



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA GESTIONALE

Corso di Laurea triennale

**UN APPROCCIO DATA DRIVEN BASATO SULLA PROGRAMMAZIONE MATEMATICA PER LA
MANUTENZIONE PREDITTIVA**

**A DATA DRIVEN MATHEMATICAL PROGRAMMING BASED APPROACH FOR THE PREDICTIVE
MAINTENANCE**

Relatore:

Dott.ssa. **Pisacane Ornella**

Correlatore:

Prof. **Potena Domenico**

Tesi di Laurea di:

Mariotti Sara

Matricola:

S1081568

A.A. 2019 /2020

Sommario

ABSTRACT	3
CAPITOLO 1	4
CAPITOLO 2	7
2.1 Manutenzione predittiva e Data-Driven	7
2.2 Manutenzione predittiva e algoritmi di ottimizzazione.....	15
CAPITOLO 3	17
3.1 Modello versione 1.....	20
3.2 Modello versione 2.....	22
CAPITOLO 4	23
4.1 Caso di studio con cinque dischi.....	25
4.2 Analisi con tre dischi e due operatori.....	28
4.2.1 Analisi con tre dischi e due operatori modificando l'orario.....	30
4.2.2 Analisi con tre dischi e due operatori modificando il costo.....	33
4.2.3 Analisi con tre dischi e due operatori modificando la probabilità.....	35
4.2.4 Analisi di tre dischi e tre operatori.....	36
4.3 Analisi con quattro dischi e due operatori	40
4.3.1 Analisi con quattro dischi e due operatori modificando l'orario.....	41
4.3.2 Analisi con quattro dischi e due operatori modificando il costo.....	42
4.3.3 Analisi con quattro dischi e due operatori modificando la probabilità.....	43
4.3.4 Analisi per quattro dischi e tre operatori.....	44
CAPITOLO 5	47
BIBLIOGRAFIA.....	49
RINGRAZIAMENTI	53

ABSTRACT

In questa tesi, si affronterà il problema della manutenzione predittiva attraverso un approccio Data-Driven di ottimizzazione matematica. Si cercherà, quindi, di prevedere quali componenti di un sistema aggiustare, al fine di prevenire l'arresto del suo funzionamento a causa della rottura di uno di essi. A tal fine, la selezione del set di componenti che è meglio mantenere in maniera preventiva è demandata ad un modello matematico, opportunamente formulato e successivamente implementato in JAVA. Il modello riceve in input diversi dati e le probabilità di rottura ottenute applicando tecniche di data mining sui dati storici. L'obiettivo è quindi quello di selezionare il set di componenti da mantenere preventivamente, al fine di massimizzare l'affidabilità del sistema (misurata mediante la probabilità di rottura), considerando alcuni vincoli che sono problem specific. In particolare, la fase di validazione del modello e di testing è stata effettuata su un dataset per la manutenzione dei dischi, per cui sono noti i fallimenti avvenuti nel passato. Da questi dati, mediante la formulazione e l'esecuzione di alcune query, si è calcolata la probabilità di rottura dei diversi dischi, considerando la frequenza dei fallimenti giornalieri. Infine, sempre su questo caso di studio, è stata effettuata un'analisi di sensitività, per studiare la sensibilità del modello al variare di alcuni dati ritenuti più significativi come, ad esempio, le ore di lavoro degli addetti alla manutenzione. L'analisi è stata effettuata aumentando anche il numero di dischi, di operai adibiti alla manutenzione, i valori di costo del lavoro in termini monetari e orari oltre che la probabilità di rottura dei dischi.

CAPITOLO 1

In questo capitolo si introdurrà il problema della manutenzione predittiva con l'obiettivo di evidenziare i motivi per cui essa risulta così importante per un'azienda soprattutto nell'ottica della Industria 4.0.

Oggigiorno, le aziende sono sempre più numerose e focalizzate a produrre tanto ed in tempi più rapidi. A causa di ciò, si è tentato di far fronte a molteplici difficoltà per rendere sempre più efficiente la produzione. Uno dei primi problemi che si è cercato di risolvere è la manutenzione dei macchinari poiché, resa efficiente quest'ultima, la produzione può essere effettuata più velocemente e senza interruzioni, diminuendo quindi i tempi di produzione e cercando di evitare lo slittamento dell'ordine di un cliente. La manutenzione è, quindi, un problema affrontato da diverse aziende ed il problema più rilevante ad essa legato è capire *come e quando* mantenere diversi macchinari o loro componenti. Esistono specificatamente le seguenti tipologie di manutenzione, come indicato nel 2015 da Susto⁽¹⁾:

1) La *Run-to-failure*, ovvero effettuare la manutenzione ogni volta che un macchinario si danneggia. Questo tipo di manutenzione è la meno efficiente poiché, una volta che il macchinario non è più in funzione, si perde molto tempo per chiamare i manutentori ad aggiustarlo con conseguente perdita di ore produttive per la macchina.

2) La *manutenzione preventiva* per cui si pianificano le operazioni di manutenzione sui macchinari o loro componenti. Essa è più efficiente della prima ma comporta delle difficoltà. Infatti, può capitare di fare manutenzione a dei macchinari che non ne hanno alcun bisogno. In aggiunta vi sono i costi di manodopera impiegata anche quando non ce n'è motivo.

3) Con la *manutenzione predittiva* invece, si opera per fare un'analisi dello stato dei macchinari, in modo da poter *prevedere*

quando essi si romperanno. In questo modo la manutenzione avviene prima che un macchinario si danneggi, come invece avviene per la manutenzione preventiva, e la perdita di orario di produttività del macchinario viene notevolmente ridotta. Inoltre, non vi sono manutenzioni aggiuntive del tutto inutili con conseguente risparmio di costi di manodopera e un miglior utilizzo delle risorse.

In questo lavoro di tesi, si focalizzerà l'attenzione su quest'ultimo tipo di manutenzione. Per questo motivo, nel seguito, si andrà ad analizzare nel dettaglio la manutenzione predittiva e come viene applicata.

Come detto, con la manutenzione predittiva si analizzano gli stati dei macchinari per poter *prevedere* un loro probabile danneggiamento. Si noti la parola chiave "probabile" che ne caratterizza principalmente l'uso della manutenzione predittiva. Infatti, viene fatta una stima sulla probabilità di rottura dei macchinari e la manutenzione viene eseguita di conseguenza. La probabilità è stata calcolata, da diversi studiosi che analizzeremo meglio nel prossimo capitolo, utilizzando i dati a loro disposizione.

Per questo motivo, è fondamentale la raccolta dei dati storici sulle varie rotture. Questi, che saranno quindi necessari per il calcolo delle probabilità, possono essere analizzati in diverso modo tra cui usando tecniche avanzate di Machine Learning, che, come affermato nel 2017 da Cline⁽²⁾: "*consiste in una serie di algoritmi avanzati, da cui si costruiscono dei modelli per predire svariati risultati, basandosi su dati passati, in un determinato problema*". In altre parole, la Machine Learning è un tipo di modellazione per cui il macchinario non necessita più dell'uomo che controlli ogni suo movimento.

Come detto, però, non si occupa solo di esaminare il problema attraverso i dati ma, nel caso in discussione, anche per la raccolta degli stessi. Per fare ciò, vengono posti dei dispositivi per captare i diversi problemi rilevati sui macchinari dell'impresa, in modo

da poterli analizzare e calcolare la probabilità che quel macchinario smetta di funzionare oppure si guasti.

Inoltre, nell'ottica della Industria 4.0 è generalmente il macchinario stesso a “capire” quando sta per smettere di funzionare e ad attivare la manutenzione. Quest'ultima è la forma più avanzata di manutenzione predittiva nonché la più efficiente perché si svolge in tempo reale.

In questa tesi è stato invece utilizzato un approccio *Data-Driven* per calcolare la probabilità di rottura dei componenti tramite query in SQL. Le probabilità di rottura sono state quindi fornite in input ad un modello di programmazione lineare intera per selezionare il set di componenti da mantenere per massimizzare l'affidabilità del sistema in esame.

Il resto del lavoro di tesi è organizzato nel seguente modo: Il capitolo 2 presenta una breve disamina della letteratura in riferimento al problema della manutenzione predittiva; il capitolo 3 introduce il formalismo, la notazione usata e la descrizione del caso di studio analizzato congiuntamente al modello matematico proposto; il capitolo 4 descrive i risultati ottenuti, presentando anche un'analisi critica su possibili variazioni ai parametri di input del modello; infine il capitolo 5 conclude il lavoro e propone possibili sviluppi futuri degni di interesse.

CAPITOLO 2

In questo capitolo si approfondirà il tema della manutenzione predittiva, analizzando i lavori presenti in letteratura.

Il problema della manutenzione è di notevole importanza per le aziende moderne. Per questo motivo, molti studiosi si sono adoperati per risolvere il problema in maniera efficiente. Nel capitolo precedente si è constatato come le tecniche di Machine Learning possano essere utilizzate per questo fine.

2.1 MANUTENZIONE PREDITTIVA E DATA-DRIVEN

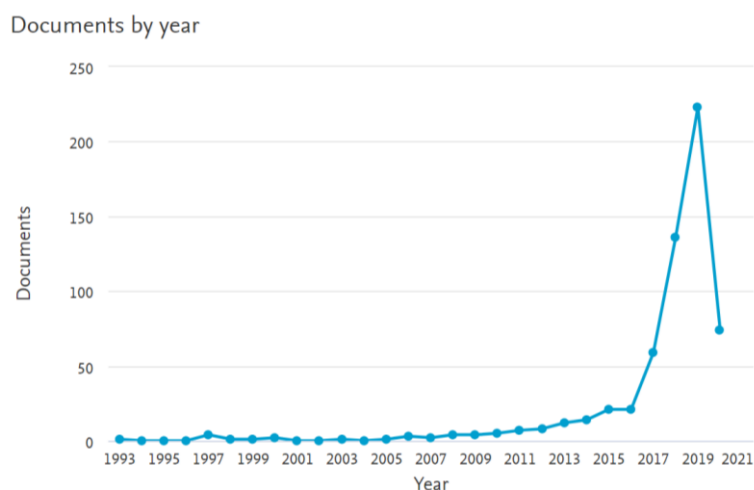


Figura 1: Contributi della letteratura sulla manutenzione predittiva.
Source: Scopus

La Figura 1 mostra i contributi pubblicati negli anni (a partire dal 1993) sulla manutenzione predittiva in cui specificatamente sono state proposte tecniche di Machine Learning. Come si può notare, negli ultimi anni lo studio su questo argomento è stato molto più intenso, specialmente nel 2019. In questo periodo, Trivedi⁽³⁾ ha sviluppato un modello su un sistema di aria condizionata. Insieme ad altri studiosi, egli si è concentrato su due aspetti per cui il sistema può danneggiarsi, ossia la perdita di gas e il malfunzionamento del condensatore. Come algoritmo di Machine Learning, è stato adoperato un *Decision Tree*. Quest'ultimo algoritmo è stato utilizzato nello stesso anno anche da un altro

gruppo di studiosi, fra cui Palasz e Przysowa⁽⁴⁾. Essi hanno utilizzato tre tipi diversi di algoritmi di Machine Learning per poter prevedere i guasti dei contatori di calore. Evitando questi guasti, si possono non solo eludere letture imprecise, ma anche un'errata fatturazione e le interruzioni del sistema di riscaldamento. Gli altri algoritmi di Machine Learning utilizzati da questi due studiosi sono: SVM (*Support Vector Machine*) e ANN (*Artificial Neural Network*). Il fine del loro studio è: *“ottenere un modello in grado di effettuare la migliore previsione relativa al tasso di guasto dei contatori, pur mantenendo la sua generalizzazione, ovvero minimizzando il sovradimensionamento”*. Mettendo a confronto i risultati ottenuti dai diversi algoritmi, si è rilevata una prestazione migliore nel BDT (*Bagging Decision Trees*), ossia nell'algoritmo dell'albero decisionale.

Un altro esempio di utilizzo della tecnica di Machine Learning nell'ambito della manutenzione predittiva, è stato presentato nel 2013 da Hongfei Li⁽⁵⁾, insieme ad altri studiosi, per la manutenzione delle rotaie. Sono stati disposti dei sensori lungo il tragitto di un treno per misurare l'usura delle rotaie. In altre parole, si sono occupati di: *“Ridurre il numero di deragliamenti derivanti da errori meccanici [...] e ridurre le chiamate di manutentori intermediari dovute a falsi allarmi per aumentare la velocità della rete ferroviaria”*. Hanno quindi applicato le tecniche di Machine Learning per poter fare manutenzione predittiva e *prevedere* il danneggiamento delle rotaie. I sensori posti su di esse, infatti, captavano: il calore delle rotaie quando passava il treno; come il treno impattasse sulle suddette rotaie oppure il disturbo generato da questo impatto. Raccolti i dati necessari si sono operati per applicare un modello di classificazione SVM che può supportare un'enorme quantità di dati e hanno combinato le informazioni derivanti dai sensori non solo del presente, ma anche di quelli passati. In questo modo sono riusciti a definire i limiti entro cui i parametri dei sensori devono rimanere perché le rotaie siano in perfetta funzione.

Un'altra proposta è stata concepita nel 2007 da Yamato⁽⁶⁾ che, insieme al suo gruppo di studiosi, ha preferito non utilizzare sensori per raccogliere dati poiché: *“Risulta difficile collegare diversi sensori a macchinari nelle aziende poiché potrebbero necessitare delle modifiche. D'altro canto, i dati sonori possono essere raccolti anche al di fuori delle macchine, in quanto è più semplice collegare dei microfoni vicino ad esse”*. Registrati e analizzati i suoni, soltanto le anomalie venivano inviate al *cloud* ossia un'applicazione che *prevedeva* le rotture e avviava la manutenzione del macchinario.

Tuttavia, gli ambiti di applicazione sono tra i più disparati. Un esempio, sono gli impianti di propulsione navali, introdotti da Palash nel 2019⁽⁷⁾. Egli ha deciso di incentrarsi su ogni aspetto delle propulsioni navali siccome: *“La manutenzione in un qualunque sistema dinamico e le sue componenti è un lavoro importante e cruciale poiché il fallimento di una o più componenti, può danneggiare l'intero sistema”*. In particolare, si è concentrato su tre parametri:

1. La velocità della nave
2. Il compressore
3. Il decadimento delle turbine.

La combinazione di queste tre variabili condizionava ogni possibile rottura delle componenti.

Un altro studio importante è stato svolto nel 2016 da Durbhaka⁽⁸⁾ insieme ad altri studiosi. Essi hanno applicato la manutenzione predittiva sulle turbine eoliche, analizzando dei segnali di vibrazione, per studiare ed estrarre il modello comportamentale dei cuscinetti. Successivamente sono state applicate tre diverse tecniche di Machine Learning per classificare il tipo di errore: il già visto SVM, il *k-NN(k-Nearest Neighbour)* e il *k-Means*. Infine, hanno applicato un *Collaborative Recommendation Approach* (CRA) per analizzare le somiglianze dei risultati del modello e suggerire in anticipo sostituzioni e correzioni delle unità in deterioramento.

Comunque, la maggior parte degli scienziati si è concentrata su un rilevante insieme di dati, definito RUL (*Remaining Useful Life*). Quest'ultimo, si usa congiuntamente ad altri due gruppi di dati: il *training set* e il *test set*. Il primo, è un insieme di dati inseriti dal supervisore di una macchina osservando i feedback con l'ambiente esterno. Il secondo, invece, è una lista di casi utili per verificare a posteriori l'affidabilità di un sistema. La RUL d'altro canto, rappresenta quanti cicli può fare ancora un macchinario prima di danneggiarsi. La sua stima è stata calcolata in diversi modi, ad esempio guardando le rotture passate, come suggerisce Wlamir nel 2018⁽⁹⁾; oppure preferendo dati statistici uniti alle tecniche dell'intelligenza artificiale come visto da Cuong nel 2019⁽¹⁰⁾; secondo Xiongzi, invece, il metodo più efficiente è basato su modelli prevalentemente fisici ossia dei modelli analitici quantitativi, come si può vedere nel trattato scritto basandosi sulla conferenza del 2011⁽¹¹⁾. In particolare, è stato quest'ultimo a definire il RUL come: “*La durata dal tempo corrente, fino alla fine della vita utile di un componente*”. Un metodo peculiare di previsione della RUL, è stato sviluppato da Wu nel 2018⁽¹²⁾ che ha utilizzato una tecnica di Machine Learning definita come HMM (*Hidden Markov Model*) ossia un modello probabilistico basato su un processo di osservazione. Wu, insieme ad altri studiosi, si è basato sul deterioramento delle KPI (*Key Performance Indicators*) che causano il decadimento dei macchinari. L'obiettivo principale della ricerca, era capire quale KPI fosse la causa del deterioramento complessivo delle prestazioni.

Un'applicazione pratica della previsione del RUL, è stata sviluppata da Lei nel 2015⁽¹³⁾ che ha previsto la vita rimanente di molteplici turbine, considerando i vincoli posti dalle altre turbine in funzione. Successivamente, Lei si è occupato di simulare per ogni turbina, il tempo di rottura e la velocità del vento. In seguito, ha valutato la manutenzione predittiva considerando ogni possibile opzione di manutenzione.

Gli ambiti per cui la tecnica di Machine Learning è utilizzata congiuntamente alla manutenzione predittiva sono, tuttavia, tra i più dissimili. Un altro esempio da prendere in considerazione è stato proposto da Choi nel 2020⁽¹⁴⁾ che: “*si è basato sul Machine Learning per prevedere le probabilità che un brevetto sopravviva fino alla data di scadenza massima*”. In questo modo, si è voluto adoperare per valutare il potenziale commerciale di un brevetto. In questo studio, è stato applicato un algoritmo *feed-forward Neural Network* (FFNN) poiché di più elevate prestazioni rispetto ad altri algoritmi e più robusto in caso di piccole variazioni di input. Infatti, quest'ultimo algoritmo, tende a salvare nella sua memoria associativa i modelli di input e output.

Sempre nel 2020, Proto⁽¹⁵⁾ si è occupato della manutenzione predittiva per il servizio di consegna dei pacchi. Egli, presentò un REDTag, ossia un framework integrato per tracciare e monitorare i pacchi spediti. Il framework tiene traccia delle seguenti informazioni:

- Cliente: mittente e destinatario del pacco
- Pacchetto: trasportato dai servizi di spedizione
- Tag: hardware abilitato IoT (*Intelligence of Things*) applicato su ciascun pacchetto (è il REDTag)
- Lavoratore: impiegato del corriere che sposta il pacco in diverse fasi fino alla sua destinazione
- Tag Event: lettura del REDTag da parte del lavoratore
- Ordine: ordine di spedizione effettuato da un cliente (mittente) a un altro (destinatario)
- Segmento: livello di avanzamento di un pacco verso la destinazione. È taggato dal lavoratore che è attualmente responsabile della gestione del pacco.
- GPS worker: posizione geografica del lavoratore responsabile del pacco.

In base alle suddette informazioni, il framework prevede se lo stato corrente di un pacco è *rotto* o *sicuro*. Il RedTag è, quindi, una tecnologia hardware che consente il rilevamento di eventi

unitamente alla registrazione e raccolta dei dati del pacchetto. Esso è progettato per essere allegato ai pacchi e registrare in modo efficiente ed efficace tutti gli eventi che si verificano durante il loro trasporto. È costituito da un riquadro rosso dotato di sensori, batterie, memorie e un processore. Inoltre, esso consente al processore di scambiare dati con i dispositivi mobili esterni attraverso un modulo di rete incorporato:

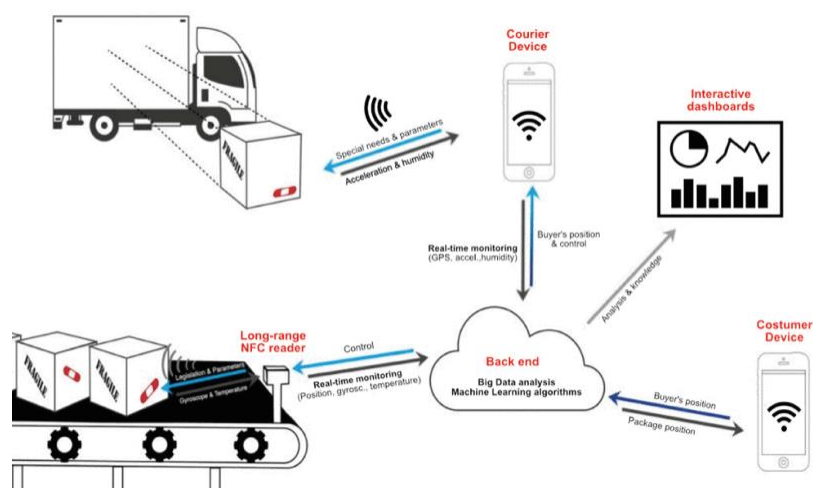


Figura 2: esempio di funzionamento del progetto di Proto. Source: [15]

Nella figura soprastante è rappresentato un esempio del progetto di Proto con i pacchetti controllati costantemente dalla *Back end* ossia un algoritmo di Machine Learning, controllato a sua volta dal lavoratore che trasporta il pacco e dal compratore. Viene, inoltre, rilevata l'accelerazione e l'umidità insieme ad altri parametri per monitorare costantemente le condizioni del pacco. Ogni volta che si presentano parametri al di sopra di una determinata soglia, si crea un evento rilevato dai REDTag che informano il lavoratore. Infine, ogni dato del compratore viene inviato al *Back end* in modo che il lavoratore conosca l'ubicazione esatta della destinazione.

Un approccio singolare alla manutenzione predittiva è stato ideato, nel 2017, da Ullah⁽¹⁶⁾ insieme ad altri studiosi. Essi hanno accertato che la maggior parte dei danni sulle apparecchiature elettriche, causano un aumento di calore nelle stesse: *“Pertanto, le misure preventive iniziali di anomalie termiche negli utensili elettrici sono essenziali per prevenire guasti alle apparecchiature*

elettriche”. Essi decisero di utilizzare un approccio di visione artificiale sfruttando le immagini termiche a infrarossi, utilizzando telecamere a infrarossi in modo da non disturbare il lavoro quotidiano delle apparecchiature. Successivamente, hanno utilizzato un MLP (*Multy-Layered Perceptron*) per classificare le condizioni termiche dei componenti in classi “*defect*” e “*non-defect*” ossia se esse sono in difetto. La MLP, difatti, è considerata una delle reti più popolari per la classificazione e il riconoscimento degli oggetti ed ha un livello di input, uno nascosto e uno di output. Come si può vedere in figura: il livello di input rappresenta il numero di nodi, ossia il conteggio delle funzionalità di input mentre, il livello di output, indicato dal numero di nodi, corrisponde al numero delle classi target. Il numero di strati nascosti invece, dipende dal problema che si vuole affrontare.

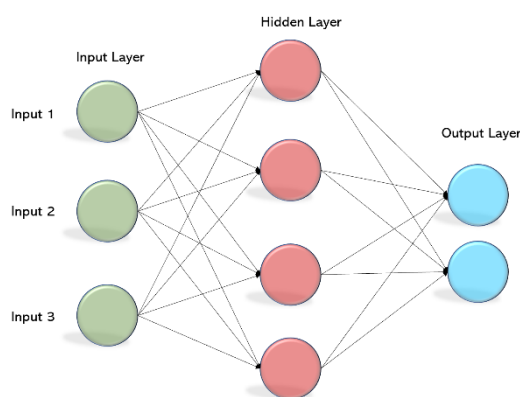


Figura 3: Esempio di rete MLP. Source: [17]

MLP è una rete di ANN vista nei paragrafi precedenti. Per comprendere al meglio il caso in discussione, sono state presentate altre tecniche di Machine Learning, tra cui:

1. SVM⁽¹⁸⁾ (*Support Vector Machine*) che viene principalmente utilizzato nei problemi di classificazione. Ogni elemento di dati è tracciato come un punto nello spazio n-dimensionale (dove n è il numero di caratteristiche), insieme al valore di ogni caratteristica come valore di una particolare coordinata. La classificazione viene eseguita

trovando l'iperpiano che differenzia in modo netto le due classi.

2. BDT⁽¹⁹⁾ (*Bagging Decisions Trees*) ossia un metodo *ensemble*, in quanto combina le previsioni di più algoritmi di Machine Learning, per fare previsioni più accurate di qualunque singolo modello. Generalmente, il *bagging* viene utilizzato per ridurre la varianza di determinati algoritmi, soprattutto per gli alberi decisionali (di classificazione o regressione) che hanno una varianza elevata. Avere una varianza elevata, indica che gli alberi decisionali sono sensibili ai dati su cui sono formati e, quando questi vengono modificati, l'albero risultante può essere molto diverso da quello di partenza.

3. HMM⁽²⁰⁾ (*Hidden Markov Model*) basato sulla catena di Markov, ossia un modello che discute la probabilità che ci sia una determinata sequenza da una serie di variabili casuali, osservando il loro stato attuale. Questo modello osserva solo lo stato attuale e non quello antecedente.

4. FFNN⁽²¹⁾ (*feed-forward Neural Network*) ovvero delle reti principalmente utilizzate in attività di Machine Learning per cui la funzione target, ossia il risultato, è già noto. Esattamente come per la rete ANN, sono composte da tre livelli (input, output e nascosto) e il suo obiettivo principale è ottenere come risultato la migliore approssimazione di una determinata funzione f . In particolare, viene chiamata "*Feed-Forward*" poiché vi è un flusso di informazioni in avanti: una variabile di input x risolve una funzione intermedia nello strato nascosto che viene utilizzato per calcolare y .

5. k-NN⁽²²⁾ (*k-Nearest Neighbour*), ossia un algoritmo di Machine Learning che si basa sull'idea che punti di dati simili si trovino nelle immediate vicinanze. Lo scopo di tale algoritmo è quello di predire un'istanza conoscendo i *data points* separati in diverse classi. Più un'istanza è vicina a un *data point* più il k-NN li considererà simili. Il suo funzionamento si basa, quindi, sulla somiglianza delle

caratteristiche e la distanza tra istanze e *data points*. Il parametro k indica il numero di *data points* più vicini.

6. *k-Means*⁽²³⁾ è un algoritmo il cui obiettivo è raggruppare punti di dati simili e scoprire modelli sottostanti. Per questo motivo l'algoritmo cerca un numero fisso di k che rappresentano i cluster in un set di dati. I cluster sono una raccolta di punti di dati aggregati insieme a causa di alcune somiglianze.

2.2 MANUTENZIONE PREDITTIVA E ALGORITMI DI OTTIMIZZAZIONE

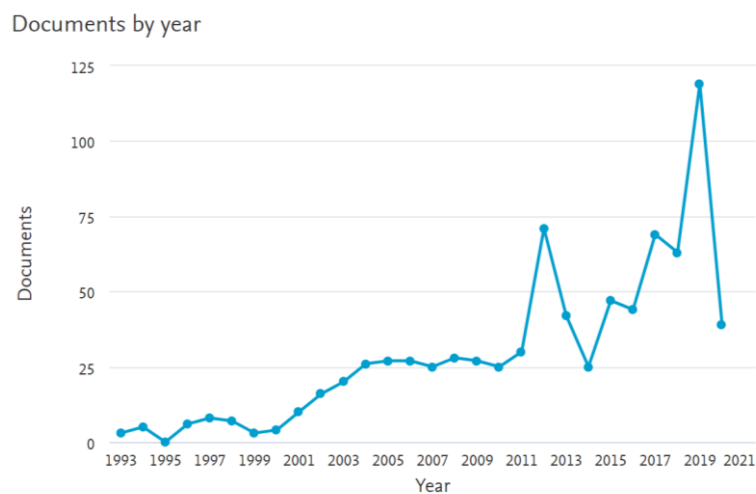


Figura 4: Contributi della letteratura su approcci di ottimizzazione matematica applicati al contesto della manutenzione predittiva.

Source: Scopus

Il grafico soprastante rappresenta l'andamento negli anni, degli articoli sulla manutenzione predittiva e sull'ottimizzazione.

La letteratura non si ferma solo ad una conoscenza teorica dell'argomento della manutenzione predittiva, ma anche pratica. Infatti, sono stati sviluppati degli algoritmi per poter ottenere una soluzione adeguata alle esigenze dell'imprenditore che richiede la manutenzione. Tra questi, uno degno di nota è quello di Alidaee pubblicato nel 2017⁽²⁴⁾ dove egli impone alcuni vincoli per cui:

- Almeno una funzione sia operativa e non siano tutte in manutenzione;

- Se un'unità che necessita altre unità è in funzione, devono esserlo anche le unità di cui ha bisogno;
- Possono essere utilizzate solo le risorse disponibili
- Introduce il controllo per la manodopera che manutiene i macchinari in un'azienda: le rotture non devono superare una soglia massima che dipende dalla disponibilità degli operatori.

Prima di lui Fetanat nel 2011⁽²⁵⁾ aveva sviluppato un modello in cui il numero di persone ad effettuare la manutenzione non doveva superare una soglia massima. Entrambi si sono basati su un articolo del 1995 scritto da Alkhamis⁽²⁶⁾. Alidaee, in particolare, ha sviluppato i vincoli descritti da Alkhamis in modo che la soluzione trovata fosse più precisa. L'innovazione di Alkhamis è stata introdurre delle variabili binarie che rappresentavano se un componente è in manutenzione oppure no, durante un determinato periodo, oppure se esso è operativo durante quel periodo. Un vincolo da lui introdotto è sulla manodopera: se un componente ha iniziato la manutenzione, non si può spostare la manodopera ad un'altra unità finché la manutenzione non è terminata.

Nel 2020, Ghaleb⁽²⁷⁾ ha ipotizzato due situazioni: la prima, quando la macchina viene ispezionata, riparata e spostata in uno stato migliore; la seconda, invece, quando non è stata fatta alcuna ispezione. Nel secondo caso la macchina potrebbe deteriorarsi e passare più volte nello stato di errore e, ogni volta che si genera questo stato, viene eseguita una riparazione completa. In seguito, Gheleb e il suo gruppo di studiosi, hanno calcolato i costi di riparazione nelle due differenti situazioni.

In questa tesi, si è tratta ispirazione da questi lavori per definire anche i vincoli da imporre su un caso di studio.

CAPITOLO 3

In questo capitolo, verrà dettagliato l'approccio modellistico alla risoluzione del problema in esame. In particolare, verranno proposti e descritti due modelli matematici e verranno quindi spiegate le differenze.

Di seguito la Tabella1 descrive la notazione utilizzata nel modello proposto in questo lavoro di tesi.

Tabella 1: Tabella riassuntiva della notazione utilizzata nel modello

Insiemi	Significato
P	Insieme delle probabilità di rottura dei componenti, con p_j probabilità del componente j
D	Insieme dei seriali dei componenti con d_j seriale del componente j
Q	Insieme delle capacità residue dei componenti con q_i capacità residua del componente i
M	Insieme della domanda dei componenti con m_i capacità necessaria per ospitare i in un altro componente
Parametri	Significato

N	Massimo di componenti da mantenere
O	Massimo di operatori che mantengono le componenti
B	Budget a disposizione per la manutenzione
T	Massimo ore totali di lavoro al mese per singolo operatore. Si suppone, infatti, che la pianificazione della manutenzione sia di tipo “mensile” e, nella sperimentazione, si supporrà che $T=120$ h
Matrici	Significato
C	Matrice di compatibilità dove righe e colonne rappresentano i serial_number dei componenti $c_{ij} = 1$ se il servizio erogato dal componente i è compatibile con quello del componente j; 0 altrimenti
R	Matrice dei costi da sostenere per migrare i servizi a seguito della manutenzione. Quindi r_{ij} rappresenta il costo di migrare il servizio di i su j

S	Matrice degli skill. $s_{ik} = 1$ se l'operatore k può mantenere il componente i; 0 altrimenti
V	Matrice dei costi di manutenzione degli operatori per i componenti. In particolare, v_{ik} è il costo dell'operatore k per mantenere il componente i
H	Matrice delle ore richieste dagli operatori per mantenere i componenti. In particolare, h_{ik} è il numero di ore richieste dall'operatore k per mantenere il componente i.
Variabili Decisionali	Significato
x_i	Variabile binaria uguale a 1 se il componente i viene scelto per la manutenzione, 0 altrimenti.
y_{ij}	Variabile binaria uguale a 1 se il servizio del componente i (scelto per la manutenzione) migra dal componente i al componente j; 0 altrimenti
z_{ik}	Variabile binaria uguale a 1 se l'operatore k gestisce la manutenzione del componente i; 0 altrimenti

3.1 MODELLO VERSIONE 1

Di seguito, il modello matematico applicato con la descrizione della funzione obiettivo e dei vincoli utilizzati:

Funzione obiettivo: La funzione obiettivo (1) da massimizzare rappresenta la probabilità totale di rottura dei componenti selezionati

$$\text{Max} \sum_{i=1}^D x_i p_i \quad (1)$$

Vincolo sulla migrazione (2):

$$\sum_{j=1, j \neq i}^N c_{ij} q_j y_{ij} \geq m_i x_i \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (2)$$

assicura che se un componente viene selezionato per la manutenzione (quindi, la $x_i=1$), allora deve essere migrato su un altro componente, compatibile (perché la $c_{ij}=1$) che abbia almeno una capacità residua pari a quella richiesta per ospitare il componente i . Il fatto che venga migrato il servizio di i solo se è scelto per la manutenzione è garantito da questo ulteriore vincolo (3)

$$\sum_{j=1, i \neq j}^N c_{ij} y_{ij} = x_i \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (3)$$

In particolare, se $x_i=1$ cioè il componente i è mantenuto, allora un solo componente può ospitare il suo servizio; viceversa, se non è mantenuto $x_i=0$, allora nessun altro componente deve ospitare il suo servizio.

Deve anche essere garantito, comunque, che un componente mantenuto venga migrato su un componente non mantenuto per cui si aggiunge il seguente vincolo (4)

$$y_{ij} \leq (1 - x_j) \quad \forall i = 1, \dots, N \quad i \neq j, j = 1, \dots, N: c_{ij} = 1 \quad (4)$$

In particolare, se il componente j è selezionato per la manutenzione, $x_j=1$, quindi la $y_{ij} \leq 0$ significa che y_{ij} è 0. Infatti,

un componente i non può essere migrato su un componente mantenuto. Viceversa, se il componente j non è selezionato, quindi $x_j=0$, il vincolo diventa $y_{ij} \leq 1$ e quindi il modello potrà scegliere se migrare il servizio su j oppure no. I vincoli 3 e 4 si scrivono solo se i è compatibile con j .

Vincolo sugli operatori: Un operatore può essere impegnato, per la manutenzione, in al più T ore di lavoro mensile (5)

$$\sum_{i=1}^N h_{ik} s_{ik} z_{ik} \leq T \quad \forall k = 1, \dots, O \quad (5)$$

Quindi il vincolo (6) impone che un operatore faccia la manutenzione solo su componenti che sono scelti per la manutenzione

$$\sum_{k=1}^O s_{ik} z_{ik} \geq x_i \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (6)$$

Questo vincolo, insieme al vincolo (7) per cui:

$$z_{ik} \leq x_i \quad \forall i = 1, \dots, N \wedge \forall k = 1, \dots, O : s_{ik} = 1 \quad (7)$$

indicano che se il componente i è selezionato, allora x_i vale 1 per cui al più k operatori potranno fare la manutenzione (vincolo (6)); viceversa, se il componente non è selezionato quindi x_i vale 0, allora nessun operatore può fare la manutenzione (vincolo (7)). Questi due vincoli considerano però la possibilità che due operatori lavorino sullo stesso componente e non dicono nulla sulla possibilità che solo un operatore lavori su un determinato componente. Inoltre, non essendoci un'informazione che dica quanto tempo in totale è richiesto per mantenere il singolo componente, ogni operatore ci lavorerà un tempo indicato nella tabella H indipendentemente da quanto ci stiano lavorando gli altri.

Vincolo sul costo (8): i costi della migrazione da i a j e quelli degli operatori che effettuano la manutenzione, non possono superare il budget massimo

$$\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N R_{ij} c_{ij} y_{ij} + \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^O V_{ik} s_{ik} z_{ik} \leq B \quad (8)$$

Vincolo per componenti incompatibili: (9) un componente i non può passare ad una j incompatibile quindi, ad esempio non si può passare dal componente 1 al componente 1 oppure non può avvenire passaggio per quei componenti il cui $c_{ij}=0$.

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i = 1, \dots, N; \forall j = 1, \dots, N; \forall i = j \vee \forall c_{ij} = 0 \quad (9)$$

Vincolo per operatori non compatibili (10) impedisce ad operatori che non possono occuparsi del componente i ($s_{ik}=0$) di occuparsi di quel determinato componente

$$z_{ik} = 0 \quad \forall i = 1, \dots, N; \forall k = 1, \dots, O; \forall s_{ik} = 0 \quad (10)$$

3.2 MODELLO VERSIONE 2

Per consentire al modello di usare un solo operatore per la manutenzione di un componente, si è modificato il vincolo (6) come segue:

$$\sum_{k=1}^O s_{ik} z_{ik} = x_i \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (11)$$

e togliere il vincolo (7).

La differenza con il modello precedente è che, mentre prima il modello poteva anche selezionare tutti gli operatori per mantenere lo stesso componente, ora il modello è “obbligato” a scegliere solo un operatore che deve mantenere il componente i .

Successivamente, vi sarà la spiegazione del caso di studio a cui si applicherà il soprastante modello in entrambe le sue versioni. Inoltre, sarà anche effettuata un’analisi di sensitività al variare dei parametri più critici del modello.

CAPITOLO 4

In questo capitolo, si descriveranno i casi di studio generati per validare e testare i due modelli proposti nel capitolo precedente. Inoltre, verrà effettuata un'analisi di sensitività, su entrambe le versioni del modello, al variare dei seguenti parametri di input: budget, ore di lavoro, probabilità di rottura, numero di dischi e numero di operai.

Nel capitolo 2 si è visto come le citazioni concentrate sulla manutenzione predittiva e le tecniche di Machine Learning siano numerose. In particolare, in (28) è stato sviluppato un caso di studio sulla manutenzione dei dischi. Gli studiosi citati si sono basati su un set di dati sviluppato sulla piattaforma Backblaze⁽²⁹⁾ dallo studioso McGarry⁽³⁰⁾. Quest'ultimo, ha diviso i suoi dati in 14 file Excel dove ogni file rappresenta un giorno diverso. Le colonne dei file Excel rappresentano i dati raccolti sui dischi, dalla piattaforma Backblaze, in particolare:

- La prima colonna rappresenta la data
- La seconda colonna, il Serial Number ossia il codice identificativo del singolo disco
- La terza colonna indica il modello a cui appartiene il disco
- La quarta, la capacità del disco in bytes
- La quinta indica le rotture del disco. Infatti, se la riga contiene il numero 0 allora il disco è operativo, se contiene il numero 1, invece, è l'ultimo giorno di operatività del disco prima che fallisca
- Le successive 80 colonne rappresentano i valori, *Raw* e *Normalized*, di 40 diversi stati SMART, riportati dal disco stesso. Gli SMART sono sensori posti nei dischi per rilevarne le statistiche.
- Le successive 90 colonne, rappresentano altri valori SMART sia *Raw* che *Normalized* riportati dai dischi.

Nella Figura 5, è presente un esempio del set di dati presentato da McGarry. Si tratta del secondo giorno monitorato dallo studioso

e si sono messi in evidenza i fallimenti dei dischi in quello stesso giorno.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	date	serial_number	model	capacity_tfailure	smart_1_rsmart_1_rsmart_2_rsmart_2_rsmart_3_rsmart_3_rsmart_4_rsmart_4_rsmart_5_rsmart_5_rsmart_7_rsmart_7										
2	02/01/2017	Z3004D6W	ST4000DM000	4,00E+12	1	120	2,43E+08			92	0	100	55	100	0
3	02/01/2017	Z300GFL4	ST4000DM000	4,00E+12	1	111	3,74E+08			92	0	100	11	100	0
4	02/01/2017	Z300KVT	ST4000DM000	4,00E+12	1	117	1,51E+08			92	0	100	12	100	8
5	02/01/2017	S300KCL1	ST4000DM000	4,00E+12	1	117	1,48E+08			93	0	100	7	100	0
6	02/01/2017	Z300NKG	ST4000DM000	4,00E+12	1	112	4,94E+08			91	0	100	25	100	0
7	02/01/2017	WD-WCCAN0319852	WDC WD30EFRX	3,00E+12	1	200	0			175	6241	100	20	200	0
8	02/01/2017	M0351YNG9ZUA	Hitachi HDS5C3030ALA630	3,00E+12	1	100	0	136	104	140	556	100	17	100	4
9	02/01/2017	M0351YNG929A	Hitachi HDS5C3030ALA630	3,00E+12	0	100	0	135	108	127	554	100	15	100	0
10	02/01/2017	M0351YNG9WISA	Hitachi HDS5C3030ALA630	3,00E+12	0	100	0	136	104	126	555	100	21	100	2
11	02/01/2017	PL1321LAG34XWH	Hitachi HDS5C4040ALE630	4,00E+12	0	100	0	134	101	130	560	100	31	100	0
12	02/01/2017	M0351YNGABYAA	Hitachi HDS5C3030ALA630	3,00E+12	0	100	0	136	104	137	507	100	17	100	0
13	02/01/2017	Z3058ZQN	ST4000DM000	4,00E+12	0	115	8,78E+08			91	0	100	8	100	0
14	02/01/2017	PL2311LAGN2YTI	HGST HMS5C4040BLE640	4,00E+12	0	100	0	133	104	100	448	100	5	100	0
15	02/01/2017	WD-WMCAZ899475	WDC WD30EFRX	3,00E+12	0	200	0			175	6250	100	11	200	0
16	02/01/2017	Z302ADYH	ST4000DM000	4,00E+12	0	116	1,14E+08			92	0	100	19	100	0
17	02/01/2017	Z3058TOW	ST4000DM000	4,00E+12	0	118	1,74E+08			93	0	100	7	100	0
18	02/01/2017	ZA130TTW	ST8000DM002	8,00E+12	0	80	1,07E+08			98	0	100	1	100	0
19	02/01/2017	M0351YNG9Z7LA	Hitachi HDS5C3030ALA630	3,00E+12	0	100	0	136	104	123	566	100	21	100	0
20	02/01/2017	ZA13YGB1	ST8000DM002	8,00E+12	0	83	2,03E+08			96	0	100	2	100	0
21	02/01/2017	Z302ADYE	ST4000DM000	4,00E+12	0	117	1,56E+08			92	0	100	12	100	0
22	02/01/2017	Z302PGH8	ST4000DM000	4,00E+12	0	118	1,81E+08			92	0	100	20	100	0
23	02/01/2017	Z3023VGH	ST4000DM000	4,00E+12	0	119	2,35E+08			92	0	100	14	100	0

Figura 5: Esempio di un file Excel con il set di dati sviluppato da McGarry.

In seguito alla descrizione del set di dati, si è cercato di carpire nei 14 giorni, quali fossero i fallimenti dei dischi a seconda dei giorni e dei modelli, in modo da poter calcolare la probabilità di rottura dei singoli modelli. Per questo motivo si è costruito un database con tutti i dati raccolti nel set di dati. Attraverso le query, messe in evidenza nella Figura 6 e nella Figura 7, si sono evinti i fallimenti dei dischi per giorno e per modello:

query SQL:

```
SELECT DISTINCT `Macchinario01`.`model` COUNT(`Macchinario01`.`Data`)
FROM Macchinario01
WHERE `Macchinario01`.`failure` =1
GROUP BY `Macchinario01`.`model`
LIMIT 0 , 30
```

Risultato delle operazioni di Query

Visualizza per stampa Vista stampa (con full text) Esporta

Mostra : 30 righe a partire da 0

in modalità orizzontale e ripeti gli headers dopo 10

Ordina per chiave: Nessuno Esegui

model	count(`Macchinario01`.`Data`)
HGST HMS5C4040BLE640	10
Hitachi HDS5C3030ALA630	3
Hitachi HDS723030ALA640	1
ST4000DM000	24
ST4000DX000	2
ST6000DX000	1
ST8000DM002	1
TOSHIBA MQ01ABF050	2
WDC WD30EFRX	1

Figura 6: Query che mette in evidenza i fallimenti dei dischi cambiando il modello.

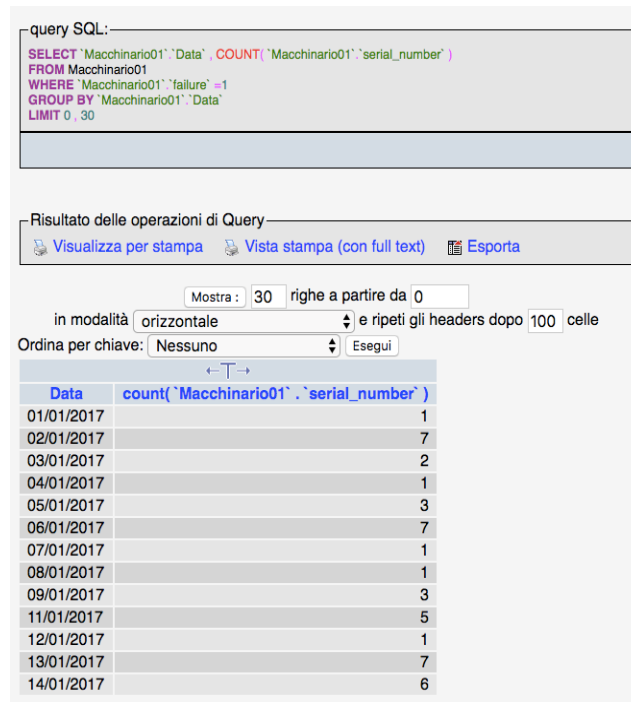


Figura 7: Query che mette in evidenza i fallimenti dei dischi nei 14 giorni presi in considerazione.

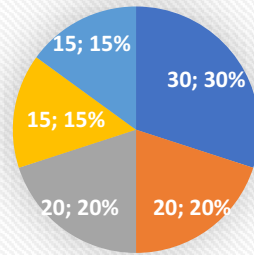
Attraverso queste due query, è stata ricavata la probabilità di rottura dei dischi, indicata insieme al modello preso in considerazione.

Successivamente, è stato implementato il modello descritto nel Capitolo 3, in JAVA, interfacciato tramite API della libreria di ottimizzazione CPLEX, versione 12.10.0.0.

4.1 CASO DI STUDIO CON 5 DISCHI

Prendendo come soglie massime per quanto riguarda il tempo di lavoro degli operatori (T) e il budget totale a disposizione dell'azienda (B), dei valori rispettivamente di 120 ore e 1000000 di euro, di seguito, nel Grafico 1 sono indicati i dati di un esempio di modello svolto tramite questa implementazione. Nelle Tabelle 2 e 3 sono indicati gli altri dati relativi al passaggio da un disco ad un altro e quelli relativi agli operatori. Nella Tabella 4, invece, è riportata la soluzione derivante da questi dati.

Probabilità di rottura



■ Probabilità disco 1 ■ Probabilità disco 2 ■ Probabilità disco 3
 ■ Probabilità disco 4 ■ Probabilità disco 5

Grafico 1: Probabilità di rottura dei dischi per l'esempio costruito per testare il modello

Tabella 2: Dati concernenti il passaggio tra dischi per l'esempio costruito per testare il modello

Dischi	C					R (*10 ⁴)					Q(*10 ¹²)	M(*10 ¹²)
	Disco											
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5		
1	0	1	1	0	1	2	1	5	4	3	3	3
2	1	0	1	1	0	2	1	6	4	5	4	4
3	1	1	0	1	1	3	2	5	4	1	6	6
4	0	1	1	0	1	4	1	3	5	4	5	5
5	1	0	1	1	0	2	3	5	5	3	5	5

Tabella 3: Dati concernenti gli operatori per l'esempio costruito per testare il modello

Dischi	s		V(*10 ⁴)		H	
	Operatore					
	1	2	1	2	1	2
1	1	0	8	9	60	30
2	1	1	2	1	20	30
3	1	1	9	8	10	60
4	1	1	5	8	20	20
5	0	1	4	2	60	50

Tabella 4: Soluzione esempio costruito per testare il modello versione 1

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)
70	0.48	3	300000	90

In particolare, sono mantenuti il disco 1, il 2 e il 3, tutti e tre dall'operatore 1. Infine, vi è un passaggio dal disco 1 al disco 5, dal disco 2 al disco 4 e dal disco 3 al disco 4.

Con la versione 2 del modello matematico implementato, si ottiene la stessa soluzione tranne che per il passaggio dal disco 3 che va al disco 5 e non più al disco 4, con conseguente diminuzione del costo totale della riparazione che sarà di 270000. Questo perché, il passaggio dei due dischi è intercambiabile sia per quanto riguarda la probabilità di rottura (che è 15 per entrambi), sia per quanto riguarda tutti gli altri vincoli eccetto per il budget e il vincolo sulla matrice S. Per cui la versione 1 del modello, non avendo un controllo sul numero di operatori usati, ne usa anche più del dovuto, con un conseguente aumento sul costo complessivo; viceversa, la versione 2, imponendo l'uso di un unico operatore, ha un costo minore.

Nella soluzione così indicata, si pone l'attenzione su due informazioni che si ripeteranno nelle successive soluzioni:

- Il costo totale della riparazione, dato dalla somma di R e V per ogni disco. Esso indica il costo richiesto per passare da un disco ad un altro, sommato con il costo richiesto dalla manodopera per mantenere il disco. Solo il costo di una manodopera che si opera a mantenere il disco è preso in considerazione per la versione 1 del modello, quindi anche nel caso in cui siano due operatori a poter mantenere lo stesso disco, se ne considera sempre uno poiché in un caso reale non si pagano due gruppi di lavoratori per svolgere lo stesso lavoro
- Il tempo totale per la riparazione è dato dalla somma dei tempi richiesti alla singola manodopera per mantenere il singolo

disco. Anche in questo caso, se vi sono due gruppi di lavoratori che possano mantenere lo stesso disco, come accade nella versione 1 del modello, essi non vengono considerati due volte ma una sola.

Dopo aver validato attraverso il caso di studio “giocattolo” la veridicità del modello matematico implementato, è stata effettuata un’analisi di sensitività iniziando con un modello a 3 dischi e 2 operatori fino ad arrivare a 5 dischi e 4 operatori. Di seguito verranno riportati i risultati di questa analisi. Prima però si introduce la notazione utilizzata. Considerato che non si cambierà un singolo parametro ma un’intera colonna di parametri, si è preferito dar loro un altro nome diverso dalla nomenclatura elencata precedentemente:

- si definiscono H_1 , H_2 e H_3 tutti i tempi necessari rispettivamente alla prima, la seconda e alla terza manodopera per mantenere ogni disco, (ad esempio h_{11} , h_{12} , ..., h_{1N} saranno riferiti come H_1 , e così via)

- si definiscono V_1 , V_2 e V_3 tutti i costi richiesti rispettivamente dalla prima, dalla seconda e dalla terza manodopera per mantenere ogni disco (ad esempio v_{11} , v_{12} , ..., v_{1N} saranno riferiti come V_1 , e così via).

Inoltre, si suppone che i dati di T e B ossia di totale delle ore di lavoro e il budget totale a disposizione siano sempre 120 ore e 1000000 di euro.

4.2 ANALISI CON TRE DISCHI E DUE OPERATORI

Sono presi in considerazione tre modelli di dischi con probabilità di rottura simile: ST6000DX000, Hitachi HDS723030ALA640, TOSHIBA MQ01ABF050. Nel Grafico 1 sono indicati i dati per la probabilità di rottura di ogni disco mentre nelle Tabelle 5 e 6, si sottopongono gli altri dati di partenza, presi dal dataset citato, poi modificati per compiere l’analisi di sensitività, mentre nella Tabella 7 si riassumono i risultati ottenuti per la versione 1 del modello.

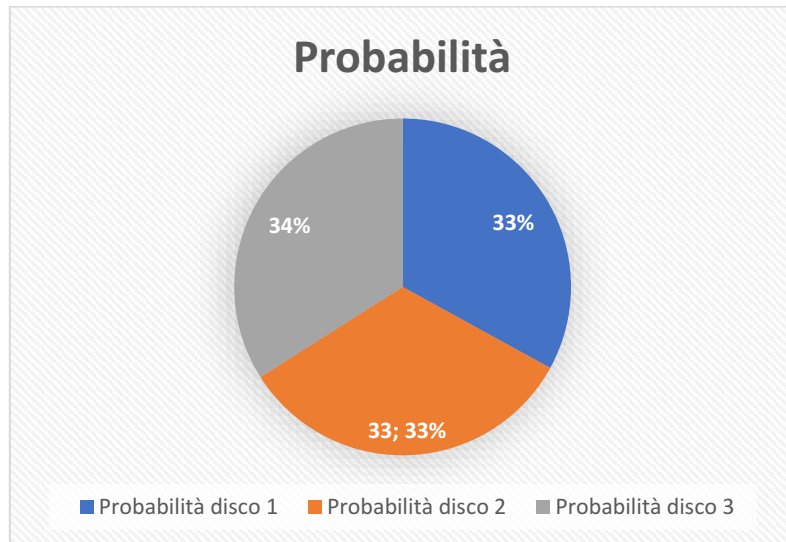


Grafico 2: Probabilità di rottura dei dischi

Tabella 5: Dati di partenza per l'analisi di sensitività inerenti il passaggio da un disco ad un altro

Dischi	C			R(*10 ⁴)			Q(*10 ¹²)	M(*10 ¹²)
	Dischi							
	1	2	3	1	2	3		
1	0	1	1	2	1	5	6	6
2	1	0	1	2	1	6	3	3
3	1	1	0	3	2	5	0.5	0.5

Tabella 6: Dati di partenza per l'analisi di sensitività inerenti agli operatori della manutenzione

Dischi	s		V(*10 ⁴)		H	
	operatori					
	1	2	1	2	1	2
1	1	0	1	1	10	10
2	1	1	1	1	10	10
3	1	1	1	1	10	10

Tabella 7: Soluzione modello versione 1 con tre dischi e due operatori

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)
67	0.11	2	50000	20

Quindi, sono stati riparati il disco 1 e il disco 3 con successivo passaggio al disco 2. Inoltre, il disco 1 sarà riparato dall'operatore 1 e il disco 3 da entrambi gli operatori.

Con la versione 2 del modello, invece, tra i due operatori per mantenere il disco 3, si sceglie il primo. Tutti gli altri risultati sono rimasti gli stessi.

Per questa prima analisi, è stato scelto di mettere tutti i parametri che verranno settati, rispetto al caso base appena descritto, al minimo. In particolare, il costo dei lavoratori (V) è posto a 10000 per ogni disco mentre l'orario per le riparazioni (H), a 10. Il costo del passaggio da un disco ad un altro (R), non è stato modificato perché da una sua analisi si è dedotto che, anche modificandolo, i risultati rimanevano pressoché invariati, come invece si è percepito cambiando l'orario o il costo dei lavoratori. Anche la probabilità, in un primo momento, si è posta simile per ogni disco, con uno scarto di un punto dovuto alla frequenza di rottura dei modelli dei tre diversi dischi. Infatti, il Toshiba ha una frequenza di rottura pari a 2, mentre gli altri due modelli hanno una frequenza di rottura pari a 1.

4.2.1 Analisi con tre dischi e due operatori modificando l'orario

Nella seguente analisi, si è deciso di modificare l'orario di lavoro per definire la *range* nel quale la soluzione può cambiare.

Tabella 8: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 ponendo H1=50

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.13	2	50000	60	H1=50

Nel primo caso preso in considerazione, la cui soluzione è descritta nella Tabella 8, si pongono le ore di lavoro dei primi operatori a 50 per ogni disco. In questo caso, il disco 3 sarà riparato solo dall'operatore 2 poiché le ore che impiega l'operatore 1 a mantenere il disco sono 50 e non più 10. Ciò

implica che, se ogni operatore impiegasse fino a un massimo di 30 ore per mantenere ogni disco, il disco 3 potrà essere mantenuto sia dal primo operatore che dal secondo. Si noti inoltre, come in questa soluzione il tempo richiesto per la manutenzione sia molto maggiore del tempo richiesto ad esempio nella Tabella 9. Questo perché, a mantenere il disco 1 può essere solo il primo operatore a causa del vincolo per cui $s_{12}=0$ e, quindi, aumentando l'orario a richiesto al primo disco per essere mantenuto, aumenterà l'orario totale richiesto per la riparazione. Aumentando il valore di H_1 fino a 110 a cambiare sono anche i dischi in manutenzione, poiché il disco 1 non può essere mantenuto dall'operatore 2 posto $s_{12}=0$. I dischi mantenuti allora saranno il 2 e il 3, entrambi dall'operatore 2. Come indicato nella Tabella 9

Tabella 9: Soluzione per l'analisi di sensitività del modello versione 1 posto H_1 pari a 110

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.13	2	70000	20	$H_1=110$

Il costo totale della riparazione cambia poiché il costo del passaggio dal disco 2 al disco 1 e dal disco 3 al disco 1 è diverso da quelli considerati precedentemente.

Per la versione 2 del modello, i *range* considerati sono gli stessi. Difatti, con H_1 pari a 50 il disco 3 sarà mantenuto dall'operatore 2, mentre con H_1 pari a 110 entrambi i dischi saranno mantenuti dal medesimo operatore.

Tra le due versioni vi è, però, una differenza ponendo H_1 pari a 40 poiché, nel caso della versione 1, si ha il risultato analizzato nella Tabella 10

**Tabella 10: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 con
H1=40**

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.13	2	70000	80	H ₁ =40

In questo caso ad essere mantenuti sono il disco 2 e il disco 3 con conseguente passaggio al disco 1. Inoltre, entrambi i dischi sono mantenuti dall'operatore 1. Nella versione 2, questo caso non esiste poiché, con H1 pari a 40 sono mantenuti sempre il disco 1 e il disco 3 dall'operatore 1. Tuttavia, ci sarà un costo totale della manutenzione minore, ossia pari a 50000, poiché diverso è il costo del passaggio da un disco ad un altro.

In seguito, aumentato il valore dell'orario dell'operatore 2 per ogni disco.

**Tabella 11: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 ponendo
H2=70**

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.13	2	50000	20	H ₂ =70

La soluzione descritta dalla Tabella 11, pone che il disco 3 venga mantenuto dall'operatore 1 poiché meno oneroso per l'orario di riparazione che è 10 e non 70. Fino ad un valore di 60, il disco 3 poteva essere mantenuto da entrambi gli operatori.

Per la versione 2 anche aumentando i valori di H2, il risultato è rimasto invariato poiché i due dischi sono sempre mantenuti dall'operatore 1. Questo perché i dischi sono inizialmente mantenuti dal primo operatore, aumentando i valori del secondo operatore non si fa altro che porre il primo come favorito perché richiederà sempre meno tempo rispetto al secondo operatore.

In conclusione, per la versione 1 del modello il disco 3 può essere mantenuto dall'operatore 1 o dall'operatore 2 a parità di orario. Quando l'orario necessario all'operatore 1 oscilla da 50 a 110 il

disco 3 è mantenuto dall'operatore 2. Viceversa, l'orario necessario all'operatore 2 per mantenere ogni disco deve oscillare da 70 a 120 perché il disco 3 venga mantenuto dal primo operatore. Il disco 1 non potrà mai essere mantenuto dall'operatore 2 poiché non ha le competenze necessarie per mantenerlo ($s_{12}=0$). Per la versione 2 i *range* sono gli stessi. L'unica differenza fra le due versioni si ha quando H1 è pari a 40 poiché il modello versione 1 pone in manutenzione il disco 2 anziché il disco 1 come nella versione 2. Questo è dovuto alla differenza nello scegliere uno o più operatori in manutenzione della versione 1 rispetto alla versione 2.

4.2.2 Analisi di tre dischi e due operatori modificando il costo

Una volta definito il *range* di modifica dell'orario di manutenzione di tre dischi per due operatori, si analizza il comportamento del modello modificandone il costo (V).

Tabella 12: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 ponendo $V_1=500000$

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.15	2	560000	20	$V_1=500000$

La soluzione particolare della Tabella 12 pone la manutenzione del disco 3 ad opera del primo e del secondo operatore, mentre sarà il disco 2 ad essere mantenuto dall'operatore 2 poiché il primo disco non può essere mantenuto dall'operatore 2 ($s_{12}=0$). Nella soluzione della Tabella 12 si è scelto come operatore del disco 3 quello più oneroso (ossia per il primo) per osservare la soglia massima di costo che si può avere e, quindi si noti un aumento esponenziale dei costi totali per la riparazione. Aumentando ulteriormente i costi richiesti dall'operatore 1, fino a 600000 si raggiunge un limite per cui i dischi mantenuti saranno il primo e il terzo che verranno mantenuti rispettivamente dal primo e dal secondo operatore come si osserva nella Tabella 13.

**Tabella 13: Soluzione per l'analisi di sensitività del modello versione 1
posto V1 pari a 600000**

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.14	2	640000	20	V ₁ =600000

Per cui i costi sono ancora superiori rispetto a quelli della Tabella 12.

Ma solo ponendo V1 a 1000000 si arriva alla soglia massima per cui il disco 2 e il disco 3 sono mantenuti entrambi dal disco 2 con una soluzione simile alla Tabella 9: costi totali pari a 70000 e ore totali di manutenzione pari a 20.

Nella versione 2, invece, basta aumentare il valore di V1 fino a 300000 per ottenere la soluzione descritta nella Tabella 14

**Tabella 14: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 2 ponendo
V1=300000**

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.12	2	360000	20	V ₁ =300000

Per cui il disco 1 e 3 sono in manutenzione rispettivamente dall'operatore 1 e dall'operatore 2.

Aumentando il valore di V1 fino a 900000, invece, cambieranno i dischi in manutenzione (il 2 e il 3) e saranno mantenuti dall'operatore 2 per una soluzione pari a quelli della Tabella 9.

Infine, nella Tabella 15, è descritta la soluzione del modello versione 1, per cui V2 è pari a 500000.

**Tabella 15: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 con
V2=500000**

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.13	2	50000	20	V ₂ =500000

In questo caso ad essere mantenuti saranno il disco 1 e il disco 3, entrambi dall'operatore 1 poiché il meno oneroso.

In conclusione, per la versione 2 del modello implementato i *range* vanno da 200000 a 900000. Per la versione 1, invece, saranno da 600000 a 1000000. Vi sono, inoltre, due soluzioni della versione 1 che non si presentano nella versione 2: quando V1 è posto pari a 500000, per cui il disco 3 è ancora mantenuto dal primo e dal secondo operatore e il caso in cui V2 deve essere posto pari a 500000 perché sia l'operatore 1 a occuparsi di entrambi i dischi, mentre per la versione 2 è così dall'inizio dell'analisi.

4.2.3 Analisi di tre dischi e due operatori modificando la probabilità

In questo paragrafo, si sono presi altri tre casi di studio in considerazione. A cambiare è sia la probabilità di rottura, che i valori relativi alle capacità (m e Q). Nel Grafico 3 si riassumono i valori modificati della probabilità:

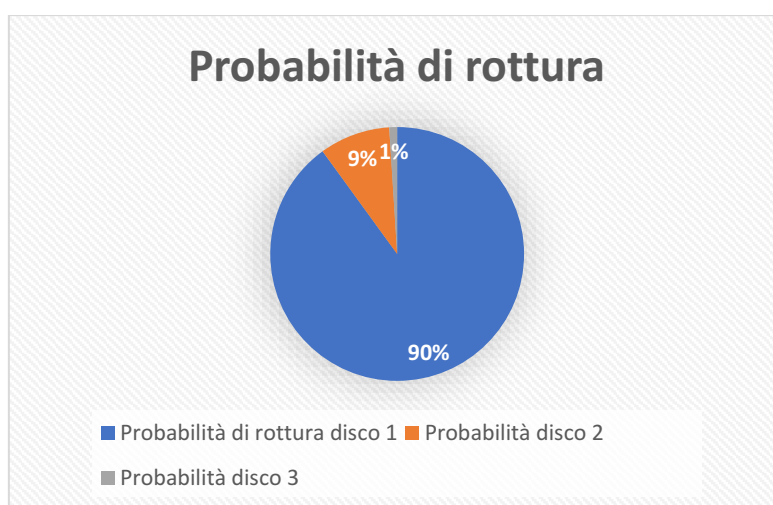


Grafico 3: Dati per la probabilità di rottura dei dischi

Per quanto riguarda la capacità di rottura e la domanda del disco, esse cambiano insieme ai modelli presi in considerazione e, in questo caso assumono i seguenti valori: $4 \cdot 10^{12}$ per il primo disco, $3 \cdot 10^{12}$ per il secondo disco e $5 \cdot 10^{12}$ per il terzo disco.

I nuovi modelli sono: ST4000DM000, Hitachi HDS723030ALA640 e WDC WD5000LPVX. Difatti dal dataset preso in considerazione, è stata rilevata una frequenza di rottura ogni 14 giorni pari a 24 nel caso dell'ST4000DM000, a 1 nel caso

di Hitachi e a 0 nel caso del WDC che non si è mai rotto nell'arco di 14 giorni. Da questi dati, e a pari valore di H e V, il modello con la versione 1 ha dato la soluzione descritta nella Tabella 16:

Tabella 16: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 con probabilità modificata

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)
99	0.11	2	50000	20

I dischi mantenuti per massimizzare la probabilità di rottura saranno quelli a probabilità più alta ossia il disco 1 e il disco 2 che, di seguito, passeranno al disco 3.

Infine, il disco 1 sarà riparato, ancora una volta, dall'operatore 1 mentre il disco 2 potrà essere riparato dall'operatore 1 o dall'operatore 2. Nella versione 2, invece, il disco 2 sarà riparato dall'operatore 1 come il disco 1, benché la soluzione sia la stessa descritta nella Tabella 16.

4.2.4 Analisi di tre dischi con tre operatori

Conclusa l'analisi di sensitività con due operatori, si è deciso di aumentare il loro numero di una unità. Iniziando da un valore di V pari a 10000 e un valore di H pari a 10, si è ottenuta la soluzione riassunta nella Tabella 17.

Tabella 17: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 con aumento del numero di operatori

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
67	0.13	2	50000	20

In particolare, sono mantenuti il disco 1 e il disco 3 ma, al contrario della situazione con due operatori, entrambi i dischi possono essere mantenuti anche dall'operatore 3 oltre che da quelli descritti nella situazione normale. Nella versione 2, invece, la soluzione iniziale è la stessa di quella di partenza per cui entrambi i dischi (1 e 3) sono mantenuti dall'operatore 1.

Di seguito, si analizzano i nuovi *range* per cui i dischi siano mantenuti dall'operatore 3.

Modificando l'orario dell'operatore 3 fino a un valore di 30, si ottiene la stessa soluzione descritta nella Tabella 18. Per cui il disco 1 è mantenuto dal primo e dal terzo operatore, mentre il disco 3 è mantenuto solo dal terzo operatore.

Tabella 18: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 ponendo H3=30

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
67	0.15	2	50000	60

Si è calcolato l'orario scegliendo l'operatore più oneroso ossia il terzo, per mantenere il primo disco.

Aumentando il valore di H3 fino a 50, invece, in manutenzione saranno sempre il disco 1 e il disco 3, ma quest'ultimo sarà mantenuto dal primo operatore anziché dal terzo con soluzione comunque uguale a quella della Tabella 18 poiché si calcola il tempo totale scegliendo, ancora una volta, l'orario di lavoro più dispendioso (H3).

Per tornare alla soluzione descritta nei paragrafi con due operatori, è invece necessario che H3 sia pari a 70. Allora in manutenzione saranno sempre il disco 1 e il disco 3. Gli operatori presi in considerazione saranno solo i primi due, in particolare, il primo manutiene il primo disco, mentre entrambi mantengono il terzo disco.

Aumentando, invece, il valore di H1 fino a 40 si ottiene la stessa soluzione descritta nella Tabella 18 con gli stessi dischi mantenuti dagli stessi operatori descritti precedentemente alla tabella. L'unica differenza è nel tempo totale di lavoro che, in questo caso, è 50 poiché si sceglie l'operatore che impiega più tempo per mantenere il disco (ossia il primo) che è pari a 40 e lo si somma alle 10 ore necessarie al terzo operatore per mantenere il terzo disco. Aumentando, invece, il valore di H1 fino a 120 ore,

si otterrà che entrambi i dischi saranno mantenuti dal terzo operatore.

A pari valore di H1, se si aumenta anche il valore di H3 fino a 50, allora il terzo disco sarà mantenuto dal secondo operatore con la soluzione descritta nella Tabella 19:

Tabella 19: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 1 ponendo H3 = 50 e H1=120

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
67	0.17	2	50000	60

Aumentando ulteriormente il valore di H3:

- Dapprima a 80 per cui i dischi in manutenzione saranno il secondo e il terzo mantenuti rispettivamente dal secondo e da terzo operatore, per un valore di ore totali pari a 90 e uno di costi totali pari a 70000
- In seguito, fino a 120 per cui entrambi i dischi saranno mantenuti dal secondo operatore con un totale di ore pari a 20.

Per la versione 2, invece, si è modificato prima di tutto il valore di H1 poiché entrambi i dischi sono mantenuti dall'operatore 1. Arrivando a un valore di 50 si ottiene la soluzione descritta nella Tabella 20

Tabella 20: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 2 con H1=50

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale Riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
67	0.13	2	50000	20	H ₁ =50

Per cui il primo e il terzo disco saranno mantenuti rispettivamente dal terzo e dal secondo operatore.

Aumentando anche il valore di H2 fino a 30 ore, si ottiene la stessa soluzione descritta nella Tabella 20 ma entrambi i dischi saranno mantenuti dal terzo operatore.

Una volta modificato l'orario, si è modificato il costo della lavorazione ad opera dei tre operatori.

Ponendo quindi la V della terza manodopera pari a 500000 si è arrivati alla soluzione descritta nella Tabella 21:

Tabella 21: Soluzione analisi di sensitività del modello versione 2 posto V3=500000

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
67	0.20	2	50000	20

La cui soluzione pone il disco 1 mantenuto dal primo e dal terzo operatore e il disco 3 dal secondo. Aumentando, invece, il valore di H3 fino a 600000 si ottiene la stessa soluzione descritta quando si avevano solo due operatori.

Modificando il valore di H1 fino a 600000, invece, si ha il caso per cui il disco 2 è mantenuto dal terzo operatore mentre il disco 3 può essere mantenuto sia dal secondo che dal terzo, con un valore di costo totale pari a 70000. Infine, perché entrambi i dischi siano mantenuti dal terzo operatore, bisogna che oltre al valore di H1, anche il valore di H2 raggiunga un valore di 600000.

Per la versione 2, invece, si aumenta il valore di H1 fino a 300000 perché la soluzione sia quella descritta nella Tabella 21 con il disco 1 e il disco 3 rispettivamente sotto la tutela dell'operatore 3 e dell'operatore 2. Perché entrambi i dischi siano sotto la tutela dell'operatore 3, è invece necessario che anche H2 assuma il valore di 300000.

In conclusione, aumentando il numero di operatori, la versione 2 risulterà la migliore, grazie al fatto che sceglierà sempre uno ed un solo operatore. Inoltre, nella prima versione del modello, lasciando libero il numero di operatori a mantenere un singolo componente, non si considera che questi potrebbero lavorare su di esso anche solo per frazioni di tempo e non per un intero ciclo di lavoro, come ci si aspetterebbe che accada avendo diversi operatori su un singolo componente. Nelle analisi di sensitività successive, quindi, si è deciso di utilizzare solo la versione 2 del modello.

4.3 ANALISI CON QUATTRO DISCHI E DUE OPERATORI

Dopo aver analizzato i dati con tre dischi, si è deciso di aumentarne il numero di una unità. Esattamente come per i tre dischi, si è iniziato utilizzando modelli la cui probabilità di rottura fosse la stessa tra loro, ossia: Hitachi HDS723030ALA640, ST6000DX000, ST8000DM002, WDC WD30EFRX le cui frequenze di rottura in 14 giorni corrispondono sempre ad 1. Partendo dai nuovi dati sulla probabilità di rottura dei dischi riassunti nel Grafico 4:

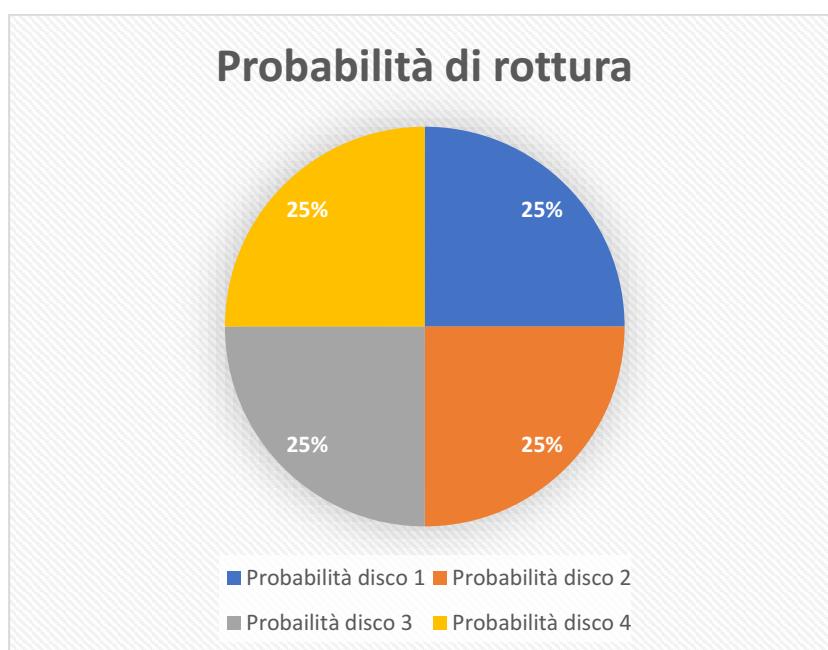


Grafico 4: Probabilità di rottura dei dischi

La capacità e la domanda dei dischi, che cambiano a seconda dei modelli considerati ora sono pari a $3 \cdot 10^{12}$ per il disco 1 e il disco 4, $6 \cdot 10^{12}$ per il disco 2 e pari a $8 \cdot 10^{12}$ per il terzo disco.

Inoltre, utilizzando dati di V ed H rispettivamente pari a 10000 euro e 10 ore, si possono osservare i risultati riassunti nella Tabella 22.

Tabella 22: Soluzione modello per quattro dischi e due operatori

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
75	0.26	3	150000	30

I dischi coinvolti nella manutenzione sono il primo, il secondo e il terzo che in seguito passeranno al quarto. Inoltre, tutti e tre i

dischi saranno mantenuti dal primo operatore visto che non vi è differenza di budget o di orario di lavoro da un disco ad un altro. Si ricordi che l'unica differenza riscontrata è data dal vincolo per cui il primo disco non può essere mantenuto dal secondo operatore poiché $s_{12}=0$.

4.3.1 Analisi con quattro dischi e due operatori modificando l'orario

In questo paragrafo si analizzano le soluzioni ottenute modificando l'orario di lavoro di ogni operato per ogni disco, per capire i *range* di modifica delle soluzioni.

Tabella 23: Soluzione Analisi sensitività posto H1 pari a 40

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.27	3	150000	60	$H_1=40$

Nella Tabella 23 si descrive il risultato del modello posto H1 pari a 40 per cui, il disco 1 sarà sempre riparato dal primo operatore, gli altri due dischi saranno invece riparati dal secondo. Poiché il primo occupa troppo tempo.

Aumentando ulteriormente il valore di H1 fino a 110 ore, si arriva al caso limite per cui il disco 2, il disco 3 e il disco 4 sono mantenuti tutti dall'operatore 2, come riassunto nella Tabella 24.

Tabella 24: Soluzione Analisi sensitività posto H1 pari a 110

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.27	3	120000	30	$H_1=110$

Si ricordi che il cambiamento dei dischi in manutenzione è dovuto a vincolo per cui il secondo operatore non è in grado di mantenere il primo disco ($s_{12}=0$).

In conclusione, i *range* di modifica dell'analisi di sensitività vanno da 10 a 40 dove tutti i dischi sono mantenuti dal primo operatore, da 40 a 110 dove solo il primo disco è ancora mantenuto dal primo operatore ma il costo totale della

lavorazione resta invariato e da 110 a 120 dove a cambiare sono i dischi e, quindi, il costo dei lavoratori che si riduce.

4.3.2 Analisi per quattro dischi e due operatori modificando il costo richiesto

Sostituiti gli orari di lavoro, si sono modificati anche i costi richiesti dalla manodopera per svolgere la manutenzione. Come si può vedere nella Tabella 25, modificando il costo del primo operatore, si ottengono i seguenti risultati.

Tabella 25: Soluzione Analisi di sensitività con $V_1=300000$

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.33	3	440000	30	$V_1=300000$

Analizzando particolarmente la soluzione descritta nella Tabella 25, si può intuire come il disco 2 e il disco 3 siano mantenuti dal secondo operatore poiché richiede meno costi. Inoltre, il valore del costo totale aumenta esponenzialmente insieme al valore del costo che richiede la prima manodopera.

Nella Tabella 26, invece, si può osservare la soluzione ottenuta aumentando il parametro V per la prima manodopera.

Tabella 26: Soluzione Analisi di sensitività con $V_1=900000$

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.34	3	120000	30	$V_1=900000$

In questo caso, solamente l'operatore 2 è in funzione e, quindi, si modificano anche i dischi in manutenzione che sono il disco 2, il 3 e il 4. Difatti, per un valore di V_1 di 900000 e con i costi presi precedentemente sia di passaggio che di V_2 , si supera il budget massimo di 1000000 di euro.

Si può quindi dire che, quando V_1 supera i 300000 euro la soluzione inizia a cambiare poiché meno onerosa per quanto riguarda il prezzo. Ma il caso limite considerato si ha per un valore di V_1 pari a 900000 per cui cambiano i dischi e il costo è

di molto minore rispetto ai casi precedenti, dove aumentava esponenzialmente aumentando il valore di V1.

4.3.3 Analisi per quattro dischi e due operatori modificando la probabilità

Di seguito, è stata modificata la probabilità e, quindi, la capacità e la domanda di ogni disco prendendo in considerazione il suo modello. I quattro diversi modelli sono: ST4000DM000, HGST HMS5C4040BLE640, Hitachi HDS5C3030ALA630 e WDC WD30EFRX che hanno rispettivamente una frequenza di rottura in 14 giorni di: 24, 10, 3 e 1 corrispondenti a probabilità di rottura molto diverse tra loro. I nuovi dati presi in considerazione dal dataset menzionato sono riassunti per la probabilità di rottura nel Grafico 5.

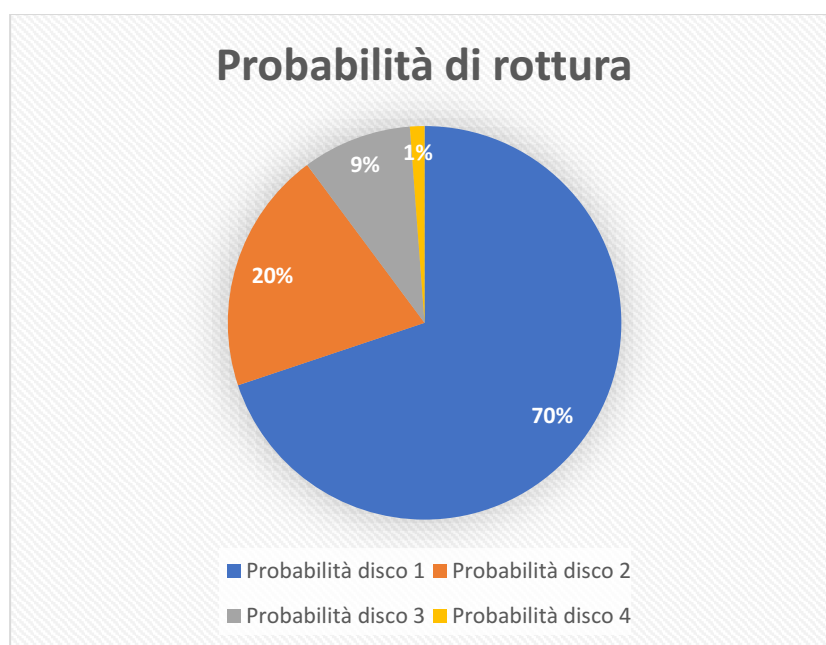


Grafico 5: Probabilità di rottura dei dischi

Per quanto riguarda, invece, la capacità dei dischi insieme alla domanda assumono un nuovo valore in base ai modelli presi in considerazione diventando pari a: $4 \cdot 10^{12}$ per il primo e il secondo disco e $3 \cdot 10^{12}$ per il terzo e il quarto disco.

La soluzione derivante dai dati nuovi per la probabilità, la capacità e la domanda uniti al parametro V posto a 10000 e al parametro h posto a 10 è riassunta nella Tabella 27.

Tabella 27: Soluzione Analisi di sensitività con diversa probabilità di rottura

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
99	0.25	3	150000	30

Esattamente come nel caso di probabilità costante, solo i primi tre dischi saranno mantenuti poiché sono quelli con la più alta probabilità di rottura, e saranno tutti e tre mantenuti dal primo operatore, come per il caso base.

4.3.4 Analisi per quattro dischi tre operatori

L'ultimo parametro modificato consiste nel numero di operatori che è stato aumentato a 3. La soluzione di quest'analisi di base con parametri V ed H pari al minimo ossia rispettivamente 10000 euro e 10 ore è descritta nella Tabella 28.

Tabella 28: Soluzione Analisi di sensitività per quattro dischi e tre operatori

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione(euro)	Tempo totale riparazione (ore)
75	0.34	3	150000	30

La soluzione indicata nella Tabella 28 indica come il disco 1, il disco 2 e il disco 3 siano, ancora una volta, mantenuti solo dal primo operatore. Le soluzioni di seguito analizzate, indicheranno quanto si può modificare un parametro perché la soluzione cambi:

Tabella 29: Soluzione Analisi di sensitività posto H1 pari a 40

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.40	3	150000	30	H ₁ =40

Nella Tabella 29, si è posto il parametro del tempo impiegato dal primo operatore a mantenere ogni disco a 40, in questo modo il disco 1 sarà mantenuto dal terzo operatore mentre i dischi 2 e 3 dal secondo poiché meno dispendiosi in ore.

Aumentando anche il tempo necessario al secondo operatore per mantenere i dischi, si ottiene la soluzione della Tabella 30 per cui ogni disco sarà mantenuto da terzo operatore.

Tabella 30: Soluzione Analisi di sensitività posto H2=20

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.34	3	150000	30	H ₂ =20

Modificando, invece, oltre al valore di H1 anche il valore di H3, si è osservato come ponendo uguali i due valori ci fosse uno scambio di operatori per il primo disco: il terzo operatore si occupava del primo disco finché i valori di H1 e H3 non erano uguali, allora il primo disco era nuovamente mantenuto dal primo operatore. Quando, però, si è arrivati a valori di H1 e H3 pari a 110, allora il risultato è diventato come descritto nella Tabella 31.

Tabella 31: Soluzione Analisi di sensitività posto H1=H3=110

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.43	3	120000	30	H ₁ =H ₃ =110

In questo modo, ogni disco sarà mantenuto dal secondo operatore. Inoltre, i dischi in manutenzione saranno il secondo, il terzo e il quarto.

Modificando, invece delle ore necessarie ai lavoratori per la manutenzione, il costo del lavoro richiesto da ogni gruppo di lavoratori per la manutenzione di ogni disco si ottengono i seguenti risultati:

-Nella Tabella 32 è stato modificato il parametro dei costi del primo operatore, per cui il primo disco sarà mantenuto dalla terza manodopera e gli altri due dalla seconda.

- Nella Tabella 33 a cambiare sono i primi due parametri dei costi, ossia i costi richiesti dalla manodopera 1 e dalla manodopera 2 per mantenere i dischi. Modificando i parametri come di seguito, sarà solo la manodopera 3 a mantenere tutti e tre i dischi.

- Nella Tabella 34 si modificano invece i parametri dei costi del terzo e del primo operatore che vengono posti uguali poiché si è riscontrato lo stesso risultato che per le ore di lavoro, per cui ogni disco sarà mantenuto dal secondo gruppo di lavoratori.

Tabella 32: Soluzione Analisi di sensitività posto V1=300000

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.60	3	150000	30	V ₁ =300000

Tabella 33: Soluzione Analisi di sensitività posti V1 pari a 300000 e V2 pari a 20000

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametri modificato
75	0.62	3	150000	30	V ₁ =100000 V ₂ =20000

Tabella 34: Soluzione Analisi di sensitività posti V1 e V3 pari a 900000

Funzione Obiettivo	Tempo di calcolo	Numero componenti riparate	Costo totale riparazione (euro)	Tempo totale riparazione (ore)	Parametro modificato
75	0.62	3	120000	30	V ₁ =V ₃ =900000

Concludendo, si è visto come le soluzioni cambino a seconda dell'aumento dei parametri per il primo e il terzo orario oppure costo. In particolare, si noti come ponendo entrambi i valori di V1 e V3 oppure H1 e H3 rispettivamente al limite più alto (900000 euro e 110 ore), diminuisca il costo totale per la riparazione poiché si modificano i dischi in manutenzione a causa del vincolo su s₁₂, per cui il primo disco non può essere mantenuto dal secondo operatore.

CAPITOLO 5

Conclusioni del lavoro svolto e sviluppi futuri.

In questa tesi è stato proposto un approccio data-driven, basato sulla programmazione matematica, per la manutenzione predittiva di componenti di un sistema. L'approccio data-driven calcola le probabilità di rottura dei singoli componenti mentre il modello di programmazione lineare intera seleziona il set di componenti da mantenere al fine di massimizzare l'affidabilità del sistema stesso. In altri termini, si assume che maggiore è la probabilità di totale dei dischi da mantenere, maggiore potrà essere l'affidabilità del sistema. Sono stati anche imposti vincoli sul tempo totale di manutenzione, su budget e sulle risorse disponibili. Il modello così proposto è stato descritto in due versioni: nella prima, si è assunto che la manutenzione di un singolo disco potesse essere affidata ad anche più di un operatore, nella seconda invece, ad uno ed un solo operatore. Infine, nel capitolo 4, sono stati proposti diversi spunti di riflessioni effettuando un'analisi di sensitività al variare dei parametri di input ritenuti più significativi per le prestazioni dei modelli proposti.

Tuttavia, come si è intuito dal Capitolo 2, il tema della manutenzione predittiva è attuale e ancora in fase di sviluppo per la maggior parte degli studiosi. Nelle ricerche future da essi riportati si può notare una concentrazione dell'interesse collettivo nella RUL (*Remaining Useful Life*) dei macchinari presenti in un'azienda. La manutenzione predittiva effettuata tramite RUL è, infatti, risultata la più utilizzata e sviluppata dagli studiosi nonché la più efficiente.

Un ulteriore sviluppo potrebbe riguardare la definizione di un approccio meta-euristico, come ad esempio quello di *Tabu Search*. Si tratta di una procedura iterativa progettata per risolvere problemi di ottimizzazione, a grandi dimensioni, in tempi di calcolo ragionevoli, da usare in alternativa all'approccio basato sulla programmazione matematica. Essa si basa su una ricerca

locale per muoversi da una soluzione ad un'altra del suo intorno. In particolare, supporta un meccanismo di intensificazione attorno a buone soluzioni e l'esplorazione di regioni non visitate nello spazio di ricerca. Può essere, utilizzata per risolvere il problema affrontato quando il caso di studio è troppo grande per essere risolto in modo esatto tramite CPLEX. Infatti, nei casi delle grandi aziende, il numero dei componenti in manutenzione è di molto più grande rispetto a quello presentato in questa tesi.

BIBLIOGRAFIA

- (1) G. A. Susto, A. Schirru, S. Pampuri, S. McLoone and A. Beghi, "Machine Learning for Predictive Maintenance: A Multiple Classifier Approach," in *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 812-820, June 2015, doi: 10.1109/TII.2014.2349359.
- (2) B. Cline, R. S. Niculescu, D. Huffman and B. Deckel, "Predictive maintenance applications for machine learning," 2017 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), Orlando, FL, 2017, pp. 1-7, doi: 10.1109/RAM.2017.7889679.
- (3) Trivedi, S., Bhola, S., Talegaonkar, A., Gaur, P., & Sharma, S. (2019, December). Predictive Maintenance of Air Conditioning Systems Using Supervised Machine Learning. In 2019 20th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP) (pp. 1-6). IEEE.
- (4) Palasz, P., & Przysowa, R. (2019). Using Different ML Algorithms and Hyperparameter Optimization to Predict Heat Meters' Failures. *Applied Sciences*, 9(18), 3719.
- (5) Hongfei Li, Dhaivat Parikh, Qing He, Buyue Qian, Zhiguo Li, Dongping Fang, Arun Hampapur, *Improving rail network velocity: A machine learning approach to predictive maintenance, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Volume 45, 2014, Pages 17-26, ISSN0968-090X, <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.04.013>*
(<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X14001107>)
- (6) Yoji Yamato, Yoshifumi Fukumoto, Hiroki Kumazaki, *Predictive Maintenance Platform with Sound Stream Analysis in Edges, Journal of Information Processing, 2017, 25 巻, p. 317-320, 公開日 2017/04/15, Online ISSN 1882-6652, <https://doi.org/10.2197/ipsjjip.25.317>, https://www.jstage.jst.go.jp/article/ipsjjip/25/0/25_317/_article/-char/ja, 抄録*
- (7) Pal, P., Datta, R., Segev, A., & Yasinsac, A. *CONDITION BASED MAINTENANCE OF TURBINE AND COMPRESSOR OF A CODLAG NAVAL PROPULSION SYSTEM USING DEEP NEURAL NETWORK*

- (⁸) Durbhaka, G. K., & Selvaraj, B. (2016, September). Predictive maintenance for wind turbine diagnostics using vibration signal analysis based on collaborative recommendation approach. In *2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)* (pp. 1839-1842). IEEE.
- (⁹) Vianna, W. O. L., & Yoneyama, T. (2017). Predictive maintenance optimization for aircraft redundant systems subjected to multiple wear profiles. *IEEE Systems Journal*, 12(2), 1170-1181.
- (¹⁰) Van Cuong, S., & Shcherbakov, P. M. (2019, December). PdM: A predictive maintenance modeling tool implemented as R-package and web-application. In *Proceedings of the Tenth International Symposium on Information and Communication Technology* (pp. 433-440).
- (¹¹) Xiongzi, C., Jinsong, Y., Diyin, T., & Yingxun, W. (2011, August). Remaining useful life prognostic estimation for aircraft subsystems or components: A review. In *IEEE 2011 10th International Conference on Electronic Measurement & Instruments (Vol. 2, pp. 94-98)*. IEEE.
- (¹²) Wu, Z., Luo, H., Yang, Y., Lv, P., Zhu, X., Ji, Y., & Wu, B. (2018). K-PdM: KPI-Oriented Machinery Deterioration Estimation Framework for Predictive Maintenance Using Cluster-Based Hidden Markov Model. *IEEE Access*, 6, 41676-41687.
- (¹³) Lei, X., Sandborn, P., Bakhshi, R., Kashani-Pour, A., & Goudarzi, N. (2015, June). PHM based predictive maintenance optimization for offshore wind farms. In *2015 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)* (pp. 1-8). IEEE.
- (¹⁴) Choi, J., Jeong, B., Yoon, J., Coh, B. Y., & Lee, J. M. (2020). A novel approach to evaluating the business potential of intellectual properties: A machine learning-based predictive analysis of patent lifetime. *Computers & Industrial Engineering*, 106544.
- (¹⁵) Proto, S., Di Corso, E., Apiletti, D., Cagliero, L., Cerquitelli, T., Malnati, G., & Mazzucchi, D. (2020). REDTag: un framework di manutenzione predittiva per i servizi di consegna pacchi. *Accesso IEEE*, 8, 14953-14964.
- (¹⁶) Ullah, I., Yang, F., Khan, R., Liu, L., Yang, H., Gao, B., & Sun, K. (2017). Predictive maintenance of power substation equipment by infrared thermography using a machine-learning approach. *Energies*, 10(12), 1987.

- (17) <https://becominghuman.ai/multi-layer-perceptron-mlp-models-on-real-world-banking-data-f6dd3d7e998f>
- (18) Ray, S., Bansal, S., Gupta, A., Gupta, D., & Shaikh, F. (2017). *Understanding Support Vector Machine algorithm from examples (along with code)*. *Analytics Vidhya*, 13, 19.
- (19) Brownlee, J. (2019). *Bagging and Random Forest Ensemble Algorithms For Machine Learning*, 22 April 2016.
- (20) Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2018). *Speech and language processing (draft). Chapter A: Hidden Markov Models (Draft of September 11, 2018)*. Retrieved March, 19, 2019.
- (21) Upadhyay, Y. (2019). *Introduction to feedforward neural networks*. *Towards Data Science*, 7.
- (22) Harrison, O. (2018). *Machine Learning Basics with the K-Nearest Neighbors Algorithm*. *Towards Data Science*. September, 10.
- (23) Garbade, M. J. (2018). *Understanding k-means clustering in machine learning*.
- (24) B Alidaee & H Wang (2009) 'Preventive maintenance scheduling of multi-cogeneration plants using integer programming', *Journal of the Operational Research Society*, 60:9, 1295-1297, DOI: [10.1057/jors.2009.37](https://doi.org/10.1057/jors.2009.37)
- (25) Fetanat, A., & Shafipour, G. (2011). *Generation maintenance scheduling in power systems using ant colony optimization for continuous domains based 0–1 integer programming*. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9729-9735.
- (26) Alkhamis, T. M., & Yellen, J. (1995). *Refinery units maintenance scheduling using integer programming*. *Applied Mathematical Modelling*, 19(9), 543-549.
- (27) Ghaleb, M., Taghipour, S., Sharifi, M., & Zolfagharinia, H. (2020). *Integrated production and maintenance scheduling in a single degrading machine with deterioration-based failures*. *Computers & Industrial Engineering*, 106432.
- (28) Gaber, S., Ben-Harush, O., & Savir, A. (2017, May). *Predicting hdd failures from compound smart attributes*. In *Proceedings of the 10th ACM International Systems and Storage Conference* (pp. 1-1).
- (29) Beach, B. (2014). *Hard drive smart stats*.

⁽³⁰⁾ <https://data.world/scuttlemonkey/hard-drive-reliability-sample>

RINGRAZIAMENTI

La prima persona che vorrei ringraziare per essermi stata vicina negli ultimi mesi, nonostante le difficoltà, è la professoressa Pisacane, la ringrazio per avermi aiutata nel mio ultimo percorso verso la triennale. Oltre a lei vorrei ringraziare il professor Potena per avermi rallegrato le giornate con la sua simpatia e per avermi aiutata nei mesi del mio percorso per il tirocinio.

Ringrazio i miei genitori, senza i quali non sarei qui, che mi hanno spronato sempre a fare di meglio e a non piangermi addosso durante i momenti difficili, ma che mi sono stati vicini quando lo stress diventava incontenibile. In particolare, mio padre e la sua pazienza e mia madre e la sua forza che ho preso in eredità. Ringrazio anche mia sorella Florinda che mi ha indirizzato verso questa università quando neanche io sapevo bene dove andare, facendomi capire quale fosse la mia strada. La ringrazio anche per tutte le ripetizioni e i cappuccini che mi ha dato senza i quali sicuramente non avrei passato molti dei miei esami. Ringrazio anche il mio nipotino Emanuele, per avermi illuminato ogni giorno con le sue risate e il suo buon umore, con la speranza (o la non speranza) che anche lui segua le orme di famiglia. Ringrazio anche mio cognato Daniele per averci fatto ridere in tutti questi anni spensieratamente. Della mia famiglia ringrazio anche mio fratello Roberto che mi ha sempre incoraggiata a fare di più e che mi è stato vicino in alcune delle mie situazioni più spigolose di quest'ultimo anno.

Ringrazio la mia migliore amica Diana per essere la mia confidente più stretta, la mia consigliera più saggia e la mia condottiera più accanita quando avevo bisogno di qualcuno che distruggesse i miei nemici (almeno nell'immaginario). Ringrazio anche la nostra nuova migliore amica Elisabetta, con cui ho più cose in comune che con chiunque altro e con cui posso parlare di yaoi senza pensieri, grazie per avermi ascoltata in questi ultimi tre anni.

Ringrazio anche tutti i miei amici dell'università, che non pensavo avrei avuto in questo gran numero. Innanzitutto la prima

delle mie cicci che non è stata scalzata da nessuno, ossia Chiara Palmucci, che si sta laureando insieme a me, il primo anno sarebbe stato un inferno senza di lei come coinquilina. Oltre a lei, ringrazio tutte le mie altre cicci. Ringrazio Annalisa per avermi sempre aiutata con gli esami e non aver mai gufato sui miei ma solo sui suoi di esami. Ringrazio Viviana la mia confidente serale e notturna durante le nostre serate Taboo (che ormai non si chiamano più serate Taboo). Ringrazio Susanna, con cui ho chattato praticamente più che con chiunque altro e che mi ha prestato la sua forza in ogni esame che ho dato, fino all'ultimo. Ringrazio Matu, l'artefice delle nostre serate Taboo, altra mia grande confidente, con cui condivido moltissimi dei miei interessi (tra cui la passione per il Mac Donald's) e con cui è sempre divertente parlare. Ringrazio il gruppo Ramarro con cui ho condiviso questi ultimi due anni e che mi hanno sempre fatto divertire: Selene, che mi è sempre stata vicina e mi ha ascoltato più di chiunque altro, dandomi i suoi consigli quando io non sapevo neanche che pesci prendere; Chiara Tassotti che ho sentito sempre vicina a me anche quando fingeva di rifiutare i miei abbracci (che scommetto ora le mancano) e Massimo, la prima testa di fagiolo nominata ad honorem che sempre e comunque ci ha fatto divertire, anche con i suoi racconti. Ringrazio anche i membri del non gruppo Ramarro ma che ormai ne fanno parte: Davide, che mi ha ascoltato (anche origliando) sempre insieme a Selene e che mi ha sempre fatto divertire, Damiano l'asociale che tentava sempre di studiare quando noi cavoleggiavamo e Alessandro che mi è stato molto vicino nei momenti più difficili e con cui condivido la passione per i film soprattutto della Marvel. Ringrazio Lucia (la mia Luzi) che è tra le ragazze più dolci che conosca e con cui mi sono sempre sentita libera di parlare. Ringrazio anche Giorgia, la mia compagna di progetto informatico, per avermi aiutata negli ultimi esami che ho dato lavorando anche più di me sul progetto affidato. Ringrazio Topa che, insieme a Giorgia, mi è stata accanto durante il mio periodo universitario. Ringrazio Ludovica, che si sta laureando con me,

che è un'altra delle ragazze più dolci e sincere che conosca nonché tra le più intelligenti e che mi ha aiutata per molti degli esami che ho dato. Ringrazio Vittorio, senza il quale non avrei mai superato l'ostacolo di automazione e che mi ha molto ascoltata in questi ultimi mesi. Ringrazio anche Giacomo o il politico che tenta sempre di farmi sbagliare strada per arrivare all'università e che non penso abbia ancora capito dove abito esattamente. Ringrazio anche Federica, mia nuova compagna di informatica con cui ho condiviso molte chiacchiere su Harry Potter, quando pensavo non avrei trovato nessun altro a cui piacesse davvero. Ringrazio anche Aurora, anche lei mi ha molto ascoltata, spero che nessuno tenti più di impiccare il suo Winnie the Pooh che è il pupazzo più adorabile che abbia mai visto. Ringrazio anche Elena, parte delle serate Taboo nei primi anni di università, che ci è stata sempre accanto anche da lontano. Altre persone che ringrazio e che devo nominare per essermi state accanto sono: Alessia, Elena Tricoli, Simone Gentili, Ludovica Marziale, Francesca ed Emy.

Grazie a tutti per aver reso questi tre anni di università indimenticabili, senza ognuno di voi non ce l'avrei mai fatta e, se anche le nostre strade si divideranno, spero che rimarremo sempre uniti tra di noi, io so che voi rimarrete sempre le mie cicci e le mie teste di fagiolo preferite e non vi dimenticherò mai.

L'ultima persona che ringrazio sono io, non ce l'avrei mai fatta senza di me (ero indecisa fino all'ultimo se scrivere questa frase oppure no, ma è una frase che mi ha fatto talmente tanto ridere la prima volta che l'ho pensata che dovevo scriverla assolutamente).