/12/2023 16:26:32 176ms	Energia Apparente			0,00 VAh
13/12/2023 16:26:32 176ms	Energia reattiva			0,00 VARh
13/12/2023 16:26:32 426ms	Potenza attiva	0,27 kW	0,27 kW	0,27 kW
13/12/2023 16:26:32 426ms	Potenza Apparente	3,12 kVA	3,12 kVA	3,12 kVA
13/12/2023 16:26:32 426ms	Potenza reattiva	360 var	360 var	360 var
13/12/2023 16:26:32 426ms	Fattore di potenza	0,09	0,09	0,09
13/12/2023 16:26:32 426ms	Potenza armonica	3,09 kVA	3,09 kVA	3,09 kVA
13/12/2023 16:26:32 426ms	Potenza squilibrio	300 VA	300 VA	300 VA
13/12/2023 16:26:32 426ms	Energia attiva			0,00 Wh
13/12/2023 16:26:32 426ms	Energia Apparente			1,00 VAh
13/12/2023 16:26:32 426ms	Energia reattiva			0,00 VARh
13/12/2023 16:26:32 676ms	Potenza attiva	0,27 kW	0,27 kW	0,27 kW
13/12/2023 16:26:32 676ms	Potenza Apparente	3,12 kVA	3,12 kVA	3,12 kVA
13/12/2023 16:26:32 676ms	Potenza reattiva	360 var	360 var	360 var
13/12/2023 16:26:32 676ms	Fattore di potenza	0,09	0,09	0,09
13/12/2023 16:26:32 676ms	Potenza armonica	3,09 kVA	3,09 kVA	3,09 kVA
13/12/2023 16:26:32 676ms	Potenza squilibrio	300 VA	300 VA	300 VA
13/12/2023 16:26:32 676ms	Energia attiva			0,00 Wh
13/12/2023 16:26:32 676ms	Energia Apparente			1,00 VAh
13/12/2023 16:26:32 676ms	Energia reattiva			0,00 VARh

Figura 3.13: Database PowerLog Cassetta 3000 Esempio

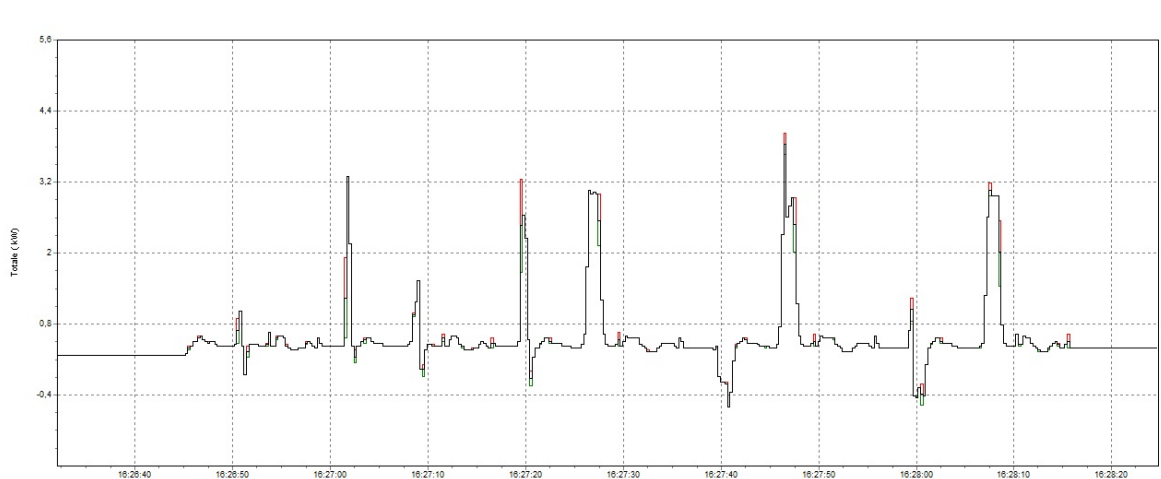


Figura 3.14: Grafico Potenza Cassetta 3000 Esempio

in carico della cassetta, che viene appoggiata sui rulli, successivamente viene prelevata dallo shuttle e posizionata nella destinazione assegnata dall’algoritmo di controllo. A livello informatico, queste due fasi sono trattate separatamente e sono registrate su due righe distinte all’interno del database, come mostrato nella **Tabella 3.8**. Questa tabella rappresenta un’estrusione delle missioni originali, con alcune leggere modifiche

apportate per migliorare la fruibilità da parte dei lettori. In particolare, sono state eliminate alcune informazioni ritenute superflue per lo studio, al fine di focalizzare l'attenzione sui dati più rilevanti, che sono eleganti nel dettaglio:

- **id**: è la chiave univoca che identifica la missione a livello informatico.
- **session**: indica la coppia di retrieval e storage per la cassetta. A livello informatico, queste operazioni sono separate, mentre a livello fisico sono unificate.
- **type**: indica se la missione è di tipo retrieval (presa dalla rulliera fino allo shuttle) o storage (dallo shuttle alla posizione di stoccaggio della cassetta).
- **front**, **column**, **tier** e **depth** sono le coordinate di dove viene stoccata la cassetta. Nel caso di retrieval, le coordinate sono sempre (1,4,2,1) che indicano le coordinate di entrata del magazzino.
- **box 1**: è il codice della cassetta stoccata.
- **location**: è un'altra forma di indicare le coordinate in maniera più compatta.
- **create time**: indica quando la missione è stata creata. Il tempo di creazione per retrieval e storage è lo stesso, poiché le missioni vengono create simultaneamente come parte della stessa sessione.
- **start time**: indica quando la missione inizia.
- **end time**: indica quando la missione termina.
- $\Delta\text{Time}_{\text{SC}}$ : Differenza tra lo start time e il create time
- $\Delta\text{Time}_{\text{EC}}$ : Differenza tra end time e il create time.
- $\Delta\text{Time}_{\text{ES}}$ : Differenza tra end time e lo start time.

Per lo studio è stato utilizzato come tempo ciclo della singola missione  $\Delta\text{Time}_{\text{ES}}$ , mentre per il tempo totale, considerando i periodi di inattività tra le missioni, è stata utilizzata la differenza tra l'ultimo end time e il primo start time:

$$CT_{\text{TotaleMissione}} = (\text{EndTime})_{\text{ultimo}} - (\text{StartTime})_{\text{Primo}} \quad (3.3)$$

Per l'analisi dei dati, è stato sviluppato un programma che riesce a trovare i match tra i dati del database della Fluke e quelli del WCS. Il programma esegue una serie di operazioni di elaborazione e fusione dati su file di testo e fogli di calcolo, per produrre un rapporto finale in formato Excel. Il codice completo è riportato nell'*Appendice C*. Di seguito vengono spiegati gli script fondamentali per il match tra i due database.

**Tabella 3.8:** Database Missioni WCS

id	session	type	front	column	tier	depth	box 1	location
7246	3324	retrieval	1	4	2	1	3008	T.010100402
7247	3324	storage	1	3	1	1	3008	T.010100301
7248	3325	retrieval	1	4	2	1	3016	T.010100402
7249	3325	storage	1	2	1	1	3016	T.010100201
7250	3326	retrieval	1	4	2	1	3017	T.010100402
7251	3326	storage	1	4	6	2	3017	T.010100406
7252	3327	retrieval	1	4	2	1	3015	T.010100402
7253	3327	storage	1	3	6	2	3015	T.010100306
7254	3328	retrieval	1	4	2	1	3012	T.010100402
7255	3328	storage	1	4	6	1	3012	T.010100406

id	create time	start time	end time	$\Delta\text{Time}_{\text{SC}}$	$\Delta\text{Time}_{\text{EC}}$	$\Delta\text{Time}_{\text{ES}}$
7246	16:27:08.6170	16:27:10.3000	16:27:13.9530	1,683	5,336	3,653
7247	16:27:08.6170	16:27:14.9800	16:27:25.2500	6,363	16,633	10,27
7248	16:27:17.2230	16:27:26.0200	16:27:31.4230	8,797	14,2	5,403
7249	16:27:17.2230	16:27:32.7700	16:27:42.6730	15,547	25,45	9,903
7250	16:27:34.0430	16:27:43.8300	16:27:49.8800	9,787	15,837	6,05
7251	16:27:34.0430	16:27:50.5870	16:28:02.2000	16,544	28,157	11,613
7252	16:27:52.9570	16:28:03.7870	16:28:09.4270	10,83	16,47	5,64
7253	16:27:52.9570	16:28:10.5630	16:28:22.7370	17,606	29,78	12,174
7254	16:28:12.7730	16:28:23.6170	16:28:29.9370	10,844	17,164	6,32
7255	16:28:12.7730	16:28:31.4300	16:28:42.2170	18,657	29,444	10,787

**Introduzione** L'obiettivo di questa sezione è descrivere un programma sviluppato per unire e analizzare dati provenienti da file di testo e da un foglio di calcolo. Il programma si propone di calcolare varie metriche energetiche e temporali per gruppi specifici di missioni. Il processo include la lettura, il filtraggio e la manipolazione dei dati, nonché il calcolo delle covariate e la generazione di un report finale.

**Caricamento dei file di testo** I file di testo contenenti le misurazioni energetiche vengono letti e concatenati in un unico DataFrame.

```

1 from pathlib import Path
2 import pandas as pd
3 import chardet
4 import numpy as np
5 import openpyxl
6
7 dfs = []
8 for file in list(Path(r"../data/TXT FLUKE").rglob("*.txt")):
9
10     result = chardet.detect(file.open("rb").read())

```



---

```

11     encoding = result['encoding']
12     #print(encoding)
13
14     _, _, _, misura, composizione = str(file).split("\\", maxsplit=4)
15     df = pd.read_csv(file, delimiter="\t", decimal=",", encoding=encoding)
16
17     #df.insert(0, 'Misura', misura)
18     df.insert(0, 'Composizione', misura+" "+composizione)
19
20     dfs.append(df)
21
22 df1 = pd.concat(dfs)
23 df1['Data'] = pd.to_datetime(df1['Data'], dayfirst=True).dt.strftime('%Y-%m-%d')
24 df1
25 df1.to_csv("out_2.csv", decimal=",")

```

---

**Caricamento del file Excel** Il file Excel contenente le missioni è stato caricato e filtrato per includere solo le missioni con un ID superiore a 6400, in quanto le missioni precedenti non erano rilevanti per lo studio. Inoltre, sono state applicate alcune eccezioni per escludere specifiche missioni che rappresentavano prove non andate a buon fine, dovute a errori legati al magazzino o alla procedura di raccolta dati.

---

```

1 df2 = pd.read_excel(r"../data/Missioni_Originali.xlsx")
2 df2 = df2[df2['id']>=6400]
3 df2 = df2.sort_values(by="id")
4 df2.insert(5, "id_progressivo", np.nan)
5 df2['id_progressivo'] = np.where(
6     (df2['type'] == "move") &
7     (df2['front'] == 1) &
8     ((df2['column'] == 3) | (df2['column'] == 4)) &
9     (df2['tier'] == 2) &
10    (df2['depth'] == 1),
11    1, np.nan)
12
13 df2 = df2[df2["id"] != 8899]
14 df2 = df2[df2["id"] != 7690]
15 df2 = df2[df2["id"] != 7821]
16
17 df2.insert(0, "Gruppo", np.nan)
18 df2['Gruppo'] = (df2['id_progressivo'] == 1).cumsum()
19 df2 = df2.groupby(by=['Gruppo'])

```

---

**Filtraggio dei dati** Le missioni sono state filtrate per includere solo gruppi di almeno 11 missioni consecutive che soddisfano determinate combinazioni ammesse, basate sugli ID delle cassette utilizzate durante la prova. Questo approccio è stato adottato

poiché ogni prova era composta dalla movimentazione di 5 cassette. Come spiegato in precedenza, queste cassette venivano registrate in due righe distinte, una per il retrieval e una per lo storage. Pertanto, 5 prove corrispondono a 10 righe nel database. Inoltre, all'inizio di ogni prova, lo shuttle veniva spostato nella posizione di entrata, generando una riga con type uguale *move*, partendo da questa configurazione, si andavano a individuare le successive 10 righe che rappresentavano esattamente le missioni di interesse.

---

```

1  import itertools
2
3  combinazioni_input = [
4      ([1001, 1004, 1011, 1003, 1014], "1000_0"),
5      ([1001, 1004, 1011, 1013, 1014], "1000_75"),
6      ([1003, 1008, 1016, 1020, 1022], "1000_15"),
7      ([3008, 3012, 3015, 3016, 3017], "3000_0_75"),
8      ([3003, 3006, 3009, 3011, 3020], "3000_0"),
9      ([4001, 4009, 4010, 4012, 4018], "4000_0_75"),
10     ([4005, 4006, 4011, 4008, 4015], "4000_15"),
11     ([2001, 2002, 2006, 2012, 2026], "2000_0_75"),
12     ([2007, 2017, 2027, 2036, 2047], "2000_15"),
13 ]
14
15  comb_ammesse = []
16  for comb, esp in combinazioni_input:
17      combs = [f"{x} {x}" for x in comb]
18      combinazioni = itertools.permutations(combs)
19      for combinazione in combinazioni:
20          comb_ammesse.append(" ".join(combinazione))
21
22  df_filtrati = []
23  for ii, gruppo in df2:
24      if len(gruppo) < 11:
25          continue
26      stringa = []
27      for i in range(1, min(11, len(gruppo)), 1):
28          stringa.append(str(gruppo.iloc[i]["box_1"]))
29      stringa_txt = " ".join(stringa)
30      if stringa_txt not in comb_ammesse:
31          continue
32      df_filtrati.append(gruppo.iloc[1:11])
33  df_filtrato = pd.concat(df_filtrati)

```

---

**Creazione nuovo Dataframe con missioni filtrate** Una volta stabiliti questi criteri, un nuovo DataFrame è stato creato contenendo esclusivamente le missioni filtrate.



Questo DataFrame rappresenta un sottoinsieme preciso e rilevante dei dati originali, pronto per essere utilizzato nelle successive fasi dell'analisi.

---

```

1     df_filtrati = []
2
3     # Ciclo sui gruppi
4     for ii, gruppo in df2:
5         if len(gruppo) < 11:
6             continue
7
8         stringa = []
9         for i in range(1, min(11, len(gruppo)), 1):
10            stringa.append(str(gruppo.iloc[i]["box_1"]))
11            " ".join(stringa)
12
13        stringa_txt = " ".join(stringa)
14
15        if stringa_txt not in comb_ammesse:
16            continue
17
18        df_filtrati.append(gruppo.iloc[1:11])
19 df_filtrato = pd.concat(df_filtrati)

```

---

**Calcolo delle covariate** Le covariate vengono calcolate per ciascun gruppo di missioni. Le covariate includono il numero di fronti, le altezze, le profondità e i piani attraversati durante le missioni.

---

```

1 def calcola_covariate(missioni_traslo_calc):
2     lf, lc, lt, ld = 0,0,0,0
3     covs_tot = np.array([0,0,0,0])
4     for i, pd_index_row in enumerate(missioni_traslo_calc.iterrows()):
5         covs = [np.nan, np.nan, np.nan, np.nan]
6         pd_index, row = pd_index_row
7         current_param = [
8             row["front"],
9             row["column"],
10            row["tier"],
11            row["depth"]
12        ]
13        if i==0:
14            covs = [0,0,0,0]
15        elif i%2 == 1:
16            covs = [row["front"], abs(lc-row["column"]), abs(lt-row["tier"]),
17                ↪ row["depth"]]
18        elif i%2 == 0:
19            covs = [0, abs(lc-row["column"]), abs(lt-row["tier"]), 0]

```

---

```

19     covs_tot += covs
20     lf, lc, lt, ld = current_param
21     return {
22         "FT": covs_tot[0],
23         "HT": covs_tot[1],
24         "VT": covs_tot[2],
25         "DP": covs_tot[3]
26     }

```

---

**Calcolo delle metriche** Per ogni gruppo di missioni vengono calcolati la potenza media, l'energia consumata e il Cycle Time. Per il Cycle Time, ci sono due valori distinti: uno relativo al WCS e l'altro relativo alla Fluke. Il Cycle Time del WCS è preciso fino alla sesta cifra decimale, mentre il dispositivo Fluke registra i valori in maniera discreta con una risoluzione di 0,25 secondi.

Il tempo totale del WCS viene determinato sottraendo il primo "Start Time" dall'ultimo "End Time".

$$TotalTime_{WCS} = EndTime_{max} - StartTime_{min} \quad (3.4)$$

e successivamente arrotondato in modo da poter essere messo in relazione con il clock della Fluke.

$$TotalTime_{Fluke} = \text{mod}(TotalTime_{WCS}, 0,25) \cdot 0,25 \quad (3.5)$$

---

```

1  gruppo = None
2  fluk_name = None
3  all_prove = []
4  for i, (gruppo, fluk_name) in enumerate(group_to_fluk_name.items()):
5      #print(i, gruppo, fluk_name)
6
7      missioni_traslo = (df2.get_group((gruppo,))[1:11]).copy()
8      df_fluk_singolo = df1[df1["Composizione"] == fluk_name]
9
10     try:
11         start_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["start_time"].min(),
12             ↪ '%H:%M:%S.%f')
13     except ValueError:
14         start_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["start_time"].min(),
15             ↪ '%H:%M:%S')
16
17     try:
18         end_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["end_time"].max(),
19             ↪ '%H:%M:%S.%f')
20     except ValueError:

```

---

```

19     end_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["end_time"].max(),
    ↪     '%H:%M:%S')
20
21
22     diff = (end_traslo - start_traslo).total_seconds()
23
24     diff_round = round(diff / 0.25) * 0.25
25     # diff, diff_round
26
27     dft = df_fluk_singolo.copy()
28     dft.insert(3, "OraDatetime", np.nan)
29     dft["OraDatetime"] = dft["Ora"].apply(lambda x: datetime.strptime(x,
    ↪     '%H:%M:%S.%f'))
30     start_picco_energia = (dft[dft["Potenza attiva Totale Med"] >
    ↪     420])["OraDatetime"].min()
31     end_simulazione = start_picco_energia + pd.Timedelta(seconds=diff_round)
32
33     dft = dft[(dft["OraDatetime"] >= start_picco_energia) & (dft["OraDatetime"] <=
    ↪     end_simulazione)]
34     potenza_tot = dft["Potenza attiva Totale Med"].mean()
35     energia = potenza_tot * (diff_round/3600) # convert to hours
36
37     out_obj = {
38         "prova": fluk_name,
39         "potenza_media": potenza_tot,
40         "energia_media": energia,
41         "cts": diff_round,
42         **calcola_covariate(missioni_traslo)
43     }
44
45     all_prove.append(out_obj)
46     df_final = pd.DataFrame(all_prove)
47 df_final

```

---

**Unione dei due database** E' stato realizzato un collegamento tra tutte le missioni registrate nel database del WCS e le missioni corrispondenti delle Fluke. Questo processo è cruciale per integrare e sincronizzare le operazioni tra i due sistemi, garantendo una tracciabilità completa delle attività svolte.

---

```

1     df_final.sort_values(by="prova")
2
3     composizioni = []
4     pesi = []
5     cassette = []
6
7     for index, row in df_final.iterrows():

```

```

8     nome_file_prova = row["prova"]
9
10    match = re.search(r"Composizione_(\d+)", nome_file_prova)
11    if match:
12        pass
13        #print(match.groups(1)[0])
14    else:
15        print("ERRORE", nome_file_prova)
16        raise Exception("Err")
17    composizioni.append(match.groups(1)[0])
18
19    match = re.search(r"KG_(\d+\,]+)", nome_file_prova)
20    if match:
21        pass
22        #print(1)[0])
23    else:
24        print("ERRORE", nome_file_prova)
25        raise Exception("Err")
26
27    pesi.append(match.groups(1)[0])
28
29    match = re.search(r"TXT_(\d+)", nome_file_prova)
30    if match:
31        pass
32    else:
33        print("ERRORE", nome_file_prova)
34        raise Exception("Err")
35
36    cassette.append(match.groups(1)[0])
37
38
39    for col in ["Composizione", "Pesi", "Cassette", "Blocco"]:
40        try:
41            df_final.drop(columns=[col], inplace=True)
42        except:
43            pass
44
45    df_final.insert(1, "Composizione", composizioni)
46    df_final.insert(2, "Pesi", pesi)
47    df_final.insert(3, "Cassette", cassette)
48
49    indice_blocco = []
50    for index, row in df_final.iterrows():
51        st = 0
52        if row["Cassette"] == "3000":
53            st=1
54        elif row["Cassette"] == "4000":
55            st=4

```

```

56     elif row["Cassette"] == "1000":
57         st=7
58     elif row["Cassette"] == "2000":
59         st=10
60     else:
61         raise Exception("ErrCass", row["Cassette"])
62
63     if row["Pesi"] == "0":
64         st+=0
65     elif row["Pesi"] == "7,5":
66         st+=1
67     elif row["Pesi"] == "15":
68         st+=2
69     else:
70         raise Exception("ErrPeso", row["Pesi"])
71
72     indice_blocco.append(st)
73
74 df_final.insert(1, "Blocco", indice_blocco)
75
76 df_final["Configurazione"] = np.int64(df_final["Composizione"])
77 df_final["Block"] = np.int64(df_final["Blocco"])
78 #df_final.set_index(["Block", "Configurazione"], inplace=True)
79 df_final
80
81 # %%
82 df_final.to_excel("out_final.xlsx")
83
84 # %%
85 df_doe_144 = pd.read_excel("../data/doe_144.xlsx")
86 df_doe_144.drop(columns=["DP", "HT", "VT", "FT"], inplace=True)
87 #df_doe_144.set_index(["Block", "Configurazione"], inplace=True)
88 df_doe_144
89
90 # %%
91 joins = ["Block", "Configurazione"]
92 df_result_144 = pd.merge(df_doe_144, df_final, left_on=joins, right_on=joins,
93     ↪ how='inner')
94
95 df_result_144["CT_FLuke [s]"] = df_result_144["cts"]
96 df_result_144["E [Wh] (FLUKE)"] = df_result_144["energia_media"]
97 df_result_144["Potenza Media [W]"] = df_result_144["potenza_media"]
98 df_result_144.drop(columns=["cts", "energia_media", "potenza_media", "prova",
99     ↪ "Blocco", "Composizione", "Cassette", "Pesi"], inplace=True)
100 df_result_144 = df_result_144.reindex(columns=["N. Prova", "Block", "ULL [mm]", "ULH
101     ↪ [mm]", "W [kg]", "FG", "C", "T", "Configurazione", "FT", "HT", "VT", "DP", "CT_FLuke
102     ↪ [s]", "E [Wh] (FLUKE)", "Potenza Media [W]"])

```

```

100
101
102
103 df_result_144.to_excel("./report_144.xlsx", index=False)
104 df_result_144

```

**Inserimento dei dati nella Tabella DoE** I dati uniti vengono messi all'interno di un unico dataframe, e poi scritto su un foglio Excel.

```

1     joins = ["Block", "Configurazione"]
2     df_result_144 = pd.merge(df_doe_144, df_final, left_on=joins, right_on=joins,
3     ↪     how='inner')
4
5     df_result_144["CT_FLUke [s]"] = df_result_144["cts"]
6     df_result_144["E [Wh] (FLUKE)"] = df_result_144["energia_media"]
7     df_result_144["Potenza Media [W]"] = df_result_144["potenza_media"]
8     df_result_144.drop(columns=["cts", "energia_media", "potenza_media", "prova",
9     ↪     "Blocco", "Composizione", "Cassette", "Pesi"], inplace=True)
10
11
12
13     df_result_144 = df_result_144.reindex(columns=["N. Prova","Block","ULL [mm]","ULH
14     ↪     [mm]","W [kg]","FG","C","T","Configurazione","FT","HT","VT","DP","CT_FLUke
15     ↪     [s]","E [Wh] (FLUKE)","Potenza Media [W]"])

```

**Gestione dei risultati** Alla fine del processo descritto, è stato possibile utilizzare tutti i dati necessari per condurre le analisi. L'insieme completo di dati aggregati è presentato nella *Tabella A.1*. Questa tabella comprende tutte le missioni registrate nel WCS insieme alle missioni corrispondenti delle Fluke, integrando e sincronizzando le operazioni tra i due sistemi. Per una migliore comprensione dei risultati ottenuti, è stato estratto il Block 1 (*Tabella 3.9*).

**Tabella 3.9:** Tabella DoE Block 1

N. Prova	Block	ULL [mm]	ULH [mm]	W [kg]	FG	C	T	Conf.	DP	HT	VT	FT	CT [s]	E [Wh]
1	1	300	120	0	0,6	8	7	1	5	8	24	7	92	14,81806685
2	1	300	120	0	0,4	8	5	2	10	17	7	7	100,5	14,51597395
3	1	300	120	0	0,6	8	5	3	7	17	20	9	98,75	16,20688657
4	1	300	120	0	0,8	6	5	4	6	24	28	12	101,25	17,77070505
5	1	300	120	0	0,6	6	5	5	8	4	12	7	95,25	13,69946008
6	1	300	120	0	0,8	6	7	6	8	13	14	7	96,25	15,22919365
7	1	300	120	0	0,4	6	5	7	9	11	2	7	97	13,5982862
8	1	300	120	0	0,6	6	7	8	6	7	16	10	94,75	14,75481908
9	1	300	120	0	0,4	6	7	9	8	10	8	7	95	13,27755906
10	1	300	120	0	0,4	8	7	10	7	8	8	7	94,25	12,57705578

---

11	1	300	120	0	0,8	8	7	11	6	5	30	11	99,75	16,27171875
12	1	300	120	0	0,8	8	5	12	6	8	32	9	95,75	15,24976671

---

Tutto questo processo si ripete anche per la gestione del DOE da 720 prove. Il programma esegue automaticamente sia il file delle 144 prove sia quello delle 720 prove. Per quanto riguarda il file completo del DOE da 720 prove, esso è riportato in *Appendice A.2*, per una migliore comprensione viene mostrata la prima prova nella *Tabella 3.10*

**Tabella 3.10:** Tabella DOE 720, Prima Prova

Prova	Ripetizione	Block	ULL [mm]	ULH [mm]	W [kg]	FG	C	T	Conf.	DP	HT	VT	FT	CT Incas [s]
1	1	1	300	120	0	0,6	8	7	1	1	1	1	1	14,95
1	2	1	300	120	0	0,6	8	7	1	1	3	2	1	17,423
1	3	1	300	120	0	0,6	8	7	1	2	2	5	1	19,527
1	4	1	300	120	0	0,6	8	7	1	2	1	8	1	20,537
1	5	1	300	120	0	0,6	8	7	1	1	1	8	1	19,48
2	1	1	300	120	0	0,4	8	5	2	1	0	0	2	18,423
2	2	1	300	120	0	0,4	8	5	2	2	2	1	2	19,507
2	3	1	300	120	0	0,4	8	5	2	2	5	2	2	21,557
2	4	1	300	120	0	0,4	8	5	2	1	5	2	2	20,49
2	5	1	300	120	0	0,4	8	5	2	1	5	2	2	20,63





# Capitolo 4

## Analisi dei dati

L'analisi dei dati è un passaggio cruciale nella ricerca scientifica e nella costruzione di modelli predittivi. Questo capitolo descrive il processo analitico utilizzato per determinare la significatività statistica delle variabili indipendenti e per selezionare il sottoinsieme ottimale di predittori. Tali passaggi sono fondamentali per comprendere la complessa interazione dei fattori in esame e per sviluppare modelli di regressione affidabili e interpretabili. In particolare, verranno descritti l'utilizzo dell'Analisi della Varianza (ANOVA) e della Regressione Stepwise, oltre alle tecniche di validazione del modello. L'Analisi della Varianza (ANOVA) è stata impiegata per analizzare i dati, con l'obiettivo di verificare la significatività statistica degli effetti delle diverse variabili sulle risposte osservate. L'ANOVA permette di decomporre la variabilità totale delle risposte in componenti attribuibili alle diverse sorgenti di variazione, consentendo di determinare se le differenze osservate tra i gruppi sono maggiori di quelle che ci si aspetterebbe per puro caso. Questo passaggio analitico è fondamentale per delineare la complessa interazione tra i fattori, fornendo una base solida per la successiva fase di modellizzazione[30]. L'ANOVA viene eseguita testando le ipotesi nulle che affermano che i mezzi dei diversi gruppi sono uguali contro l'ipotesi alternativa che almeno uno dei mezzi dei gruppi è diverso. Un p-value inferiore a un livello di significatività predeterminato (nello studio pari a 0,05) indica che esistono differenze significative tra i gruppi[30]. Nelle fasi esplorative della costruzione del modello, è stata impiegata la Regressione Stepwise come tecnica automatica per identificare il sottoinsieme ottimale di predittori. La Regressione Stepwise viene definita nel libro "Introduction to Linear Regression Analysis (Douglas C. Montgomery et al.)" come: "La regressione stepwise è una modifica della forward selection in cui, a ogni passo, tutti i regressori inseriti nel modello precedentemente vengono rivalutati tramite le loro statistiche  $F$  (o  $t$ ) parziali. Un regressore aggiunto in un passo precedente potrebbe ora essere ridondante a causa delle relazioni tra esso e i regressori ora presenti nell'equazione. Se la statistica  $F$  (o  $t$ ) parziale per una variabile è inferiore a  $F_{OUT}$  (o  $t_{OUT}$ ), quella variabile viene rimossa dal modello. La regressione stepwise richiede due valori di soglia, uno per l'ingresso

delle variabili e uno per la loro rimozione". Questo metodo, supportato da diversi software statistici tra cui MINITAB®, aggiunge e rimuove sistematicamente i predittori ad ogni passo basandosi su soglie di Alpha-to-Enter e Alpha-to-Remove, che in questo studio sono state impostate al 15%. Questi livelli alfa, ampiamente riconosciuti nella letteratura scientifica[31], sono scelti per garantire l'inclusione solo di quelle variabili che esercitano un impatto significativo sulle risposte. La Regressione Stepwise inizia con un modello nullo e aggiunge o rimuove predittori uno alla volta. Ad ogni passo, il metodo valuta l'impatto dell'aggiunta o della rimozione di ciascun predittore basandosi sui criteri di ingresso (Alpha-to-Enter) e di uscita (Alpha-to-Remove). Questo processo iterativo continua fino a quando non vi è alcuna ulteriore aggiunta o rimozione di predittori che soddisfi i criteri specificati[31]. Una volta ottenuto il modello finale, è essenziale verificarne l'adeguatezza attraverso test diagnostici. Tra questi, i coefficienti di determinazione ( $R^2$  e  $R^2_{adjusted}$ ) sono utilizzati per valutare la proporzione della variabilità totale delle risposte spiegata dal modello. Un alto valore di  $R^2$  indica una buona capacità esplicativa del modello[30]. Inoltre, i grafici dei residui vengono analizzati per verificare le ipotesi di base dell'ANOVA, come l'omoschedasticità (costanza della varianza dei residui), la normalità dei residui e l'indipendenza dei residui. Anomalie in questi grafici possono indicare violazioni delle ipotesi del modello, suggerendo la necessità di ulteriori trasformazioni dei dati o l'inclusione di variabili aggiuntive[30]. L'ultimo passaggio dell'analisi dei dati comprende un'analisi di regressione lineare basata sui risultati della regressione stepwise. Questa analisi mira a determinare l'equazione di regressione finale e identificare i parametri stimati. L'equazione di regressione permette di quantificare la relazione tra le variabili indipendenti e la variabile dipendente, fornendo una chiara interpretazione dell'impatto di ciascun predittore. L'interpretazione dei coefficienti di regressione permette di comprendere come varia la risposta attesa al variare di ciascun predittore, mantenendo costanti gli altri predittori nel modello. Questo consente di fare previsioni accurate e di sviluppare strategie basate sui risultati ottenuti[31]. L'analisi dei dati attraverso l'ANOVA, la Regressione Stepwise e la regressione lineare rappresenta un approccio metodico e rigoroso per comprendere le dinamiche tra le variabili in esame. Questi passaggi consentono di costruire modelli predittivi robusti e interpretabili, essenziali per prendere decisioni informate e basate su dati empirici. La validazione dei modelli attraverso test diagnostici assicura l'affidabilità dei risultati e la loro applicabilità in contesti reali.

## 4.1 Risultati DoE

In questo studio, i risultati riguardano la variazione del Cycle Time e del consumo medio di energia durante le prove. L'analisi verrà fatta prima sul Cycle Time e successivamente sul consumo medio di energia. Per entrambe le variabili, l'ordine dell'analisi

seguirà i seguenti passaggi metodologici, supportati da grafici e tabelle:

- **ANOVA:** questa analisi consente di esplorare le interazioni tra i fattori e gli effetti quadratici, fornendo una comprensione approfondita della relazione tra le variabili indipendenti e la risposta.
- **Regressione Stepwise:** utilizzeremo la Regressione Stepwise per identificare il sottoinsieme ottimale di predittori significativi. Questo metodo aggiunge e rimuove sistematicamente i predittori basandosi su criteri statistici di significatività.
- **Regressione Lineare:** infine, verrà applicata la regressione lineare per modellare le relazioni complesse che possono essere catturate dai modelli lineari.

## 4.2 Analisi del Cycle Time

### 4.2.1 Analisi Descrittiva Cycle time

La tabella 4.1 fornisce una dettagliata panoramica statistica della variabile *CT INCAS*, che rappresenta il tempo ciclo in secondi, analizzata su un campione di 720 osservazioni. La media del tempo ciclo è di 20,100 secondi. La deviazione standard, pari a 1,968 secondi, riflette la dispersione dei dati intorno alla media. Il valore minimo registrato è di 14,090 secondi, osservato nel caso della Prova 4 Ripetizione 1 Block 9, utilizzando una cassetta LTB 6120 con un carico di 15 kg. Al contrario, il valore massimo è di 23,627 secondi, riscontrato nel caso della Prova 11 Ripetizione 4 Block 4, con una cassetta LTB 4220 senza carico (0 kg). Questi estremi evidenziano una notevole variazione nei tempi ciclo, indicando come la differenza tra i vari fattori possa modificare in modo significativo i tempi ciclo.

**Tabella 4.1:** Statistiche Descrittive Cycle Time

Variable	N	Mean	StDev	Minimum	Median	Maximum
$CT_{Incas}[s]$	720	20,100	1,968	14,090	20,510	23,627

### 4.2.2 Analisi dell varianza (ANOVA)

L'analisi della varianza del *Cycle Time* (Tabella 4.2) fornisce diverse informazioni sui fattori e le loro interazioni. Il modello risulta essere significativo con valori di *p-value* inferiori a 0,001. Le quattro covariate, FT, HT, VT e DP, risultano essere statisticamente significative con valori di *p-value* inferiori a 0,001, indicando che ciascuna ha un effetto significativo sul risultato.

Per quanto riguarda le variabili lineari, non tutte risultano significative nell'ANOVA. Le misure della cassetta, ULL e ULH, sono significative con un *p-value* inferiore a 0,001. Anche il fill grade risulta significativo con un *p-value* inferiore a 0,001. Tuttavia, le variabili relative alla struttura del magazzino, indicate con C e T, non risultano significative, con *p-value* rispettivamente di 0,284 e 0,063, che sono superiori al valore soglia di 0,05. Anche il peso (W) non è risultato statisticamente significativo.

Le interazioni di secondo grado, nel complesso, sono significative, ma non tutte le singole interazioni lo sono specificamente:

1. **Interazioni di secondo ordine della variabile ULL:** l'interazione con ULH (ULL\*ULH) è altamente significativa con un *p-value* inferiore a 0,001, mentre l'interazione con FG e C è significativa con *p-value* rispettivamente di 0,017 e 0,005. Al contrario, l'interazione con le variabili W o T non è significativa.
2. **Interazioni di secondo ordine della variabile ULH:** l'interazione con T è altamente significativa, mentre quelle con FG e C sono significative. Al contrario, l'interazione con il peso W non è statisticamente significativa.
3. **Interazioni di secondo ordine della variabile W:** nessuna delle interazioni con FG, C e T è significativa, con *p-value* maggiori di 0,05.
4. **Interazioni di secondo ordine della variabile FG:** L'unica interazione significativa è quella con C, mentre l'interazione con T non è significativa.
5. **Interazione di secondo ordine della variabile C:** l'interazione con T non è significativa.

I dati di quest'analisi indicano che le variabili riguardanti le dimensioni della cassetta risultano essere quelle da tenere maggiormente sotto osservazione, seguite dal fill grade. La mancanza di significatività del peso e del numero di colonne e livelli nel modello può essere attribuita alla struttura fisica del magazzino, dove i movimenti limitati all'interno della struttura non influenzano significativamente i tempi di attraversamento.

### 4.2.3 Riassunto Modello Cycle Time

La tabella 4.3 fornisce un riepilogo delle statistiche del modello di regressione per l'analisi del *Cycle Time* più nello specifico:

- **S (Errore standard della stima):** il valore di 0,932001 rappresenta l'errore standard della stima. Questo valore indica la deviazione media dei punti dati dalle previsioni del modello. Un valore più basso sarebbe preferibile, poiché indica una maggiore precisione delle previsioni del modello.

Tabella 4.2: ANOVA Cycle Time

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	38	2193,03	57,711	66,44	< 0,001
Covariates	4	1914,03	478,509	550,88	< 0,001
FT	1	436,85	436,850	502,92	< 0,001
HT	1	495,41	495,406	570,33	< 0,001
VT	1	405,98	405,978	467,38	< 0,001
DP	1	555,16	555,157	639,12	< 0,001
Linear	8	213,94	26,743	30,79	< 0,001
ULL [mm]	1	20,58	20,584	23,70	< 0,001
ULH [mm]	1	13,30	13,297	15,31	< 0,001
W [kg]	2	0,47	0,233	0,27	0,765
FG	2	142,00	71,001	81,74	< 0,001
C	1	1,00	0,997	1,15	0,284
T	1	3,01	3,014	3,47	0,063
2-Way Interactions	26	72,39	2,784	3,21	< 0,001
ULL [mm]*ULH [mm]	1	11,65	11,651	13,41	< 0,001
ULL [mm]*W [kg]	2	0,04	0,022	0,03	0,975
ULL [mm]*FG	2	7,14	3,572	4,11	0,017
ULL [mm]*C	1	6,98	6,984	8,04	0,005
ULL [mm]*T	1	0,31	0,311	0,36	0,550
ULH [mm]*W [kg]	2	1,04	0,518	0,60	0,551
ULH [mm]*FG	2	6,24	3,119	3,59	0,028
ULH [mm]*C	1	3,69	3,688	4,25	0,040
ULH [mm]*T	1	15,30	15,299	17,61	< 0,001
W [kg]*FG	4	0,95	0,237	0,27	0,895
W [kg]*C	2	0,40	0,202	0,23	0,792
W [kg]*T	2	1,06	0,531	0,61	0,543
FG*C	2	25,53	12,764	14,69	< 0,001
FG*T	2	0,72	0,360	0,41	0,661
C*T	1	0,23	0,235	0,27	0,603
Error	681	591,53	0,869		
Lack-of-Fit	630	570,15	0,905	2,16	0,000
Pure Error	51	21,38	0,419		
Total	719	2784,57			

- **R<sup>2</sup>**: il valore di 78,76% indica che il modello spiega il 78,76% della variabilità totale dei dati. Questo valore rappresenta la capacità del modello di adattarsi ai dati osservati.
- **R<sup>2</sup> adjusted**: il valore di 77,57% è l'R-quadrato aggiustato, che tiene conto del numero di predittori nel modello. Questo valore è leggermente inferiore all'R-quadrato, indicando che il modello è leggermente penalizzato per l'inclusione di variabili aggiuntive che potrebbero non migliorare significativamente la capacità predittiva del modello.

- **R<sup>2</sup> predicted:** il valore di 76,23% rappresenta la capacità del modello di prevedere nuovi dati. Questo valore è inferiore all'R-quadrato e all'R-quadrato aggiustato, suggerendo che il modello potrebbe avere una leggera diminuzione nella sua capacità di predire dati non inclusi nel campione di addestramento.

I risultati indicano che il modello di regressione fornisce una buona spiegazione della variabilità dei dati del *Cycle Time*, con un R-quadrato elevato (78,76%) e un R-quadrato aggiustato (77,57%) che tiene conto del numero di variabili nel modello. L'R-quadrato predittivo (76,23%) suggerisce che il modello ha una buona capacità predittiva, anche se leggermente inferiore rispetto alla sua capacità di adattarsi ai dati di addestramento.

**Tabella 4.3:** Modello riassuntivo Cycle Time

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,932001	78,76%	77,57%	76,23%

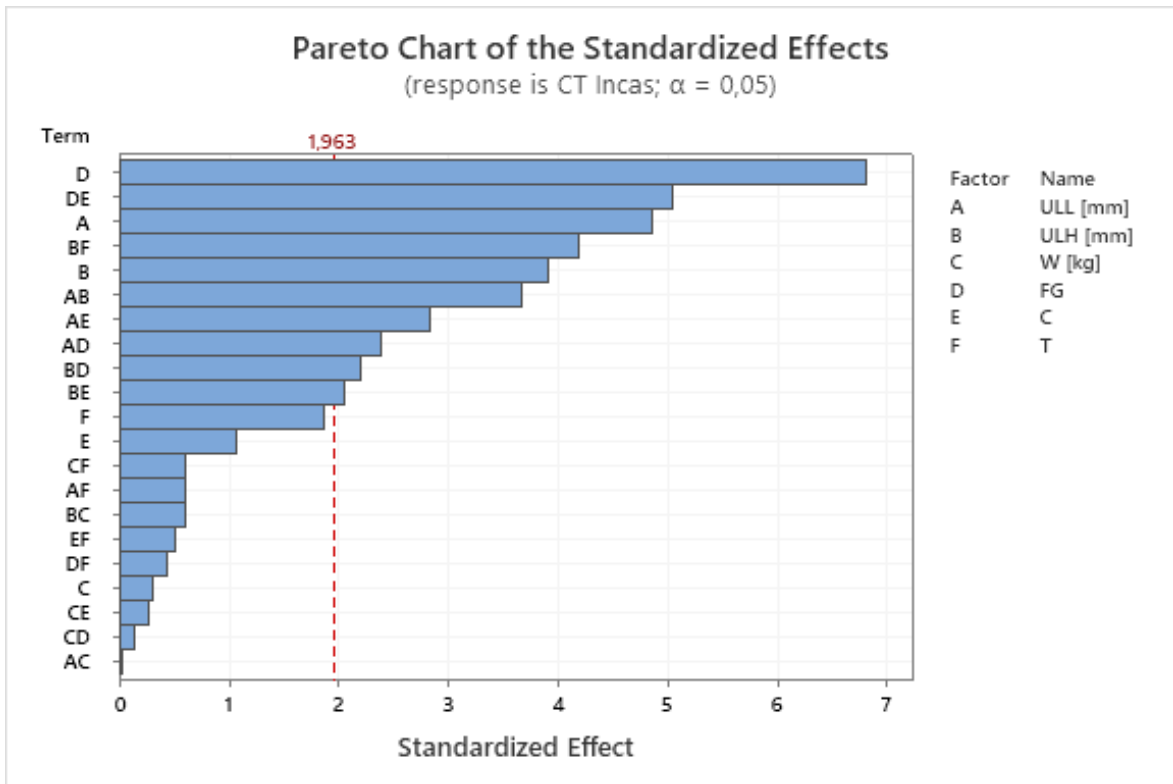
#### 4.2.4 Interpretazioni Grafici Cycle Time

L'interpretazione dei grafici relativi al Cycle Time è fondamentale per comprendere visivamente l'impatto delle variabili indipendenti sul tempo ciclo. In questa sezione, analizziamo i principali grafici prodotti durante l'analisi.

**Pareto Chart** Il Pareto Chart visualizza gli effetti standardizzati dei fattori sul *Cycle Time* (CT Incas). La linea rossa tratteggiata rappresenta il valore critico per il test di significatività ( $\alpha = 0,05$ ). Gli effetti che superano questa linea sono considerati statisticamente significativi, nello studio abbiamo come fattori che stanno alla destra del valore critico sono:

- **Fattore D (FG):** è il fattore con l'effetto standardizzato più elevato, significativamente superiore alla soglia critica, indicando un forte impatto sul *Cycle Time*.
- **Interazione DE (FG\*C):** questa interazione è altamente significativa, suggerendo che la combinazione di FG e C ha un effetto importante sulla variabile risposta *Cycle Time*.
- **Fattori A (ULL), B (ULH):** anche questi fattori sono significativi, indicando che le dimensioni della cassetta (ULL e ULH) influenzano significativamente il *Cycle Time*, anche quando hanno un'interazione doppia con altri fattori, infatti i Fattori BF(ULH\*T), AB(ULL\*ULH), AE (ULL\*C), AD (ULL\*FG), BD (ULH\*FG) e BE (ULH\*C), sono alla destra del valore critico di significatività.

Il Pareto Chart identifica i fattori e le interazioni più significativi che influenzano il *Cycle Time* e riveste un ruolo cruciale nell'identificazione dei fattori chiave su cui focalizzare gli sforzi di ottimizzazione.



**Figura 4.1:** Pareto Chart Cycle Time

**Residual Plots** I grafici dei residui (*Figura 4.2*) fondamentale per verificare l'adeguatezza del modello di regressione lineare per il tempo ciclo. I grafici esaminati includono il Normal Probability Plot, Residuals vs Fits, Histogram e Residuals vs Order:

- **Normal Probability Plot:** mostra che i residui seguono approssimativamente una linea retta, suggerendo che i residui sono distribuiti normalmente.
- **Versus Fits:** i residui sono distribuiti casualmente attorno a zero senza schemi evidenti, indicando che l'assunzione di linearità è valida. Tuttavia, ci sono alcuni schemi a bande, che potrebbero suggerire problemi di eteroscedasticità (varianza non costante dei residui).
- **Histogram:** l'istogramma dei residui mostra una distribuzione approssimativamente normale, ma con una leggera asimmetria. Questo supporta ulteriormente l'assunzione di normalità dei residui.
- **Versus Order:** raffigura i residui in funzione dell'ordine delle osservazioni. Non ci sono schemi evidenti, suggerendo che non ci sono effetti di correlazione temporale nei residui.

L'analisi dei residui suggerisce che il modello di regressione è generalmente appropriato, con residui distribuiti normalmente e indipendentemente. Tuttavia, potrebbero esserci alcune preoccupazioni minori riguardanti outliers e eteroscedasticità.

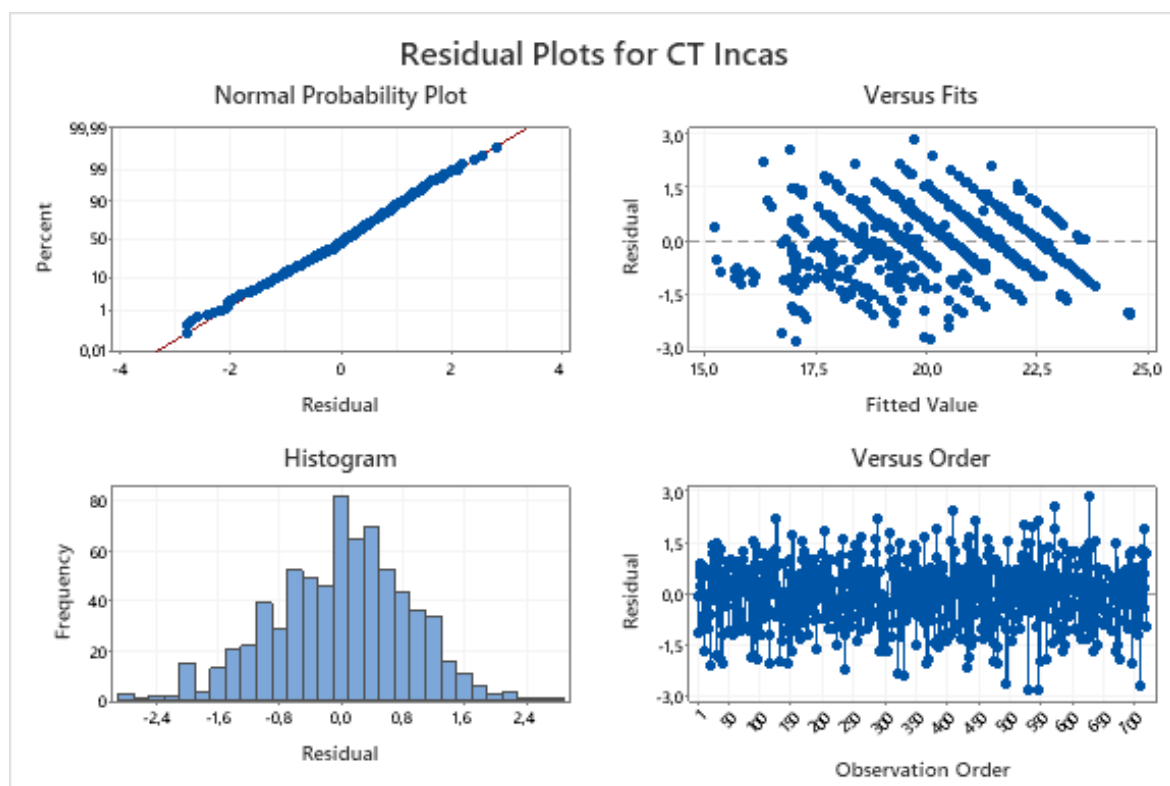


Figura 4.2: Residual Plots Cycle Time

#### 4.2.5 Stepwise Cycle Time

La *Tabella 4.4* mostra i risultati della regressione stepwise per l'analisi del *Cycle Time*. Questa conferma la significatività delle covariate FT, HT, VT e DP, con tutti i rispettivi *p-value* inferiori a 0,001. Anche le variabili lineari ULL, ULH, FG e T sono significative, con *p-value* inferiori a 0,001 per le prime tre e un *p-value* pari a 0,047 per l'ultima. Tra le interazioni del secondo ordine, solamente ULH\*T è altamente significativa, mentre le altre interazioni (ULL\*ULH, ULL\*FG e ULH\*FG) sono significative ma con valori di *p-value* leggermente superiori.

L'analisi del modello riassuntivo (*Tabella 4.5*) fornisce dei valori leggermente inferiori rispetto al modello completo (*Tabella 4.3*). Questo risultato sembra indicare che il modello completo possa spiegare in maniera leggermente migliore la variabilità dei dati e la precisione nelle previsioni future rispetto al modello stepwise.

Nel *Grafico 4.3* viene ulteriormente accentuata l'importanza del fill grade e delle dimensioni delle cassette, il grafico della regressione stepwise fornisce una visione più semplice delle relazioni tra i fattori rispetto al *Grafico 4.1*, concentrandosi solo su quelli



**Tabella 4.4:** ANOVA STEPWISE Cycle Time

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	15	2152,45	143,497	159,82	< 0,001
Covariates	4	1898,34	474,585	528,56	< 0,001
FT	1	461,04	461,041	513,47	< 0,001
HT	1	490,72	490,719	546,52	< 0,001
VT	1	414,81	414,814	461,99	< 0,001
DP	1	581,88	581,877	648,05	< 0,001
Linear	5	202,25	40,449	45,05	< 0,001
ULL [mm]	1	29,62	29,618	32,99	< 0,001
ULH [mm]	1	15,57	15,567	17,34	< 0,001
FG	2	122,83	61,413	68,40	< 0,001
T	1	3,55	3,545	3,95	0,047
2-Way Interactions	6	33,31	5,552	6,18	< 0,001
ULL [mm]*ULH [mm]	1	8,84	8,845	9,85	0,002
ULL [mm]*FG	2	5,45	2,725	3,04	0,049
ULH [mm]*FG	2	5,42	2,711	3,02	0,049
ULH [mm]*T	1	14,19	14,194	15,81	< 0,001
Error	704	632,11	0,898		
Lack-of-Fit	653	610,73	0,935	2,23	0,000
Pure Error	51	21,38	0,419		
Total	719	2784,57			

**Tabella 4.5:** Modello riassuntivo STEPWISE Cycle Time

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,947570	77,30%	76,82%	76,24%

più influenti. Nel *Grafico 4.4* come già spiegato nel *Grafico 4.2*, i residui seguono una distribuzione normale, sono indipendenti e non mostrano pattern evidenti.

### 4.2.6 Coefficiente Regressione

L'analisi dei coefficienti di regressione mostra come ogni variabile indipendente influenzi il tempo ciclo (*Tabella 4.6*). Come mostrato nell'*equazione 4.1*.

$$\begin{aligned}
 CT_{\text{INCAS}} = & \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{ULL} + \beta_2 \cdot \text{ULH} + \beta_3 \cdot \text{FG} + \beta_4 \cdot \text{T} + \\
 & \beta_5 \cdot \text{FT} + \beta_6 \cdot \text{HT} + \beta_7 \cdot \text{VT} + \beta_8 \cdot \text{DP} + \\
 & \beta_{1,2} \cdot \text{ULL} \cdot \text{ULH} + \beta_{1,3} \cdot \text{ULL} \cdot \text{FG} + \\
 & \beta_{2,3} \cdot \text{ULH} \cdot \text{FG} + \beta_{2,4} \cdot \text{ULH} \cdot \text{T}
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Si ha un'analisi dei singoli parametri  $\beta$ :

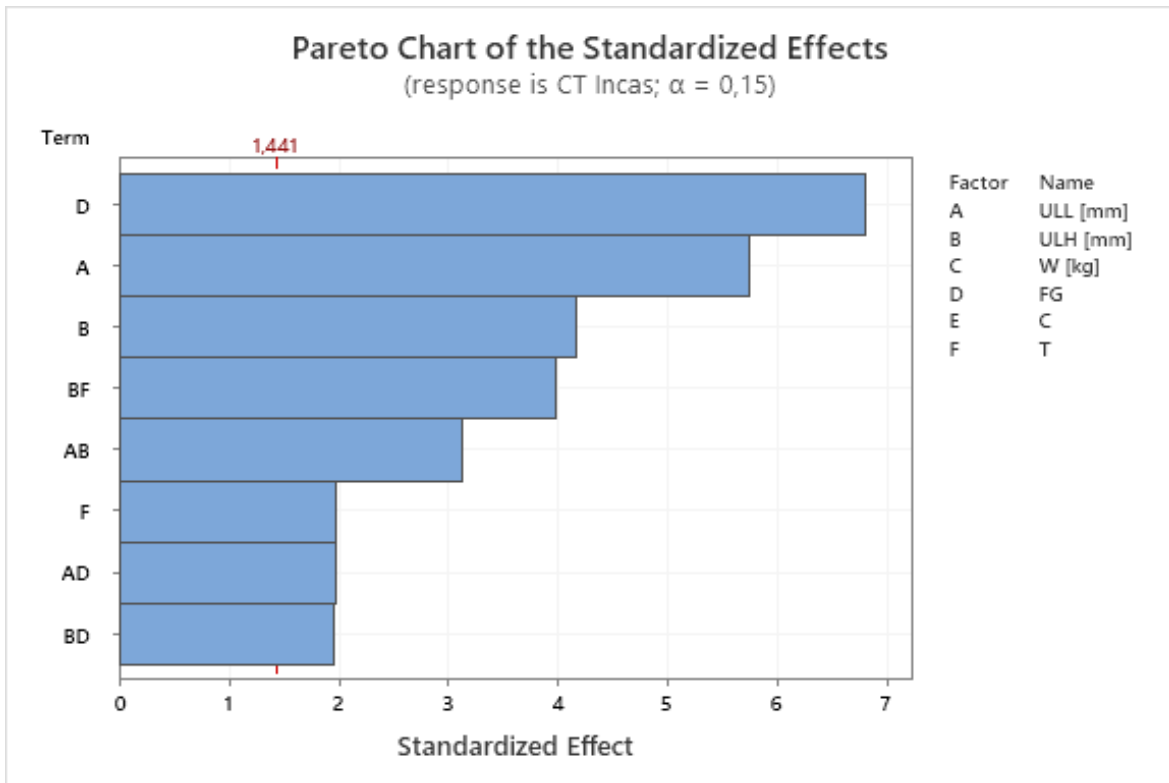


Figura 4.3: Effects Pareto STEPWISE Cycle Time

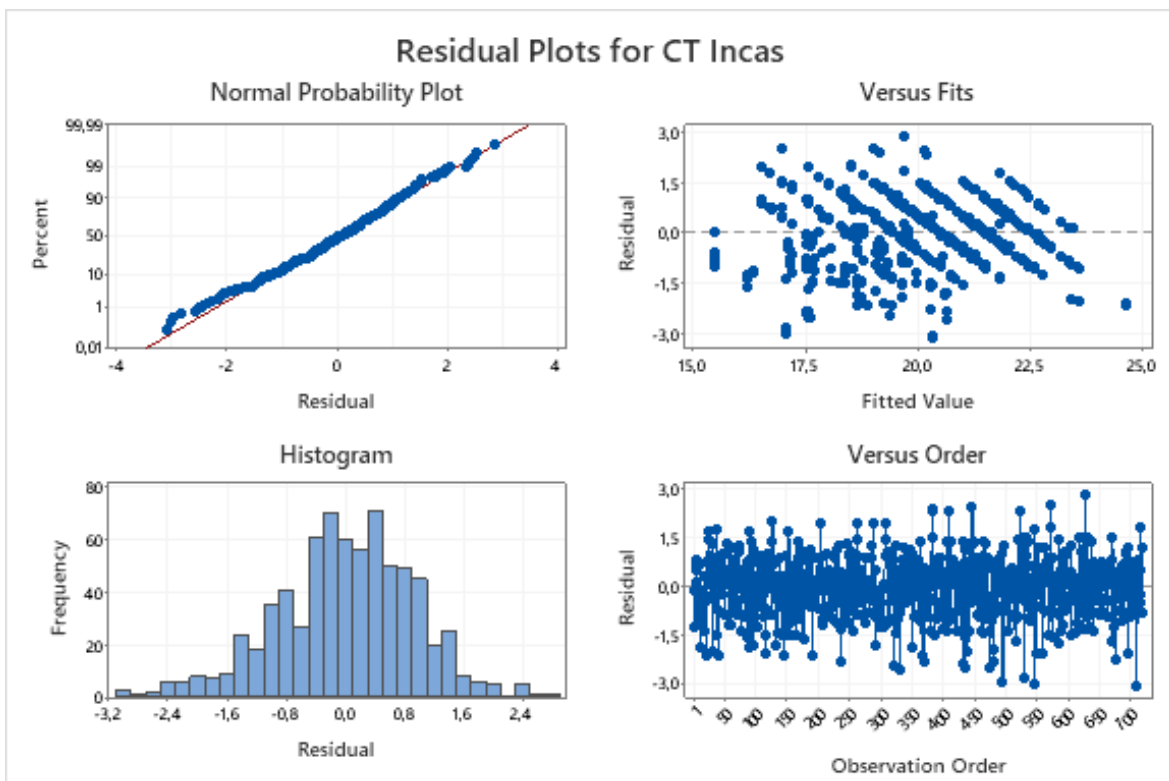


Figura 4.4: Residual Plots STEPWISE Cycle Time

- $\beta_0$  (**Intercetta**): rappresenta il valore previsto del *Cycle Time* quando tutte le altre variabili sono pari a zero, in questo caso è di 11,34.

**Tabella 4.6:** Coefficienti Regressione Cycle Time

Parameter	Estimate	SE Estimate
$\beta_0$	11,34	1,13
$\beta_1$	-0,00366	0,00133
$\beta_2$	0,01530	0,00590
$\beta_3$	-2,02	1,09
$\beta_4$	0,418	0,135
$\beta_5$	2,1996	0,0929
$\beta_6$	0,4062	0,0198
$\beta_7$	0,3173	0,0165
$\beta_8$	1,2962	0,0531
$\beta_{1,2}$	0,000011	0,000005
$\beta_{1,3}$	0,00625	0,00157
$\beta_{2,3}$	-0,01271	0,00477
$\beta_{2,4}$	-0,002784	0,000772

- $\beta_1$  (**ULL**): un aumento di ULL è associato a una diminuzione di  $-0,00366$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione negativa.
- $\beta_2$  (**ULH**): un aumento di ULH è associato a un aumento di  $0,01530$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione positiva.
- $\beta_3$  (**FG**): un aumento di FG è associato a una diminuzione di  $-2,02$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione negativa significativa.
- $\beta_4$  (**T**): un aumento di T è associato a un aumento di  $0,418$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione positiva.
- $\beta_5$  (**FT**): un aumento di FT è associato a un aumento di  $2,1996$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione positiva significativa.
- $\beta_6$  (**HT**): un aumento di HT è associato a un aumento di  $0,4062$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione positiva.
- $\beta_7$  (**VT**): un aumento di VT è associato a un aumento di  $0,3173$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione positiva.
- $\beta_8$  (**DP**): un aumento di DP è associato a un aumento di  $1,2962$  nel *Cycle Time*, indicando una relazione positiva.
- $\beta_{1,2}$  (**ULL\*ULH**): l'interazione tra ULL e ULH è molto piccola ma significativa, con un effetto di  $0,000011$  sul *Cycle Time*.
- $\beta_{1,3}$  (**ULL\*FG**): l'interazione tra ULL e FG ha un effetto positivo di  $0,00625$  sul *Cycle Time*.

- $\beta_{2,3}$  (ULH\*FG): l'interazione tra ULH e FG ha un effetto negativo di  $-0,01271$  sul *Cycle Time*.
- $\beta_{2,4}$  (ULH\*T): l'interazione tra ULH e T ha un effetto negativo di  $-0,002784$  sul *Cycle Time*.

Il modello mostra che le variabili FT, HT, VT, DP, ULL, ULH, FG, e T sono tutte significative nel determinare il *Cycle Time*. Gli effetti delle interazioni tra ULL, ULH, FG e T sono anch'essi significativi, indicando che le combinazioni di queste variabili influenzano il *Cycle Time* in modi complessi.

## 4.3 Analisi del Consumo Energetico

### 4.3.1 Analisi Descrittiva

L'analisi descrittiva del consumo energetico, indicata nella *Tabella 4.7*, misurato in wattora (Wh) per la variabile  $E$  (FLUKE), rivela che la media del consumo energetico è di 16,299 Wh, con una deviazione standard di 1,857 Wh. Questi dati indicano una variazione moderata attorno alla media, con valori che variano da un minimo di 12,577 Wh, registrato nella 10<sup>a</sup> del blocco 1 con la configurazione 10 (FG 40%, 8 colonne e 7 tier, cassetta di dimensioni 300mm  $\times$  120mm e peso di 0 kg) a un massimo di 20,485 Wh osservato nella 1<sup>a</sup> prova del blocco 12 con la configurazione 11 (FG 80%, 8 colonne e 7 tier, cassetta di dimensioni 600mm  $\times$  220mm e di peso 15 kg). La mediana, pari a 16,263 Wh, è molto vicina alla media, suggerendo una distribuzione simmetrica dei dati senza gravi asimmetrie.

**Tabella 4.7:** Statistiche Descrittive Energia

Variable	N	Mean	StDev	Minimum	Median	Maximum
E [Wh] (FLUKE)	144	16,299	1,857	12,577	16,263	20,485

### 4.3.2 Analisi della Varianza (ANOVA)

L'ANOVA (*Tabella 4.8*) eseguita sul consumo energetico mostra che il modello complessivo è altamente significativo ( $p\text{-Value} < 0,001$ ). Questo indica che i fattori considerati nel modello spiegano una porzione significativa della variabilità del consumo energetico. Le covariate analizzate includono FT, HT, VT e DP, tutte risultate altamente significative, con particolare enfasi su VT ( $F\text{-value} = 81,94$ ,  $p\text{-value} < 0,001$ ) e DP ( $F\text{-value} = 136,36$ ,  $p\text{-value} < 0,001$ ). Le variabili lineari significative per il consumo energetico cambiano rispetto al modello del Cycle-Time, se per le dimensioni della cassetta (ULL e ULH) e il Fill Grade (FG), le variabili rimangono significative con un  $p\text{-value} < 0,001$ , in questo caso abbiamo anche due nuove variabili significative il peso (W) ( $p\text{-value} < 0,001$ ) e il numero di livelli (T) ( $p\text{-value} = 0,006$ ). L'analisi delle interazioni a due vie tra le variabili ha rivelato che alcune combinazioni influenzano significativamente il consumo energetico. Tra le 15 interazioni doppie analizzate, 6 sono risultate significative. In particolare, l'interazione ULL [mm]\*FG è risultata significativa con un  $p\text{-value}$  di 0,002, suggerendo che l'effetto combinato di queste variabili è rilevante. Altre interazioni significative includono:

- ULL [mm]\*T ( $p\text{-value} = 0,003$ )
- ULH [mm]\*W [kg] ( $p\text{-value} = 0,018$ )
- ULH [mm]\*T ( $p\text{-value} = 0,002$ )
- FG\*C ( $p\text{-value} = 0,028$ )
- FG\*T ( $p\text{-value} = 0,003$ )

Di queste sei interazioni significative, quattro coinvolgono una caratteristica della cassetta (ULL o ULH). Questo conferma ulteriormente come le dimensioni della cassetta siano variabili fondamentali nello studio del consumo energetico. L'importanza di questi fattori dimensionali suggerisce che le specifiche della cassetta debbano essere attentamente considerate e ottimizzate per ridurre il consumo energetico complessivo.

### 4.3.3 Riassunto del Modello

Il modello sviluppato per il consumo energetico, *Tabella 4.9* presenta un elevato coefficiente di determinazione ( $R^2$ ) del 98,17%, il che indica che il modello spiega la variabilità del consumo energetico.

- **$R^2$  adjusted:** il valore di  $R^2$  aggiustato è del 97,51%. Questo valore tiene conto del numero di predittori nel modello, fornendo una misura più accurata della bontà di adattamento quando si confrontano modelli con un numero diverso di predittori.

Tabella 4.8: ANOVA Energia

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	38	484,349	12,746	148,61	<0,001
Covariates	4	101,814	25,4535	296,76	<0,001
FT	1	7,028	7,0276	81,94	<0,001
HT	1	9,108	9,1081	106,19	<0,001
VT	1	26,426	26,4259	308,1	<0,001
DP	1	11,696	11,6956	136,36	<0,001
Linear	8	16,304	2,038	23,76	<0,001
ULL [mm]	1	10,852	10,8523	126,53	<0,001
ULH [mm]	1	1,634	1,6344	19,06	<0,001
W [kg]	2	1,892	0,946	11,03	<0,001
FG	2	3,095	1,5473	18,04	<0,001
C	1	0,274	0,2743	3,2	0,077
T	1	0,671	0,6711	7,82	0,006
2-Way Interactions	26	5,593	0,2151	2,51	0,001
ULL [mm]*ULH [mm]	1	0,054	0,0542	0,63	0,428
ULL [mm]*W [kg]	2	0,044	0,0222	0,26	0,772
ULL [mm]*FG	2	1,175	0,5877	6,85	0,002
ULL [mm]*C	1	0,018	0,0177	0,21	0,65
ULL [mm]*T	1	0,771	0,7712	8,99	0,003
ULH [mm]*W [kg]	2	0,715	0,3576	4,17	0,018
ULH [mm]*FG	2	0,123	0,0616	0,72	0,49
ULH [mm]*C	1	0,005	0,0052	0,06	0,806
ULH [mm]*T	1	0,885	0,8849	10,32	0,002
W [kg]*FG	4	0,155	0,0387	0,45	0,771
W [kg]*C	2	0,13	0,0648	0,76	0,472
W [kg]*T	2	0,016	0,0079	0,09	0,912
FG*C	2	0,635	0,3173	3,7	0,028
FG*T	2	1,041	0,5206	6,07	0,003
C*T	1	0,014	0,0144	0,17	0,682
Error	105	9,006	0,0858		
Total	143	493,355			

- **$R^2$  predicted:** il  $R^2$  predittivo è del 96,56%, indicando che il modello mantiene una buona capacità predittiva anche su nuovi dati. Questo valore è particolarmente importante perché dimostra che il modello è robusto e non sovradattato (overfitted) ai dati di training.

Questi alti valori di  $R^2$ ,  $R^2$  aggiustato e  $R^2$  predittivo indicano che il modello è altamente affidabile per descrivere la variabilità del consumo energetico e possiede una buona capacità predittiva per nuovi dati.

Tabella 4.9: Modello Riassuntivo Energia

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,292865	98,17%	97,51%	96,56%

#### 4.3.4 Interpretazioni Grafici Consumo Energetico

Analogamente all'analisi del Cycle Time, i grafici relativi al consumo energetico forniscono una visione dettagliata dell'impatto delle variabili indipendenti sul consumo energetico.

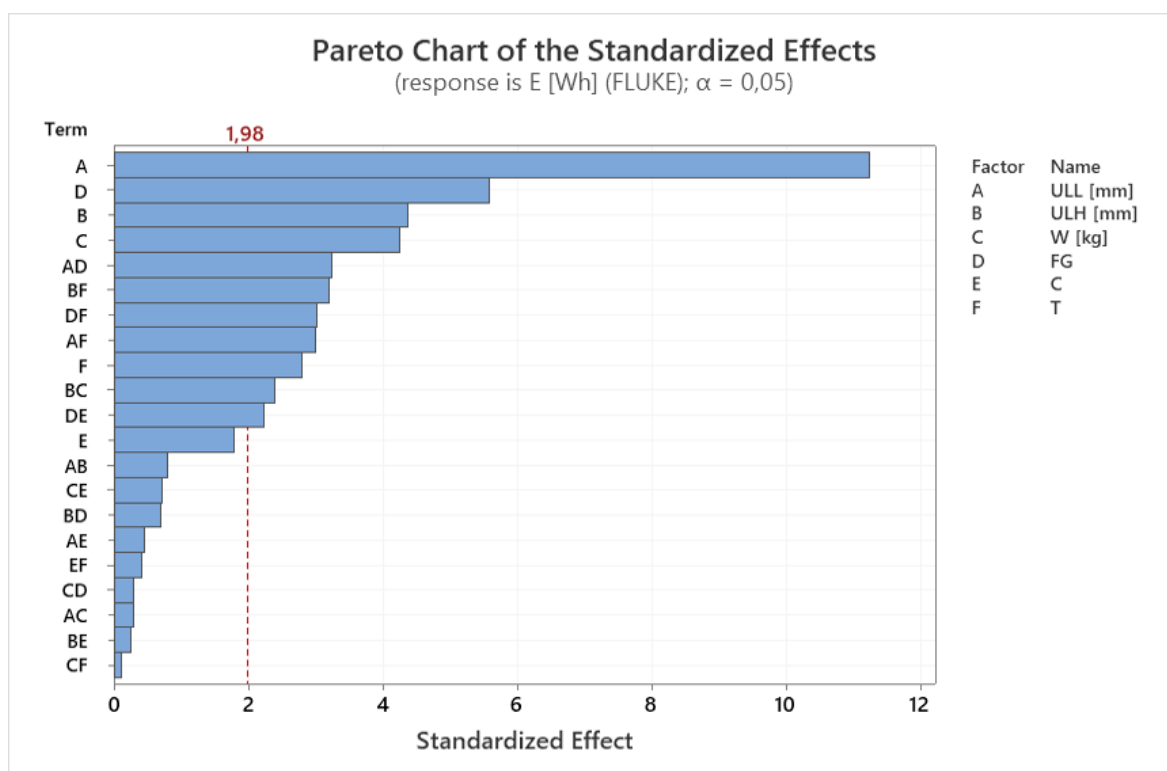


Figura 4.5: Pareto Chart Energia

**Pareto Chart** : il Pareto Chart (Figura 4.5) per il consumo energetico evidenzia alcune differenze significative rispetto al Pareto Chart del Cycle Time (*Grafico 4.1*). In particolare, nel caso del consumo energetico emergono più fattori influenti, inclusi elementi strutturali del magazzino, che non erano presenti come significativi nel caso del Cycle Time. Di seguito viene presentata un'analisi dettagliata dei fattori ordinati per livello di standardizzazione degli effetti:

- **ULL (A)**: la lunghezza della cassetta rimane il fattore più influente sul consumo energetico, come evidenziato anche nel caso del Cycle Time.
- **FG (D)**: il Fill Grade diventa il secondo fattore più influente, sottolineando l'importanza del livello di riempimento nel determinare il consumo energetico.

- **ULH (B)**: le dimensioni della cassetta, in particolare la larghezza, continuano a essere un fattore critico, evidenziando quanto sia fondamentale ottimizzare le dimensioni dell'unità di carico.
- **W (C)**: in questo caso, il peso viene identificato come un fattore significativo, indicando che un aumento del peso dell'unità di carico influisce direttamente sul consumo energetico.
- **ULL\*FG (AD)**: l'interazione tra la lunghezza della cassetta e il Fill Grade è significativa, suggerendo che l'effetto combinato di questi due fattori è rilevante per il consumo energetico.
- **ULH\*T (BF)**: anche l'interazione tra la larghezza della cassetta e il numero di livelli (T) del magazzino risulta significativa, indicando che l'ottimizzazione delle dimensioni della cassetta deve considerare anche la struttura del magazzino.
- **ULL\*T (AF)**: l'interazione tra la lunghezza della cassetta e il numero di livelli del magazzino è un altro fattore significativo, rafforzando l'importanza di considerare la configurazione del magazzino nell'analisi del consumo energetico.
- **T (F)**: il numero di livelli del magazzino emerge come un fattore influente, suggerendo che la struttura del magazzino ha un impatto diretto sul consumo energetico.
- **ULH\*W (BC)**: l'interazione tra la larghezza della cassetta e il peso dell'unità di carico è significativa, indicando che le dimensioni della cassetta e il suo peso devono essere ottimizzati congiuntamente.
- **FG\*C (DE)**: infine, l'interazione tra il Fill Grade e il numero di colonne (C) del magazzino risulta significativa, sottolineando l'importanza di considerare anche il layout del magazzino nell'analisi del consumo energetico.

Questo grafico è cruciale per identificare i fattori su cui focalizzare gli interventi di riduzione del consumo energetico.

**Residual Plots** : i grafici dei residui (Figura 4.6) per il consumo energetico confermano l'adeguatezza del modello. La mancanza di pattern evidenti nei residui suggerisce che il modello di regressione lineare utilizzato è appropriato per descrivere i dati.

- **Normal Probability Plot**: i residui sono distribuiti lungo una linea retta, indicando una distribuzione normale e soddisfacendo le ipotesi di normalità:
- **Residuals vs Fits**: la distribuzione casuale dei residui intorno alla linea orizzontale a zero indica che il modello è appropriato e non vi sono problemi di non linearità o eteroschedasticità.



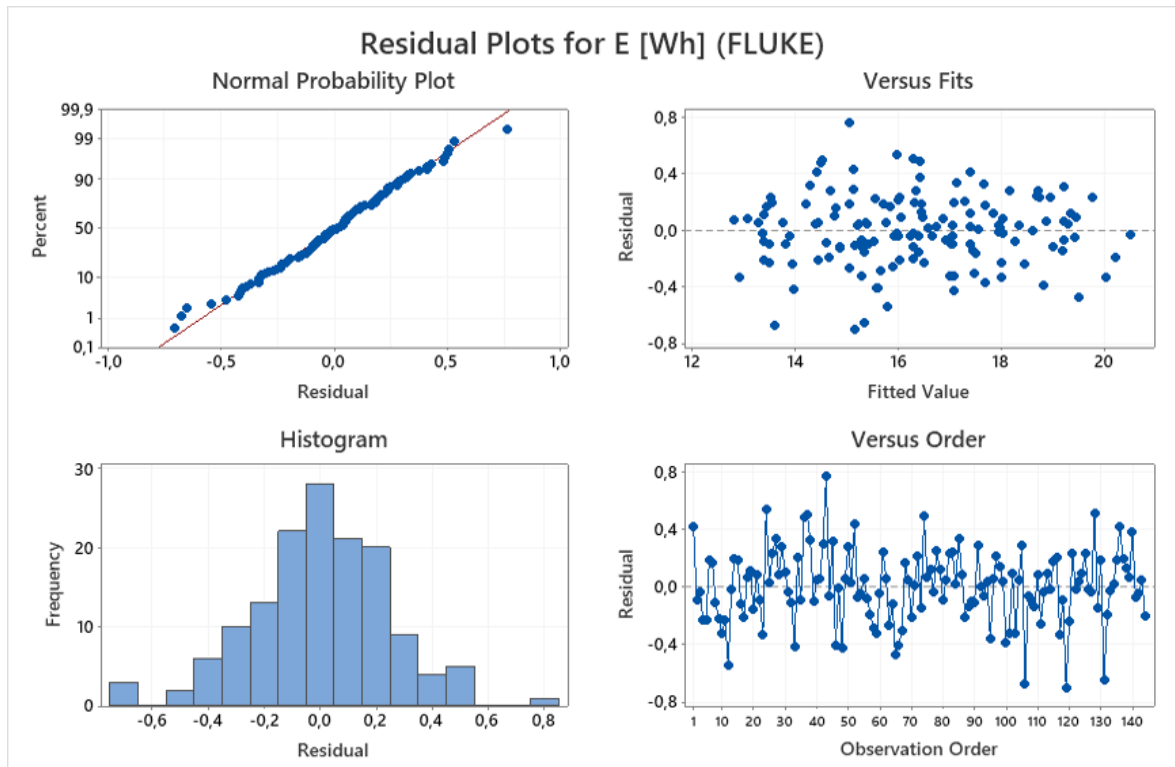


Figura 4.6: Residual Plots Energia

- **Histogram:** l'istogramma dei residui mostra una distribuzione approssimativamente normale, confermando ulteriormente l'ipotesi di normalità.
- Residuals vs Order: la mancanza di pattern evidenti o trend nei residui indica che i residui sono indipendenti e non vi è autocorrelazione.

L'analisi dei grafici dei residui conferma che il modello di regressione per il consumo energetico è valido e affidabile, soddisfacendo tutte le ipotesi di base necessarie per l'ANOVA e la regressione lineare.

### 4.3.5 Analisi Stepwise

La regressione stepwise conferma la significatività delle covariate FT, HT, VT e DP. Il modello ridotto ottenuto dalla regressione stepwise mantiene un  $R^2$  del 98,06%, molto vicino al  $R^2$  del modello completo. Questo suggerisce che il modello ridotto, pur essendo più semplice, è quasi altrettanto efficace nel spiegare la variabilità del consumo energetico, continuando a dimostrare che le dimensioni delle cassette sono tra le parti più significativa.

L'analisi dei grafici del Pareto Chart (*Grafico 4.7*) e dei Residui (*Grafico 4.8*) per la regressione stepwise del consumo energetico fornisce informazioni essenziali sulla validità e sull'efficacia del modello ridotto ottenuto.

**Tabella 4.10:** ANOVA Stepwise Energia

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	22	483,806	21,9912	278,67	<0,001
Covariates	4	117,583	29,3959	372,51	<0,001
FT	1	7,966	7,9664	100,95	<0,001
HT	1	17,836	17,8365	226,02	<0,001
VT	1	31,39	31,3902	397,78	<0,001
DP	1	15,675	15,6754	198,64	<0,001
Linear	8	19,023	2,3779	30,13	<0,001
ULL [mm]	1	13,877	13,8765	175,84	<0,001
ULH [mm]	1	1,613	1,6126	20,44	<0,001
W [kg]	2	1,909	0,9543	12,09	<0,001
FG	2	3,156	1,5779	19,99	<0,001
C	1	0,274	0,2743	3,48	0,065
T	1	0,73	0,7297	9,25	0,003
2-Way Interactions	10	5,051	0,5051	6,4	<0,001
ULL [mm]*FG	2	1,084	0,5418	6,87	0,001
ULL [mm]*T	1	0,749	0,7492	9,49	0,003
ULH [mm]*W [kg]	2	0,714	0,3572	4,53	0,013
ULH [mm]*T	1	0,846	0,8461	10,72	0,001
FG*C	2	0,537	0,2683	3,4	0,037
FG*T	2	1,141	0,5706	7,23	0,001
Error	121	9,549	0,0789		
Total	143	493,355			

**Tabella 4.11:** Modello Riassuntivo Stepwise Energia

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,280916	98,06%	97,71%	97,26%

L'analisi dei grafici dei residui e del Pareto Chart per la regressione stepwise del consumo energetico conferma che il modello ridotto è valido e appropriato. I residui seguono una distribuzione normale, sono indipendenti e non mostrano pattern evidenti. Questo conferma che il modello è affidabile per spiegare la variabilità del consumo energetico e può essere utilizzato per fare previsioni accurate

### 4.3.6 Coefficiente di Regressione

L'analisi dei coefficienti di regressione mostra come ogni variabile indipendente influenzi il consumo energetico, come indicato nella *Tabella 4.12* e nell'*equazione 4.2*.

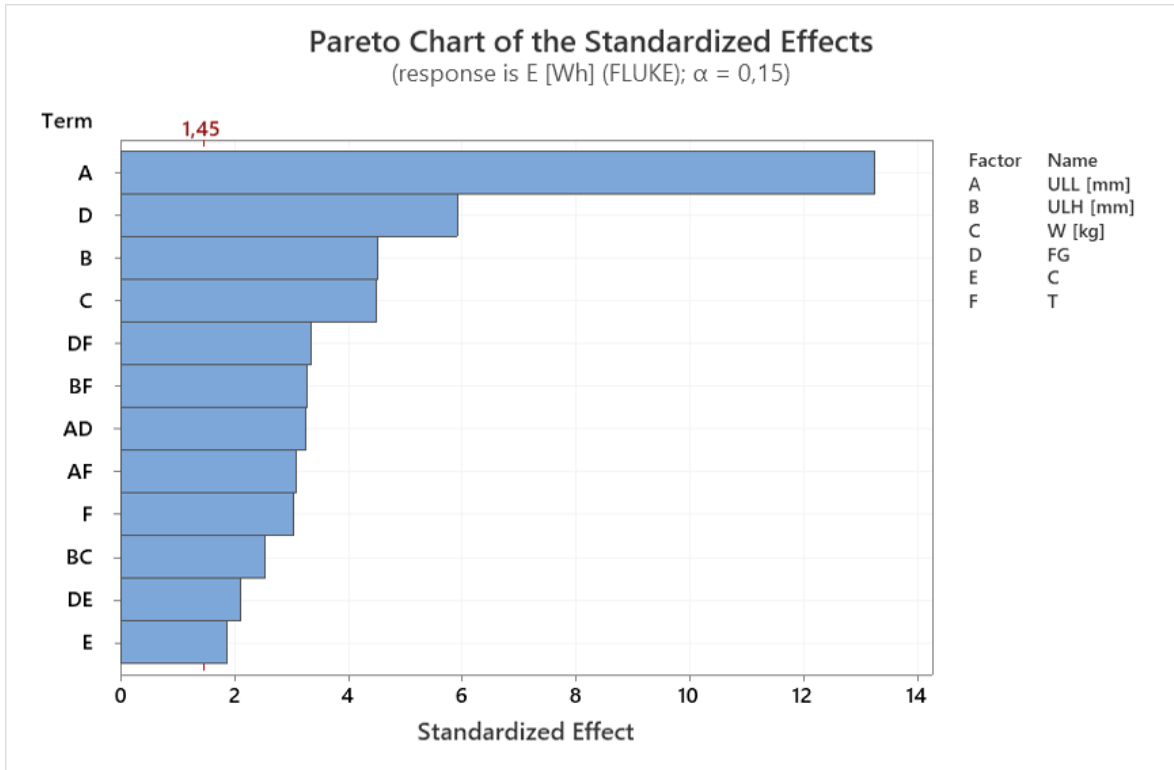


Figura 4.7: Pareto Chart STEPWISE Energia

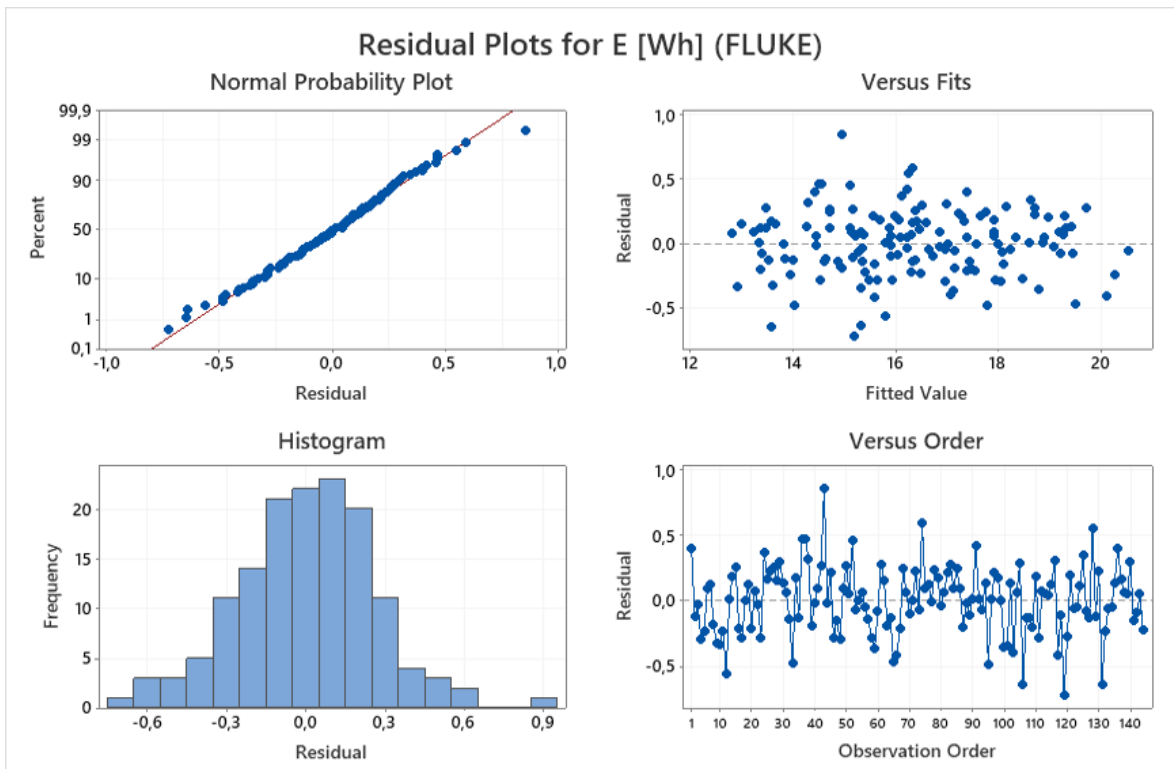


Figura 4.8: Residual Plots STEPWISE Energia

$$\begin{aligned}
 E[\text{Wh}]_{Fluke} = & \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{ULL} + \beta_2 \cdot \text{ULH} + \beta_3 \cdot \text{W} + \beta_4 \cdot \text{FG} + \beta_5 \cdot \text{C} + \beta_6 \cdot \text{T} + \\
 & \beta_7 \cdot \text{FT} + \beta_8 \cdot \text{HT} + \beta_9 \cdot \text{VT} + \beta_{10} \cdot \text{DP} + \beta_{1,4} \cdot \text{ULL} \cdot \text{FG} + \\
 & \beta_{1,6} \cdot \text{ULL} \cdot \text{T} + \beta_{2,3} \cdot \text{ULH} \cdot \text{W} + \beta_{2,6} \cdot \text{ULH} \cdot \text{T} + \\
 & \beta_{4,5} \cdot \text{FG} \cdot \text{C} + \beta_{4,6} \cdot \text{FG} \cdot \text{T}
 \end{aligned}
 \tag{4.2}$$

Tabella 4.12: Coefficienti Regressione Energia

Parameter	Estimate	SE Estimate
$\beta_0$	8,53	1,59
$\beta_1$	0,00569	0,00126
$\beta_2$	-0,01407	0,00347
$\beta_3$	-0,0200	0,0150
$\beta_4$	-2,61	1,70
$\beta_5$	-0,028	0,110
$\beta_6$	-0,299	0,172
$\beta_7$	0,3270	0,0364
$\beta_8$	0,09110	0,00516
$\beta_9$	0,10183	0,00466
$\beta_{10}$	0,3160	0,0262
$\beta_{1,4}$	0,00123	0,00113
$\beta_{1,6}$	-0,000481	0,000177
$\beta_{2,3}$	0,000218	0,000085
$\beta_{2,6}$	0,001392	0,000599
$\beta_{4,5}$	-0,029	0,176
$\beta_{4,6}$	0,565	0,169

Si ha un'analisi dei singoli parametri  $\beta$ :

- $\beta_0$  (**Intercetta**): rappresenta il valore medio del consumo energetico quando tutte le variabili indipendenti sono pari a zero, in questo caso è di 8,53.
- $\beta_1$  (**ULL**): un aumento di ULL è associato ad un aumento di 0,00569 Wh nel consumo energetico, indicando una relazione positiva.
- $\beta_2$  (**ULH**): un aumento di ULH è associato a una diminuzione di  $-0,01407$  Wh nel consumo energetico, indicando una relazione negativa.
- $\beta_3$  (**W**): un aumento W è associato a una diminuzione di  $-0,0200$  Wh nel consumo energetico.
- $\beta_4$  (**FG**): un aumento del fill grade è associato a una diminuzione significativa del consumo energetico.
- $\beta_5$  (**C**): il numero di colonne del magazzino ha un effetto negativo molto piccolo e non significativo sul consumo energetico.
- $\beta_6$  (**T**): un aumento di un'unità nel numero di livelli del magazzino è associato a una diminuzione di  $-0,299$  Wh nel consumo energetico.
- $\beta_7$  (**FT**),  $\beta_8$  (**HT**),  $\beta_9$  (**VT**),  $\beta_{10}$  (**DP**): le covariate hanno un impatto positivo significativo sul consumo energetico.

- $\beta_{1,4}$  ( **ULL\*FG**): l'interazione tra la lunghezza dell'unità di carico e il fill grade ha un effetto positivo ma non significativo sul consumo energetico.
- $\beta_{1,6}$  ( **ULL\*T**): l'interazione tra la lunghezza dell'unità di carico e il numero di livelli del magazzino ha un effetto negativo significativo sul consumo energetico.
- $\beta_{2,3}$  ( **ULH\*W**): l'interazione tra l'altezza e il peso dell'unità di carico ha un effetto positivo significativo sul consumo energetico.
- $\beta_{2,6}$  ( **ULH\*T**): l'interazione tra l'altezza dell'unità di carico e il numero di livelli del magazzino ha un effetto positivo significativo sul consumo energetico.
- $\beta_{4,5}$  ( **FG\*C**): l'interazione tra il fill grade e il numero di colonne del magazzino ha un effetto negativo ma non significativo sul consumo energetico.
- $\beta_{4,6}$  ( **FG\*T**): l'interazione tra il fill grade e il numero di livelli del magazzino ha un effetto positivo significativo sul consumo energetico.



# Capitolo 5

## Discussione dei Dati

L'analisi dei dati raccolti durante le prove sperimentali è un passaggio cruciale per comprendere le dinamiche operative del sistema di magazzino automatico e per identificare le variabili che influenzano significativamente le prestazioni in termini di tempo ciclo e consumo energetico. In questo capitolo, discuteremo i principali risultati ottenuti dalle analisi di ANOVA e regressione, evidenziando le variabili chiave e le loro interazioni, e fornendo raccomandazioni per ottimizzare le operazioni del magazzino

### 5.1 Cycle Time

Per quanto riguarda il Cycle Time, come si è evidenziato dal *paragrafo 4.2* dedicato all'Analisi del Cycle Time, i fattori che influiscono maggiormente sono la dimensione della cassetta. Questa analisi è di natura analitica e può essere utile per spiegare i nostri dati, ma non fornisce una comprensione completa. Nel Grafico delle Interazioni Principali del Cycle Time (*Grafico 5.1*) si osservano meglio le interazioni delle variabili rispetto al Cycle Time. Tra queste, la lunghezza della cassetta (ULL) emerge come quella con un impatto significativamente visibile, come già ripetutamente discusso nelle analisi precedenti. Questo effetto è dovuto al fatto che lo stoccaggio, ovvero il posizionamento della cassetta nella posizione designata, avviene tramite il movimento della culla nel maxi-shuttle. Tale passaggio è influenzato dalla lunghezza della cassetta, posizionare una cassetta di dimensioni maggiori richiede più tempo. I dati confermano questa evidenza, mostrando che il tempo ciclo è maggiore quando si stocca una cassetta da 600 mm rispetto a una da 300 mm. Mentre l'altezza della cassetta ha un'inclinazione negativa rispetto al Cycle -Time, questo indica che più la cassetta è alta più questa ci metterà minor tempo ad essere stoccata all'interno del processo.

Continuando l'analisi del grafico degli effetti principali per il Cycle Time, notiamo che il peso (W), il numero di colonne (C) e il numero di livelli (T) non hanno una grande rilevanza nello studio, poiché non si osserva una pendenza significativa che indichi che questi siano fattori determinanti. La spiegazione di questo fenomeno può essere

attribuita alla struttura del magazzino, che si rivela essere una parte fondamentale per lo studio. Infatti, considerando le dimensioni del magazzino di  $7,60 \times 3,40$  metri e tenendo conto che l'entrata è posta nella colonna numero 4, si nota che il maxi-shuttle non compie grandi spostamenti sia in termini orizzontali che verticali. Di conseguenza, il tempo ciclo non è influenzato in modo diretto dallo spostamento. Questa analisi non indica che le dimensioni del magazzino non siano impattanti sullo studio dei fattori influenzanti dei magazzini automatici come già citati dallo studio di Fandi et al.(2022)[22], ma che nel caso specifico non si è riscontrata un'interazione significativa. Per quanto riguarda il peso ( $W$ ), questo non influisce sul tempo ciclo poiché i motori possono tranquillamente gestire tale carico, tuttavia, avrà un impatto a livello di consumo energetico.

Per quanto riguarda il fill grade, si riscontra un comportamento anomalo, con una forte pendenza negativa. Dai dati non si riesce a comprendere appieno il motivo di questa situazione, è necessario considerare come sono disposte fisicamente le cassette quando hanno una determinata configurazione. Guardando le composizioni nella *Appendice B* dedicata alle Configurazioni del Magazzino, si nota che ogni configurazione è altamente diversa e casuale. Questo aspetto devono essere esaminato più approfonditamente in studi successivi per confermare e dettagliare ulteriormente questo risultato.

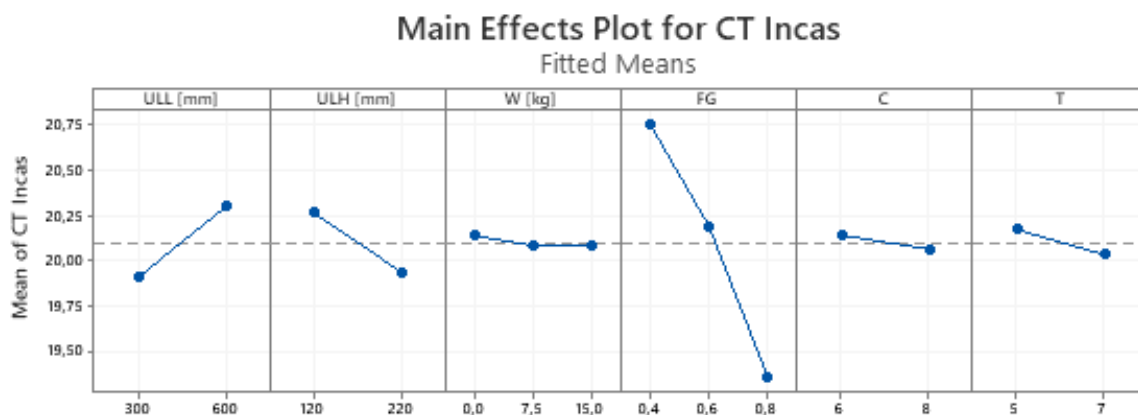


Figura 5.1: Main Effects Plot Cycle Time

Nel caso del Interaction Plot (*Grafico 5.2*) si evidenziano le varie interazioni tra le variabili :

- **ULL \* ULH** : si osserva che le linee non sono parallele, indicando che l'effetto di ULL sul *Cycle Time* dipende dal livello di ULH, quindi cassette più alte tendono a ridurre il *Cycle Time* quando la lunghezza aumenta.



- **ULL \* W**): l'interazione mostra una pendenza positiva. Casette più lunghe e più pesanti aumentano il tempo ciclo, tuttavia l'effetto del peso non è significativamente impattante.
- **ULL \* FG**): si osserva una pendenza positiva, indicando che cassette più lunghe e un maggiore fill grade aumentano il tempo ciclo.
- **ULL \* C**: l'interazione mostra una pendenza positiva, quindi un maggior numero di colonne implica un maggiore spostamento orizzontale del maxi-shuttle con un aumento del tempo ciclo, ma nel nostro caso è dovuto dal fatto che l'impatto della lunghezza è altamente significato al contrario di quello del numero di colonne, quindi si che l'interazione è impattante ma dobbiamo supporre che questa interazione con un magazzino con un numero di colonne elevato faccia sì che l'impatto di C sia maggiore.
- **ULL \* T** : l'interazione mostra una pendenza positiva, suggerendo che cassette più lunghe e un maggior numero di livelli aumentano il tempo ciclo, valgono le stesse idee indicate nel caso soprastante.
- **ULH \* W** : l'interazione tra altezza e peso delle cassette non mostra una pendenza significativa, suggerendo che il peso non ha un grande impatto sul tempo ciclo quando varia l'altezza della cassetta, questo dovuto dal fatto che il peso ha un impatto lineare rispetto alla variazione dell'altezza delle cassette.
- **ULH \* FG** : questa interazione non mostra una variazione significativa, suggerendo che l'altezza della cassetta non influenza significativamente il tempo ciclo in funzione del fill grade.
- **ULH \* C** : questa interazione mostra una pendenza meno significativa, indicando che l'altezza delle cassette non ha un impatto significativo sul tempo ciclo in funzione del numero di colonne.
- **ULH \* T** : questa interazione non mostra variazioni significative, indicando che l'altezza delle cassette non influisce in modo rilevante sul tempo ciclo in funzione del numero di livelli.
- **W \* FG** , **W (kg) \* C** e **W \* T** : queste interazioni non presentano variazioni significative.
- **FG \* C** e **FG \* T**: si osserva una significativa interazione tra FG e il numero di colonne e tra FG e il numero di livelli . L'effetto del fill grade sul *Cycle Time* può variare in base alla struttura del magazzino.

- **C \* T** : l'interazione mostra una leggera pendenza positiva, suggerendo che un aumento del numero di colonne e livelli può aumentare il tempo ciclo, ma l'effetto non è particolarmente pronunciato nel nostro studio, sicuramente nel caso di un magazzino di dimensioni maggiori queste variabili avranno un impatto.

Dall'analisi dei *Grafici 5.1 e 5.2* emerge che i fattori più significativi che influenzano il tempo ciclo sono la lunghezza della cassetta (ULL) e le sue interazioni con altre variabili come il fill grade (FG) e il numero di colonne (C) e il numero di livelli (T). Il peso delle cassette (W) e l'altezza (ULH) hanno un impatto meno rilevante, mentre il fill grade mostra comportamenti anomali che necessitano di ulteriori indagini. L'interazione tra il numero di colonne e livelli ha un effetto moderato sul tempo ciclo.

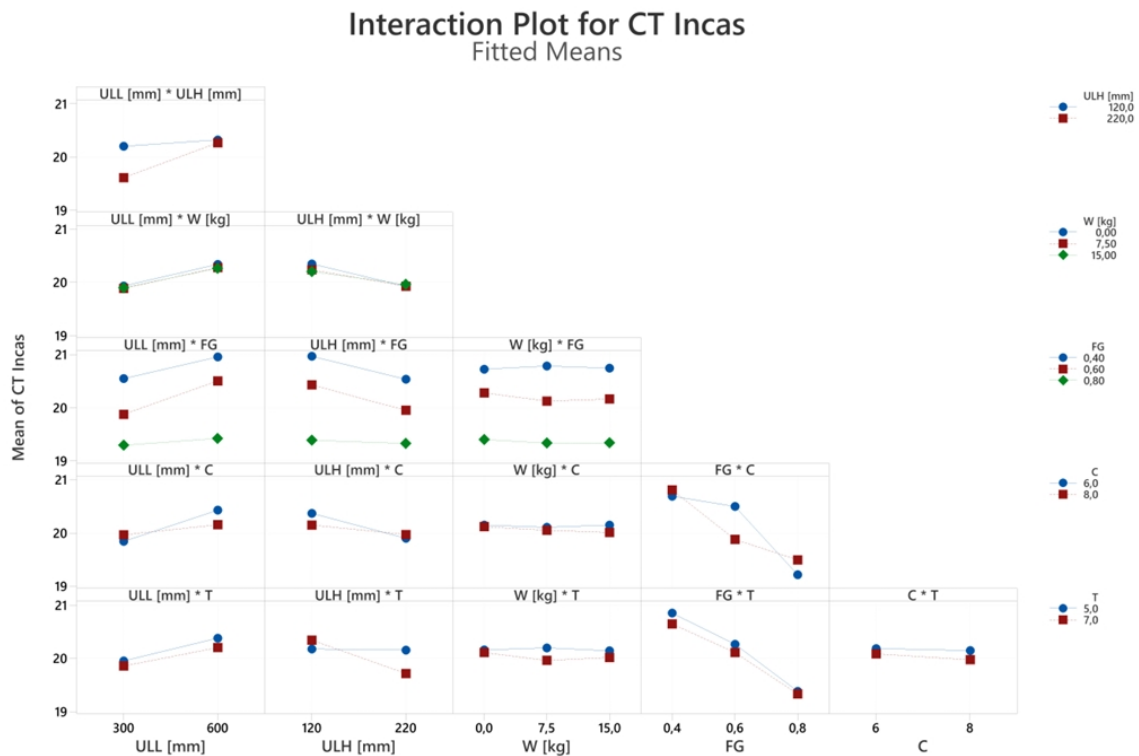


Figura 5.2: Interaction Plots Cycle Time

## 5.2 Consumo Energetico

A seguito delle analisi del consumo energetico presentate nel *paragrafo 4.3*, i fattori che hanno una rilevanza significativa sono stati individuati tramite l'analisi ANOVA. Tuttavia, per ottenere una comprensione completa, è necessario mettere in relazione questi dati tra di loro. Iniziamo dal Grafico degli Effetti Principali del Consumo Energetico (*Grafico 5.3*).

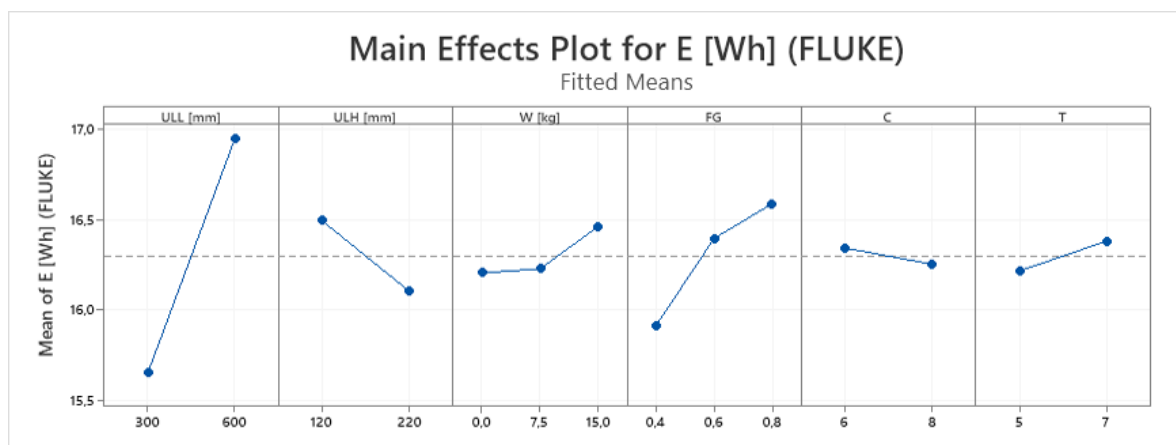
Come nel caso del cycle time, si nota un'interazione positiva della lunghezza della cassetta (ULL). Infatti, il consumo energetico aumenta con l'aumentare della lunghezza della cassetta, confermando l'influenza significativa di questa variabile.

Per quanto riguarda i valori legati alla struttura del magazzino, ovvero il numero di colonne (C) e il numero di livelli (T), si osservano pendenze lievi: una negativa per il numero di colonne e una positiva per il numero di livelli. Nel primo caso, l'analisi isolata non fornisce risultati significativi, mentre nel secondo caso si evidenzia che il consumo energetico aumenta con l'aumentare dei livelli. Questo avviene perché il trasloelevatore deve compensare la forza di gravità nei movimenti verticali.

Il peso delle cassette (W) inizia ad assumere un ruolo significativo come variabile. Sebbene la relazione non sia lineare, il peso delle cassette da 7,5 kg non influisce in modo significativo, mentre un peso di 15 kg mostra un'influenza rilevante sul consumo energetico.

Per quanto riguarda l'altezza della cassetta (ULH), si osserva una pendenza negativa, probabilmente dovuta alla disposizione delle cassette nelle varie configurazioni e alla struttura del magazzino.

Il fill grade (FG) risulta ancora una volta anomalo, con un consumo energetico che aumenta in base al livello di riempimento. Si può ipotizzare che questo sia dovuto alle configurazioni del magazzino, dove livelli di riempimento più alti implicano più posizioni occupate nei livelli superiori, aumentando così il consumo energetico.



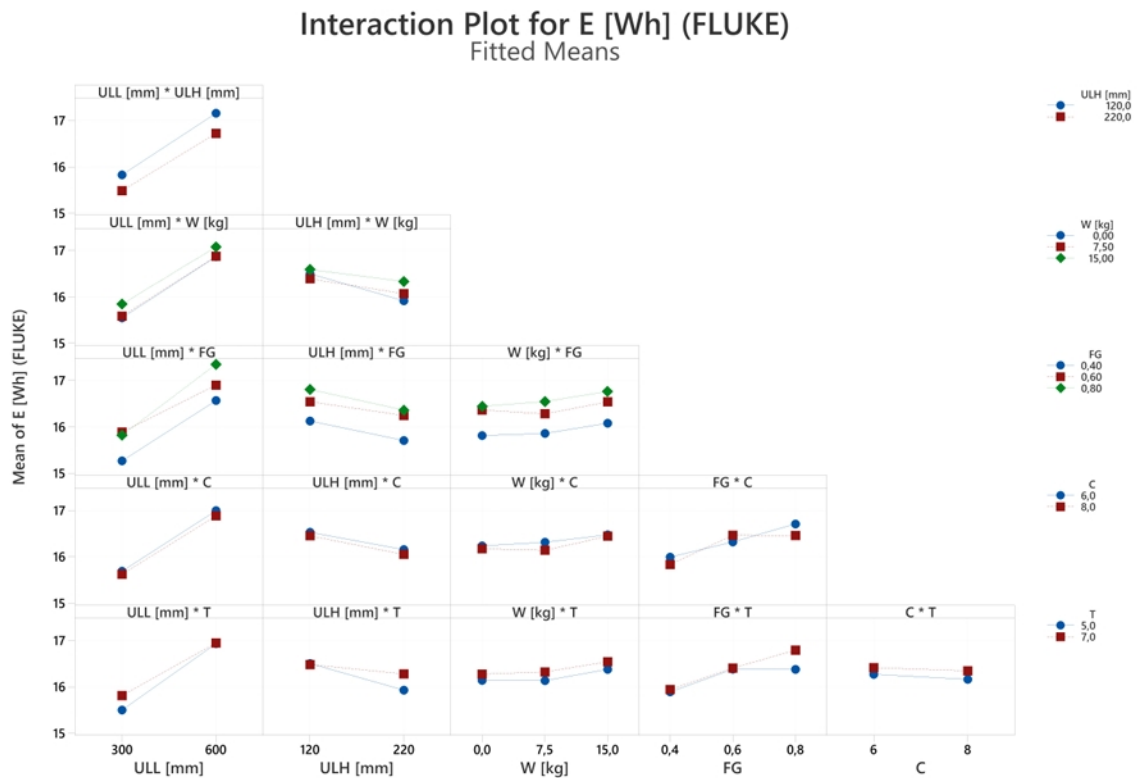
**Figura 5.3:** Main Effects Plot Energia

Nel caso del Grafico delle Interazioni (*Grafico 5.4*), l'utilizzo dell'analisi incrociata può aiutarci meglio a capire le interazioni tra le variabili:

- **ULL \* ULH:** si osserva una chiara interazione positiva, con un aumento significativo del consumo energetico per cassette più lunghe e più alte. Questo suggerisce che la combinazione di maggiori dimensioni in entrambe le direzioni aumenta notevolmente il consumo energetico.

- **ULL \* W**: l'interazione mostra che cassette più lunghe e più pesanti aumentano il consumo energetico. La pendenza positiva in entrambe le direzioni conferma che sia la lunghezza che il peso sono fattori significativi, dovuto al fatto che lo stoccaggio di una cassetta lunga richiede più energia rispetto a una di ridotte dimensioni.
- **ULL \* FG**: si osserva una pendenza positiva, indicando che cassette più lunghe e un fill grade maggiore aumentano il consumo energetico, probabilmente dovuto alla configurazione del magazzino.
- **ULL \* C**: l'interazione mostra una pendenza positiva, suggerendo che un aumento della lunghezza delle cassette e del numero di colonne del magazzino aumenta il consumo energetico.
- **ULL \* T**: l'interazione mostra una pendenza positiva, suggerendo che cassette più lunghe e un maggior numero di livelli aumentano il consumo energetico, accentuando due variabili che hanno tendenza positiva.
- **ULH \* W**: l'interazione tra altezza e peso delle cassette non mostra una pendenza significativa, suggerendo che il peso non ha un grande impatto sul consumo energetico quando varia l'altezza della cassetta.
- **ULH \* FG**: questa interazione non mostra una variazione significativa, suggerendo che l'altezza della cassetta non influenza significativamente il consumo energetico in funzione del fill grade.
- **ULH \* C**: questa interazione mostra una pendenza meno significativa, indicando che l'altezza delle cassette non ha un impatto significativo sul consumo energetico in funzione del numero di colonne.
- **ULH \* T**: questa interazione non mostra variazioni significative, indicando che l'altezza delle cassette non influisce in modo rilevante sul consumo energetico in funzione del numero di livelli.
- **W \* FG**: anche in questo caso, l'interazione tra peso e fill grade presenta una pendenza positiva, indicando che il peso delle cassette è un fattore critico in funzione del fill grade. L'andamento dei tre pesi rispetto al fill grade è quasi lineare, suggerendo che il peso influenzi il consumo energetico in maniera proporzionale.
- **W \* C**: l'interazione tra peso e numero di colonne mostra una pendenza positiva, confermando che il peso delle cassette è un fattore critico in funzione del numero di colonne.

- **W \* T**: non si osservano variazioni significative, confermando che il peso delle cassette non è un fattore critico in funzione del numero di livelli.
- **FG \* C**: non si osservano variazioni significative, suggerendo che il fill grade non influisce in modo rilevante sul consumo energetico in funzione del numero di colonne.
- **FG \* T**: non si osservano variazioni significative, suggerendo che il fill grade non influisce in modo rilevante sul consumo energetico in funzione del numero di livelli.
- **C \* T**: l'interazione mostra una leggera pendenza positiva, suggerendo che un aumento del numero di colonne e livelli può aumentare il consumo energetico, ma l'effetto non è particolarmente pronunciato.



**Figura 5.4:** Interaction Plots Energia

Dall'analisi del grafico degli effetti principali e delle interazioni per il consumo energetico, emerge che i fattori più significativi che influenzano il consumo energetico sono la lunghezza della cassetta (ULL) e il fill grade (FG). Anche il peso delle cassette (W) e il numero di livelli (T) hanno un impatto rilevante. Le interazioni tra lunghezza e altezza delle cassette, così come tra lunghezza e peso, mostrano un incremento significativo del consumo energetico. Il fill grade e il numero di colonne presentano

comportamenti meno significativi, ma comunque rilevanti in alcune interazioni. Il fill grade, in particolare, richiederà ulteriori studi per comprenderne appieno l'impatto.

Questo studio ha provato a dare un'altra prospettiva agli studi fatti, infatti gli studi in questo campo si basano su modelli analitici per stimare il consumo energetico dei sistemi AS/RS. Questi modelli tengono conto delle diverse fasi operative delle macchine (accelerazione, decelerazione e movimento a velocità costante) e considerano sia le navette che i sollevatori. In particolare, Ekren et al.(2018)[21] forniscono formule dettagliate per il calcolo dell'energia consumata in ogni fase operativa, evidenziando la rigenerazione dell'energia durante la frenata. Analogamente, Lerher et al.(2014)[32] presentano un modello di efficienza energetica che include il calcolo delle emissioni di CO<sub>2</sub>, mentre Lerher et al.(2018)[18] ampliano l'analisi e proponendo soluzioni per ridurre il consumo energetico complessivo. I tre studi concordano sul fatto che le elevate velocità operative delle macchine AS/RS richiedono motori molto potenti, aumentando significativamente il consumo di energia e le emissioni di CO<sub>2</sub>. Tuttavia, in questo studio si cerca di analizzare nuovi fattori che possono fornire ulteriori informazioni riguardo al consumo energetico, con l'obiettivo di migliorare l'impatto della logistica a livello ambientale. I risultati ottenuti indicano che un fattore altamente impattante a livello energetico siano le dimensioni della cassetta, il suo peso e il livello di riempimento. Mentre il peso delle cassette si è rivelato un fattore critico nel determinare il consumo di energia, il livello di riempimento necessita di ulteriori studi per comprendere meglio il suo comportamento.

# Capitolo 6

## Conclusioni e possibili sviluppi

I risultati di questa tesi fanno luce su diversi fattori chiave che influenzano le prestazioni dei sistemi di stoccaggio e recupero automatizzati (AS/RS). L'analisi rivela che alcuni fattori influenzano significativamente il tempo di ciclo di una missione e il consumo energetico. La ricerca evidenzia l'importanza spesso trascurata della dimensione dell'unità di carico (UL). Sebbene questa variabile abbia storicamente ricevuto meno attenzione nella progettazione degli AS/RS, i risultati suggeriscono che essa può esercitare una considerevole influenza sulle prestazioni del sistema, sia in termini di tempo ciclo, sia in termini di consumi energetici, visto che il fattore ULL, che è la lunghezza dell'unità di carico, in entrambi i DoE è risultato altamente significativo.

Dall'analisi emerge inoltre che il numero di livelli e il numero di colonne hanno un peso poco rilevante nella determinazione del tempo ciclo, mentre il numero di livelli influenza in modo più sensibile il consumo energetico. Dall'analisi emerge inoltre che alcune variabili di progettazione, come il numero di livelli e il numero di colonne, hanno un peso minore nella determinazione del tempo di ciclo mentre in quella del consumo energetico c'è un'influenza del numero di livelli. Questa osservazione può essere attribuita alla principale limitazione di questo studio, che riguarda i vincoli di spazio e le caratteristiche del sistema in esame. Infatti, l'AS/RS utilizzato in questo studio è installato in un laboratorio universitario e appartiene a una configurazione specifica tra le molte disponibili nell'industria.

La tesi introduce un approccio innovativo per la valutazione ex-post delle prestazioni degli AS/RS già in uso, identificando e quantificando l'impatto delle varie variabili di progettazione sul tempo di ciclo e sul consumo energetico, contribuendo a una comprensione più approfondita delle dinamiche del sistema e fornendo un quadro per valutare l'efficacia del sistema. Questo apre nuove strade per future ricerche volte a perfezionare le metodologie di progettazione degli AS/RS e a migliorare le prestazioni del sistema.

I risultati offrono implicazioni reali per le implementazioni degli AS/RS, dimostrando come questo approccio possa essere applicato nel mondo dell'industria e non solo in quello accademico, fornendo ai professionisti spunti utili per ottimizzare la

progettazione del sistema e l'efficienza operativa.

Questa tesi fornisce spunti per future ricerche e sviluppi. Ad esempio, un possibile sviluppo della ricerca potrebbe concentrarsi sull'utilizzo di sensori con una maggiore sensibilità per calcolare in modo più preciso il consumo energetico del nastro trasportatore e dei rulli. L'impiego di questi sensori avanzati permetterebbe di raccogliere dati più dettagliati e accurati sulle prestazioni energetiche dei singoli componenti del magazzino automatico. In questo modo utilizzando i dati come parametri all'interno di un software di simulazione, si potrebbero ricreare situazioni reali basate su un dataset proveniente da un utilizzo reale del sistema. L'integrazione di dati precisi e dettagliati nei modelli di simulazione migliorerebbe significativamente l'affidabilità delle previsioni e delle analisi, permettendo di testare e ottimizzare diverse configurazioni e strategie operative prima della loro implementazione pratica. Aiuterebbe anche a spiegare i comportamenti di alcune variabili come il fill grade in maniera più completa. Inoltre, la metodologia DoE potrebbe essere adottata per includere altre misure di prestazione chiave come il throughput e la capacità di stoccaggio, fornendo una visione più completa delle prestazioni del sistema. Pertanto si ritiene che estendere l'analisi a sistemi AS/RS operativi in ambienti industriali reali può aiutare a validare i risultati ottenuti in laboratorio e a identificare ulteriori opportunità di ottimizzazione



# Appendice A

## Tabelle DoE

Tabella A.1: Tabella DoE completa

N. Prova	Block	ULL [mm]	ULH [mm]	W [kg]	FG	C	T	Conf.	DP	HT	VT	FT	CT [s]	E [Wh]
1	1	300	120	0	0,6	8	7	1	5	8	24	7	92	14,81806685
2	1	300	120	0	0,4	8	5	2	10	17	7	7	100,5	14,51597395
3	1	300	120	0	0,6	8	5	3	7	17	20	9	98,75	16,20688657
4	1	300	120	0	0,8	6	5	4	6	24	28	12	101,25	17,77070505
5	1	300	120	0	0,6	6	5	5	8	4	12	7	95,25	13,69946008
6	1	300	120	0	0,8	6	7	6	8	13	14	7	96,25	15,22919365
7	1	300	120	0	0,4	6	5	7	9	11	2	7	97	13,5982862
8	1	300	120	0	0,6	6	7	8	6	7	16	10	94,75	14,75481908
9	1	300	120	0	0,4	6	7	9	8	10	8	7	95	13,27755906
10	1	300	120	0	0,4	8	7	10	7	8	8	7	94,25	12,57705578
11	1	300	120	0	0,8	8	7	11	6	5	30	11	99,75	16,27171875
12	1	300	120	0	0,8	8	5	12	6	8	32	9	95,75	15,24976671
1	2	300	120	7,5	0,4	6	7	9	8	8	8	7	94,25	13,33753858
2	2	300	120	7,5	0,8	8	5	12	6	8	32	9	94,75	15,88724781
3	2	300	120	7,5	0,8	8	7	11	6	5	30	11	99	16,64962217
4	2	300	120	7,5	0,6	8	7	1	5	8	24	10	94	15,19292661
5	2	300	120	7,5	0,4	8	5	2	10	17	7	7	101,5	14,2420045
6	2	300	120	7,5	0,6	6	5	5	8	4	12	7	93,75	13,82563165
7	2	300	120	7,5	0,4	6	5	7	9	11	2	7	98	13,49474131
8	2	300	120	7,5	0,6	6	7	8	5	4	36	14	100,75	17,34238346
9	2	300	120	7,5	0,4	8	7	10	7	8	8	7	92	12,88373984
10	2	300	120	7,5	0,8	6	7	6	8	17	14	7	96,5	15,32280362
11	2	300	120	7,5	0,8	6	5	4	6	24	28	12	101,75	17,67947815
12	2	300	120	7,5	0,6	8	5	3	7	17	20	9	101,25	16,49884544
1	3	300	120	15	0,8	8	7	11	6	5	30	11	98,75	16,75757576
2	3	300	120	15	0,8	6	7	6	8	17	14	7	97,75	15,77631803
3	3	300	120	15	0,6	6	7	8	5	4	36	14	101	18,00127572
4	3	300	120	15	0,4	8	7	10	7	8	8	7	92	13,16007227
5	3	300	120	15	0,8	6	5	4	6	24	28	12	101,25	18,45027709
6	3	300	120	15	0,4	8	5	2	10	17	7	7	100,5	14,85471464
7	3	300	120	15	0,8	8	5	12	6	8	32	9	96	15,96051948
8	3	300	120	15	0,6	8	5	3	7	17	20	9	97,25	16,1917094
9	3	300	120	15	0,6	6	5	5	8	4	12	7	91,5	13,54839918
10	3	300	120	15	0,4	6	5	7	9	11	2	7	98,5	13,74636076
11	3	300	120	15	0,4	6	7	9	8	8	8	7	95,5	13,40033725
12	3	300	120	15	0,6	8	7	1	5	8	24	7	89,5	14,97483751
1	4	300	220	0	0,8	8	5	12	10	8	19	7	98,5	15,01813291
2	4	300	220	0	0,4	8	7	10	9	6	21	7	97	14,61026135
3	4	300	220	0	0,8	6	5	4	8	28	19	11	103,75	16,96952624
4	4	300	220	0	0,4	6	7	9	9	6	21	7	96,5	14,4417528
5	4	300	220	0	0,4	8	5	2	6	2	9	12	95	13,32534996
6	4	300	220	0	0,4	6	5	7	10	8	23	8	99,75	15,43007813
7	4	300	220	0	0,6	6	5	5	9	12	20	7	98,25	15,80561548
8	4	300	220	0	0,6	6	7	8	10	13	28	8	102,5	16,84433293
9	4	300	220	0	0,8	8	7	11	7	18	45	12	105	19,52019002
10	4	300	220	0	0,6	8	7	1	9	14	19	7	98	15,2091179
11	4	300	220	0	0,8	6	7	6	8	21	35	9	103,5	17,94207831
12	4	300	220	0	0,6	8	5	3	10	15	30	8	102,25	16,66965955
1	5	300	220	7,5	0,4	6	5	7	10	8	23	8	100,5	15,4075062
2	5	300	220	7,5	0,8	8	5	12	10	8	19	7	98,25	14,96816307
3	5	300	220	7,5	0,8	6	5	4	8	30	18	11	106,5	17,43407494

Tabelle DoE

4	5	300	220	7,5	0,6	6	5	5	9	12	20	7	98	15,56446141
5	5	300	220	7,5	0,4	8	5	2	6	2	9	12	97	13,31152528
6	5	300	220	7,5	0,6	6	7	8	10	13	28	8	101,75	17,01652369
7	5	300	220	7,5	0,4	8	7	10	9	6	21	7	95,75	14,50795356
8	5	300	220	7,5	0,8	6	7	6	8	21	35	9	102,25	18,2013313
9	5	300	220	7,5	0,4	6	7	9	9	6	21	7	95,75	14,47262912
10	5	300	220	7,5	0,6	8	7	1	9	14	19	7	97,75	15,3627923
11	5	300	220	7,5	0,6	8	5	3	10	15	30	8	104	16,75555556
12	5	300	220	7,5	0,8	8	7	11	7	18	45	12	104	19,38257394
1	6	300	220	15	0,8	8	7	11	7	18	45	12	104,5	20,00214797
2	6	300	220	15	0,4	8	5	2	6	2	9	12	97,5	13,80418798
3	6	300	220	15	0,8	8	5	12	10	8	19	7	98,75	14,77925084
4	6	300	220	15	0,4	6	7	9	9	6	21	7	96,5	14,73889966
5	6	300	220	15	0,8	6	7	6	8	15	43	11	104,25	19,02916667
6	6	300	220	15	0,4	6	5	7	10	8	23	8	99,5	15,16606099
7	6	300	220	15	0,6	8	5	3	10	15	30	8	104,25	17,17340012
8	6	300	220	15	0,4	8	7	10	9	6	21	7	97	14,95312768
9	6	300	220	15	0,6	6	5	5	9	12	20	7	98,75	15,43592172
10	6	300	220	15	0,6	8	7	1	9	14	19	7	99	15,81423174
11	6	300	220	15	0,8	6	5	4	8	28	19	11	105	17,57690024
12	6	300	220	15	0,6	6	7	8	10	13	28	8	104	17,50167866
1	7	600	120	0	0,6	6	5	5	10	18	2	5	104,75	15,19498512
2	7	600	120	0	0,4	6	5	7	7	8	20	9	103	16,91727199
3	7	600	120	0	0,8	6	5	4	5	36	28	9	102,5	19,27382401
4	7	600	120	0	0,8	8	5	12	5	36	24	11	107,25	19,46088663
5	7	600	120	0	0,4	8	5	2	8	23	8	7	102,5	15,89248783
6	7	600	120	0	0,8	8	7	11	6	34	22	9	106,75	18,93690129
7	7	600	120	0	0,6	8	7	1	7	25	16	9	106	17,51701961
8	7	600	120	0	0,6	6	7	8	6	7	33	9	101	16,93308642
9	7	600	120	0	0,4	6	7	9	7	15	13	7	97,75	15,28798363
10	7	600	120	0	0,8	6	7	6	6	36	21	9	103,25	19,19934581
11	7	600	120	0	0,4	8	7	10	7	16	3	5	96,75	13,75612113
12	7	600	120	0	0,6	8	5	3	6	19	28	9	101,25	18,00346367
1	8	600	120	7,5	0,6	8	7	1	7	25	16	9	103,25	17,47851248
2	8	600	120	7,5	0,6	6	7	8	6	7	33	9	101,75	16,96456801
3	8	600	120	7,5	0,4	8	7	10	7	16	3	5	95,75	13,17601454
4	8	600	120	7,5	0,8	6	5	4	5	36	28	9	102,75	19,05571905
5	8	600	120	7,5	0,6	6	5	5	10	18	2	5	104,25	15,04517045
6	8	600	120	7,5	0,8	6	7	6	6	36	21	9	104,5	18,89022474
7	8	600	120	7,5	0,4	6	5	7	7	8	20	9	101,75	16,63828636
8	8	600	120	7,5	0,8	8	7	11	6	34	22	9	104,25	18,61161782
9	8	600	120	7,5	0,8	8	5	12	5	36	24	11	105,75	19,15471698
10	8	600	120	7,5	0,4	6	7	9	7	15	13	7	99	15,24899244
11	8	600	120	7,5	0,6	8	5	3	6	19	28	9	99,25	17,31679753
12	8	600	120	7,5	0,4	8	5	2	8	23	8	7	103	15,80954399
1	9	600	120	15	0,4	8	5	2	8	23	8	7	103,25	16,21074879
2	9	600	120	15	0,4	6	5	7	7	8	20	9	102,75	16,59711772
3	9	600	120	15	0,6	8	5	3	6	19	28	9	101	18,00127572
4	9	600	120	15	0,8	8	7	11	6	34	22	9	102,5	18,44667478
5	9	600	120	15	0,4	6	7	9	7	15	13	7	98,5	14,97241561
6	9	600	120	15	0,8	8	5	12	5	36	24	11	105,75	19,55377358
7	9	600	120	15	0,6	6	7	8	6	7	33	9	102,75	16,67401396
8	9	600	120	15	0,8	6	5	4	5	36	28	9	102,5	19,344485
9	9	600	120	15	0,8	6	7	6	6	36	17	9	105,25	18,99238744
10	9	600	120	15	0,4	8	7	10	7	16	3	5	93,25	12,93199643
11	9	600	120	15	0,6	6	5	5	10	18	2	5	103,75	15,22165465
12	9	600	120	15	0,6	8	7	1	7	25	16	9	103,75	17,30205829
1	10	600	220	0	0,8	6	5	4	8	34	16	7	105	17,29839667
2	10	600	220	0	0,6	8	7	1	8	13	41	7	104,5	18,1108393
3	10	600	220	0	0,4	8	7	10	10	9	28	5	101,5	15,64272113
4	10	600	220	0	0,6	6	5	5	8	18	21	7	104,25	16,3670006
5	10	600	220	0	0,4	6	7	9	10	9	28	5	102,5	16,13772303
6	10	600	220	0	0,6	6	7	8	9	13	28	5	103	16,27508071
7	10	600	220	0	0,8	8	5	12	9	16	21	5	100,25	16,01630908
8	10	600	220	0	0,6	8	5	3	10	15	30	5	105,75	17,29245283
9	10	600	220	0	0,8	8	7	11	6	21	45	11	106	19,71184314
10	10	600	220	0	0,4	8	5	2	7	8	11	7	94,25	13,72609127
11	10	600	220	0	0,4	6	5	7	9	10	22	5	100,25	14,4576959
12	10	600	220	0	0,8	6	7	6	7	12	45	7	104	18,21247002
1	11	600	220	7,5	0,4	8	7	10	10	9	28	5	104	16,26714628
2	11	600	220	7,5	0,6	8	7	1	8	13	41	7	103,75	18,0170022
3	11	600	220	7,5	0,6	8	5	3	10	15	30	5	105,25	17,08857622
4	11	600	220	7,5	0,6	6	5	5	8	18	21	7	103,25	16,56405998
5	11	600	220	7,5	0,8	6	7	6	7	12	45	7	103,25	18,9852808
6	11	600	220	7,5	0,8	8	5	12	9	16	21	5	100,5	15,96445409
7	11	600	220	7,5	0,4	8	5	2	7	8	11	7	95	13,86559493
8	11	600	220	7,5	0,4	6	7	9	10	9	28	5	103,25	16,79475141
9	11	600	220	7,5	0,6	6	7	8	9	13	28	5	100,5	16,25955335
10	11	600	220	7,5	0,8	6	5	4	8	34	16	7	106	17,87035294

Tabelle DoE

11	11	600	220	7,5	0,4	6	5	7	9	10	22	5	100,5	14,69885236
12	11	600	220	7,5	0,8	8	7	11	6	21	45	11	106,25	20,04034624
1	12	600	220	15	0,8	8	7	11	6	21	45	11	107	20,48547009
2	12	600	220	15	0,6	6	7	8	9	13	28	5	103	16,60137207
3	12	600	220	15	0,4	8	5	2	7	8	11	7	94,5	14,39317282
4	12	600	220	15	0,6	8	5	3	10	15	30	5	104,25	17,8052183
5	12	600	220	15	0,4	8	7	10	10	9	28	5	102	16,50953545
6	12	600	220	15	0,8	6	5	4	8	34	16	7	104,5	17,97574582
7	12	600	220	15	0,8	6	7	6	7	12	45	7	102,75	18,9538835
8	12	600	220	15	0,4	6	7	9	10	9	28	5	102,25	16,80474593
9	12	600	220	15	0,4	6	5	7	9	10	22	5	100,75	15,44293007
10	12	600	220	15	0,6	6	5	5	8	18	21	7	103,75	16,62660256
11	12	600	220	15	0,6	8	7	1	8	13	41	7	104,5	18,39141806
12	12	600	220	15	0,8	8	5	12	9	16	21	5	100,25	16,08696621

Tabella A.2: DOE 720

Prova	Ripetizione	Block	ULL [mm]	ULH [mm]	W [kg]	FG	C	T	Conf.	DP	HT	VT	FT	CT Incas [s]
1	1	1	300	120	0	0,6	8	7	1	1	1	1	1	14,95
1	2	1	300	120	0	0,6	8	7	1	1	3	2	1	17,423
1	3	1	300	120	0	0,6	8	7	1	2	2	5	1	19,527
1	4	1	300	120	0	0,6	8	7	1	2	1	8	1	20,537
1	5	1	300	120	0	0,6	8	7	1	1	1	8	1	19,48
2	1	1	300	120	0	0,4	8	5	2	1	0	0	2	18,423
2	2	1	300	120	0	0,4	8	5	2	2	2	1	2	19,507
2	3	1	300	120	0	0,4	8	5	2	2	5	2	2	21,557
2	4	1	300	120	0	0,4	8	5	2	1	5	2	2	20,49
2	5	1	300	120	0	0,4	8	5	2	1	5	2	2	20,63
3	1	1	300	120	0	0,6	8	5	3	3	1	4	1	17,774
3	2	1	300	120	0	0,6	8	5	3	2	4	4	2	22,563
3	3	1	300	120	0	0,6	8	5	3	2	4	4	1	19,473
3	4	1	300	120	0	0,6	8	5	3	1	4	4	2	20,49
3	5	1	300	120	0	0,6	8	5	3	1	4	4	1	18,464
4	1	1	300	120	0	0,8	6	5	4	2	1	4	1	16,283
4	2	1	300	120	0	0,8	6	5	4	1	5	5	2	20,477
4	3	1	300	120	0	0,8	6	5	4	1	5	5	1	18,466
4	4	1	300	120	0	0,8	6	5	4	4	5	7	1	23,57
4	5	1	300	120	0	0,8	6	5	4	4	8	7	1	22,547
5	1	1	300	120	0	0,6	6	5	5	1	0	1	2	17,204
5	2	1	300	120	0	0,6	6	5	5	2	1	2	2	20,51
5	3	1	300	120	0	0,6	6	5	5	2	1	3	1	19,51
5	4	1	300	120	0	0,6	6	5	5	1	1	3	2	20,5
5	5	1	300	120	0	0,6	6	5	5	1	1	3	1	17,513
6	1	1	300	120	0	0,8	6	7	6	1	1	1	2	17,224
6	2	1	300	120	0	0,8	6	7	6	2	3	1	2	20,506
6	3	1	300	120	0	0,8	6	7	6	2	3	4	1	19,467
6	4	1	300	120	0	0,8	6	7	6	1	3	4	2	20,483
6	5	1	300	120	0	0,8	6	7	6	1	3	4	1	18,48
7	1	1	300	120	0	0,4	6	5	7	1	1	1	2	16,73
7	2	1	300	120	0	0,4	6	5	7	1	2	1	1	18,513
7	3	1	300	120	0	0,4	6	5	7	2	2	0	2	20,55
7	4	1	300	120	0	0,4	6	5	7	2	3	0	2	21,557
7	5	1	300	120	0	0,4	6	5	7	1	3	0	2	19,603
8	1	1	300	120	0	0,6	6	7	8	1	1	1	2	16,746
8	2	1	300	120	0	0,6	6	7	8	1	2	1	1	18,477
8	3	1	300	120	0	0,6	6	7	8	1	2	1	1	17,443
8	4	1	300	120	0	0,6	6	7	8	4	1	5	1	21,527
8	5	1	300	120	0	0,6	6	7	8	3	1	8	1	20,477
9	1	1	300	120	0	0,4	6	7	9	1	1	1	2	16,75
9	2	1	300	120	0	0,4	6	7	9	2	2	2	1	19,573
9	3	1	300	120	0	0,4	6	7	9	1	2	2	2	19,46
9	4	1	300	120	0	0,4	6	7	9	1	2	2	1	17,567
9	5	1	300	120	0	0,4	6	7	9	2	3	1	2	21,536
10	1	1	300	120	0	0,4	8	7	10	1	0	1	2	18,386
10	2	1	300	120	0	0,4	8	7	10	2	1	2	1	19,504
10	3	1	300	120	0	0,4	8	7	10	1	2	2	2	19,49
10	4	1	300	120	0	0,4	8	7	10	1	2	2	1	17,46
10	5	1	300	120	0	0,4	8	7	10	2	3	1	1	19,5
11	1	1	300	120	0	0,8	8	7	11	1	1	1	2	16,667
11	2	1	300	120	0	0,8	8	7	11	3	1	5	1	20,527
11	3	1	300	120	0	0,8	8	7	11	3	1	8	1	21,506
11	4	1	300	120	0	0,8	8	7	11	2	1	8	1	20,517
11	5	1	300	120	0	0,8	8	7	11	2	1	8	1	20,523
12	1	1	300	120	0	0,8	8	5	12	2	0	4	1	15,99

Tabelle DoE

12	2	1	300	120	0	0,8	8	5	12	3	1	8	1	20,856
12	3	1	300	120	0	0,8	8	5	12	1	1	8	1	17,827
12	4	1	300	120	0	0,8	8	5	12	2	1	8	1	19,53
12	5	1	300	120	0	0,8	8	5	12	1	5	4	2	21,567
1	1	2	300	120	7,5	0,4	6	7	9	1	0	1	2	17,18
1	2	2	300	120	7,5	0,4	6	7	9	2	1	2	1	18,474
1	3	2	300	120	7,5	0,4	6	7	9	1	2	2	2	20,52
1	4	2	300	120	7,5	0,4	6	7	9	1	2	2	1	17,423
1	5	2	300	120	7,5	0,4	6	7	9	2	3	1	2	20,57
2	1	2	300	120	7,5	0,8	8	5	12	2	0	4	1	16,563
2	2	2	300	120	7,5	0,8	8	5	12	3	1	8	1	20,564
2	3	2	300	120	7,5	0,8	8	5	12	1	1	8	1	18,493
2	4	2	300	120	7,5	0,8	8	5	12	2	1	8	1	19,633
2	5	2	300	120	7,5	0,8	8	5	12	1	5	4	2	19,494
3	1	2	300	120	7,5	0,8	8	7	11	1	1	1	2	16,78
3	2	2	300	120	7,5	0,8	8	7	11	3	1	5	1	20,513
3	3	2	300	120	7,5	0,8	8	7	11	3	1	8	1	21,547
3	4	2	300	120	7,5	0,8	8	7	11	2	1	8	1	20,51
3	5	2	300	120	7,5	0,8	8	7	11	2	1	8	1	19,566
4	1	2	300	120	7,5	0,6	8	7	1	1	1	1	1	14,844
4	2	2	300	120	7,5	0,6	8	7	1	1	3	2	1	17,48
4	3	2	300	120	7,5	0,6	8	7	1	3	2	5	1	20,57
4	4	2	300	120	7,5	0,6	8	7	1	3	1	8	1	21,51
4	5	2	300	120	7,5	0,6	8	7	1	2	1	8	1	19,536
5	1	2	300	120	7,5	0,4	8	5	2	1	0	0	2	18,39
5	2	2	300	120	7,5	0,4	8	5	2	2	2	1	2	19,577
5	3	2	300	120	7,5	0,4	8	5	2	2	5	2	2	22,55
5	4	2	300	120	7,5	0,4	8	5	2	1	5	2	2	21,53
5	5	2	300	120	7,5	0,4	8	5	2	1	5	2	2	19,487
6	1	2	300	120	7,5	0,6	6	5	5	1	0	1	2	16,8
6	2	2	300	120	7,5	0,6	6	5	5	2	1	2	2	20,526
6	3	2	300	120	7,5	0,6	6	5	5	2	1	3	1	18,45
6	4	2	300	120	7,5	0,6	6	5	5	1	1	3	2	20,507
6	5	2	300	120	7,5	0,6	6	5	5	1	1	3	1	17,51
7	1	2	300	120	7,5	0,4	6	5	7	1	1	1	2	16,836
7	2	2	300	120	7,5	0,4	6	5	7	1	2	1	1	18,587
7	3	2	300	120	7,5	0,4	6	5	7	2	2	0	2	20,503
7	4	2	300	120	7,5	0,4	6	5	7	2	3	0	2	21,517
7	5	2	300	120	7,5	0,4	6	5	7	1	3	0	2	20,53
8	1	2	300	120	7,5	0,6	6	7	8	4	0	4	1	18,78
8	2	2	300	120	7,5	0,6	6	7	8	3	1	8	1	21,517
8	3	2	300	120	7,5	0,6	6	7	8	3	1	8	1	21,52
8	4	2	300	120	7,5	0,6	6	7	8	2	1	8	1	19,47
8	5	2	300	120	7,5	0,6	6	7	8	2	1	8	1	19,57
9	1	2	300	120	7,5	0,4	8	7	10	1	0	1	2	17,143
9	2	2	300	120	7,5	0,4	8	7	10	2	1	2	1	18,504
9	3	2	300	120	7,5	0,4	8	7	10	1	2	2	2	20,493
9	4	2	300	120	7,5	0,4	8	7	10	1	2	2	1	17,437
9	5	2	300	120	7,5	0,4	8	7	10	2	3	1	1	18,503
10	1	2	300	120	7,5	0,8	6	7	6	1	1	1	2	17,49
10	2	2	300	120	7,5	0,8	6	7	6	1	3	1	2	19,487
10	3	2	300	120	7,5	0,8	6	7	6	2	3	4	1	19,486
10	4	2	300	120	7,5	0,8	6	7	6	2	5	4	2	21,547
10	5	2	300	120	7,5	0,8	6	7	6	1	5	4	1	18,497
11	1	2	300	120	7,5	0,8	6	5	4	2	1	4	1	16,75
11	2	2	300	120	7,5	0,8	6	5	4	1	5	5	2	21,52
11	3	2	300	120	7,5	0,8	6	5	4	1	5	5	1	18,463
11	4	2	300	120	7,5	0,8	6	5	4	4	5	7	1	22,533
11	5	2	300	120	7,5	0,8	6	5	4	4	8	7	1	22,58
12	1	2	300	120	7,5	0,6	8	5	3	3	1	4	1	18,133
12	2	2	300	120	7,5	0,6	8	5	3	2	4	4	2	22,567
12	3	2	300	120	7,5	0,6	8	5	3	2	4	4	1	20,496
12	4	2	300	120	7,5	0,6	8	5	3	1	4	4	2	21,6
12	5	2	300	120	7,5	0,6	8	5	3	1	4	4	1	18,49
1	1	3	300	120	15	0,8	8	7	11	1	1	1	2	17,52
1	2	3	300	120	15	0,8	8	7	11	3	1	5	1	19,51
1	3	3	300	120	15	0,8	8	7	11	3	1	8	1	21,5
1	4	3	300	120	15	0,8	8	7	11	2	1	8	1	19,54
1	5	3	300	120	15	0,8	8	7	11	2	1	8	1	20,577
2	1	3	300	120	15	0,8	6	7	6	1	1	1	2	16,63
2	2	3	300	120	15	0,8	6	7	6	1	3	1	2	20,536
2	3	3	300	120	15	0,8	6	7	6	2	3	4	1	19,484
2	4	3	300	120	15	0,8	6	7	6	2	5	4	2	22,626
2	5	3	300	120	15	0,8	6	7	6	1	5	4	1	18,487
3	1	3	300	120	15	0,6	6	7	8	4	0	4	1	18,807
3	2	3	300	120	15	0,6	6	7	8	3	1	8	1	21,517
3	3	3	300	120	15	0,6	6	7	8	3	1	8	1	21,546
3	4	3	300	120	15	0,6	6	7	8	2	1	8	1	19,544
3	5	3	300	120	15	0,6	6	7	8	2	1	8	1	19,496

Tabelle DoE

4	1	3	300	120	15	0,4	8	7	10	1	0	1	2	16,94
4	2	3	300	120	15	0,4	8	7	10	2	1	2	1	18,493
4	3	3	300	120	15	0,4	8	7	10	1	2	2	2	20,583
4	4	3	300	120	15	0,4	8	7	10	1	2	2	1	17,454
4	5	3	300	120	15	0,4	8	7	10	2	3	1	1	18,463
5	1	3	300	120	15	0,8	6	5	4	2	1	4	1	16,19
5	2	3	300	120	15	0,8	6	5	4	1	5	5	2	20,55
5	3	3	300	120	15	0,8	6	5	4	1	5	5	1	18,477
5	4	3	300	120	15	0,8	6	5	4	4	5	7	1	23,556
5	5	3	300	120	15	0,8	6	5	4	4	8	7	1	22,547
6	1	3	300	120	15	0,4	8	5	2	1	0	0	2	17,353
6	2	3	300	120	15	0,4	8	5	2	2	2	1	2	21,497
6	3	3	300	120	15	0,4	8	5	2	2	5	2	2	21,537
6	4	3	300	120	15	0,4	8	5	2	1	5	2	2	20,51
6	5	3	300	120	15	0,4	8	5	2	1	5	2	2	19,503
7	1	3	300	120	15	0,8	8	5	12	2	0	4	1	16,01
7	2	3	300	120	15	0,8	8	5	12	3	1	8	1	20,513
7	3	3	300	120	15	0,8	8	5	12	1	1	8	1	19,473
7	4	3	300	120	15	0,8	8	5	12	2	1	8	1	19,5
7	5	3	300	120	15	0,8	8	5	12	1	5	4	2	20,517
8	1	3	300	120	15	0,6	8	5	3	3	1	4	1	18,176
8	2	3	300	120	15	0,6	8	5	3	2	4	4	2	21,504
8	3	3	300	120	15	0,6	8	5	3	2	4	4	1	19,503
8	4	3	300	120	15	0,6	8	5	3	1	4	4	2	20,497
8	5	3	300	120	15	0,6	8	5	3	1	4	4	1	17,486
9	1	3	300	120	15	0,6	6	5	5	1	0	1	2	16,61
9	2	3	300	120	15	0,6	6	5	5	2	1	2	2	19,48
9	3	3	300	120	15	0,6	6	5	5	2	1	3	1	18,497
9	4	3	300	120	15	0,6	6	5	5	1	1	3	2	19,526
9	5	3	300	120	15	0,6	6	5	5	1	1	3	1	17,44
10	1	3	300	120	15	0,4	6	5	7	1	1	1	2	17,26
10	2	3	300	120	15	0,4	6	5	7	1	2	1	1	17,49
10	3	3	300	120	15	0,4	6	5	7	2	2	0	2	21,573
10	4	3	300	120	15	0,4	6	5	7	2	3	0	2	21,533
10	5	3	300	120	15	0,4	6	5	7	1	3	0	2	20,53
11	1	3	300	120	15	0,4	6	7	9	1	0	1	2	17,403
11	2	3	300	120	15	0,4	6	7	9	2	1	2	1	18,464
11	3	3	300	120	15	0,4	6	7	9	1	2	2	2	20,54
11	4	3	300	120	15	0,4	6	7	9	1	2	2	1	17,486
11	5	3	300	120	15	0,4	6	7	9	2	3	1	2	21,53
12	1	3	300	120	15	0,6	8	7	1	1	1	1	1	14,6
12	2	3	300	120	15	0,6	8	7	1	1	3	2	1	17,456
12	3	3	300	120	15	0,6	8	7	1	2	2	5	1	19,487
12	4	3	300	120	15	0,6	8	7	1	2	1	8	1	19,487
12	5	3	300	120	15	0,6	8	7	1	1	1	8	1	18,496
1	1	4	300	220	0	0,8	8	5	12	1	1	2	2	17,483
1	2	4	300	220	0	0,8	8	5	12	1	1	4	2	19,493
1	3	4	300	220	0	0,8	8	5	12	1	1	4	2	18,467
1	4	4	300	220	0	0,8	8	5	12	2	3	4	2	21,537
1	5	4	300	220	0	0,8	8	5	12	2	2	5	2	21,54
2	1	4	300	220	0	0,4	8	7	10	1	1	0	1	14,867
2	2	4	300	220	0	0,4	8	7	10	2	2	3	2	21,516
2	3	4	300	220	0	0,4	8	7	10	2	1	6	2	20,53
2	4	4	300	220	0	0,4	8	7	10	1	1	6	2	19,547
2	5	4	300	220	0	0,4	8	7	10	1	1	6	2	20,523
3	1	4	300	220	0	0,8	6	5	4	1	3	2	2	16,547
3	2	4	300	220	0	0,8	6	5	4	1	4	6	2	20,483
3	3	4	300	220	0	0,8	6	5	4	4	5	5	1	22,667
3	4	4	300	220	0	0,8	6	5	4	2	8	3	2	22,553
3	5	4	300	220	0	0,8	6	5	4	3	8	3	1	21,553
4	1	4	300	220	0	0,4	6	7	9	1	1	0	1	15,557
4	2	4	300	220	0	0,4	6	7	9	2	2	3	2	20,493
4	3	4	300	220	0	0,4	6	7	9	2	1	6	2	20,493
4	4	4	300	220	0	0,4	6	7	9	1	1	6	2	20,497
4	5	4	300	220	0	0,4	6	7	9	1	1	6	2	19,497
5	1	4	300	220	0	0,4	8	5	2	4	0	1	1	18,967
5	2	4	300	220	0	0,4	8	5	2	1	0	3	2	18,513
5	3	4	300	220	0	0,4	8	5	2	3	0	3	1	19,527
5	4	4	300	220	0	0,4	8	5	2	2	1	1	1	18,45
5	5	4	300	220	0	0,4	8	5	2	2	1	1	1	19,523
6	1	4	300	220	0	0,4	6	5	7	2	1	2	2	18,773
6	2	4	300	220	0	0,4	6	5	7	2	2	5	2	20,5
6	3	4	300	220	0	0,4	6	5	7	1	2	5	2	20,527
6	4	4	300	220	0	0,4	6	5	7	1	2	5	2	19,5
6	5	4	300	220	0	0,4	6	5	7	2	1	6	2	20,523
7	1	4	300	220	0	0,6	6	5	5	1	1	2	2	17,017
7	2	4	300	220	0	0,6	6	5	5	1	3	2	1	17,447
7	3	4	300	220	0	0,6	6	5	5	2	2	4	2	21,526
7	4	4	300	220	0	0,6	6	5	5	2	3	6	2	21,567

Tabelle DoE

7	5	4	300	220	0	0,6	6	5	5	1	3	6	2	20,587
8	1	4	300	220	0	0,6	6	7	8	2	0	4	2	18,493
8	2	4	300	220	0	0,6	6	7	8	2	3	6	2	21,554
8	3	4	300	220	0	0,6	6	7	8	1	3	6	2	20,506
8	4	4	300	220	0	0,6	6	7	8	1	3	6	2	20,514
8	5	4	300	220	0	0,6	6	7	8	2	4	6	2	21,556
9	1	4	300	220	0	0,8	8	7	11	4	2	5	1	19,89
9	2	4	300	220	0	0,8	8	7	11	2	4	10	2	22,57
9	3	4	300	220	0	0,8	8	7	11	3	4	10	1	21,517
9	4	4	300	220	0	0,8	8	7	11	1	4	10	2	20,487
9	5	4	300	220	0	0,8	8	7	11	2	4	10	1	20,516
10	1	4	300	220	0	0,6	8	7	1	1	0	2	2	16,764
10	2	4	300	220	0	0,6	8	7	1	1	1	4	2	18,53
10	3	4	300	220	0	0,6	8	7	1	1	3	2	1	17,446
10	4	4	300	220	0	0,6	8	7	1	2	6	3	2	21,614
10	5	4	300	220	0	0,6	8	7	1	2	4	8	2	23,586
11	1	4	300	220	0	0,8	6	7	6	1	4	1	1	15,167
11	2	4	300	220	0	0,8	6	7	6	1	8	5	2	21,52
11	3	4	300	220	0	0,8	6	7	6	2	5	9	2	22,553
11	4	4	300	220	0	0,8	6	7	6	4	2	10	1	23,627
11	5	4	300	220	0	0,8	6	7	6	1	2	10	2	20,546
12	1	4	300	220	0	0,6	8	5	3	2	3	3	2	18,31
12	2	4	300	220	0	0,6	8	5	3	2	3	7	2	22,513
12	3	4	300	220	0	0,6	8	5	3	1	3	7	2	19,457
12	4	4	300	220	0	0,6	8	5	3	1	3	7	2	20,51
12	5	4	300	220	0	0,6	8	5	3	2	3	6	2	21,53
1	1	5	300	220	7,5	0,4	6	5	7	2	1	2	2	19,453
1	2	5	300	220	7,5	0,4	6	5	7	2	2	5	2	20,54
1	3	5	300	220	7,5	0,4	6	5	7	1	2	5	2	20,517
1	4	5	300	220	7,5	0,4	6	5	7	1	2	5	2	19,493
1	5	5	300	220	7,5	0,4	6	5	7	2	1	6	2	20,517
2	1	5	300	220	7,5	0,8	8	5	12	1	1	2	2	16,953
2	2	5	300	220	7,5	0,8	8	5	12	1	1	4	2	19,72
2	3	5	300	220	7,5	0,8	8	5	12	1	1	4	2	18,487
2	4	5	300	220	7,5	0,8	8	5	12	2	3	4	2	21,587
2	5	5	300	220	7,5	0,8	8	5	12	2	2	5	2	21,54
3	1	5	300	220	7,5	0,8	6	5	4	1	1	4	2	17,267
3	2	5	300	220	7,5	0,8	6	5	4	4	5	5	1	23,573
3	3	5	300	220	7,5	0,8	6	5	4	2	8	3	2	22,564
3	4	5	300	220	7,5	0,8	6	5	4	3	8	3	1	21,59
3	5	5	300	220	7,5	0,8	6	5	4	1	8	3	2	21,51
4	1	5	300	220	7,5	0,6	6	5	5	1	1	2	2	16,65
4	2	5	300	220	7,5	0,6	6	5	5	1	3	2	1	17,707
4	3	5	300	220	7,5	0,6	6	5	5	2	2	4	2	21,543
4	4	5	300	220	7,5	0,6	6	5	5	2	3	6	2	21,57
4	5	5	300	220	7,5	0,6	6	5	5	1	3	6	2	20,49
5	1	5	300	220	7,5	0,4	8	5	2	4	0	1	1	18,793
5	2	5	300	220	7,5	0,4	8	5	2	1	0	3	2	20,493
5	3	5	300	220	7,5	0,4	8	5	2	3	0	3	1	20,527
5	4	5	300	220	7,5	0,4	8	5	2	2	1	1	1	18,507
5	5	5	300	220	7,5	0,4	8	5	2	2	1	1	1	18,556
6	1	5	300	220	7,5	0,6	6	7	8	2	0	4	2	18,604
6	2	5	300	220	7,5	0,6	6	7	8	2	3	6	2	21,543
6	3	5	300	220	7,5	0,6	6	7	8	1	3	6	2	20,497
6	4	5	300	220	7,5	0,6	6	7	8	1	3	6	2	19,493
6	5	5	300	220	7,5	0,6	6	7	8	2	4	6	2	21,503
7	1	5	300	220	7,5	0,4	8	7	10	1	1	0	1	14,643
7	2	5	300	220	7,5	0,4	8	7	10	2	2	3	2	20,524
7	3	5	300	220	7,5	0,4	8	7	10	2	1	6	2	20,55
7	4	5	300	220	7,5	0,4	8	7	10	1	1	6	2	19,483
7	5	5	300	220	7,5	0,4	8	7	10	1	1	6	2	20,51
8	1	5	300	220	7,5	0,8	6	7	6	1	4	1	1	15,207
8	2	5	300	220	7,5	0,8	6	7	6	1	8	5	2	21,533
8	3	5	300	220	7,5	0,8	6	7	6	2	5	9	2	22,534
8	4	5	300	220	7,5	0,8	6	7	6	4	2	10	1	22,55
8	5	5	300	220	7,5	0,8	6	7	6	1	2	10	2	20,516
9	1	5	300	220	7,5	0,4	6	7	9	1	1	0	1	14,707
9	2	5	300	220	7,5	0,4	6	7	9	2	2	3	2	20,497
9	3	5	300	220	7,5	0,4	6	7	9	2	1	6	2	20,546
9	4	5	300	220	7,5	0,4	6	7	9	1	1	6	2	19,527
9	5	5	300	220	7,5	0,4	6	7	9	1	1	6	2	20,547
10	1	5	300	220	7,5	0,6	8	7	1	1	0	2	2	16,696
10	2	5	300	220	7,5	0,6	8	7	1	1	1	4	2	19,55
10	3	5	300	220	7,5	0,6	8	7	1	1	3	2	1	18,52
10	4	5	300	220	7,5	0,6	8	7	1	2	6	3	2	21,494
10	5	5	300	220	7,5	0,6	8	7	1	2	4	8	2	21,586
11	1	5	300	220	7,5	0,6	8	5	3	2	3	3	2	18,844
11	2	5	300	220	7,5	0,6	8	5	3	2	3	7	2	22,553
11	3	5	300	220	7,5	0,6	8	5	3	1	3	7	2	20,543

Tabelle DoE

11	4	5	300	220	7,5	0,6	8	5	3	1	3	7	2	20,527
11	5	5	300	220	7,5	0,6	8	5	3	2	3	6	2	21,523
12	1	5	300	220	7,5	0,8	8	7	11	4	2	5	1	19,866
12	2	5	300	220	7,5	0,8	8	7	11	2	4	10	2	21,547
12	3	5	300	220	7,5	0,8	8	7	11	3	4	10	1	21,563
12	4	5	300	220	7,5	0,8	8	7	11	1	4	10	2	20,507
12	5	5	300	220	7,5	0,8	8	7	11	2	4	10	1	20,547
1	1	6	300	220	15	0,8	8	7	11	4	2	5	1	20,523
1	2	6	300	220	15	0,8	8	7	11	2	4	10	2	21,533
1	3	6	300	220	15	0,8	8	7	11	3	4	10	1	21,504
1	4	6	300	220	15	0,8	8	7	11	1	4	10	2	21,56
1	5	6	300	220	15	0,8	8	7	11	2	4	10	1	19,493
2	1	6	300	220	15	0,4	8	5	2	4	0	1	1	19,57
2	2	6	300	220	15	0,4	8	5	2	1	0	3	2	19,487
2	3	6	300	220	15	0,4	8	5	2	3	0	3	1	20,517
2	4	6	300	220	15	0,4	8	5	2	2	1	1	1	19,556
2	5	6	300	220	15	0,4	8	5	2	2	1	1	1	18,49
3	1	6	300	220	15	0,8	8	5	12	1	1	2	2	16,59
3	2	6	300	220	15	0,8	8	5	12	1	1	4	2	19,46
3	3	6	300	220	15	0,8	8	5	12	1	1	4	2	19,48
3	4	6	300	220	15	0,8	8	5	12	2	3	4	2	21,556
3	5	6	300	220	15	0,8	8	5	12	2	2	5	2	21,594
4	1	6	300	220	15	0,4	6	7	9	1	1	0	1	14,486
4	2	6	300	220	15	0,4	6	7	9	2	2	3	2	20,507
4	3	6	300	220	15	0,4	6	7	9	2	1	6	2	21,537
4	4	6	300	220	15	0,4	6	7	9	1	1	6	2	20,483
4	5	6	300	220	15	0,4	6	7	9	1	1	6	2	19,53
5	1	6	300	220	15	0,8	6	7	6	1	4	4	2	16,954
5	2	6	300	220	15	0,8	6	7	6	2	5	9	2	22,553
5	3	6	300	220	15	0,8	6	7	6	4	2	10	1	23,607
5	4	6	300	220	15	0,8	6	7	6	1	2	10	2	20,55
5	5	6	300	220	15	0,8	6	7	6	3	2	10	1	20,536
6	1	6	300	220	15	0,4	6	5	7	2	1	2	2	18,48
6	2	6	300	220	15	0,4	6	5	7	2	2	5	2	20,5
6	3	6	300	220	15	0,4	6	5	7	1	2	5	2	20,477
6	4	6	300	220	15	0,4	6	5	7	1	2	5	2	19,487
6	5	6	300	220	15	0,4	6	5	7	2	1	6	2	20,543
7	1	6	300	220	15	0,6	8	5	3	2	3	3	2	18,087
7	2	6	300	220	15	0,6	8	5	3	2	3	7	2	22,56
7	3	6	300	220	15	0,6	8	5	3	1	3	7	2	20,59
7	4	6	300	220	15	0,6	8	5	3	1	3	7	2	20,55
7	5	6	300	220	15	0,6	8	5	3	2	3	6	2	22,553
8	1	6	300	220	15	0,4	8	7	10	1	1	0	1	14,917
8	2	6	300	220	15	0,4	8	7	10	2	2	3	2	21,54
8	3	6	300	220	15	0,4	8	7	10	2	1	6	2	21,523
8	4	6	300	220	15	0,4	8	7	10	1	1	6	2	19,51
8	5	6	300	220	15	0,4	8	7	10	1	1	6	2	19,494
9	1	6	300	220	15	0,6	6	5	5	1	1	2	2	17,573
9	2	6	300	220	15	0,6	6	5	5	1	3	2	1	17,464
9	3	6	300	220	15	0,6	6	5	5	2	2	4	2	21,55
9	4	6	300	220	15	0,6	6	5	5	2	3	6	2	21,52
9	5	6	300	220	15	0,6	6	5	5	1	3	6	2	20,53
10	1	6	300	220	15	0,6	8	7	1	1	0	2	2	16,86
10	2	6	300	220	15	0,6	8	7	1	1	1	4	2	19,483
10	3	6	300	220	15	0,6	8	7	1	1	3	2	1	17,52
10	4	6	300	220	15	0,6	8	7	1	2	6	3	2	22,563
10	5	6	300	220	15	0,6	8	7	1	2	4	8	2	22,54
11	1	6	300	220	15	0,8	6	5	4	1	3	2	2	16,797
11	2	6	300	220	15	0,8	6	5	4	1	4	6	2	21,543
11	3	6	300	220	15	0,8	6	5	4	4	5	5	1	21,517
11	4	6	300	220	15	0,8	6	5	4	2	8	3	2	22,59
11	5	6	300	220	15	0,8	6	5	4	3	8	3	1	22,52
12	1	6	300	220	15	0,6	6	7	8	2	0	4	2	18,8
12	2	6	300	220	15	0,6	6	7	8	2	3	6	2	21,556
12	3	6	300	220	15	0,6	6	7	8	1	3	6	2	20,524
12	4	6	300	220	15	0,6	6	7	8	1	3	6	2	20,55
12	5	6	300	220	15	0,6	6	7	8	2	4	6	2	22,57
1	1	7	600	120	0	0,6	6	5	5	1	3	1	1	16,72
1	2	7	600	120	0	0,6	6	5	5	1	6	2	2	21,55
1	3	7	600	120	0	0,6	6	5	5	1	6	1	2	22,54
1	4	7	600	120	0	0,6	6	5	5	3	5	4	1	22,55
1	5	7	600	120	0	0,6	6	5	5	3	5	8	1	22,543
2	1	7	600	120	0	0,4	6	5	7	1	2	1	2	17,293
2	2	7	600	120	0	0,4	6	5	7	1	5	2	2	21,53
2	3	7	600	120	0	0,4	6	5	7	1	6	1	1	19,5
2	4	7	600	120	0	0,4	6	5	7	1	6	0	2	21,5
2	5	7	600	120	0	0,4	6	5	7	3	4	4	1	22,573
3	1	7	600	120	0	0,8	6	5	4	1	1	4	1	15,21
3	2	7	600	120	0	0,8	6	5	4	1	3	8	1	19,51

Tabelle DoE

3	3	7	600	120	0	0,8	6	5	4	1	5	4	2	21,513
3	4	7	600	120	0	0,8	6	5	4	3	5	4	1	22,54
3	5	7	600	120	0	0,8	6	5	4	3	5	8	1	22,544
4	1	7	600	120	0	0,8	8	5	12	1	4	2	1	16,247
4	2	7	600	120	0	0,8	8	5	12	3	8	5	1	22,703
4	3	7	600	120	0	0,8	8	5	12	3	8	7	1	23,547
4	4	7	600	120	0	0,8	8	5	12	1	8	7	1	20,5
4	5	7	600	120	0	0,8	8	5	12	1	8	7	1	19,487
5	1	7	600	120	0	0,4	8	5	2	1	1	1	2	18,584
5	2	7	600	120	0	0,4	8	5	2	1	2	1	2	20,543
5	3	7	600	120	0	0,4	8	5	2	1	3	0	2	21,55
5	4	7	600	120	0	0,4	8	5	2	1	5	0	2	22,57
5	5	7	600	120	0	0,4	8	5	2	1	7	0	2	21,557
6	1	7	600	120	0	0,8	8	7	11	1	4	0	2	17,14
6	2	7	600	120	0	0,8	8	7	11	1	8	2	1	19,513
6	3	7	600	120	0	0,8	8	7	11	3	8	5	1	23,577
6	4	7	600	120	0	0,8	8	7	11	3	8	7	1	22,537
6	5	7	600	120	0	0,8	8	7	11	1	8	7	1	20,52
7	1	7	600	120	0	0,6	8	7	1	1	1	0	2	18,79
7	2	7	600	120	0	0,6	8	7	1	1	3	0	2	20,483
7	3	7	600	120	0	0,6	8	7	1	3	2	4	1	21,517
7	4	7	600	120	0	0,6	8	7	1	3	1	8	1	22,63
7	5	7	600	120	0	0,6	8	7	1	1	1	8	1	19,48
8	1	7	600	120	0	0,6	6	7	8	3	0	4	1	18,927
8	2	7	600	120	0	0,6	6	7	8	3	1	8	1	22,56
8	3	7	600	120	0	0,6	6	7	8	1	1	8	1	18,497
8	4	7	600	120	0	0,6	6	7	8	1	1	8	1	19,526
8	5	7	600	120	0	0,6	6	7	8	1	4	5	2	21,57
9	1	7	600	120	0	0,4	6	7	9	1	1	1	1	15,736
9	2	7	600	120	0	0,4	6	7	9	1	3	1	2	20,517
9	3	7	600	120	0	0,4	6	7	9	1	4	1	1	18,463
9	4	7	600	120	0	0,4	6	7	9	3	3	5	1	21,537
9	5	7	600	120	0	0,4	6	7	9	1	4	5	2	21,507
10	1	7	600	120	0	0,8	6	7	6	1	1	1	1	15,71
10	2	7	600	120	0	0,8	6	7	6	1	3	1	1	19,46
10	3	7	600	120	0	0,8	6	7	6	1	4	0	2	20,487
10	4	7	600	120	0	0,8	6	7	6	1	4	0	2	22,557
10	5	7	600	120	0	0,8	6	7	6	1	4	1	1	18,56
11	1	7	600	120	0	0,4	8	7	10	1	3	4	1	16,463
11	2	7	600	120	0	0,4	8	7	10	1	7	5	2	22,543
11	3	7	600	120	0	0,4	8	7	10	3	8	3	1	23,554
11	4	7	600	120	0	0,4	8	7	10	3	8	5	1	23,546
11	5	7	600	120	0	0,4	8	7	10	1	8	5	1	20,544
12	1	7	600	120	0	0,6	8	5	3	3	4	2	1	19,99
12	2	7	600	120	0	0,6	8	5	3	3	8	5	1	23,554
12	3	7	600	120	0	0,6	8	5	3	1	8	5	1	20,493
12	4	7	600	120	0	0,6	8	5	3	1	8	5	1	20,543
12	5	7	600	120	0	0,6	8	5	3	3	8	7	1	22,59
1	1	8	600	120	7,5	0,6	8	7	1	1	1	1	1	15,707
1	2	8	600	120	7,5	0,6	8	7	1	1	3	1	2	20,5
1	3	8	600	120	7,5	0,6	8	7	1	1	4	1	1	18,543
1	4	8	600	120	7,5	0,6	8	7	1	3	3	5	1	22,567
1	5	8	600	120	7,5	0,6	8	7	1	1	4	5	2	21,57
2	1	8	600	120	7,5	0,6	6	7	8	3	4	2	1	19,683
2	2	8	600	120	7,5	0,6	6	7	8	3	8	5	1	22,52
2	3	8	600	120	7,5	0,6	6	7	8	1	8	5	1	20,507
2	4	8	600	120	7,5	0,6	6	7	8	1	8	5	1	19,507
2	5	8	600	120	7,5	0,6	6	7	8	3	8	7	1	23,56
3	1	8	600	120	7,5	0,4	8	7	10	1	3	4	1	15,106
3	2	8	600	120	7,5	0,4	8	7	10	1	7	5	2	22,534
3	3	8	600	120	7,5	0,4	8	7	10	3	8	3	1	23,533
3	4	8	600	120	7,5	0,4	8	7	10	3	8	5	1	22,537
3	5	8	600	120	7,5	0,4	8	7	10	1	8	5	1	20,516
4	1	8	600	120	7,5	0,8	6	5	4	1	3	1	1	15,107
4	2	8	600	120	7,5	0,8	6	5	4	1	6	2	2	22,586
4	3	8	600	120	7,5	0,8	6	5	4	1	6	1	2	21,54
4	4	8	600	120	7,5	0,8	6	5	4	3	5	4	1	22,547
4	5	8	600	120	7,5	0,8	6	5	4	3	5	8	1	21,55
5	1	8	600	120	7,5	0,6	6	5	5	1	2	1	2	18,067
5	2	8	600	120	7,5	0,6	6	5	5	1	5	2	2	22,54
5	3	8	600	120	7,5	0,6	6	5	5	1	6	1	1	19,467
5	4	8	600	120	7,5	0,6	6	5	5	1	6	0	2	20,536
5	5	8	600	120	7,5	0,6	6	5	5	3	4	4	1	22,514
6	1	8	600	120	7,5	0,8	6	7	6	1	1	1	2	19,256
6	2	8	600	120	7,5	0,8	6	7	6	1	2	1	2	21,527
6	3	8	600	120	7,5	0,8	6	7	6	1	3	0	2	20,507
6	4	8	600	120	7,5	0,8	6	7	6	1	5	0	2	20,483
6	5	8	600	120	7,5	0,8	6	7	6	1	7	0	2	22,517
7	1	8	600	120	7,5	0,4	6	5	7	1	1	0	2	18,6



Tabelle DoE

7	2	8	600	120	7,5	0,4	6	5	7	1	3	0	2	20,5
7	3	8	600	120	7,5	0,4	6	5	7	3	2	4	1	21,534
7	4	8	600	120	7,5	0,4	6	5	7	3	1	8	1	22,523
7	5	8	600	120	7,5	0,4	6	5	7	1	1	8	1	18,48
8	1	8	600	120	7,5	0,8	8	7	11	3	0	4	1	19,52
8	2	8	600	120	7,5	0,8	8	7	11	3	1	8	1	22,557
8	3	8	600	120	7,5	0,8	8	7	11	1	1	8	1	19,487
8	4	8	600	120	7,5	0,8	8	7	11	1	1	8	1	19,506
8	5	8	600	120	7,5	0,8	8	7	11	1	4	5	2	20,594
9	1	8	600	120	7,5	0,8	8	5	12	1	1	1	1	15,683
9	2	8	600	120	7,5	0,8	8	5	12	1	3	1	1	18,467
9	3	8	600	120	7,5	0,8	8	5	12	1	4	0	2	20,487
9	4	8	600	120	7,5	0,8	8	5	12	1	4	0	2	21,623
9	5	8	600	120	7,5	0,8	8	5	12	1	4	1	1	19,49
10	1	8	600	120	7,5	0,4	6	7	9	1	4	0	2	17,23
10	2	8	600	120	7,5	0,4	6	7	9	1	8	2	1	20,594
10	3	8	600	120	7,5	0,4	6	7	9	3	8	5	1	23,543
10	4	8	600	120	7,5	0,4	6	7	9	3	8	7	1	22,567
10	5	8	600	120	7,5	0,4	6	7	9	1	8	7	1	20,55
11	1	8	600	120	7,5	0,6	8	5	3	1	4	2	1	16,63
11	2	8	600	120	7,5	0,6	8	5	3	3	8	5	1	23,61
11	3	8	600	120	7,5	0,6	8	5	3	3	8	7	1	22,547
11	4	8	600	120	7,5	0,6	8	5	3	1	8	7	1	20,56
11	5	8	600	120	7,5	0,6	8	5	3	1	8	7	1	19,483
12	1	8	600	120	7,5	0,4	8	5	2	1	1	4	1	15,053
12	2	8	600	120	7,5	0,4	8	5	2	1	3	8	1	19,503
12	3	8	600	120	7,5	0,4	8	5	2	1	5	4	2	20,48
12	4	8	600	120	7,5	0,4	8	5	2	3	5	4	1	22,627
12	5	8	600	120	7,5	0,4	8	5	2	3	5	8	1	21,5
1	1	9	600	120	15	0,4	8	5	2	1	3	4	1	15,204
1	2	9	600	120	15	0,4	8	5	2	1	7	5	2	22,633
1	3	9	600	120	15	0,4	8	5	2	3	8	3	1	22,547
1	4	9	600	120	15	0,4	8	5	2	3	8	5	1	22,596
1	5	9	600	120	15	0,4	8	5	2	1	8	5	1	19,474
2	1	9	600	120	15	0,4	6	5	7	1	4	0	2	18,09
2	2	9	600	120	15	0,4	6	5	7	3	8	2	1	22,507
2	3	9	600	120	15	0,4	6	5	7	3	8	5	1	23,58
2	4	9	600	120	15	0,4	6	5	7	1	8	5	1	20,497
2	5	9	600	120	15	0,4	6	5	7	1	8	5	1	20,5
3	1	9	600	120	15	0,6	8	5	3	3	0	4	1	19,59
3	2	9	600	120	15	0,6	8	5	3	3	1	8	1	22,54
3	3	9	600	120	15	0,6	8	5	3	1	1	8	1	19,487
3	4	9	600	120	15	0,6	8	5	3	1	1	8	1	18,443
3	5	9	600	120	15	0,6	8	5	3	1	4	5	2	22,567
4	1	9	600	120	15	0,8	8	7	11	1	1	1	1	14,09
4	2	9	600	120	15	0,8	8	7	11	1	3	1	1	18,484
4	3	9	600	120	15	0,8	8	7	11	1	4	0	2	21,513
4	4	9	600	120	15	0,8	8	7	11	1	4	0	2	20,56
4	5	9	600	120	15	0,8	8	7	11	1	4	1	1	18,533
5	1	9	600	120	15	0,4	6	7	9	1	4	2	1	16,397
5	2	9	600	120	15	0,4	6	7	9	3	8	5	1	22,526
5	3	9	600	120	15	0,4	6	7	9	3	8	7	1	23,564
5	4	9	600	120	15	0,4	6	7	9	1	8	7	1	19,483
5	5	9	600	120	15	0,4	6	7	9	1	8	7	1	20,537
6	1	9	600	120	15	0,8	8	5	12	1	2	1	2	18,13
6	2	9	600	120	15	0,8	8	5	12	1	5	2	2	21,487
6	3	9	600	120	15	0,8	8	5	12	1	6	1	1	19,55
6	4	9	600	120	15	0,8	8	5	12	1	6	0	2	21,556
6	5	9	600	120	15	0,8	8	5	12	3	4	4	1	22,56
7	1	9	600	120	15	0,6	6	7	8	3	4	2	1	19,597
7	2	9	600	120	15	0,6	6	7	8	3	8	5	1	22,543
7	3	9	600	120	15	0,6	6	7	8	1	8	5	1	20,474
7	4	9	600	120	15	0,6	6	7	8	1	8	5	1	20,606
7	5	9	600	120	15	0,6	6	7	8	3	8	7	1	22,554
8	1	9	600	120	15	0,8	6	5	4	1	1	4	1	15,866
8	2	9	600	120	15	0,8	6	5	4	1	3	8	1	19,464
8	3	9	600	120	15	0,8	6	5	4	1	5	4	2	20,506
8	4	9	600	120	15	0,8	6	5	4	3	5	4	1	22,57
8	5	9	600	120	15	0,8	6	5	4	3	5	8	1	22,517
9	1	9	600	120	15	0,8	6	7	6	1	1	1	2	18,58
9	2	9	600	120	15	0,8	6	7	6	1	2	1	2	20,51
9	3	9	600	120	15	0,8	6	7	6	1	3	0	2	21,553
9	4	9	600	120	15	0,8	6	7	6	1	5	0	2	21,524
9	5	9	600	120	15	0,8	6	7	6	1	7	0	2	21,606
10	1	9	600	120	15	0,4	8	7	10	1	1	0	2	18,526
10	2	9	600	120	15	0,4	8	7	10	1	3	0	2	20,71
10	3	9	600	120	15	0,4	8	7	10	3	2	4	1	22,54
10	4	9	600	120	15	0,4	8	7	10	3	1	8	1	21,527
10	5	9	600	120	15	0,4	8	7	10	1	1	8	1	19,513

Tabelle DoE

11	1	9	600	120	15	0,6	6	5	5	1	1	1	1	14,24
11	2	9	600	120	15	0,6	6	5	5	1	3	1	2	21,586
11	3	9	600	120	15	0,6	6	5	5	1	4	1	1	19,467
11	4	9	600	120	15	0,6	6	5	5	3	3	5	1	21,51
11	5	9	600	120	15	0,6	6	5	5	1	4	5	2	21,573
12	1	9	600	120	15	0,6	8	7	1	1	3	1	1	16,596
12	2	9	600	120	15	0,6	8	7	1	1	6	2	2	20,497
12	3	9	600	120	15	0,6	8	7	1	1	6	1	2	22,55
12	4	9	600	120	15	0,6	8	7	1	3	5	4	1	21,503
12	5	9	600	120	15	0,6	8	7	1	3	5	8	1	22,554
1	1	10	600	220	0	0,8	6	5	4	1	3	2	2	18,82
1	2	10	600	220	0	0,8	6	5	4	3	7	3	1	22,57
1	3	10	600	220	0	0,8	6	5	4	1	8	3	2	21,504
1	4	10	600	220	0	0,8	6	5	4	1	8	3	1	20,51
1	5	10	600	220	0	0,8	6	5	4	1	8	5	2	21,553
2	1	10	600	220	0	0,6	8	7	1	1	4	3	2	17,297
2	2	10	600	220	0	0,6	8	7	1	1	4	8	2	22,61
2	3	10	600	220	0	0,6	8	7	1	3	1	10	1	23,6
2	4	10	600	220	0	0,6	8	7	1	1	2	10	2	21,54
2	5	10	600	220	0	0,6	8	7	1	1	2	10	1	19,566
3	1	10	600	220	0	0,4	8	7	10	1	1	3	2	17,216
3	2	10	600	220	0	0,4	8	7	10	1	1	6	2	21,554
3	3	10	600	220	0	0,4	8	7	10	1	2	6	2	20,556
3	4	10	600	220	0	0,4	8	7	10	1	2	7	2	21,56
3	5	10	600	220	0	0,4	8	7	10	1	3	6	2	20,667
4	1	10	600	220	0	0,6	6	5	5	1	0	4	2	18,974
4	2	10	600	220	0	0,6	6	5	5	1	3	6	2	21,54
4	3	10	600	220	0	0,6	6	5	5	1	4	6	2	21,57
4	4	10	600	220	0	0,6	6	5	5	1	4	4	1	19,493
4	5	10	600	220	0	0,6	6	5	5	3	7	1	1	22,603
5	1	10	600	220	0	0,4	6	7	9	1	1	3	2	17,22
5	2	10	600	220	0	0,4	6	7	9	1	1	6	2	21,543
5	3	10	600	220	0	0,4	6	7	9	1	0	7	2	20,587
5	4	10	600	220	0	0,4	6	7	9	1	3	6	2	20,53
5	5	10	600	220	0	0,4	6	7	9	1	4	6	2	22,53
6	1	10	600	220	0	0,6	6	7	8	1	0	4	2	18,856
6	2	10	600	220	0	0,6	6	7	8	1	3	6	2	21,534
6	3	10	600	220	0	0,6	6	7	8	1	4	6	2	21,546
6	4	10	600	220	0	0,6	6	7	8	1	2	8	2	21,55
6	5	10	600	220	0	0,6	6	7	8	1	4	4	1	19,51
7	1	10	600	220	0	0,8	8	5	12	1	2	2	2	17,14
7	2	10	600	220	0	0,8	8	5	12	1	2	5	2	21,523
7	3	10	600	220	0	0,8	8	5	12	1	2	3	1	19,49
7	4	10	600	220	0	0,8	8	5	12	1	4	4	2	20,543
7	5	10	600	220	0	0,8	8	5	12	1	6	7	2	21,577
8	1	10	600	220	0	0,6	8	5	3	1	3	3	2	18,693
8	2	10	600	220	0	0,6	8	5	3	1	3	7	2	22,533
8	3	10	600	220	0	0,6	8	5	3	1	3	6	2	21,557
8	4	10	600	220	0	0,6	8	5	3	1	4	6	2	21,547
8	5	10	600	220	0	0,6	8	5	3	1	2	8	2	21,543
9	1	10	600	220	0	0,8	8	7	11	3	2	5	1	19,86
9	2	10	600	220	0	0,8	8	7	11	1	4	10	2	21,567
9	3	10	600	220	0	0,8	8	7	11	1	4	10	1	19,5
9	4	10	600	220	0	0,8	8	7	11	3	5	10	1	22,556
9	5	10	600	220	0	0,8	8	7	11	3	6	10	1	22,56
10	1	10	600	220	0	0,4	8	5	2	3	0	1	1	17,31
10	2	10	600	220	0	0,4	8	5	2	1	1	1	1	18,456
10	3	10	600	220	0	0,4	8	5	2	1	1	1	1	17,457
10	4	10	600	220	0	0,4	8	5	2	1	2	3	2	20,543
10	5	10	600	220	0	0,4	8	5	2	1	4	5	2	20,49
11	1	10	600	220	0	0,4	6	5	7	1	1	2	2	18,137
11	2	10	600	220	0	0,4	6	5	7	1	2	5	2	20,533
11	3	10	600	220	0	0,4	6	5	7	1	1	6	2	21,564
11	4	10	600	220	0	0,4	6	5	7	1	2	6	2	20,5
11	5	10	600	220	0	0,4	6	5	7	1	4	3	1	19,516
12	1	10	600	220	0	0,8	6	7	6	1	1	5	2	18,914
12	2	10	600	220	0	0,8	6	7	6	3	2	10	1	22,583
12	3	10	600	220	0	0,8	6	7	6	1	3	10	1	20,52
12	4	10	600	220	0	0,8	6	7	6	1	3	10	1	19,537
12	5	10	600	220	0	0,8	6	7	6	1	3	10	2	22,53
1	1	11	600	220	7,5	0,4	8	7	10	1	1	3	2	18,78
1	2	11	600	220	7,5	0,4	8	7	10	1	1	6	2	20,596
1	3	11	600	220	7,5	0,4	8	7	10	1	2	6	2	20,517
1	4	11	600	220	7,5	0,4	8	7	10	1	2	7	2	21,627
1	5	11	600	220	7,5	0,4	8	7	10	1	3	6	2	22,576
2	1	11	600	220	7,5	0,6	8	7	1	1	4	3	2	18,816
2	2	11	600	220	7,5	0,6	8	7	1	1	4	8	2	21,664
2	3	11	600	220	7,5	0,6	8	7	1	3	1	10	1	22,1
2	4	11	600	220	7,5	0,6	8	7	1	1	2	10	2	21,563

Tabelle DoE

2	5	11	600	220	7,5	0,6	8	7	1	1	2	10	1	19,647
3	1	11	600	220	7,5	0,6	8	5	3	1	3	3	2	18,81
3	2	11	600	220	7,5	0,6	8	5	3	1	3	7	2	21,673
3	3	11	600	220	7,5	0,6	8	5	3	1	3	6	2	21,52
3	4	11	600	220	7,5	0,6	8	5	3	1	4	6	2	21,56
3	5	11	600	220	7,5	0,6	8	5	3	1	2	8	2	21,58
4	1	11	600	220	7,5	0,6	6	5	5	1	0	4	2	18,037
4	2	11	600	220	7,5	0,6	6	5	5	1	3	6	2	21,587
4	3	11	600	220	7,5	0,6	6	5	5	1	4	6	2	21,523
4	4	11	600	220	7,5	0,6	6	5	5	1	4	4	1	18,487
4	5	11	600	220	7,5	0,6	6	5	5	3	7	1	1	23,583
5	1	11	600	220	7,5	0,8	6	7	6	1	1	5	2	17,936
5	2	11	600	220	7,5	0,8	6	7	6	3	2	10	1	22,58
5	3	11	600	220	7,5	0,8	6	7	6	1	3	10	1	19,487
5	4	11	600	220	7,5	0,8	6	7	6	1	3	10	1	20,577
5	5	11	600	220	7,5	0,8	6	7	6	1	3	10	2	22,546
6	1	11	600	220	7,5	0,8	8	5	12	1	2	2	2	17,316
6	2	11	600	220	7,5	0,8	8	5	12	1	2	5	2	22,547
6	3	11	600	220	7,5	0,8	8	5	12	1	2	3	1	18,48
6	4	11	600	220	7,5	0,8	8	5	12	1	4	4	2	20,553
6	5	11	600	220	7,5	0,8	8	5	12	1	6	7	2	21,554
7	1	11	600	220	7,5	0,4	8	5	2	3	0	1	1	18,097
7	2	11	600	220	7,5	0,4	8	5	2	1	1	1	1	18,513
7	3	11	600	220	7,5	0,4	8	5	2	1	1	1	1	17,437
7	4	11	600	220	7,5	0,4	8	5	2	1	2	3	2	20,523
7	5	11	600	220	7,5	0,4	8	5	2	1	4	5	2	20,517
8	1	11	600	220	7,5	0,4	6	7	9	1	1	3	2	18,017
8	2	11	600	220	7,5	0,4	6	7	9	1	1	6	2	20,54
8	3	11	600	220	7,5	0,4	6	7	9	1	0	7	2	21,593
8	4	11	600	220	7,5	0,4	6	7	9	1	3	6	2	20,52
8	5	11	600	220	7,5	0,4	6	7	9	1	4	6	2	22,54
9	1	11	600	220	7,5	0,6	6	7	8	1	0	4	2	17,317
9	2	11	600	220	7,5	0,6	6	7	8	1	3	6	2	21,507
9	3	11	600	220	7,5	0,6	6	7	8	1	4	6	2	21,533
9	4	11	600	220	7,5	0,6	6	7	8	1	2	8	2	21,563
9	5	11	600	220	7,5	0,6	6	7	8	1	4	4	1	18,477
10	1	11	600	220	7,5	0,8	6	5	4	1	3	2	2	18,68
10	2	11	600	220	7,5	0,8	6	5	4	3	7	3	1	22,56
10	3	11	600	220	7,5	0,8	6	5	4	1	8	3	2	21,56
10	4	11	600	220	7,5	0,8	6	5	4	1	8	3	1	20,56
10	5	11	600	220	7,5	0,8	6	5	4	1	8	5	2	22,577
11	1	11	600	220	7,5	0,4	6	5	7	1	1	2	2	18,513
11	2	11	600	220	7,5	0,4	6	5	7	1	2	5	2	20,507
11	3	11	600	220	7,5	0,4	6	5	7	1	1	6	2	21,543
11	4	11	600	220	7,5	0,4	6	5	7	1	2	6	2	20,517
11	5	11	600	220	7,5	0,4	6	5	7	1	4	3	1	19,516
12	1	11	600	220	7,5	0,8	8	7	11	3	2	5	1	18,944
12	2	11	600	220	7,5	0,8	8	7	11	1	4	10	2	21,57
12	3	11	600	220	7,5	0,8	8	7	11	1	4	10	1	19,493
12	4	11	600	220	7,5	0,8	8	7	11	3	5	10	1	22,563
12	5	11	600	220	7,5	0,8	8	7	11	3	6	10	1	23,624
1	1	12	600	220	15	0,8	8	7	11	3	2	5	1	19,766
1	2	12	600	220	15	0,8	8	7	11	1	4	10	2	22,554
1	3	12	600	220	15	0,8	8	7	11	1	4	10	1	19,496
1	4	12	600	220	15	0,8	8	7	11	3	5	10	1	22,544
1	5	12	600	220	15	0,8	8	7	11	3	6	10	1	22,526
2	1	12	600	220	15	0,6	6	7	8	1	0	4	2	18,876
2	2	12	600	220	15	0,6	6	7	8	1	3	6	2	21,534
2	3	12	600	220	15	0,6	6	7	8	1	4	6	2	21,6
2	4	12	600	220	15	0,6	6	7	8	1	2	8	2	21,536
2	5	12	600	220	15	0,6	6	7	8	1	4	4	1	19,49
3	1	12	600	220	15	0,4	8	5	2	3	0	1	1	17,343
3	2	12	600	220	15	0,4	8	5	2	1	1	1	1	18,5
3	3	12	600	220	15	0,4	8	5	2	1	1	1	1	17,444
3	4	12	600	220	15	0,4	8	5	2	1	2	3	2	20,57
3	5	12	600	220	15	0,4	8	5	2	1	4	5	2	20,59
4	1	12	600	220	15	0,6	8	5	3	1	3	3	2	17,997
4	2	12	600	220	15	0,6	8	5	3	1	3	7	2	21,543
4	3	12	600	220	15	0,6	8	5	3	1	3	6	2	21,59
4	4	12	600	220	15	0,6	8	5	3	1	4	6	2	21,53
4	5	12	600	220	15	0,6	8	5	3	1	2	8	2	21,537
5	1	12	600	220	15	0,4	8	7	10	1	1	3	2	18,884
5	2	12	600	220	15	0,4	8	7	10	1	1	6	2	20,566
5	3	12	600	220	15	0,4	8	7	10	1	2	6	2	20,574
5	4	12	600	220	15	0,4	8	7	10	1	2	7	2	21,51
5	5	12	600	220	15	0,4	8	7	10	1	3	6	2	20,516
6	1	12	600	220	15	0,8	6	5	4	1	3	2	2	18,077
6	2	12	600	220	15	0,8	6	5	4	3	7	3	1	22,587
6	3	12	600	220	15	0,8	6	5	4	1	8	3	2	21,563

*Tabelle DoE*

---

6	4	12	600	220	15	0,8	6	5	4	1	8	3	1	20,57
6	5	12	600	220	15	0,8	6	5	4	1	8	5	2	21,627
7	1	12	600	220	15	0,8	6	7	6	1	1	5	2	18,753
7	2	12	600	220	15	0,8	6	7	6	3	2	10	1	22,564
7	3	12	600	220	15	0,8	6	7	6	1	3	10	1	20,526
7	4	12	600	220	15	0,8	6	7	6	1	3	10	1	19,47
7	5	12	600	220	15	0,8	6	7	6	1	3	10	2	21,54
8	1	12	600	220	15	0,4	6	7	9	1	1	3	2	17,19
8	2	12	600	220	15	0,4	6	7	9	1	1	6	2	21,533
8	3	12	600	220	15	0,4	6	7	9	1	0	7	2	20,484
8	4	12	600	220	15	0,4	6	7	9	1	3	6	2	20,516
8	5	12	600	220	15	0,4	6	7	9	1	4	6	2	22,54
9	1	12	600	220	15	0,4	6	5	7	1	1	2	2	18,44
9	2	12	600	220	15	0,4	6	5	7	1	2	5	2	21,553
9	3	12	600	220	15	0,4	6	5	7	1	1	6	2	21,54
9	4	12	600	220	15	0,4	6	5	7	1	2	6	2	20,51
9	5	12	600	220	15	0,4	6	5	7	1	4	3	1	18,607
10	1	12	600	220	15	0,6	6	5	5	1	0	4	2	18,5
10	2	12	600	220	15	0,6	6	5	5	1	3	6	2	20,514
10	3	12	600	220	15	0,6	6	5	5	1	4	6	2	22,573
10	4	12	600	220	15	0,6	6	5	5	1	4	4	1	19,54
10	5	12	600	220	15	0,6	6	5	5	3	7	1	1	22,563
11	1	12	600	220	15	0,6	8	7	1	1	4	3	2	17,24
11	2	12	600	220	15	0,6	8	7	1	1	4	8	2	22,56
11	3	12	600	220	15	0,6	8	7	1	3	1	10	1	22,54
11	4	12	600	220	15	0,6	8	7	1	1	2	10	2	22,647
11	5	12	600	220	15	0,6	8	7	1	1	2	10	1	19,5
12	1	12	600	220	15	0,8	8	5	12	1	2	2	2	18,177
12	2	12	600	220	15	0,8	8	5	12	1	2	5	2	21,553
12	3	12	600	220	15	0,8	8	5	12	1	2	3	1	17,48
12	4	12	600	220	15	0,8	8	5	12	1	4	4	2	21,53
12	5	12	600	220	15	0,8	8	5	12	1	6	7	2	21,537

# Appendice B

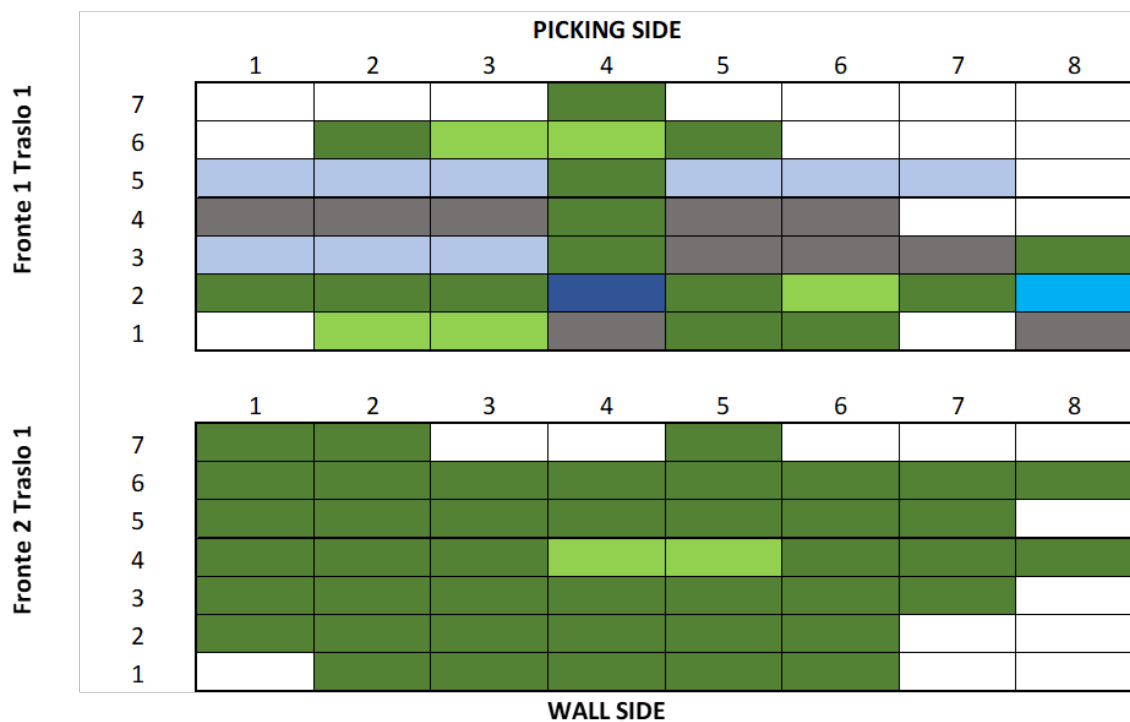
## Configurazioni Magazzino

- **Configurazione 1:**  $FG = 60\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 7$  (Tabella B.1, Figura B.1).

**Tabella B.1:** Valori FG Configurazione 1

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	45	41	110	60,91
Vani Bassi	45	42	114	59,65

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	15	0	26
Vani Bassi	20	0	24	0



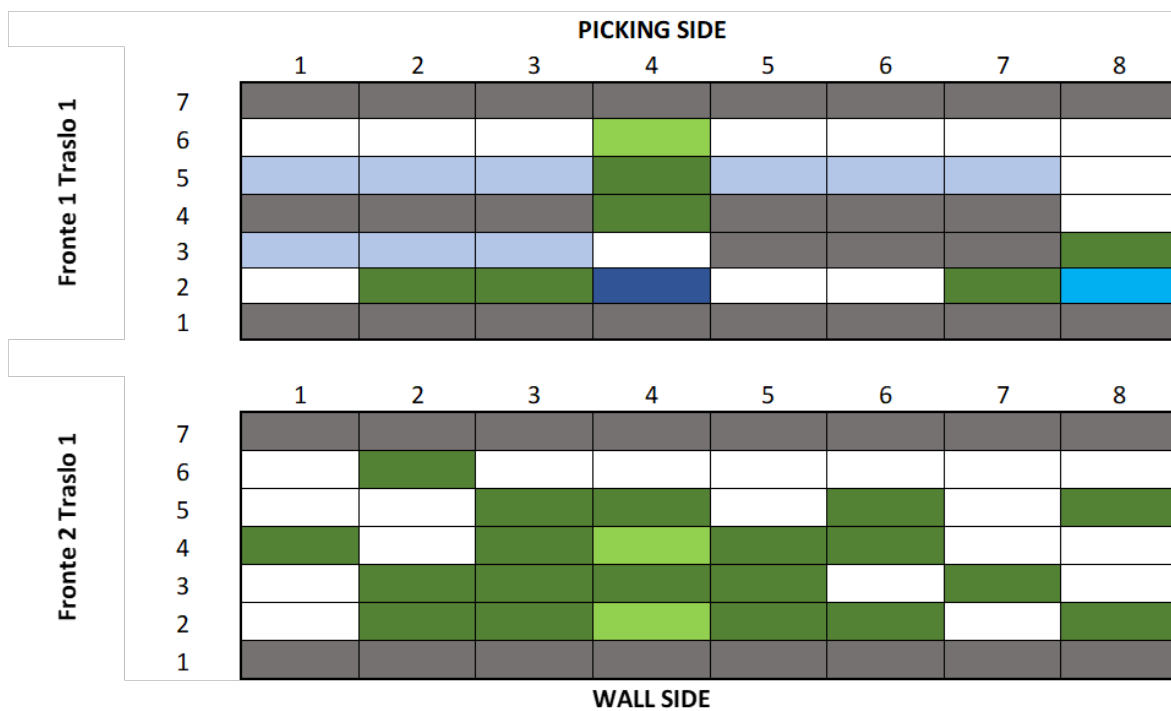
**Figura B.1:** Magazzino Sinottico Configurazione 1

- **Configurazione 2:**  $FG = 40\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 5$  (Tabella B.2, Figura B.2).

**Tabella B.2:** Valori FG Configurazione 2

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	29	16	62	40,32
Vani Bassi	31	24	86	40,70

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	7	0	9
Vani Bassi	13	0	11	0



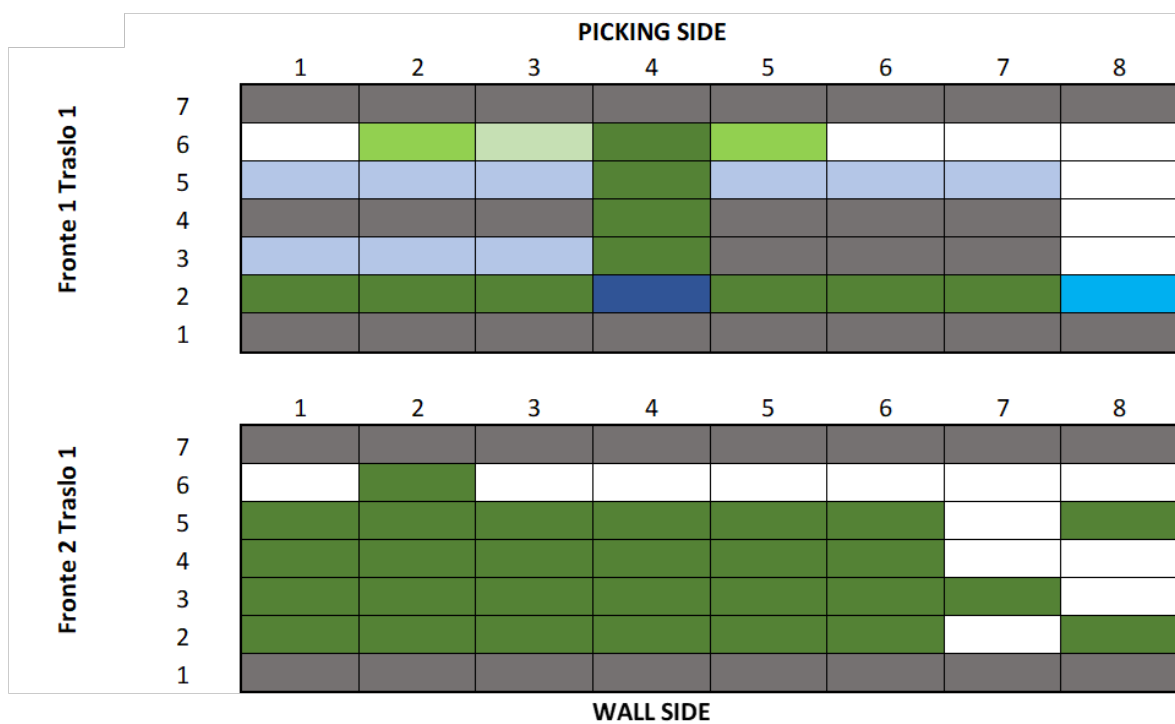
**Figura B.2:** Magazzino Sinottico Configurazione 2

- **Configurazione 3:**  $FG = 60\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 5$  (Tabella B.3, Figura B.3).

**Tabella B.3:** Valori FG Configurazione 3

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	29	25	62	61,29
Vani Bassi	31	33	86	59,30

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	12	0	13
Vani Bassi	15	0	18	0



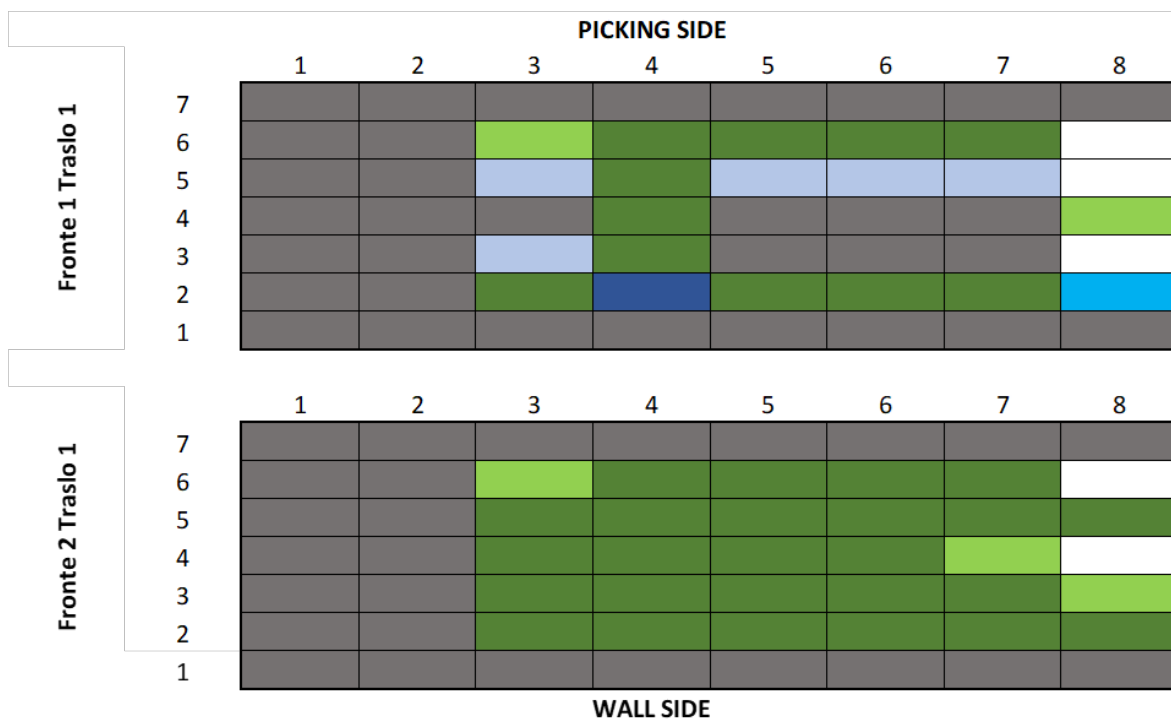
**Figura B.3:** Magazzino Sinottico Configurazione 3

- **Configurazione 4:**  $FG = 80\%$ ,  $C = 6$ ,  $T = 5$  (Tabella B.4, Figura B.4).

**Tabella B.4:** Valori FG Configurazione 4

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	23	27	50	80
Vani Bassi	23	35	66	80,3

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	14	0	13
Vani Bassi	17	0	18	0



**Figura B.4:** Magazzino Sinottico Configurazione 4

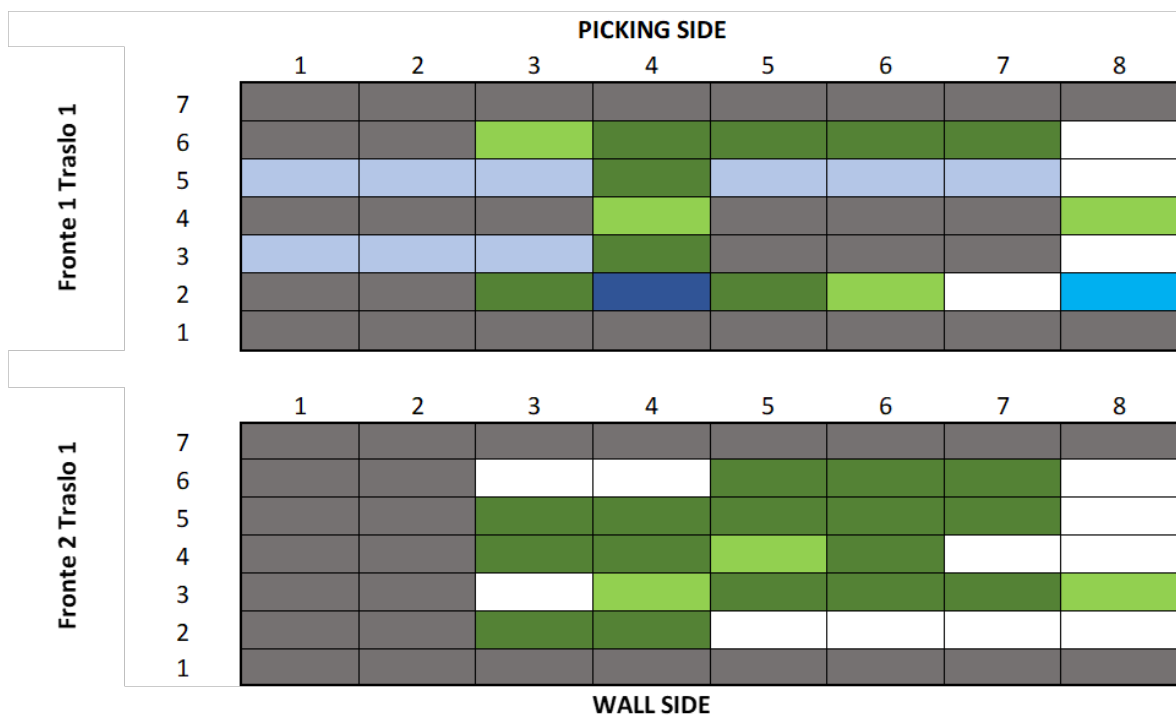


- **Configurazione 5:**  $FG = 60\%$ ,  $C = 6$ ,  $T = 5$  (Tabella B.5, Figura B.5).

**Tabella B.5:** Valori FG Configurazione 5

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	23	20	50	60
Vani Bassi	23	26	66	60,61

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	10	0	10
Vani Bassi	12	0	14	0



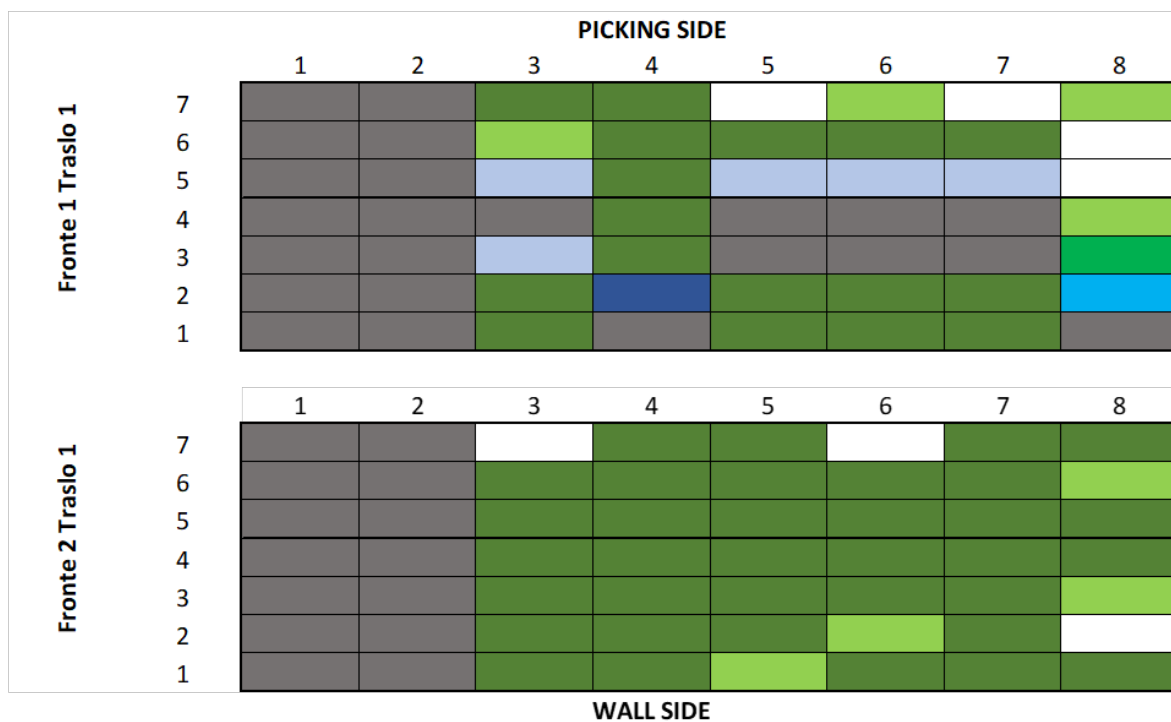
**Figura B.5:** Magazzino Sinottico Configurazione 5

- **Configurazione 6:**  $FG = 80\%$ ,  $C = 6$ ,  $T = 7$  (Tabella B.6, Figura B.6).

**Tabella B.6:** Valori FG Configurazione 6

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	35	43	86	79,07
Vani Bassi	33	44	86	80,23

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	18	0	25
Vani Bassi	19	0	25	0



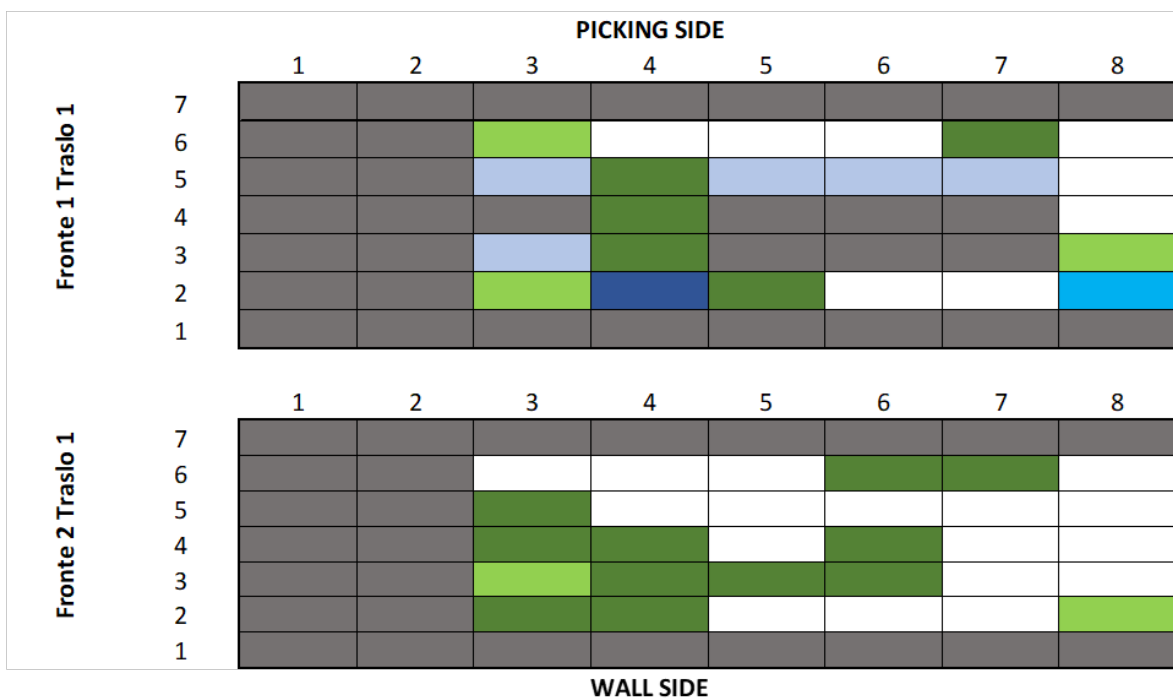
**Figura B.6:** Magazzino Sinottico Configurazione 6

- **Configurazione 7:**  $FG = 40\%$ ,  $C = 6$ ,  $T = 5$  (Tabella B.7, Figura B.7).

**Tabella B.7:** Valori FG Configurazione 7

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	23	13	50	40
Vani Bassi	23	20	66	39,39

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	6	0	7
Vani Bassi	14	0	6	0



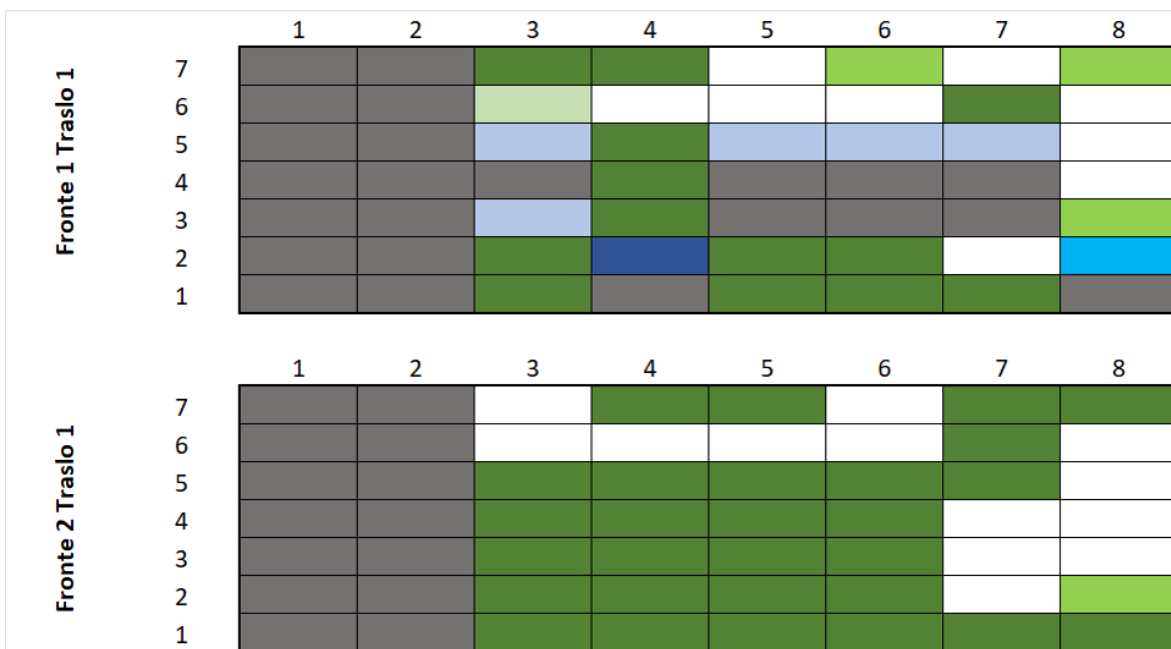
**Figura B.7:** Magazzino Sinottico Configurazione 7

- **Configurazione 8:**  $FG = 60\%$ ,  $C = 6$ ,  $T = 7$  (Tabella B.8, Figura B.8).

**Tabella B.8:** Valori FG Configurazione 8

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	35	33	86	60,47
Vani Bassi	33	36	86	60,47

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	14	0	19
Vani Bassi	20	0	16	0



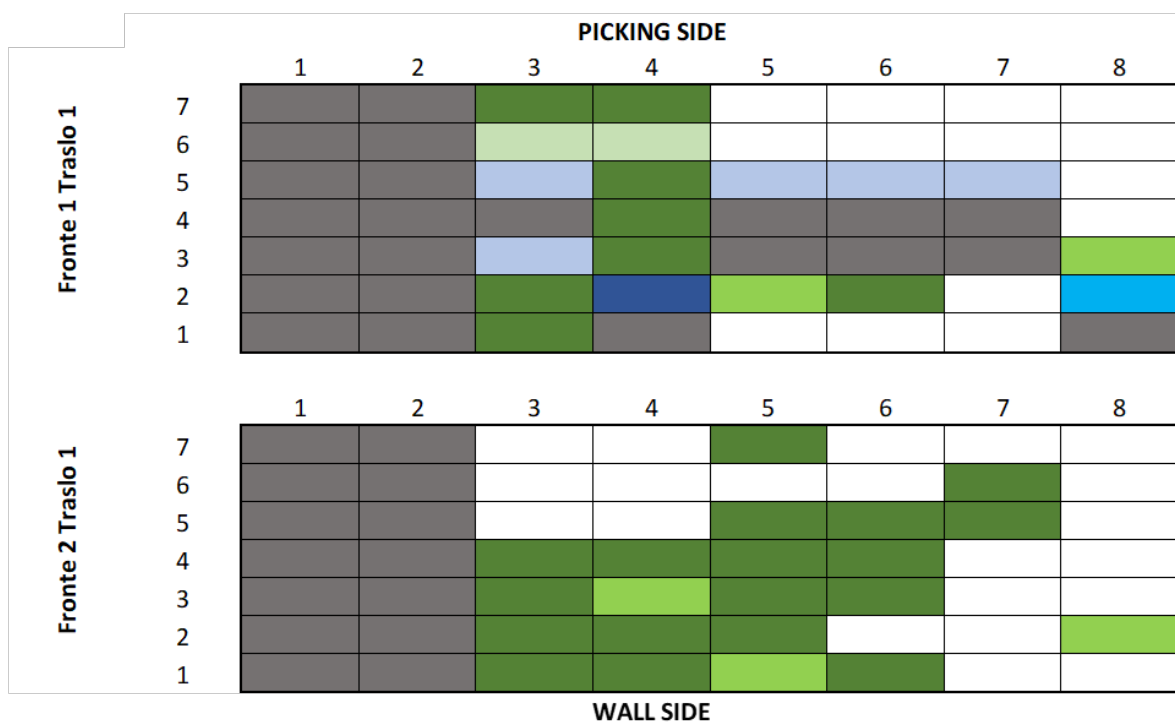
**Figura B.8:** Magazzino Sinottico Configurazione 8

- **Configurazione 9:**  $FG = 40\%$ ,  $C = 6$ ,  $T = 7$  (Tabella B.9, Figura B.9).

**Tabella B.9:** Valori FG Configurazione 9

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	35	25	86	40,7
Vani Bassi	33	27	86	40,7

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	15	0	10
Vani Bassi	19	0	8	0



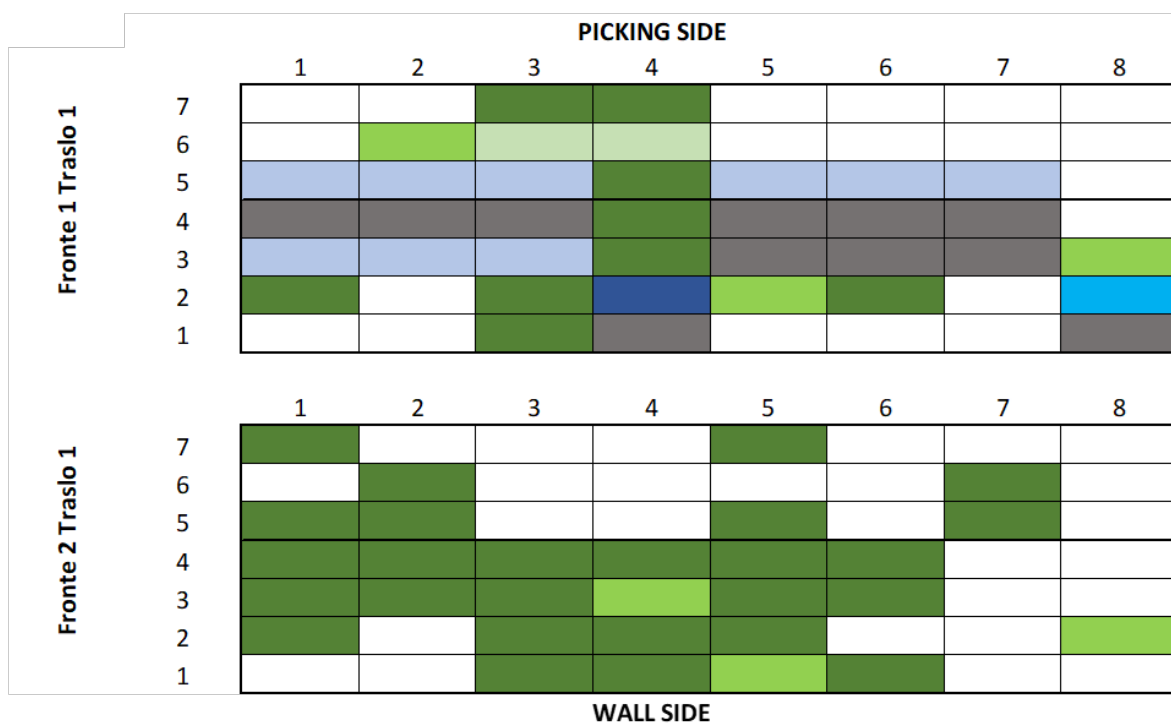
**Figura B.9:** Magazzino Sinottico Configurazione 9

- **Configurazione 10:**  $FG = 40\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 7$  (Tabella B.10, Figura B.10).

**Tabella B.10:** Valori FG Configurazione 10

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	45	29	110	40,91
Vani Bassi	45	32	114	39,47

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	13	0	16
Vani Bassi	19	0	13	0



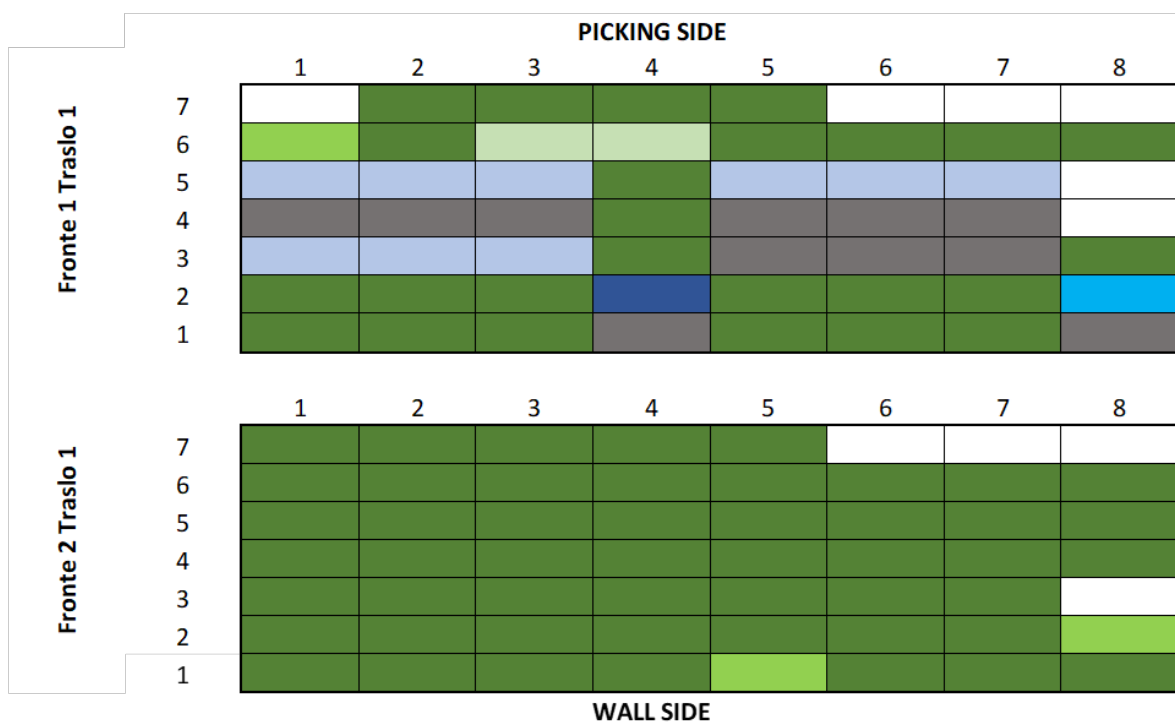
**Figura B.10:** Magazzino Sinottico Configurazione 10

- **Configurazione 11:**  $FG = 80\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 7$  (Tabella B.11, Figura B.11).

**Tabella B.11:** Valori FG Configurazione 11

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	45	5	11	8
Vani Bassi	45	5	11	80,

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	20	0	34
Vani Bassi	24	0	34	0



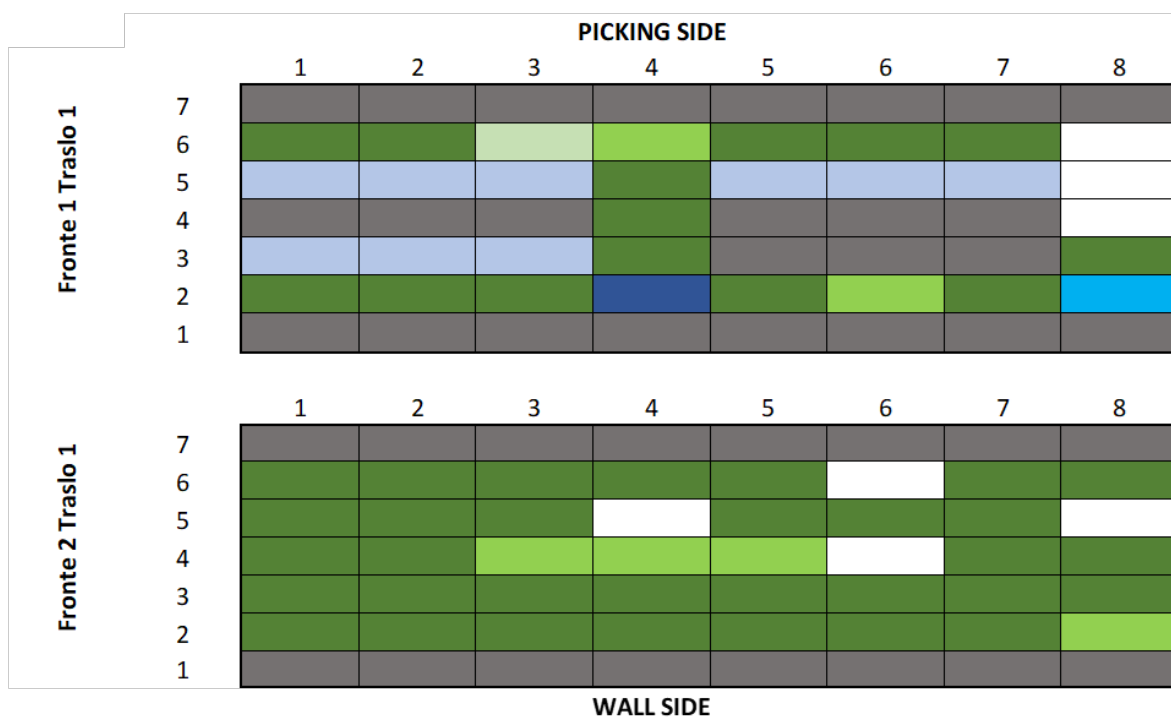
**Figura B.11:** Magazzino Sinottico Configurazione 11

- **Configurazione 12:**  $FG = 80\%$ ,  $C = 8$ ,  $T = 5$  (Tabella B.12, Figura B.12).

**Tabella B.12:** Valori FG Configurazione 12

TipoVano	NumVani	NumCassette	NumPosizioni	PercOccupazione
Vani Alti	29	33	62	80,65
Vani Bassi	31	43	86	79,07

TipoVano	LTB 4120	LTB 4220	LTB 6120	LTB 6220
Vani Alti	0	16	0	17
Vani Bassi	18	0	25	0



**Figura B.12:** Magazzino Sinottico Configurazione 12



# Appendice C

## Codice

---

```
1     # %%
2     from pathlib import Path
3     import pandas as pd
4     import chardet
5     import numpy as np
6     import openpyxl
7
8     # %%
9     from IPython.display import display
10
11    # %%
12    !poetry install
13
14    # %%
15    dfs = []
16    for file in list(Path(r"../data/TXT FLUKE").rglob("*.txt")):
17
18        result = chardet.detect(file.open("rb").read())
19        encoding = result['encoding']
20        #print(encoding)
21
22        _, _, _, misura, composizione = str(file).split("\\", maxsplit=4)
23        df = pd.read_csv(file, delimiter="\t", decimal=",", encoding=encoding)
24
25        #df.insert(0, 'Misura', misura)
26        df.insert(0, 'Composizione', misura+" "+composizione)
27
28        dfs.append(df)
29
30    # %%
31    df1 = pd.concat(dfs)
32    df1['Data'] = pd.to_datetime(df1['Data'], dayfirst=True).dt.strftime('%Y-%m-%d')
33
34    # %%
```

```
35 df1
36
37 # %%
38 df1.to_csv("out_2.csv", decimal=",")
39
40 # %%
41 import itertools
42
43 combinazioni_input = [
44     ([1001, 1004, 1011, 1003, 1014], "1000_0"),
45     ([1001, 1004, 1011, 1013, 1014], "1000_75"),
46     ([1003, 1008, 1016, 1020, 1022], "1000_15"),
47
48     ([3008, 3012, 3015, 3016, 3017], "3000_0_75"),
49     ([3003, 3006, 3009, 3011, 3020], "3000_0"),
50
51     ([4001, 4009, 4010, 4012, 4018], "4000_0_75"),
52     ([4005, 4006, 4011, 4008, 4015], "4000_15"),
53
54     ([2001, 2002, 2006, 2012, 2026], "2000_0_75"),
55     ([2007, 2017, 2027, 2036, 2047], "2000_15"),
56 ]
57
58 comb_ammesse = []
59 for comb, esp in combinazioni_input:
60     combs = [f"{x} {x}" for x in comb]
61     combinazioni = itertools.permutations(combs)
62
63     for combinazione in combinazioni:
64         comb_ammesse.append(" ".join(combinazione))
65
66 # %%
67 df2 = pd.read_excel(r"../data/Missioni_Originali.xlsx")
68 df2 = df2[df2['id']>=6400]
69 df2 = df2.sort_values(by="id")
70
71 df2.insert(5, "id_progressivo", np.nan)
72 df2['id_progressivo'] = np.where(
73     (df2['type'] == "move") &
74     (df2['front'] == 1) &
75     ((df2['column'] == 3) | (df2['column'] == 4)) &
76     (df2['tier'] == 2) &
77     (df2['depth'] == 1)
78     , 1, np.nan)
79
80 # ECCEZIONI
81 # missione scartata perché non accesa la fluk
82 df2=df2[df2["id"] != 8899]
```

```

83 df2=df2[df2["id"] != 7690]
84 df2=df2[df2["id"] != 7821]
85
86 df2.insert(0, "Gruppo", np.nan)
87 df2['Gruppo'] = (df2['id_progressivo'] == 1).cumsum()
88
89 df2 = df2.groupby(by=['Gruppo']) #.filter(lambda x: len(x) == 10) #.apply(lambda x:
↳ x)
90
91 df2
92
93 # %%
94 df_filtrati = []
95
96 # Ciclo sui gruppi
97 for ii, gruppo in df2:
98     if len(gruppo) < 11:
99         continue
100
101     stringa = []
102     for i in range(1, min(11,len(gruppo)), 1):
103         stringa.append(str(gruppo.iloc[i]["box_1"]))
104     " ".join(stringa)
105
106     stringa_txt = " ".join(stringa)
107
108     if stringa_txt not in comb_ammesse:
109         continue
110
111     df_filtrati.append(gruppo.iloc[1:11])
112 df_filtrato = pd.concat(df_filtrati)
113
114 # %%
115 df_filtrato
116 df_lavoro_720 = df_filtrato.copy()
117
118 # %%
119 all_date = []
120 for date in [str(x).split(" ")[0] for x in df_filtrato["create_date"]]:
121     if date not in all_date:
122         all_date.append(date)
123 " ".join(all_date)
124
125 all_date.remove("2023-11-08")
126 all_date
127
128 # %%
129 from collections import Counter

```

```
130
131 gruppi_per_data = {}
132 sum_traslo = 0
133 print("data\ttraslo\tfluk")
134 for data in all_date:
135     cnt1 = Counter(list(df_filtrato[df_filtrato["create_date"] == data]["Gruppo"]))
136     cnt2 = Counter(list(df1[df1["Data"] == data]["Composizione"]))
137
138     gruppi_int = []
139     for n_gruppo in df_filtrato[df_filtrato["create_date"] == data]["Gruppo"]:
140         if n_gruppo not in gruppi_int:
141             gruppi_int.append(n_gruppo)
142
143     gruppi_per_data[data] = gruppi_int
144
145     gruppi = [str(x) for x in gruppi_int]
146
147     sum_traslo += len(cnt2)
148
149     print(
150         data,
151         f"{len(cnt1):03}",
152         f"{len(cnt2):03}",
153         "GR: ",
154         (" ").join(gruppi)
155     )
156
157 print("SUM TRASLO:", sum_traslo)
158
159 # %%
160 from datetime import datetime
161
162 # %%
163 # len(comps)
164
165 # %%
166 group_to_fluk_name = {}
167
168 DEBUG = False
169 for data in all_date:
170     if DEBUG:
171         pass
172         #if data != "2023-12-19":
173         #    continue
174
175     print(data)
176
177     df_fluk = df1[df1["Data"] == data].groupby(by=['Composizione'])
```

```

178     comps = list(df_fluk.groups.keys())
179
180     if DEBUG:
181         print("Da Fluk", len(comps))
182
183     limits = []
184     for i in range(0, len(comps)):
185         df_temp = df_fluk.get_group((comps[i],))
186         # print(comps[11])
187         fluk_min = datetime.strptime(df_temp["Ora"].min(), '%H:%M:%S.%f')
188         fluk_max = datetime.strptime(df_temp["Ora"].max(), '%H:%M:%S.%f')
189         limits.append((fluk_min, fluk_max, comps[i]))
190
191     limits.sort()
192
193     for i, fluk_min_max in enumerate(limits):
194         fluk_min, fluk_max, fluk_name = fluk_min_max
195         if DEBUG:
196             print(i, fluk_min, fluk_max, fluk_name)
197
198     if DEBUG:
199         print("Da Traslo", len(gruppi_per_data[data]))
200     for indice_progressivo, gruppo in enumerate(gruppi_per_data[data]):
201
202         try:
203             tmin =
204                 ↪ datetime.strptime(df2.get_group((gruppo,))[1:11]['start_time'].min(),
205                 ↪ '%H:%M:%S.%f')
206
207         except ValueError:
208             tmin =
209                 ↪ datetime.strptime(df2.get_group((gruppo,))[1:11]['start_time'].min(),
210                 ↪ '%H:%M:%S')
211
212         tmax = datetime.strptime(df2.get_group((gruppo,))[1:11]['end_time'].max(),
213                 ↪ '%H:%M:%S.%f')
214
215         pox_fluks = []
216         for i, ab in enumerate(limits):
217             a,b,_=ab
218             if tmin>a: # and tmax<b:
219                 pox_fluks.append(i)
220
221         fluk_name = limits[indice_progressivo][2]
222         group_to_fluk_name[gruppo] = fluk_name
223
224     if DEBUG:
225         print(gruppo, tmin, tmax, len(pox_fluks), limits[indice_progressivo][2])
226

```

```
221     if DEBUG:
222         break
223
224 # %%
225 def calcola_covariate(missioni_traslo_calc):
226
227     lf, lc, lt, ld = 0,0,0,0
228
229     covs_tot = np.array([0,0,0,0])
230     for i, pd_index_row in enumerate(missioni_traslo_calc.iterrows()):
231         covs = [np.nan,np.nan,np.nan,np.nan]
232
233         pd_index, row = pd_index_row
234         current_param = [
235             row["front"],
236             row["column"],
237             row["tier"],
238             row["depth"]
239         ]
240
241         if i==0:
242             covs = [0,0,0,0]
243         elif i%2 == 1:
244             covs = [row["front"], abs(lc-row["column"]), abs(lt-row["tier"]),
245                 ↪ row["depth"]]
246         elif i%2 == 0:
247             covs = [0, abs(lc-row["column"]), abs(lt-row["tier"]), 0]
248
249         #print(current_param, covs)
250         covs_tot += covs
251
252         lf, lc, lt, ld = current_param
253     return {
254         "FT": covs_tot[0],
255         "HT": covs_tot[1],
256         "VT": covs_tot[2],
257         "DP": covs_tot[3]
258     }
259 # calcola_covariate(missioni_traslo)
260 # %%
261 gruppo = None
262 fluk_name = None
263 all_prove = []
264 for i, (gruppo, fluk_name) in enumerate(group_to_fluk_name.items()):
265     #print(i, gruppo, fluk_name)
266
267     missioni_traslo = (df2.get_group((gruppo,))[1:11]).copy()
```

```

268 df_fluk_singolo = df1[df1["Composizione"] == fluk_name]
269
270 try:
271     start_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["start_time"].min(),
272     ↪ '%H:%M:%S.%f')
273 except ValueError:
274     start_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["start_time"].min(),
275     ↪ '%H:%M:%S')
276
277 try:
278     end_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["end_time"].max(),
279     ↪ '%H:%M:%S.%f')
280 except ValueError:
281     end_traslo = datetime.strptime( missioni_traslo["end_time"].max(),
282     ↪ '%H:%M:%S')
283
284 diff = (end_traslo - start_traslo).total_seconds()
285
286 diff_round = round(diff / 0.25) * 0.25
287 # diff, diff_round
288
289 dft = df_fluk_singolo.copy()
290 dft.insert(3, "OraDatetime", np.nan)
291 dft["OraDatetime"] = dft["Ora"].apply(lambda x: datetime.strptime(x,
292 ↪ '%H:%M:%S.%f'))
293 start_picco_energia = (dft[dft["Potenza attiva Totale Med"] >
294 ↪ 420])["OraDatetime"].min()
295 end_simulazione = start_picco_energia + pd.Timedelta(seconds=diff_round)
296
297 dft = dft[(dft["OraDatetime"] >= start_picco_energia) & (dft["OraDatetime"] <=
298 ↪ end_simulazione)]
299 potenza_tot = dft["Potenza attiva Totale Med"].mean()
300 energia = potenza_tot * (diff_round/3600) # convert to hours
301
302 out_obj = {
303     "prova": fluk_name,
304     "potenza_media": potenza_tot,
305     "energia_media": energia,
306     "cts": diff_round,
307     **calcola_covariate(missioni_traslo)
308 }
309
310 all_prove.append(out_obj)
311
312 #break
313 df_final = pd.DataFrame(all_prove)
314 df_final
315
316

```

```
309 # %%
310 import re
311
312 df_final.sort_values(by="prova")
313
314 composizioni = []
315 pesi = []
316 cassette = []
317
318 for index, row in df_final.iterrows():
319     nome_file_prova = row["prova"]
320
321     match = re.search(r"Composizione_(\d+)", nome_file_prova)
322     if match:
323         pass
324         #print(match.groups(1)[0])
325     else:
326         print("ERRORE", nome_file_prova)
327         raise Exception("Err")
328     composizioni.append(match.groups(1)[0])
329
330     match = re.search(r"KG_(\d+\,]+)", nome_file_prova)
331     if match:
332         pass
333         #print(match.groups(1)[0])
334     else:
335         print("ERRORE", nome_file_prova)
336         raise Exception("Err")
337
338     pesi.append(match.groups(1)[0])
339
340     match = re.search(r"TXT_(\d+)", nome_file_prova)
341     if match:
342         pass
343     else:
344         print("ERRORE", nome_file_prova)
345         raise Exception("Err")
346
347     cassette.append(match.groups(1)[0])
348
349 for col in ["Composizione", "Pesi", "Cassette", "Blocco"]:
350     try:
351         df_final.drop(columns=[col], inplace=True)
352     except:
353         pass
354
355 df_final.insert(1, "Composizione", composizioni)
356 df_final.insert(2, "Pesi", pesi)
```



```
357 df_final.insert(3, "Cassette", cassette)
358
359 indice_blocco = []
360 for index, row in df_final.iterrows():
361     st = 0
362     if row["Cassette"] == "3000":
363         st=1
364     elif row["Cassette"] == "4000":
365         st=4
366     elif row["Cassette"] == "1000":
367         st=7
368     elif row["Cassette"] == "2000":
369         st=10
370     else:
371         raise Exception("ErrCass", row["Cassette"])
372
373     if row["Pesi"] == "0":
374         st+=0
375     elif row["Pesi"] == "7,5":
376         st+=1
377     elif row["Pesi"] == "15":
378         st+=2
379     else:
380         raise Exception("ErrPeso", row["Pesi"])
381
382     indice_blocco.append(st)
383
384 df_final.insert(1, "Blocco", indice_blocco)
385
386 df_final["Configurazione"] = np.int64(df_final["Composizione"])
387 df_final["Block"] = np.int64(df_final["Blocco"])
388 #df_final.set_index(["Block", "Configurazione"], inplace=True)
389 df_final
390
391 # %%
392 df_final.to_excel("out_final.xlsx")
393
394 # %%
395 df_doe_144 = pd.read_excel("../data/dae_144.xlsx")
396 df_doe_144.drop(columns=["DP", "HT", "VT", "FT"], inplace=True)
397 #df_doe_144.set_index(["Block", "Configurazione"], inplace=True)
398 df_doe_144
399
400 # %%
401 joins = ["Block", "Configurazione"]
402 df_result_144 = pd.merge(df_doe_144, df_final, left_on=joins, right_on=joins,
403     ↪ how='inner')
```

```

404 df_result_144["CT_FLuke [s]"] = df_result_144["cts"]
405 df_result_144["E [Wh] (FLUKE)"] = df_result_144["energia_media"]
406 df_result_144["Potenza Media [W]"] = df_result_144["potenza_media"]
407 df_result_144.drop(columns=["cts", "energia_media", "potenza_media", "prova",
↳ "Blocco", "Composizione", "Cassette", "Pesi"], inplace=True)
408 df_result_144 = df_result_144.reindex(columns=["N. Prova", "Block", "ULL [mm]", "ULH
↳ [mm]", "W [kg]", "FG", "C", "T", "Configurazione", "FT", "HT", "VT", "DP", "CT_FLuke
↳ [s]", "E [Wh] (FLUKE)", "Potenza Media [W]"])
409
410 df_result_144.to_excel("./report_144.xlsx", index=False)
411 df_result_144
412
413 # %%
414 # CASO 720
415
416 df_lavoro_720['Idle_time']=np.nan
417 df_lavoro_720.insert(1, 'Ripetizione', np.nan)
418 df_lavoro_720
419
420 # %%
421 from datetime import datetime
422 import numpy as np
423
424 # Assicurati che df_lavoro_720 contenga le colonne 'start_time', 'end_time' e
↳ 'Gruppo'
425
426 # Itera sui gruppi da 1 a 163
427 for gruppo in range(1, 164):
428
429     # Filtra il DataFrame per il gruppo specifico
430     gruppo_df = df_lavoro_720[df_lavoro_720['Gruppo'] == gruppo]
431
432     # Per ogni gruppo, esegui il calcolo della differenza di tempo tra lo start_time
↳ successivo e l'end_time precedente
433     for i in range(1, len(gruppo_df)):
434         start_time_i = gruppo_df.iloc[i]['start_time']
435         end_time_j = gruppo_df.iloc[i - 1]['end_time']
436
437         try:
438             # Prova a convertire la stringa di tempo con la parte frazionaria dei
↳ secondi
439             start_time_i = datetime.strptime(start_time_i, '%H:%M:%S.%f')
440         except ValueError:
441             # Se la conversione con la parte frazionaria dei secondi fallisce,
↳ prova senza la parte frazionaria
442             start_time_i = datetime.strptime(start_time_i, '%H:%M:%S')
443
444     try:

```

```

445     # Prova a convertire la stringa di tempo con la parte frazionaria dei
         ↪ secondi
446     end_time_j = datetime.strptime(end_time_j, '%H:%M:%S.%f')
447     except ValueError:
448         # Se la conversione con la parte frazionaria dei secondi fallisce,
         ↪ prova senza la parte frazionaria
449     end_time_j = datetime.strptime(end_time_j, '%H:%M:%S')
450
451     # Calcola la differenza di tempo solo se i tempi hanno formati validi
452     diff = (start_time_i - end_time_j).total_seconds()
453     #print(f"{i}:{diff}")
454     #cts_singola_attività = delta_E_S_i + diff
455
456     # Aggiorna direttamente il DataFrame df_lavoro_720 con i risultati
457     df_lavoro_720.loc[gruppo_df.index[i], 'Idle_time'] = diff
458
459     # Fermati dopo aver calcolato la differenza per il primo gruppo
460     #if gruppo == 1:
461     #    break
462
463     # Visualizza il DataFrame aggiornato
464     df_lavoro_720['Idle_time'] = df_lavoro_720['Idle_time'].replace(np.nan, 0)
465
466     df_lavoro_720
467
468     # %%
469     for gruppo in range(1, 164):
470
471         # Filtra il DataFrame per il gruppo specifico
472         gruppo_df = df_lavoro_720[df_lavoro_720['Gruppo'] == gruppo]
473
474         # Per ogni gruppo, esegui il calcolo della differenza di tempo tra lo start_time
         ↪ successivo e l'end_time precedente
475         for i in range(len(gruppo_df)):
476
477             delta_E_S_i= gruppo_df.iloc[i]['_Time_E_S']
478             Idle_time_i = gruppo_df.iloc[i]['Idle_time']
479
480             #calcola singola attivita ( retrieval/storage x-esimo)
481             cts_singola_attività= delta_E_S_i + Idle_time_i
482
483             #print(f"{i}:{delta_E_S_i,Idle_time_i,cts_singola_attività}")
484
485             # Aggiorna direttamente il DataFrame df_lavoro_720 con i risultati
486
487             df_lavoro_720.loc[gruppo_df.index[i], 'cts_singola_attività'] =
         ↪ cts_singola_attività
488

```

```
489 # Visualizza il DataFrame aggiornati
490 df_lavoro_720
491
492 # %%
493 import numpy as np
494 # Itera sui gruppi nel DataFrame
495 for gruppo in range(1, 164):
496     # Filtra il DataFrame per il gruppo specifico
497     gruppo_df = df_lavoro_720[df_lavoro_720['Gruppo'] == gruppo]
498
499     # Inizializza i valori da assegnare alla nuova colonna
500     n_ripetizione = []
501     for i in range(1, 6): # Numeri da 1 a 5
502         n_ripetizione.extend([i, i]) # Aggiunge la coppia di numeri [i, i] due
503         ↪ volte
504
505     # Assicura che il numero di valori sia uguale al numero di righe del DataFrame
506     ↪ del gruppo
507     n_ripetizione *= (len(gruppo_df) // 5) + 1 # Duplica la lista
508
509     # Assegna la lista dei valori di ripetizione a tutte le righe del gruppo
510     ↪ corrente
511     df_lavoro_720.loc[gruppo_df.index, 'Ripetizione'] =
512     ↪ n_ripetizione[:len(gruppo_df)]
513     df_lavoro_720['Ripetizione'] = df_lavoro_720['Ripetizione']
514
515 df_lavoro_720 = df_lavoro_720[df_lavoro_720['Gruppo'] != 1]
516
517 # Visualizza il DataFrame aggiornato
518 df_lavoro_720
519
520 # %%
521 df_lavoro_720['FT']=np.nan
522 df_lavoro_720['HT']=np.nan
523 df_lavoro_720['VT']=np.nan
524 df_lavoro_720['DP']=np.nan
525
526 df_lavoro_720
527
528 # %%
529 import numpy as np
530
531 import numpy as np
532
533 # Iterare sui gruppi di df_lavoro_720
534 for gruppo, group_data in df_lavoro_720.groupby('Gruppo'):
535     # Imposta il valore [0, 0, 0, 0] solo per la prima riga di ciascun gruppo
```

```

533     first_index = group_data.index[0]
534     df_lavoro_720.loc[first_index, ['FT', 'HT', 'VT', 'DP']] = [0, 0, 0, 0]
535
536     # Itera sulle righe del gruppo, partendo dalla seconda riga
537     for i in range(1, len(group_data)):
538         current_index = group_data.index[i]
539         previous_index = group_data.index[i - 1]
540
541         if i % 2 == 1:
542             df_lavoro_720.loc[current_index, 'FT'] = group_data.at[current_index,
543                 ↪ 'front']
544             df_lavoro_720.loc[current_index, 'HT'] =
545                 ↪ abs(group_data.at[current_index, 'column'] -
546                 ↪ group_data.at[previous_index, 'column'])
547             df_lavoro_720.loc[current_index, 'VT'] =
548                 ↪ abs(group_data.at[current_index, 'tier'] -
549                 ↪ group_data.at[previous_index, 'tier'])
550             df_lavoro_720.loc[current_index, 'DP'] = group_data.at[current_index,
551                 ↪ 'depth']
552         else:
553             df_lavoro_720.loc[current_index, 'FT'] = 0
554             df_lavoro_720.loc[current_index, 'HT'] =
555                 ↪ abs(group_data.at[current_index, 'column'] -
556                 ↪ group_data.at[previous_index, 'column'])
557             df_lavoro_720.loc[current_index, 'VT'] =
558                 ↪ abs(group_data.at[current_index, 'tier'] -
559                 ↪ group_data.at[previous_index, 'tier'])
560             df_lavoro_720.loc[current_index, 'DP'] = 0
561
562     df_lavoro_720
563
564     df_prototipo_720 = df_lavoro_720.copy()
565
566     df_prototipo_720
567
568     # %%
569     #Stampa File excell
570     df_lavoro_720.to_excel("./lavoro_720.xlsx", index=False)
571
572     # %%
573     somme_cts = df_lavoro_720.groupby(['Gruppo',
574         ↪ 'Ripetizione'])[['cts_singola_attività', 'FT', 'HT', 'VT',
575         ↪ 'DP']].sum().reset_index()
576
577     # Crea un nuovo DataFrame con i risultati ottenuti
578     df_cts_720 = somme_cts.copy()
579
580     df_cts_720['FT'] = df_cts_720['FT'].apply(np.int64)

```

```
569 df_cts_720['HT']=df_cts_720['HT'].apply(np.int64)
570 df_cts_720['VT']=df_cts_720['VT'].apply(np.int64)
571 df_cts_720['DP']=df_cts_720['DP'].apply(np.int64)
572 # Visualizza il nuovo DataFrame
573 df_cts_720
574
575 # %%
576 #Stampa File excell
577 df_cts_720.to_excel("./cts_720.xlsx",index=False)
578
579 # %%
580
581 df_doe_sample_720=pd.read_excel(r"C:\Users\sagge\OneDrive\TESI -
↳ Copia\Script_Magazzino_Definitivo\mattia-magazzino\data\DoE_Sample_720.xlsx")
582 #df_doe_sample_720.drop(columns=["DP", "HT", "VT", "FT"], inplace=True)
583 df_doe_sample_720
584
585 # %%
586 contatore_righe = 0
587 numero_blocco = 7
588 cambio = 0
589
590 for index, row in df_prototipo_720.iterrows():
591     codice_cassetta = row['box_1']
592     gruppo = row['Gruppo']
593
594     # Assegna il numero di blocco in base al contatore di righe
595     if contatore_righe % 120 == 0 and contatore_righe != 0:
596         cambio = 0
597         numero_blocco += 1
598         if numero_blocco == 10:
599             numero_blocco = 1
600             cambio +=1
601
602         if numero_blocco == 7 and cambio == 0:
603             numero_blocco = 10
604             cambio +=1
605
606     df_prototipo_720.at[index, 'Blocco'] = numero_blocco
607     contatore_righe += 1
608
609 df_prototipo_720
610
611 # %%
612 df_prototipo_720.to_excel("./prototipo_720.xlsx",index=False)
613
614 # %%
615 Totale_prototipo = df_prototipo_720.groupby(['Gruppo', 'Ripetizione']).agg({
```

```

616     'cts_singola_attività': 'sum',
617     'FT': 'sum',
618     'HT': 'sum',
619     'VT': 'sum',
620     'DP': 'sum',
621     'Blocco': lambda x: (x.iloc[0]),
622     'id': lambda x: (x.iloc[0], x.iloc[1]) # Assumendo che ci siano solo due numeri
        ↪ da sommare
623 }).reset_index()
624
625 # Crea un nuovo DataFrame con i risultati ottenuti
626 df_prototipo_cts_720 = Totale_prototipo.copy()
627 df_prototipo_cts_720['FT']=df_prototipo_cts_720['FT'].apply(np.int64)
628 df_prototipo_cts_720['HT']=df_prototipo_cts_720['HT'].apply(np.int64)
629 df_prototipo_cts_720['VT']=df_prototipo_cts_720['VT'].apply(np.int64)
630 df_prototipo_cts_720['DP']=df_prototipo_cts_720['DP'].apply(np.int64)
631 df_prototipo_cts_720['Ripetizione']=df_prototipo_cts_720['Ripetizione'].apply(np.int64)
632
633 # Visualizza il nuovo DataFrame
634 df_prototipo_cts_720
635
636 print(df_prototipo_cts_720)
637
638 # %%
639 prev_blocco = None
640 prev_ripetizione = None
641 prova_value = 0
642
643 print(df_prototipo_cts_720)
644
645 for index, row in df_prototipo_cts_720.iterrows():
646     if row['Blocco'] != prev_blocco or row['Ripetizione'] == 1:
647         prova_value += 1
648     if row['Ripetizione'] > 5:
649         prova_value += 1
650     if prova_value > 12:
651         prova_value = 1
652
653     df_prototipo_cts_720.at[index, 'Prova'] = prova_value
654
655     prev_blocco = row['Blocco']
656     prev_ripetizione = row['Ripetizione']
657
658 ordine_nuovo = ['Gruppo', 'Blocco', 'Prova', 'Ripetizione', 'cts_singola_attività',
        ↪ 'FT', 'HT', 'VT', 'DP', 'id']
659
660 df_prototipo_cts_720 = df_prototipo_cts_720.reindex(columns=ordine_nuovo)
661 df_prototipo_cts_720 = df_prototipo_cts_720.drop(columns='Gruppo')

```

```
662 df_prototipo_cts_720
663
664 # %%
665 df_prototipo_cts_720.to_excel("./prototipo_cts_720.xlsx",index=False)
666
667 # %%
668 df_doe_sample_720
669
670 # %%
671 merged_df = pd.merge(df_doe_sample_720, df_prototipo_cts_720,
↳ left_on=['Block','Prova','Ripetizione'],
↳ right_on=['Blocco','Prova','Ripetizione'], how='inner')
672 merged_df=merged_df = merged_df.drop(columns=['FT_x', 'HT_x', 'VT_x',
↳ 'DP_x', 'Blocco', 'CT Incas'])
673 merged_df = merged_df.rename(columns={'FT_y': 'FT', 'HT_y': 'HT', 'VT_y': 'VT',
↳ 'DP_y': 'DP', 'cts_singola_attività': 'CT Incas' })
674
675 merged_df
676
677 #MERGE NON VALIDO
678
679 # %%
680 merged_df.to_excel("./merged_df.xlsx",index=False)
681
682 # %%
683 df_test_720=pd.read_excel(r"C:\Users\sagge\OneDrive\TESI -
↳ Copia\Script_Magazzino_Definitivo\mattia-magazzino\data\DoE_Sample_720.xlsx")
684 #df_doe_sample_720.drop(columns=["DP", "HT", "VT", "FT"], inplace=True)
685
686 df_test_720
687
688 # %%
689 merged_df_test = pd.merge(df_test_720, df_prototipo_cts_720,
↳ left_on=['Block','Prova','Ripetizione'],
↳ right_on=['Blocco','Prova','Ripetizione'], how='inner')
690 merged_df_test=merged_df_test.drop(columns=['FT_x', 'HT_x', 'VT_x',
↳ 'DP_x', 'Blocco', 'CT Incas'])
691 merged_df_test = merged_df_test.rename(columns={'FT_y': 'FT', 'HT_y': 'HT', 'VT_y':
↳ 'VT', 'DP_y': 'DP', 'cts_singola_attività': 'CT Incas' })
692
693 merged_df_test
694
695 # %%
696 merged_df_test.to_excel("./report_720.xlsx",index=False)
```



# Bibliografia

- [1] Frederic Jacob et al. «Picking with a Robot Colleague: A Systematic Literature Review and Evaluation of Technology Acceptance in Human–Robot Collaborative Warehouses». In: *Computers & Industrial Engineering* 180 (2023), p. 109262.
- [2] E. Guerrazzi et al. «Energy Evaluation of Deep-Lane Autonomous Vehicle Storage and Retrieval System». In: *Sustainability (Switzerland)* 11.14 (2019).
- [3] Maarten Van Geest, Bedir Tekinerdogan e Cagatay Catal. «Design of a Reference Architecture for Developing Smart Warehouses in Industry 4.0». In: *Computers in Industry* 124 (gen. 2021), p. 103343.
- [4] Sanjay Sharma e Bhavin Shah. «Towards Lean Warehouse: Transformation and Assessment Using RTD and ANP». In: *International Journal of Productivity and Performance Management* 65 (11 apr. 2016), pp. 571–599.
- [5] Shashank Kumar, Balkrishna Narkhede e Karuna Jain. «Revisiting the Warehouse Research through an Evolutionary Lens: A Review from 1990 to 2019». In: *International Journal of Production Research* (13 gen. 2021).
- [6] N. Faber, René De Koster e Ale Smidts. «Organizing Warehouse Management». In: *International Journal of Operations & Production Management* 33 (16 ago. 2013).
- [7] K. H. Leung et al. «A B2C E-Commerce Intelligent System for Re-Engineering the e-Order Fulfilment Process». In: *Expert Systems with Applications* 91 (1 gen. 2018), pp. 386–401.
- [8] Conghui Liang et al. *Automated Robot Picking System for E-Commerce Fulfillment Warehouse Application*. 25 Ott. 2015.
- [9] Jinxiang Gu, Marc Goetschalckx e Leon F. McGinnis. «Research on Warehouse Operation: A Comprehensive Review». In: *European Journal of Operational Research* 177.1 (16 feb. 2007), pp. 1–21.
- [10] Henrik Gillström e Maria Björklund. «Assessing the Benefits of Urban Consolidation Centres: An Overview Based on a Systematic Literature Review». In: *Transport Reviews* 0.0 (2024), pp. 1–20.

- 
- [11] Qian Wang, Richard McIntosh e Martin Brain. «A New-Generation Automated Warehousing Capability». In: *Int. J. Computer Integrated Manufacturing* 23 (1 giu. 2010), pp. 565–573.
- [12] Maicol Bartolini, Eleonora Bottani e Eric Grosse. «Green Warehousing: Systematic Literature Review and Bibliometric Analysis». In: *Journal of Cleaner Production* 226 (20 lug. 2019), pp. 242–258.
- [13] Johannes Fichtinger et al. «Assessing the Environmental Impact of Integrated Inventory and Warehouse Management». In: *International Journal of Production Economics* 170 (1 giu. 2015).
- [14] Maria Correia. «Sustainability: An Overview of the Triple Bottom Line and Sustainability Implementation». In: *International Journal of Strategic Engineering* 2 (1 gen. 2019), pp. 29–38.
- [15] Deepak Rai et al. «Assessment of CO2 Emissions Reduction in a Distribution Warehouse». In: *Energy* 36 (1 apr. 2011), pp. 2271–2277.
- [16] Douglas C Montgomery. *Design and analysis of experiments*. eng. 8th ed. Place of publication not identified: John Wiley Sons Inc, 2013.
- [17] Norge Isaiás Coello e Elke Glistau. «APPLICATION OF EXPERIMENTAL DESIGN IN LOGISTICS SYSTEMS». In: (2020).
- [18] T. Lerher. «Warehousing 4.0 by Using Shuttlebased Storage and Retrieval Systems». In: *FME Transactions* 46.3 (2018), pp. 381–385.
- [19] Tone Lerher. «Design of Experiments for Identifying the Throughput Performance of Shuttle-Based Storage and Retrieval Systems». In: *Procedia Engineering*. TRANSBALTICA 2017: TRANSPORTATION SCIENCE AND TECHNOLOGY: Proceedings of the 10th International Scientific Conference, May 4–5, 2017, Vilnius Gediminas Technical University, Vilnius, Lithuania 187 (1 gen. 2017), pp. 324–334.
- [20] B.Y. Ekren. «A Simulation-Based Experimental Design for SBS/RS Warehouse Design by Considering Energy Related Performance Metrics». In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 98 (2020).
- [21] Banu Y. Ekren et al. «A Tool for Time, Variance and Energy Related Performance Estimations in a Shuttle-Based Storage and Retrieval System». In: *Applied Mathematical Modelling* 63 (1 nov. 2018), pp. 109–127.
- [22] Fandi Wahiba, Sihem Kouloughli e Latefa Ghomri. «Multi-Shuttle AS/RS Dimensions Optimization Using a Genetic Algorithm—Case of the Multi-Aisle Configuration». In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 120 (1 mag. 2022).

- 
- [23] Riccardo Accorsi et al. «Multi-Objective Warehouse Building Design to Optimize the Cycle Time, Total Cost, and Carbon Footprint». In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 92.1 (1 set. 2017), pp. 839–854.
- [24] Matej Borovinšek et al. «Multi-Objective Optimisation Model of Shuttle-Based Storage and Retrieval System». In: *Transport* 32 (12 mag. 2016), pp. 1–18.
- [25] Zhuxi Chen, Xiaoping Li e Jatinder Gupta. «A Bi-Directional Flow-Rack Automated Storage and Retrieval System for Unit-Load Warehouses». In: *International Journal of Production Research* 53 (18 lug. 2015).
- [26] Kees Jan Roodbergen e Iris Vis. «A Survey of Literature on Automated Storage and Retrieval Systems». In: *European Journal of Operational Research* 194 (16 apr. 2009), pp. 343–362.
- [27] Yongfu Huang. *The Principles and Objectives of Logistics Enterprise Warehouse Layout and Its Layout Mode and Design – Taking Ordinary Warehouse Layout Plan as an Example*. 1 Gen. 2019.
- [28] Martin Epp, Simon Wiedemann e Kai Furmans. «A Discrete-Time Queueing Network Approach to Performance Evaluation of Autonomous Vehicle Storage and Retrieval Systems». In: *International Journal of Production Research* (14 lug. 2016), pp. 1–19.
- [29] Andrea Ferrari et al. «A Method for Developing and Validating Simulation Models for Automated Storage and Retrieval System Digital Twins». In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 131.11 (apr. 2024), pp. 5369–5382.
- [30] Robert Lee Mason, Richard F. Gunst e James L. Hess. *Statistical design and analysis of experiments with applications to engineering and science*. eng. 2nd ed. Wiley series in probability and statistics. New York: J. Wiley, 2003.
- [31] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck e G. Geoffrey Vining. *Introduction to linear regression analysis*. eng. Fifth edition. Wiley Series in Probability and Statistics. Hoboken, New Jersey: John Wiley Sons Ltd, 2012 - 2012.
- [32] Tone Lerher, Milan Edl e Bojan Rosi. «Energy Efficiency Model for the Mini-Load Automated Storage and Retrieval Systems». In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 70.1 (1 gen. 2014), pp. 97–115.



# Ringraziamenti