



UNIVERSITÀ DI PISA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'ENERGIA DEI SISTEMI
DEL TERRITORIO E DELLE COSTRUZIONI

RELAZIONE PER IL CONSEGUIMENTO DELLA
LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA GESTIONALE

***Automazione di un impianto per la produzione di
plastica: analisi e reingegnerizzazione di processo
tramite simulazione***

SINTESI

RELATORI

IL CANDIDATO

Prof. Ing. Aloini Davide
*Dipartimento di Ingegneria dell'energia,
dei sistemi, del territorio e delle costruzioni*

Giacomin Marco

marco.giacomin@nexman.it

Ing. Guerrazzi Emanuele
*Dipartimento di Ingegneria dell'energia,
dei sistemi, del territorio e delle costruzioni*

Dott. Mannini Alberto
Nexman s.r.l

Automazione di un impianto per la produzione di plastica: analisi e reingegnerizzazione di processo tramite simulazione

Marco Giacomini

Sommario

Questo elaborato di tesi è frutto di un tirocinio svolto tra i mesi di Gennaio e Luglio 2022 presso Nexman s.r.l, azienda di system integrator, situata a Migliarino (Pisa). L'obiettivo del progetto di tesi è quello di supportare, tramite simulazione di fabbrica, la valutazione dell'impatto sulla produttività di investimenti in automazione e il dimensionamento di questi, per un'azienda cliente di produzione plastica. L'elaborato ruota intorno ai primi tre step del framework del Business Process Lifecycle, concentrandosi sullo sviluppo di una simulazione basata su un'attività di Process Mining, il tutto sviluppato in ambiente Python e disponibile su [GitHub](#). La fase di reingegnerizzazione termina con l'elenco dei possibili miglioramenti ottenibili grazie all'inserimento dell'automazione e l'analisi di vari scenari di implementazione che si differenziano sia dal punto di vista dell'hardware utilizzato, che delle logiche software e gestionali. Il lavoro si conclude riportando le decisioni prese dal management aziendale in funzione dei risultati ottenuti dalla simulazione e lasciando spazio ad eventuali sviluppi futuri volti all'implementazione di tali soluzioni e all'arricchimento della simulazione fin qui sviluppata.

Abstract

This thesis is the result of an internship that ran from January to July 2022 at Nexman s.r.l, a system integrator company, located in Migliarino (Pisa). The aim of the project was to analyse and redesign the processes, using a factory simulation, on behalf of a client company which produces plastic, in order to estimate and optimise the impact that an investment in automation would have had on productivity and to help the purchase choices. This dissertation focuses on the first three phases of the Business Process Lifecycle framework, particularly on the development of a factory simulation, founded on a previous Process Mining activity, developed in a Python environment and available on [GitHub](#). The redesign phase ends with a list of possible benefits, obtained by analysing of various implementation scenarios. In the conclusions, the decisions taken by the company management, based on the results of the factory simulation carried out during this project, are reported as well as future developments aimed at the implementation of those solutions and the enhancement of the factory simulation process thus far actualised.

1. Contesto del lavoro di tesi

Il contesto di riferimento dell'azienda cliente di Nexman è quello della produzione di pellet di plastica ricavato per estrusione a partire da polveri di plastica grezza, additivi, masterbatch, coloranti e compound. Tale azienda, spinta dagli incentivi per l'I4.0, ha deciso di investire in automazione sul suo processo fondamentale, nonché attuale processo pacemaker di tutto l'impianto, ovvero il dosaggio delle polveri da fondere e successivamente estrudere. In virtù di una collaborazione già avviata nel 2021, anno in cui è stato portato a termine un altro progetto I4.0, l'azienda cliente si è nuovamente rivolta a Nexman come system integrator per la robotica collaborativa (e non). Il progetto di automazione nella sua globalità toccherà quattro delle tecnologie abilitanti dell'I4.0, due delle quali coperte da questo lavoro di tesi.

2. Analisi della letteratura e metodologia scelta

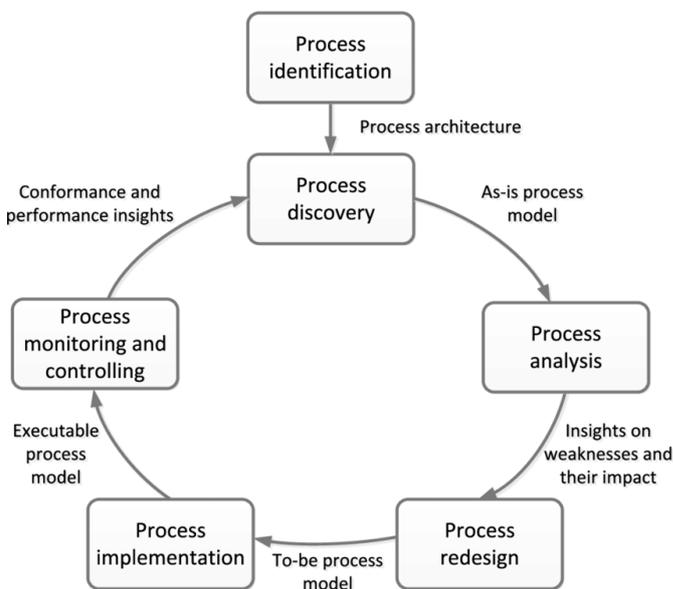


Figura 1: Business Process Lifecycle (Dumas et al., 2019)

Il progetto di tesi si basa sull'integrazione di una metodologia di analisi affermata come quella del Business Process Lifecycle (Fig.1) con strumenti e tecniche innovativi quali: Big Data Analysis, Process Mining e simulazione di fabbrica.

L'uso della simulazione è, come evidenziato in letteratura, fondamentale quando la variabilità intrinseca del sistema in esame rende impossibile l'utilizzo di modelli analitici

(Derhami et al. 2020). In ambito manufacturing, quando vengono simulati sistemi produttivi, anche a fini di BPR, il metodo di simulazione più utilizzato è quello dei sistemi ad eventi discreti (DES Simulation). Lo sviluppo di simulazioni DES è inoltre sinergico con il Process Mining, in quanto tali discipline si completano a vicenda (Van der Aalst, 2018). Il Process Mining rende le attività legate alla raccolta delle informazioni necessarie allo sviluppo di una simulazione di fabbrica più rapide e meno affette dai bias causati dalla percezione umana. In contesti di BPR l'utilizzo congiunto di queste discipline può essere affrontato attraverso un framework di 4 step (Maruster et al., 2009): Performance Criteria Definition, Mine AS-IS process, Simulate AS-IS and TO-BE, Compare AS-IS and TO-BE.

3. Process Identification

La fase preliminare di Process Identification è stata fondamentale per comprendere il processo produttivo dal punto di vista tecnologico e delle interazioni con i lavoratori umani. Il processo di dosaggio manuale consiste nel riempimento di coni di metallo, i quali possono contenere fino a 100 Kg di polvere plastica, con un determinato mix di materie prime in funzione del prodotto da realizzare. I coni vuoti vengono inseriti all'interno di un impianto di movimentazione automatica composto da catenarie, navette e carroponi; questo li porta fino alla stazione di dosaggio, successivamente alla miscelazione ed infine fino a sopra l'estrusore di destinazione.

I coni utilizzati per produrre un determinato mix non potranno essere utilizzati, senza essere lavati, per nuovi mix con codice colore "più chiaro" rispetto a quello dell'ultimo mix che è stato nel cono; lo stesso vale per gli estrusori. Il lavaggio di un cono richiede circa 3h e sono disponibili in tutto 24 coni, mentre il lavaggio di un estrusore può richiedere fino a 10h.

Considerando che l'impianto è composto da 9 estrusori che lavorano in parallelo prodotti diversi, con un rateo produttivo di circa un cono ogni 45min, il ritmo con cui riempire i coni e la variabilità di mix da realizzare sono considerevoli. Gli operatori della stazione di dosaggio lamentano un eccessivo disagio nel compiere la mansione, notevolmente usurante sia dal punto di vista fisico che mentale, ed i manager lamentano frequenti episodi di assenteismo ed una generale distrazione degli operatori durante il lavoro. Tali disattenzioni sono inoltre causa di numerosi lavaggi agli estrusori, assimilabili a dei veri e propri guasti dal punto di vista dell'impatto sulla produttività. I KPI di produzione da monitorare, oltre al benessere degli operatori di fabbrica, sono risultati essere: throughput, saturazione degli estrusori, coni utilizzati.

4. Process Discovery

La fase di Process Discovery ha richiesto l'utilizzo sia di un approccio Model Driven, per la parte di scelta del mix di polveri da dosare, del cono da utilizzare e delle materie prime da prelevare a magazzino, sia di un approccio Data Driven, per individuare tutte quelle attività che avvengono all'interno dell'impianto di movimentazione automatica dei coni (dalla stazione di dosaggio fino al carico/scarico dell'estrusore, tempo di estrusione compreso).

Il risultato della prima analisi, Model Driven, condotta tramite intervista, ha portato alla conclusione che tutte le attività sopra elencate vengono condotte in funzione di:

1. Esperienza dell'operatore nel riconoscere il miglior mix da dosare in base ai feedback che arrivano dalle linee.
2. Minimizzazione dei viaggi a magazzino che, essendo un'attività completamente manuale e destrutturata, comportano un grosso aggravio per gli operatori della stazione di dosaggio.

È quindi evidente la mancanza di un approccio metodico e strutturato a tali attività. I risultati di questa prima parte di Discovery sono quindi stati mappati secondo lo standard BPMN2.0.

Le attività che avvengono all'interno dell'impianto di movimentazione automatica sono invece state esplorate con l'ausilio del Process Mining (utilizzando la libreria PM4Py) a partire dai dati grezzi ricavati dalle memorie del PLC dell'impianto. Nexman memorizza tali dati, campionati ogni 30 secondi, in un database su MS Azure e li aggiorna con cadenza settimanale. Per tale ragione è stata necessaria un'attività di data collection che memorizzasse i dati in locale per poter raccogliere un campione sufficientemente significativo; tale attività ha finito per generare un dataset composto da 6mln di righe e 15

	cono	rif	timestamp	ID_unique
11	1	V_da_pes/pesatura	2022-03-23 01:54:52	0C1
12	1	P_da_misc/pesatura	2022-03-23 02:09:10	0C1
13	1	P_da_misc/miscelatore	2022-03-23 02:11:28	0C1
14	1	P_da_est/miscelatore	2022-03-23 02:13:45	0C1
15	1	P_da_est/cat_usc_pieni	2022-03-23 02:14:54	0C1
16	1	P_da_est/nav_serv_carr_pieni	2022-03-23 02:18:19	0C1
17	1	P_da_est/carroponte_1	2022-03-23 02:20:02	0C1
18	1	P_da_est/estrusore	2022-03-23 02:22:20	0C1
19	1	V_per_park/estrusore	2022-03-23 03:06:55	0C1

colonne. Basandosi sul suddetto dataset e sulla *legenda* per l'interpretazione dei valori nelle varie locazioni di memoria (fornita dal programmatore del PLC), sono state manualmente estrapolate delle tracce di processo (Fig.3); queste sono poi confluite in un event-log sul quale è stata condotta

Figura 2: esempio della prima traccia di processo relativa al cono C1

la vera e propria attività di Process Mining. Il codice utilizzato per il data pre-processing e la creazione dell'event-log, ha generato 1580 tracce suddivise su 297 varianti di processo, delle quali sono state considerate solo le prime 30 varianti più frequenti rappresentanti circa l'80% dell'event-log.

Tramite un algoritmo euristico è quindi stato possibile ricostruire il flusso di processo dei coni all'interno dell'impianto automatico e, dopo opportuna validazione, tradurlo in una mappatura BPMN2.0.

5. Process Analysis

Questo step è suddiviso in analisi qualitativa ed analisi quantitativa, a sua volta suddivisa in analisi dei dati sulla produttività e sviluppo della simulazione AS-IS. L'analisi qualitativa è stata focalizzata sull'indagare la scarsa produttività degli estrusori, considerata sulla base di due macro-problemi: *Starving* e *Fermi macchina*. In questa prima fase si è cercato di comprendere il punto di vista di stakeholder e process owner, raccogliendo informazioni tramite interviste e successivamente facendo una Root Cause Analysis tramite l'utilizzo di diagrammi a lisca di pesce basati sulle 4M. La "manodopera" è risultato uno dei punti di maggior criticità relativamente ad entrambi i macro-problemi. Per questo è stato realizzato un terzo diagramma (Fig.4) che andasse ad analizzare questa problematica, sempre basato sulle informazioni ricavate dalle interviste.

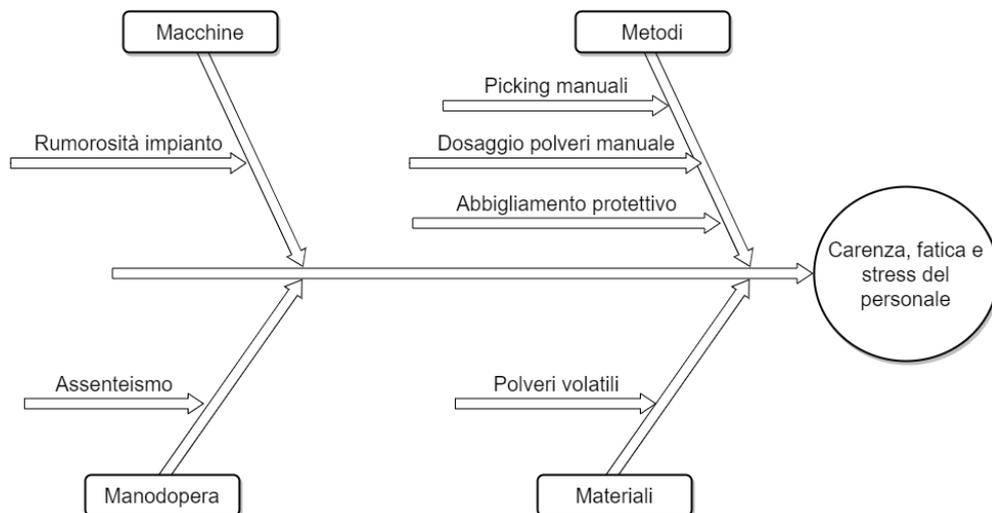


Figura 3: Ishikawa fishbone diagram per l'indagine delle cause dei problemi relativi alla manodopera

L'analisi quantitativa, condotta sui dati ricavati dal PLC e preceduta da un'opportuna attività di data preparation, ha permesso di individuare i reali throughput medi in coni/h, sia a livello settimanale che mensile. Tali throughput sono risultati in molti casi minori rispetto ai 6 coni/h dichiarati dal management aziendale durante i primi incontri.

Week	Mar 3	Mar 4	Apr 1	Apr 2	Apr 3	Apr 4	Mag 1	Mag 2	Mag 3	Mag 4
Coni/h	5.02	6.2	4.8	6.16	5.51	4.3	4.85	5.6	6.73	6.35

A differenza del throughput settimanale quello giornaliero è molto meno regolare; passa da giorni di picco con oltre 150 coni prodotti a giorni con produzione inferiore ai 60 coni. Tale andamento è imputabile ai frequenti guasti (comprese le pulizie per errore di invio coni).

A valle di questa prima analisi, partendo dal Heuristic Net ricavata dall'attività di Process Mining, sono stati individuati i principali task attraversati dai coni: Dosaggio; Handling al miscelatore; Miscelazione; Handling all'estrusore, Estrusione.

Tali task corrispondono a quelli che poi saranno i server della simulazione DES. Sono stati estratti i tempi di esecuzione di ciascuno di questi task per ciascuna traccia di processo.

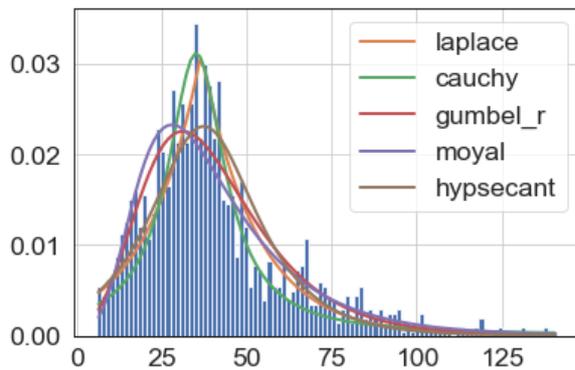


Figura 4: fitting di diverse PDF sulla distribuzione dei tempi di estrusione

Grazie alla libreria “Fitter” è stato possibile individuare tra le funzioni di densità di probabilità (PDF) disponibili su “SciPy”, quella che ricalca meglio la distribuzione dei tempi del task in esame (Fig.5).

Tali PDF sono state poi utilizzate nella simulazione di fabbrica per determinare il tempo che ogni istanza di processo trascorre

all’interno dei diversi server. Con lo stesso metodo è stata trovata anche la PDF che definisce gli intertempi di arrivo delle istanze di processo (dosaggi da fare) che entrano in simulazione. La simulazione di fabbrica è stata sviluppata con l’ausilio di “salabim”, libreria dedicata allo sviluppo di simulazioni DES. Dopo aver sviluppato gli script della simulazione, questa è stata

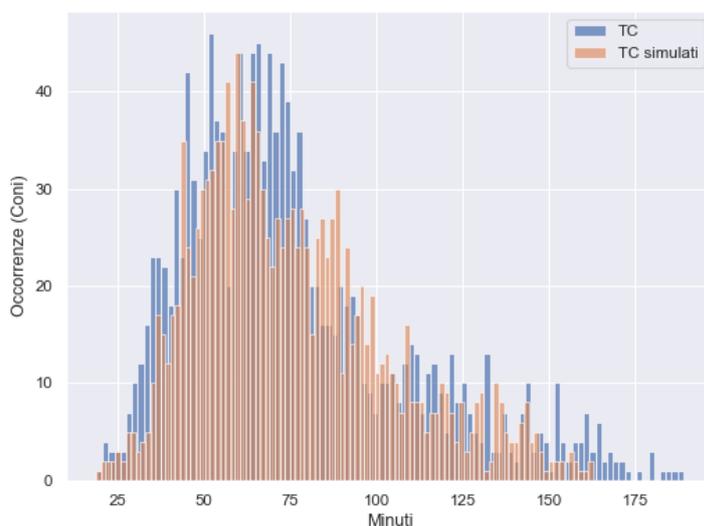


Figura 5: distribuzione di TC reali e simulati

validata mediante il confronto con i dati storici relativi a tempi ciclo (TC), reali e simulati, e ai throughput. L’iniziale discrepanza tra i throughput reali e simulati, in relazione a TC uguali, ha portato ad individuare la necessità di simulare, per quanto riguarda gli estrusori, anche una probabilità di guasto, fissata nel caso AS-IS al 4%. In seguito all’introduzione della

probabilità di guasto la validazione ha avuto successo, riscontrando distribuzioni dei TC quasi identiche (Fig.6) e uno scarto quadratico medio (RMSE) pari a 5min. A conclusione della fase di analisi, insieme al management aziendale, sono stati individuati quattro potenziali interventi di miglioramento: assunzione nuovo personale, incremento affidabilità estrusori, automatizzazione stazione di dosaggio, ottimizzazione sequenziamento dosaggi. Il management ha infine optato per automatizzare la stazione di dosaggio e contestualmente cercare di ottimizzare il sequenziamento dei dosaggi.

6. Process Redesign

Per automatizzare l'attività di dosaggio è stata progettata, da parte di Nexman, un'isola robotizzata asservita da veicoli a guida autonoma. Il cuore dell'isola robotizzata è un cobot, i veicoli che trasportano le polveri alla stazione sono un Forklift a guida autonoma (per le MP) ed un AMR MIR100 (per i SL). I coni vuoti sono trasportati fino alla stazione e successivamente fino all'interfaccia con l'impianto di movimentazione automatico da un AMR MIR500 con apposita attrezzatura per il bloccaggio di questi.

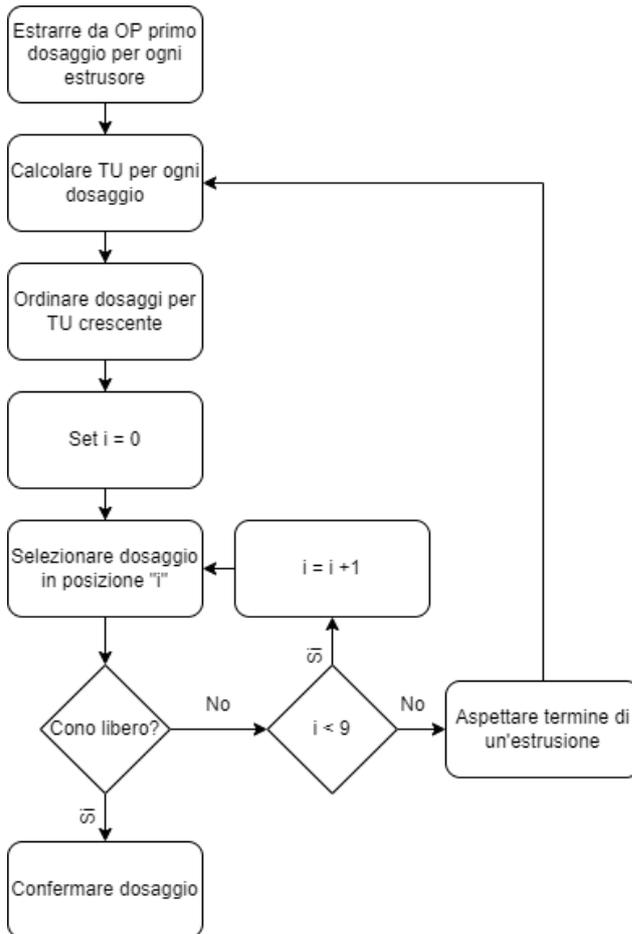


Figura 6: flowchart sequenziamento dosaggi

A valle delle attività di discovery ed analisi di processo condotte nei capitoli precedenti; la prima attività di riprogettazione, legata strettamente al progetto di tesi e successivamente supportata dalla simulazione, è stata la definizione di un algoritmo euristico di sequenziamento dei dosaggi (Fig.8). Questo permette di ottimizzare il sequenziamento dei dosaggi in relazione ai coni disponibili e alla situazione degli estrusori; tale algoritmo si basa sul calcolo del "Tempo di Urgenza", il quale rappresenta il tempo che deve trascorrere prima che un determinato estrusore vada in starving, calcolato come:

$$TU = TE_r - TD_r - TD + \sum_{k=1}^N TE$$

Il tempo di dosaggio stimato di un cono è pari alla sommatoria dei tempi di dosaggio dei singoli materiali che compongono il mix di polveri da inserire. Nello specifico:

$$TD = \sum_{i=1}^N \frac{qta_i}{Kg_{paletta}} * t_{rapido} + 2 * t_{fine} + t_{fissi}$$

Successivamente è iniziata l'attività preliminare di riconfigurazione del magazzino materie prime, *in primis* è stata stimata la potenzialità ricettiva necessaria, basandosi su un'analisi di Pareto condotta sui consumi dell'anno precedente, successivamente è stata valutata la

miglior configurazione andando a valutare la Distanza Media percorsa dai carrelli in relazione alla percentuale di cicli combinati su uno o due corridoi. Sulla base dei risultati ottenuti in termini di tale distanza, la configurazione scelta è quella di magazzino trasversale.

La versione di simulazione TO-BE è stata quindi sviluppata partendo dalla versione AS-IS precedentemente validata ed inserendo nuovi componenti (Fig.9).

Tramite la simulazione è stato quindi possibile condurre delle analisi what-if che hanno permesso di valutare le prestazioni del sistema al variare di alcuni parametri.

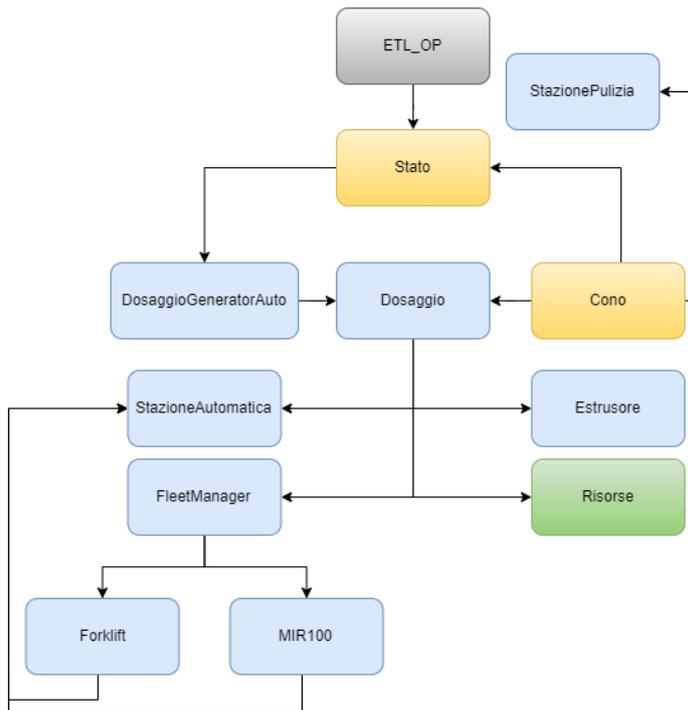
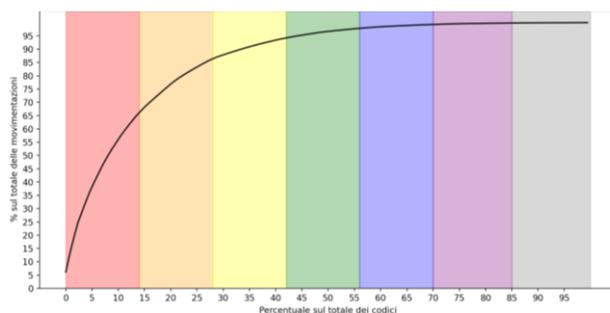


Figura 9: Struttura della simulazione TO-BE

Inizialmente è stato valutato il throughput del sistema, così come pensato originariamente, quindi con solamente un veicolo a guida autonoma per tipo. Tale configurazione non ha portato ai risultati sperati, evidenziando l'attività di picking delle materie prime come collo di bottiglia del processo, con saturazione della stazione automatica inferiore al 50% e saturazione del forklift per il trasporto delle MP pari al 99%. Si ricorda che da scheda tecnica le saturazioni di tali mezzi non possono superare l'80%, in quanto devono prevedere opportuni tempi di ricarica. Gli scenari successivi hanno visto l'introduzione in sequenza di altri due forklift.

Lo scenario migliore, che ha permesso di saturare quasi al 100% la stazione di dosaggio automatica, è risultato essere quello che prevede l'utilizzo di 3 Forklift per il picking di MP e

Figura 10: Analisi di pareto sui codici a magazzino materie prime



l'allocazione di queste secondo un criterio di Pareto.

Dato un ordine di produzione, considerato il largo anticipo con il quale è possibile avere questo, l'allocazione di Pareto è stata fatta suddividendo i codici in 7 classi

(Fig.10), una per ciascuna fila di cassoni in magazzino, in relazione al numero di movimentazioni che dovranno subire e posizionando strategicamente i codici appartenenti a ciascuna classe, al fine di minimizzare i cicli combinati su due corridoi. Questo ha consentito un piccolo incremento di throughput ed una riduzione in termini di saturazione dei forklift, permettendo così di avere ampi margini per prevedere dei tempi di ricarica consoni. Nella seguente tabella sono riportati i risultati su 5 run della simulazione nella configurazione sopra descritta.

Run	Throughput Kg/h	Throughput con/h	Elementi in media nel sistema
1	380	5.18	7
2	360	4.8	6
3	370	5.08	6
4	375	5.14	5
5	370	5.11	6

La fase di reingegnerizzazione, oltre alla scelta di riconfigurazione di magazzino e alla definizione dell'algoritmo di sequenziamento dei dosaggi, ha quindi previsto l'analisi di 4 scenari di utilizzo dei veicoli a guida autonoma, dei quali il quarto è risultato il migliore sia dal punto di vista del throughput sia del vincolo di ricarica dei veicoli. In Fig.11 è possibile vedere un confronto tra i throughput di questi scenari.

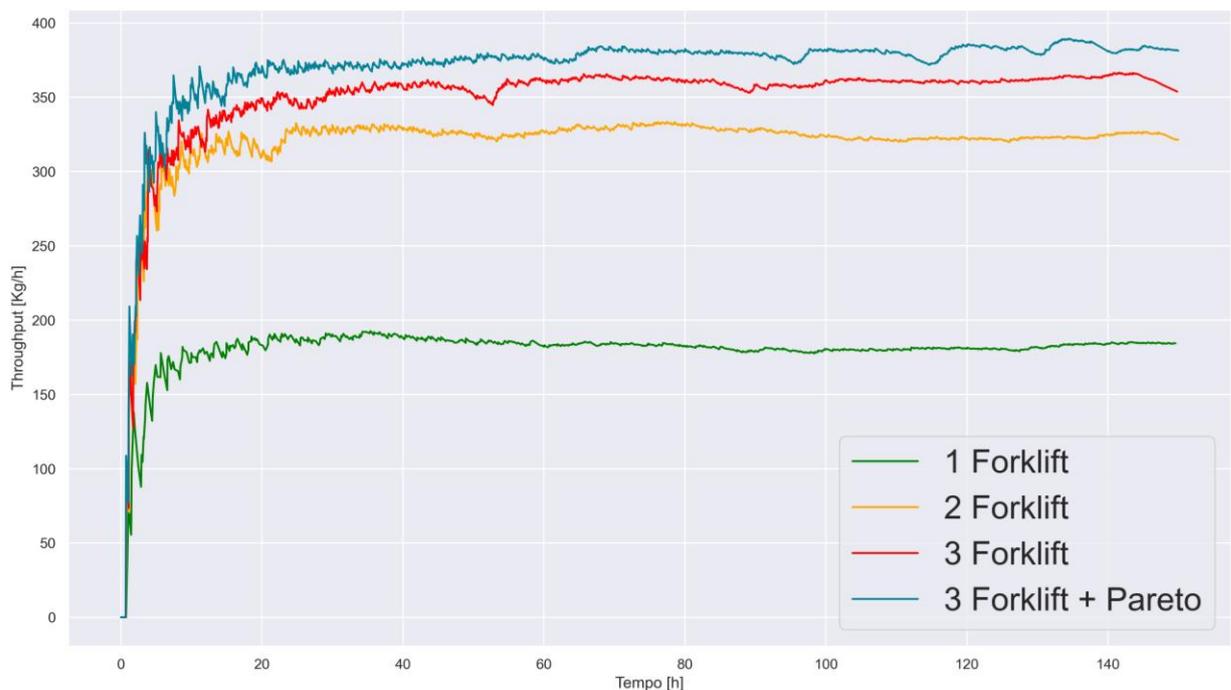


Figura 11: confronto tra i throughput del sistema all'aumentare del numero di forklift per il picking di materie prime

In condizioni ideali il throughput massimo della stazione automatica è di circa 5.5 coni/h mentre, come visto nel capitolo precedente, in settimane buone le stazioni manuali arrivano a produrre fino a 6.7 coni/h ma con scarsa regolarità (Tabella Pag.6). Valutando pro e contro delle possibili configurazioni, ed i risultati ottenuti sia dalla simulazione sia, e soprattutto, dall'analisi qualitativa, è stato deciso di installare la stazione automatica senza smantellare quelle manuali, così che queste possano al bisogno fungere da soluzione di backup o per incrementare momentaneamente il throughput complessivo dell'impianto.

7. Conclusioni e sviluppi futuri

La simulazione sviluppata ha permesso di: selezionare e dimensionare le risorse hardware; decidere la riconfigurazione del layout di magazzino; definire alcuni algoritmi e metodologie di gestione; valutare l'impatto dell'investimento in automazione in maniera rapida e senza compromettere la produttività quotidiana. La decisione finale è quella di installare una sola stazione di dosaggio automatico anche se questo comporterà una leggera riduzione del throughput. A livello manageriale è diffusa la convinzione che nel breve termine i risparmi in termini di costi di manodopera, salute degli operatori e guasti evitati compenseranno la riduzione di produttività, tenuto conto della possibilità di fare affidamento sulla parallelizzazione delle stazioni (automatica e manuali) per rispondere ad eventuali picchi di domanda. Rimane la consapevolezza che, per avere un reale incremento della produttività a tempo pieno, sarà necessario un potenziamento (o una duplicazione) della stazione di dosaggio automatica; in questi termini la versione di simulazione TO-BE potrà essere utile nello stimarne l'impatto. Al termine della fase di "Process Redesign", il framework prevede la fase di "Process Implementation", tale fase è già stata avviata internamente a Nexman, il termine delle attività di installazione è previsto per ottobre 2022. Una volta avviato l'impianto sarà necessario, contestualmente a quanto previsto dalla fase di "Process Monitoring and Controlling", acquisire tutti i dati generati dalle nuove macchine e definire i relativi KPI che permetteranno di creare dashboard di analytics per il monitoraggio del processo. Infine, è possibile integrare la simulazione di fabbrica secondo il paradigma della Hybrid Simulation, con strumenti diversi quali: modelli analitici; solver di problemi matematici; algoritmi di intelligenza artificiale; simulazione ad agenti (ABS); System Dynamics (SD). È interessante valutare l'idea di utilizzare metodi di ricerca operativa per ottimizzare il sequenziamento dei dosaggi. Python è un linguaggio ricco di strumenti per la modellazione matematica (PuLP, PyOmo, ecc.) che possono essere agevolmente integrati

nell'ambiente simulativo attuale e successivamente, se efficaci, caricati sul controllore centrale del sistema automatico ed utilizzati quotidianamente in produzione.