



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Gestionale

La manutenzione di impianti di produzione complessi
Maintenance of complex production plants

Relatore:

Prof.ssa Antomarioni Sara

Correlatrice:

Dott.ssa Lucantoni Laura

Tesi di Laurea di:

Lillini Francesco

A.A. 2023 / 2024

Indice

| | |
|--|-----------|
| Introduzione | 1 |
| Capitolo 1: Definizione di manutenzione e teoria dell'affidabilità | 3 |
| 1.1 Evoluzione del concetto di manutenzione | 3 |
| 1.2 Concetto di Manutenzione | 3 |
| 1.3 Manutenzione straordinaria o ordinaria..... | 4 |
| 1.4 Tipologie di manutenzione | 5 |
| 1.4.1 Manutenzione correttiva | 5 |
| 1.4.2 Manutenzione Migliorativa e Proattiva..... | 6 |
| 1.4.3 Manutenzione Preventiva | 6 |
| 1.4.5 Manutenzione Predittiva | 7 |
| 1.4.6 Manutenzione 4.0 | 7 |
| 1.5 Selezione della tipologia di manutenzione | 8 |
| 1.7 Fasi della manutenzione | 9 |
| 1.8 Costi della manutenzione | 10 |
| 1.9 Manutenzione e sostenibilità | 10 |
| 1.10 Total Productive Maintenance (TPM) | 11 |
| 1.10.1 OEE (Overall Equipment Effectiveness)..... | 13 |
| 1.11 Teoria dell'affidabilità | 14 |
| 1.11.1 Tipi di affidabilità | 15 |
| 1.12 Il Guasto | 16 |
| 1.12.1 Categorie di guasto..... | 16 |
| 1.13 Parametri di affidabilità | 18 |
| 1.13.1 MTBF (Mean time between failure) | 18 |
| 1.13.2 MTTF (Mean Time To Failure)..... | 18 |
| 1.13.3 MTTR (Mean Time To Repair)..... | 19 |
| 1.13.4 FMEA (Failure Mode and Effects Analysis)..... | 19 |
| Capitolo 2: Analisi della letteratura | 21 |
| 2.1 Articoli focalizzati sullo sviluppo di nuovi modelli per l'efficienza del sistema di manutenzione | 21 |
| 2.2 Articoli focalizzati sul monitoraggio dell'OEE..... | 27 |
| 2.3 Articoli sull'Intelligenza Artificiale nella manutenzione | 34 |
| 2.4 Articoli sulle politiche di manutenzione | 38 |
| Capitolo 3: Metodologia | 41 |
| 3.1 RapidMiner..... | 41 |
| 3.2 Database..... | 42 |
| Capitolo 4: Analisi del dataset attraverso RapidMiner | 44 |

| | |
|-------------------------------|----|
| 4.1 Oee | 45 |
| 4.2 Availability | 48 |
| 4.3Quality | 51 |
| 4.4 Performance | 54 |
| Conclusioni | 58 |

Introduzione

Oggi la manutenzione ricopre un ruolo primario in diversi settori industriali contribuendo alla conservazione, all'efficienza e alla qualità di impianti e sistemi di produzione. La manutenzione si occupa principalmente di mantenere in buono stato e di massimizzare l'efficienza dei macchinari, con l'obiettivo di riparare i guasti, impedire le insorgenze e ridurre al minimo l'impatto di eventuali interruzioni sulla produttività del sistema.

L'attività manutentiva è qualcosa che deve essere presente in ogni sistema di produzione poiché va ad incidere su diversi fattori come la sicurezza delle persone e dei beni materiali, la qualità dei prodotti e la disponibilità dei macchinari.

Nel corso degli anni sono emerse diverse tipologie di manutenzione, ciascuna con approcci e metodologie specifici. La manutenzione può essere suddivisa in manutenzione correttiva, preventiva, predittiva e proattiva, ognuna con un approccio differente nella gestione dei guasti e nel monitoraggio dei diversi asset esistenti.

Inoltre un altro punto di riferimento nella gestione dell'efficienza della manutenzione in un'azienda è dato dalla teoria dell'affidabilità. La disciplina dell'affidabilità si propone di descrivere e misurare la "capacità" di funzionamento di dispositivi o sistemi di produzione. [1] [5]

Partendo da queste considerazioni, il presente lavoro di tesi ha l'obiettivo di spiegare il concetto di manutenzione e la sua evoluzione nel tempo, illustrando tutte le tipologie di manutenzione, le principali differenze e quale scegliere in ogni contesto. Successivamente verranno analizzati il modello di manutenzione TPM e l'OEE, una delle misure di performance più utilizzate in ambito TPM. Seguirà una definizione della teoria dell'affidabilità e dei diversi parametri di affidabilità impiegati. In seguito verranno spiegati il concetto di guasto e le sue diverse tipologie.

Nel secondo capitolo si trova l'analisi della letteratura, con l'esame di vari articoli al fine di definire un nuovo modello per migliorare l'efficienza della manutenzione. Gli articoli sono suddivisi in quattro categorie: manutenzione in generale, OEE, manutenzione e intelligenza artificiale, teoria dell'affidabilità.

Nel terzo capitolo vengono descritti il database dei dati e il software RapidMiner, utilizzato per prevedere i parametri delle performance del database. Si spiegano le caratteristiche del database, le metodologie di raccolta e organizzazione dei dati, nonché le funzionalità di RapidMiner. Viene illustrato come il software è stato utilizzato per analizzare i dati, applicando modelli predittivi e tecniche di data mining per interpretare i risultati e prevedere le performance future.

Nel quarto capitolo vengono riportati i dati ottenuti grazie al software, seguiti dalla loro analisi. In questa sezione, si discutono in dettaglio i parametri di performance OEE, Availability, Performance e Quality. Per ciascun parametro vengono presentati i risultati specifici ottenuti e analizzati per

comprendere come influenzano l'efficienza complessiva del sistema di manutenzione e qual è il miglior modello da utilizzare per ogni parametro.

Capitolo 1: Definizione di manutenzione e teoria dell'affidabilità

1.1 Evoluzione del concetto di manutenzione

Fino alla prima Rivoluzione Industriale il principale attore del processo produttivo era l'artigiano che compiva quelle azioni che, a suo avviso, garantivano una buona qualità del prodotto manufatto. Con la prima rivoluzione industriale cambiò radicalmente il concetto di manutenzione. Frederick Winslow Taylor e Henry Ford rappresentano i pionieri di questa nuova era. Per Taylor l'obiettivo primario era quello di permettere che l'impianto producesse sempre al massimo delle sue capacità. Proprio in questo periodo emersero le prime forme di manutenzione preventiva con interventi per evitare guasti e allungare la vita delle macchine. In quest'epoca emerge la figura del manutentore e, inoltre, la qualità del prodotto/servizio è strettamente correlata alla qualità di ogni fase del processo produttivo, compresa la manutenzione. Altri cambiamenti importanti avvennero alla fine degli anni '50: prima di questo di periodo il controllo qualità avveniva solo sui prodotti finiti. La lean production ha portato a spostare il controllo della qualità lungo l'intero processo, incluso il settore della manutenzione.

Nel XX secolo, con l'avvento dell'industria 4.0, grazie all'avanzamento della tecnologia e con l'introduzione nelle aziende di sistemi di monitoraggio implementati nei sistemi di produzione, si è in grado di acquisire grandi quantità di dati per prevedere guasti e pianificare interventi di manutenzione, in modo tale da migliorare l'efficienza riuscendo a monitorare in tempo reale migliaia di variabili.

La pratica della manutenzione ha subito quindi un'evoluzione significativa nel corso del tempo, trasformandosi da semplice attività di riparazione a serie di approcci sofisticati e strategici. Limitata inizialmente alla riparazione di beni in caso di guasto, diventa manutenzione programmata, preventiva e predittiva, passando dalla registrazione degli interventi in appunti cartacei all'utilizzo di software sempre più evoluti, potenti e flessibili. [1] [2] [3]

1.2 Concetto di Manutenzione

La manutenzione comprende azioni tecniche, amministrative e gestionali, eseguite durante il ciclo di vita di un elemento destinate a preservarlo o a riportarlo in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta. Può essere definita come il complesso delle operazioni necessarie a conservare la conveniente funzionalità ed efficienza delle macchine e degli impianti e comprende attività come

l'ispezione, il collaudo, la rilevazione guasti, la sostituzione di pezzi, la messa a punto, la lubrificazione, la pulizia.

La manutenzione richiede una pianificazione e una progettazione accurata, che includa la redazione di un piano preventivo mirato a ridurre al minimo gli interventi correttivi dovuti a guasti improvvisi e imprevedibili. È essenziale che il personale addetto possieda le competenze necessarie e riceva una formazione continua per coordinare gli interventi e garantire la continuità produttiva e il livello desiderato di disponibilità degli impianti.

In generale il sistema di manutenzione di un'azienda deve perseguire diversi obiettivi, come assicurare il funzionamento di sistemi di sicurezza e prevenzione contro infortuni diretti e indiretti, mantenere un'operatività costante per limitare il deterioramento delle prestazioni delle macchine nel tempo, fornire formazione ed educazione al personale di produzione su aspetti di correttezza e sicurezza nell'utilizzo dei macchinari e gestire le risorse aziendali al fine di ridurre al minimo i costi derivanti dalla possibile rottura e riparazione dei macchinari nei processi di produzione.

L'assenza di manutenzione o una manutenzione inadeguata possono causare situazioni pericolose, mentre una corretta gestione della manutenzione influisce positivamente sull'azienda e riduce i costi associati.

È importante considerare che questo impatta sull'azienda in diversi modi: gli impianti rappresentano investimenti finanziari significativi e devono essere ottimizzati per garantire il massimo rendimento; il deterioramento degli impianti può compromettere la qualità del prodotto, causare interruzioni nella produzione e ridurre i profitti; inoltre, attrezzature in condizioni precarie possono causare incidenti e inquinamento ambientale. [5]

1.3 Manutenzione straordinaria o ordinaria

La manutenzione è classificata in manutenzione ordinaria e straordinaria.

La manutenzione ordinaria consiste nell'eseguire interventi volti al ripristino del funzionamento di un asset o di un impianto dopo che si è verificato un guasto, senza apportare modifiche o miglioramenti significativi al valore o alle prestazioni.

In questa tipologia di manutenzione rientrano tutti gli interventi durante il ciclo vita di una macchina che mirano a ripristinare il funzionamento di un bene, porre rimedio a guasti e a garantire il ciclo di vita di utile.

Gli interventi di questo tipo di manutenzione possono verificarsi a seguito di un guasto oppure essere pianificati in anticipo.

La manutenzione straordinaria comprende interventi più invasivi e rilevanti, come la sostituzione dei componenti o l'integrazione tecnologica aggiuntiva, al fine di migliorare il funzionamento o l'efficienza complessiva dell'asset o dell'impianto. La manutenzione straordinaria coinvolge tutti quegli interventi mirati a migliorare il funzionamento di un macchinario, aumentandone la durata o il valore durante il

suo ciclo di vita. In questo tipo di manutenzione le azioni migliorative e le tecniche preventive sono adottate quando il loro costo non è significativamente più elevato rispetto alla sostituzione della risorsa.

Gli obiettivi della manutenzione straordinaria sono: prevenire l'insorgenza di guasti, prolungare il ciclo di vita di un macchinario e razionalizzare i costi, oltre a contenere i tempi di manutenzione. [4] [5]

La differenza essenziale tra i due tipi di manutenzione risiede nel fatto che la manutenzione straordinaria, a differenza di quella ordinaria, include un elemento di miglioramento significativo, che può essere di natura tecnologica, strutturale o dimensionale.

Anche la manutenzione ordinaria può comportare miglioramenti, essi sono solitamente di entità minore e non alterano in modo significativo il valore finale dell'asset o dell'impianto. [4] [5]

1.4 Tipologie di manutenzione

Ci sono diverse modalità di manutenzione che le aziende possono adottare per la gestione dei propri asset. A seconda del budget, delle risorse disponibili, degli obiettivi prefissati e del livello di competenza, spesso le aziende integrano diverse strategie di manutenzione per ottenere risultati ottimali e migliorare l'efficienza complessiva. [4]

1.4.1 Manutenzione correttiva

“La manutenzione correttiva è definita come l'intervento di manutenzione eseguito in seguito a un'avaria al fine di riportare un'entità nello stato in cui può eseguire la funzione richiesta”. In questa modalità i tecnici intervengono solo dopo che si è verificato un malfunzionamento o l'arresto del macchinario. Tuttavia, questa forma di manutenzione comporta di solito costi molto elevati, sia per il macchinario stesso sia per le perdite dovute alla mancata produzione. Il principale vantaggio di questa tipologia di manutenzione è che non ci sono costi di manutenzione o fermi macchina fino a quando il macchinario è in funzione.

Tuttavia ci sono diversi svantaggi, tra cui l'elevata perdita di ricavi dovuta al fermo della macchina, l'imprevedibilità del guasto e i costi elevati di riparazione. Questa strategia rappresenta l'approccio più tradizionale alla manutenzione ed è spesso adottata in aziende in cui i guasti sono facili da riparare e il fermo non comporta gravi danni al ciclo produttivo complessivo. [1] [2] [4] [7]

1.4.2 Manutenzione Migliorativa e Proattiva

La manutenzione migliorativa ha l'obiettivo di mantenere le prestazioni delle attrezzature apportando miglioramenti tecnici a un intero impianto o a singole unità.

Questa strategia manutentiva, quindi, non deriva da guasti o malfunzionamenti, ma risponde a esigenze di miglioramento con l'obiettivo, di aumentare il valore del sistema e migliorarne le prestazioni e l'efficacia/efficienza. È possibile mettere in atto una serie di azioni per una manutenzione che chiameremo proattiva. Si tratta di saper catturare quei segnali che annunciano un possibile problema: un rumore insolito o sporcizia. [1] [2] [4] [7]

1.4.3 Manutenzione Preventiva

“La manutenzione preventiva è definita come la manutenzione eseguita a intervalli predeterminati o in accordo a criteri prescritti e volta a ridurre le probabilità di guasto o la degradazione del funzionamento di un'entità”.

Questa tipologia di strategia, rispetto a quella correttiva, mira a prevenire l'avaria intervenendo quando il sistema fornisce ancora prestazioni soddisfacenti. Si distingue sia in manutenzione preventiva ciclica (programmata) sia in manutenzione preventiva dinamica (su condizione).

La manutenzione programmata avviene in seguito a scadenze definite in base alle ore di lavoro di un determinato macchinario e di solito implica la sostituzione di parti che hanno una durata limitata. Si identificano le parti del sistema più soggette a guasti e, seguendo un calendario prestabilito, si programma la loro sostituzione. Questa tecnica si basa sulla sostituzione programmata di componenti ancora perfettamente funzionanti per prevenire guasti inaspettati.

La manutenzione su condizione è una forma di manutenzione preventiva che si concentra sullo stato attuale di salute di un componente. Dopo un controllo periodico dei parametri tecnici, un indicatore avverte che un componente, pur mantenendo ancora prestazioni accettabili, ha avviato un processo di degrado che potrebbe portare a un guasto futuro.

Con questo metodo gli intervalli di sostituzione dei pezzi vengono determinati direttamente dalla macchina stessa. Si utilizza il termine "condizione" poiché si identifica un valore di soglia in relazione ai parametri misurati e definiti. Quando il componente supera o scende al di sotto di tale valore, vi è un'alta probabilità di guasto.

Ci sono notevoli svantaggi associati alla manutenzione preventiva, principalmente dovuti alle limitazioni di costo e tempo che impediscono la sostituzione di tutti i componenti meccanici a rischio. Un'altra limitazione di questa strategia è il rischio di sostituire pezzi ritenuti inadeguati, ma che in realtà sono ancora lontani dalla fine della loro vita utile.

Inoltre la sostituzione dei componenti non garantisce una diminuzione totale degli eventi di rottura o malfunzionamento. Spesso si verifica il caso in cui, dopo la sostituzione di un componente, esso risulta difettoso o non performante, creando così ulteriori problemi e guasti.

Quindi con questa strategia c'è il rischio di intervenire su macchinari che non richiedono realmente una sostituzione o di non intervenire in tempo a causa di guasti imprevisti che possono verificarsi prima del periodo prefissato per la manutenzione. [1] [2] [4] [7]

1.4.4 Manutenzione statistica

La manutenzione è pianificata in base a considerazioni statistiche sulla durata media di vita di un componente. Di solito la sostituzione avviene con una frequenza che assicura la sopravvivenza di almeno il 95% dei componenti della popolazione.

1.4.5 Manutenzione Predittiva

La manutenzione predittiva rappresenta la più avanzata tra le strategie di manutenzione e nasce come evoluzione del concetto di manutenzione su condizione. Si basa sul continuo monitoraggio dei parametri di funzionamento di un impianto, organizzando le azioni sul macchinario in base alle condizioni stesse dell'impianto.

Per questo metodo è essenziale analizzare i parametri operativi di un macchinario, individuando eventuali anomalie in fase di sviluppo attraverso la scoperta e l'interpretazione dei segnali premonitori del guasto finale.

I vantaggi di questa strategia sono molteplici: si riducono guasti e avarie, si possono pianificare le manutenzioni in base alla reale situazione di efficienza e si monitora la condizione dei componenti. Di conseguenza questa metodologia consente di minimizzare le perdite dovute ai fermi dei macchinari, prolungare la vita dei componenti, evitare interventi non necessari e ridurre i costi complessivi di manutenzione. [1] [2] [4] [7]

1.4.6 Manutenzione 4.0

La manutenzione 4.0 è una evoluzione della tradizionale manutenzione, applicabile principalmente per l'industria 4.0, che sfrutta le tecnologie digitali e la connessione tra i dispositivi per migliorare l'efficienza e l'efficacia delle operazioni, attraverso la raccolta, l'analisi, la visualizzazione dei dati relativi alle risorse. Con l'utilizzo di tecnologie avanzate come l'Industrial Internet of Things (IIoT) e

il Machine Learning, è possibile acquisire informazioni dettagliate sullo stato effettivo dei sistemi di produzione e analizzare i dati provenienti dai sensori installati sugli impianti. Questo permette di attuare un'attività di manutenzione in tempo reale, intervenendo tempestivamente per prevenire guasti o ottimizzare le prestazioni dei macchinari e degli impianti industriali.

Con l'aggiunta di questi sensori, che sono connessi al cloud nelle linee di produzione e nei macchinari, è consentita la raccolta di dati sul loro stato di funzionamento. Vengono utilizzati sensori virtuali, riducendo al minimo il numero di sensori fisici necessari che ci danno informazioni aggiuntive che possono essere sfruttate per ottenere indicazioni di valore che supportano il processo decisionale in modo più efficace.

L'adozione di tali sistemi offre numerosi vantaggi, come l'analisi dei dati provenienti dai sensori fisici e virtuali di un componente di un impianto industriale, così da consentire di prevedere il grado di usura nel tempo e di anticipare i guasti potenziali, contribuendo così a ridurre i tempi di fermo macchina. Grazie a queste tecnologie è, inoltre, possibile ridurre gli sprechi e le riparazioni non necessarie, aumentare l'efficienza energetica degli impianti e diminuire le inefficienze nel sistema.

[2] [4] [11]

1.5 Selezione della tipologia di manutenzione

È necessario tenere conto di alcuni fattori in questa scelta come l'impatto del guasto valutato in termini di sicurezza, il rischio ambientale e l'incidenza sulla qualità del prodotto, l'intervallo di guasto come misura della frequenza e la prevedibilità del guasto.

La manutenzione correttiva è efficace quando applicata a macchinari e componenti di basso costo e in presenza di guasti caratterizzati da bassa frequenza e gravità.

La manutenzione preventiva è efficace quando impiegata all'inizio dei segni di usura degli impianti, dove il guasto è più probabile e con l'incremento della frequenza e gravità del guasto.

La manutenzione migliorativa identifica le cause dei guasti, progettando successivamente modifiche per eliminarle.

La manutenzione predittiva è da preferire se si lavora con macchinari importanti che ricoprono un ruolo cruciale nel processo produttivo ed è efficace per guasti caratterizzati da alta frequenza e gravità.

Per valori elevati di gravità e frequenza di guasti, risulterà più conveniente adottare politiche di manutenzione più sofisticate e costose. Tuttavia ci sarà un limite oltre il quale diventerà necessario rivedere completamente il progetto o migliorarlo. [4] [6]



Grafico rappresentante la relazione tra frequenza e gravità dei guasti [8]

1.7 Fasi della manutenzione

L'avvio della manutenzione richiede una pianificazione accurata. È fondamentale che venga fatta una valutazione dei rischi relative alle attività di manutenzione proposte.

Successivamente si deve specificare l'ambito del compito, cosa è necessario verificare e gli elementi che saranno utilizzati per l'attività.

In secondo luogo si deve rendere sicuro il posto di lavoro. È la fase di applicazione delle procedure elaborate nel corso della fase di pianificazione. Innanzitutto è essenziale garantire la sicurezza della zona, vietando l'accesso a persone non autorizzate. Successivamente la zona deve essere pulita e resa sicura.

Inoltre lavoratori coinvolti nella manutenzione devono essere dotati delle attrezzature appropriate e devono indossare dispositivi di protezione individuale adeguati.

Un altro passo fondamentale consiste nel rispettare la pianificazione stabilita, anche in caso di ritardi, evitando di adottare scorciatoie che potrebbero rivelarsi costose sia per l'azienda che per la sicurezza delle persone coinvolte.

Il processo deve concludersi con il completamento del lavoro, garantendo le condizioni di sicurezza e successivamente lo smaltimento adeguato del materiale di scarto prodotto. Infine è essenziale redigere una relazione dettagliata che descriva il lavoro svolto e le eventuali difficoltà incontrate durante l'attività di manutenzione. [5]

1.8 Costi della manutenzione

Lo sviluppo di strategie di manutenzione per un'azienda non è solamente considerato come una funzione tecnica, ma anche come un'opportunità di business da sfruttare al fine di contenere i costi, prevenire le perdite e, di conseguenza, aumentare i profitti.

La manutenzione è diventata una funzione strategica di primaria importanza, richiesta a gestire i beni aziendali lungo l'intero ciclo di vita.

I costi relativi alla manutenzione ordinaria possono essere suddivisi nelle seguenti categorie:

- *Costi propri diretti*: sono i costi che si possono associare direttamente agli interventi di manutenzione di cui fanno parte la manodopera esterna e i costi delle parti di ricambio. Questi costi possono essere ridotti implementando un migliore controllo sugli interventi standard, anche mediante un'analisi storica sulle tipologie di guasti accaduti.
- *Costi propri indiretti*: sono i costi relativi alle risorse impiegate a livello organizzativo nell'esecuzione degli interventi manutentivi, ma non direttamente associabili a questi. Fanno parte di questa categoria i costi della struttura della manutenzione, costi dei servizi ausiliari e costi dei servizi tecnici e delle attrezzature. Possono essere ridotti solo in maniera preventiva cercando di svincolarsi dal rischio di guasto.
- *Costi Indotti*: sono i costi derivanti dall'interruzione di un macchinario, che può essere stato fermato sia a causa di un guasto sia per interventi volontari di manutenzione. Quindi fanno parte di questa categoria i costi nati dalla mancata produzione, dovuta dall'indisponibilità degli impianti, quelli dovuti alla mancata qualità, come gli scarti, l'inefficienza del servizio, l'allungamento dei tempi di manutenzione, il degrado degli impianti, gli sprechi di energia e la mancata sicurezza. [23] [24]

1.9 Manutenzione e sostenibilità

Parlando di manutenzione ci riferiamo all'insieme di attività necessarie per garantire la funzionalità e l'efficienza degli impianti industriali nel corso del tempo. Tuttavia, nel corso degli anni, questo concetto si è evoluto per includere anche tutte quelle funzioni cruciali per la sostenibilità ambientale. Gli obiettivi dell'attività di manutenzione non si limitano solo alla sicurezza e al miglioramento dell'affidabilità dei sistemi, ma si estendono anche all'ottimizzazione dei costi e al miglioramento degli impatti ambientali e sulla salute. Infatti non solo preserva il corretto funzionamento delle apparecchiature e dei processi industriali, ma contribuisce anche a ridurre gli sprechi, minimizzare le emissioni nocive e promuovere un ambiente di lavoro sicuro e salubre.

La norma UNI 13306:2018 fornisce una definizione chiara del concetto di manutenzione e stabilisce diversi obiettivi, tra cui la salvaguardia dell'ambiente. In effetti, con l'adozione del principio di sostenibilità, la manutenzione industriale si orienta verso una gestione che considera l'intero ciclo di

vita di un sistema, nonché tutti i potenziali rischi, al fine di garantire massima efficienza, sicurezza e tutela ambientale.

La manutenzione predittiva si propone di prevenire danni o fermi degli impianti, cercando di anticipare guasti e, in casi estremi, evitare catastrofi ambientali. Attraverso la manutenzione sostenibile, pertanto, si mira a valutare l'impatto delle pratiche di manutenzione sull'ambiente circostante, cercando di prevedere eventuali incidenti e, di conseguenza, mitigare i danni ambientali.

[12]

1.10 Total Productive Maintenance (TPM)

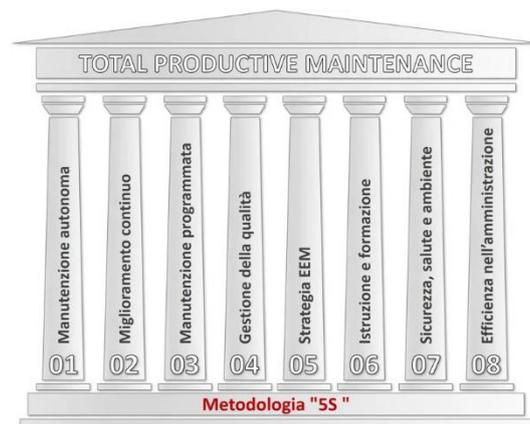
Oltre alle le tipologie di manutenzione precedentemente menzionate, merita una particolare menzione la Total Productive Maintenance (TPM). L'acronimo TPM indica le attività finalizzate alla prevenzione e al miglioramento continuo dei processi aziendali che puntano alla perfezione totale in termini di efficienza e produttività. Questo approccio si concentra principalmente sul coinvolgimento degli operatori che utilizzano macchinari e impianti, attraverso operazioni di manutenzione più semplici che richiedono minori competenze rispetto a quelle di un manutentore professionale. Quindi la particolarità del TPM, rispetto alle altre politiche di manutenzione, risiede nel fatto che il modello coinvolge l'intera azienda, ad ogni livello. Questo è un concetto fondamentale per comprendere l'importanza del TPM e di come possa contribuire a ridurre sprechi, prevenire guasti, minimizzare perdite di produttività, limitare l'impatto ambientale, nell'ambito di quello che viene definito un processo di miglioramento continuo.

Gli obiettivi principali del TPM includono la riduzione degli interventi di manutenzione non pianificati, la diminuzione dei fermi macchina, la riduzione dei costi di produzione, il miglioramento della sicurezza sul lavoro e l'ottimizzazione delle risorse aziendali. Questi obiettivi sono raggiunti attraverso una pianificazione accurata della manutenzione programmata, il coinvolgimento di tutto il personale nell'organizzazione e nella pulizia del luogo di lavoro e l'allocazione ottimale delle risorse di manutenzione in base alle competenze richieste

La TPM si fonda su otto pilastri principali:

- La *manutenzione autonoma* coinvolge l'operatore addetto ad un macchinario o impianto facendogli fare piccoli interventi di manutenzione.
- Il *miglioramento continuo* si basa sulla filosofia aziendale di progredire gradualmente, coinvolgendo piccoli gruppi di dipendenti per ottenere miglioramenti regolari e incrementali nell'efficienza e nell'efficacia complessive.
- La *manutenzione programmata* consiste nella pianificazione di attività di manutenzione per ridurre i fermi non pianificati e prevenire il deterioramento dei macchinari.

- La *gestione della qualità* punta a migliorare la qualità del prodotto finale identificando e prevenendo errori durante il processo di produzione, identificando ogni possibile causa che conduca alla produzione di parti che non siano conformi agli standard di qualità
- L'*early equipment management* (EEM) utilizza la conoscenza pratica degli operatori per migliorare la progettazione delle nuove apparecchiature, garantendo che soddisfino i requisiti di manutenibilità e prestazioni operative fin dall'inizio.
- La fase *istruzione e formazione* fornisce le competenze necessarie affinché l'intera forza lavoro possa identificare problemi emergenti, mantenere le apparecchiature in condizioni funzionali e soddisfare gli standard della TPM.
- L'aspetto relativo alla *sicurezza, salute e ambiente* promuove un ambiente di lavoro sicuro e sostenibile per migliorare la produttività e prevenire incidenti o rischi per la salute dei dipendenti.
- L'*efficienza nell'amministrazione* migliora la struttura organizzativa aziendale, semplifica le procedure di lavoro e aumenta l'efficienza nelle attività amministrative per garantire il successo del processo di produzione. [19] [20]



Gli 8 pilastri del TPM [20]

I pilastri della Total Productive Maintenance vengono sostenuti dal metodo "5S", un sistema nato all'interno delle logiche di Lean Production (produzione snella). Questo sistema mira a creare un ambiente di lavoro pulito e ben organizzato attraverso cinque azioni.

Innanzitutto si deve eliminare il disordine e tutto ciò che non è veramente necessario dallo spazio di lavoro. Successivamente occorre organizzare gli strumenti e le attrezzature in maniera ordinata, assicurandosi che gli oggetti utilizzati più frequentemente siano facilmente accessibili. Poi è importante ispezionare e pulire periodicamente la propria postazione di lavoro, per facilitare l'identificazione di eventuali problematiche, come la fuoriuscita di liquido da un macchinario. Successivamente occorre sviluppare piani d'azione e procedure standardizzate per ottimizzare i processi di lavoro e semplificare le attività elencate in precedenza. Infine è essenziale garantire che

gli standard di cui sopra siano applicati regolarmente per supportare il processo di produzione nel lungo periodo. [19] [20]

1.10.1 OEE (Overall Equipment Effectiveness)

L'OEE è una delle misure di performance maggiormente utilizzate in ambito TPM. Si tratta di un indice espresso in percentuale che rappresenta l'efficienza di un'area produttiva. L'obiettivo dell'OEE consiste nel conseguire una produzione priva di difetti e identificare tutte le inefficienze che possono caratterizzare il sistema produttivo di un'azienda.

Queste inefficienze possono causare una significativa riduzione della produttività: fermi macchina, mancanza di una pianificazione della produzione, ritardi e prodotti non conformi.

Misurare l'Overall Equipment Effectiveness è considerata come una delle migliori pratiche per le aziende produttive che cercano di valutare e ottimizzare i loro processi e le prestazioni degli impianti. L'OEE è composto da altri tre indicatori che contribuiscono al suo calcolo: il tasso di disponibilità, l'indice di efficienza e il tasso di qualità del prodotto.

$OEE = \text{Disponibilità} \times \text{Efficienza} \times \text{Qualità}$.

In una situazione ideale ottenere un OEE del 100% implicherebbe che l'impianto operi costantemente alla massima velocità, senza interruzioni, producendo pezzi perfetti senza alcun scarto, tuttavia, nella realtà, ciò è praticamente impossibile.

Il calcolo di questo indice ci consente di pianificare le attività di manutenzione in modo da ridurre le inefficienze e le perdite di produzione.

Le principali perdite che dobbiamo affrontare includono:

-Eliminazione dei fermi macchina: Ogni fermo macchina comporta una diminuzione del tasso di disponibilità.

-Ottimizzazione dei tempi di set-up e di aggiustamento: Accelerare o ridurre il numero di attività necessarie per il set-up e l'aggiustamento delle macchine può aumentare la disponibilità complessiva degli impianti.

-Riduzione delle micro-fermate: Le interruzioni minori, se sommate, possono causare significative perdite di produzione. Minimizzarle è cruciale per mantenere elevati livelli di efficienza.

-Risoluzione dei problemi di velocità di produzione: Quando la produzione si discosta dai livelli previsti, è importante identificare le cause e correggere eventuali malfunzionamenti per garantire una produzione ottimale.

-Minimizzazione dei difetti di processo: Correggere gli errori nel processo di produzione per limitare la produzione di pezzi non conformi e migliorare la qualità complessiva.

-Prevenzione dei periodi di produzione ridotta: Evitare che le macchine operino in condizioni non ottimali.

Quindi la misura dell'Overall Equipment Effectiveness è considerata una delle pratiche migliori da adottare per qualsiasi azienda produttiva che desideri valutare e migliorare i propri processi e le prestazioni degli impianti. [25] [26]

1.11 Teoria dell'affidabilità

Per descrivere in modo completo e approfondito le politiche manutentive, è essenziale introdurre alcune definizioni e parametri derivanti dalla "Teoria dell'affidabilità". Questa disciplina si propone di descrivere e misurare la capacità di funzionamento di dispositivi e sistemi di produzione, aiutando a quantificare il grado di "fiducia" che possiamo avere nel funzionamento del sistema. Il suo obiettivo è descrivere e prevedere il comportamento nel tempo di parti, componenti e sistemi completi, valutando se saranno in grado di funzionare per la durata richiesta. Dato che le prestazioni di ogni sistema tendono a degradare nel tempo, è fondamentale definire l'affidabilità di un sistema come la misura della sua capacità di fornire nel tempo una prestazione soddisfacente. Questi metodi sono utilizzati per determinare potenziali malfunzionamenti nel sistema, per prevenire i guasti e, nel caso si verifichi un problema, per individuare gli interventi più adatti per ripristinare il funzionamento del macchinario.

L'affidabilità è una probabilità, il cui valore può essere previsto solo attraverso considerazioni di tipo probabilistico. Nonostante non possa garantire se un guasto si verificherà o meno, l'applicazione sistematica della teoria dell'affidabilità fornisce risultati molto utili su cui basare il processo decisionale riguardante la sicurezza e il funzionamento di un sistema. [9] [10]

L'obiettivo della teoria dell'affidabilità è garantire la continuità del funzionamento degli impianti di produzione da un punto di vista economico, mentre per ragioni etiche ed economiche è fondamentale garantire la qualità dei prodotti e la sicurezza degli impianti.

L'analisi dell'affidabilità riveste un'importanza particolare negli impianti soggetti a rischi di incidenti elevati, che potrebbero coinvolgere aree adiacenti agli stabilimenti produttivi.

Attraverso uno studio sull'affidabilità, è possibile determinare la probabilità di guasto di un componente o di un sistema di sicurezza, il quale potrebbe incidere sulla sicurezza e sull'incolumità delle persone

Nel contesto di un impianto industriale, i costi annuali delle analisi di affidabilità, finalizzate a ridurre i rischi, comprendono diversi aspetti: investimenti come l'acquisto di nuove attrezzature, costi di manutenzione e sicurezza e infine i costi operativi relativi all'aggiunta e all'addestramento del personale. Questi costi vengono valutati in base al livello di affidabilità richiesto dal sistema, il quale può essere raggiunto attraverso due strategie principali: chiedere ai fornitori di fornire prodotti con un'alta affidabilità, il che comporta costi elevati in fase di progettazione e produzione, ma minori costi

di manutenzione nel tempo; oppure acquistare dal fornitore un prodotto con una minore affidabilità, quindi a un costo inferiore, ma con un aumento dei costi di manutenzione nel corso della vita utile. Secondo un approccio tradizionale, il costo ottimale si raggiunge quando i costi di fornitura e di manutenzione sono equilibrati. Tuttavia una prospettiva moderna considera che i costi derivanti dai guasti diventano significativamente più elevati quando emergono questioni di sicurezza e se si prendono in considerazione fattori difficilmente quantificabili come il valore della vita umana. L'analisi di affidabilità fornisce risultati utili in qualsiasi fase venga eseguita: durante la fase di progettazione, consente di individuare i punti deboli del progetto e i componenti critici del sistema, cioè quelli che influenzano maggiormente l'affidabilità complessiva. Questo ci permette di selezionare componenti più affidabili o di configurare il sistema in modo da rendere l'affidabilità complessiva meno dipendente dalla affidabilità del componente critico. Durante la fase di esercizio, l'analisi di affidabilità ci permette di stabilire una strategia di manutenzione volta a ridurre al minimo i tempi di inattività del sistema e i costi di manutenzione. Pertanto possiamo concludere che le analisi di affidabilità costituiscono studi quantitativi, basati su probabilità, da eseguire non solo per valutare correttamente il rischio dei sistemi e soddisfare eventuali requisiti normativi, ma anche per contenere i costi di manutenzione e ottenere prodotti di qualità competitivi in mercati sempre più esigenti. [9] [10]

1.11.1 Tipi di affidabilità

I tipi di affidabilità sono classificati in base al tipo di guasto che considerano e di solito sono suddivisi in:

- *Affidabilità logistica*: è la probabilità che non si verifichi alcun guasto.
- *Affidabilità di missione*: è la probabilità che non si verifichino guasti che possano compromettere la funzionalità del sistema, impedendogli di completare il suo compito. Questa categoria si divide ulteriormente in guasti significativi, che possono compromettere le funzionalità ma non impediscono il completamento della missione, e guasti maggiori, che invece impediscono il completamento del compito.
- *Affidabilità di sicurezza*: è la probabilità che non si verifichino guasti con conseguenze catastrofiche.
- *Affidabilità di utilizzo*: questa categoria include tutte le categorie relative agli aspetti umani, alla definizione dei requisiti, all'interazione tra l'aspetto umano e l'aspetto tecnico e agli aspetti manageriali. [9] [10]

1.12 Il Guasto

Nello studio delle attività manutentive il fenomeno oggetto di studi statistici e probabilistici è il guasto. Con il termine “guasto” si intende la “cessazione dell’attitudine di un dispositivo ad adempiere alla funzione richiesta”, ovvero una variazione delle prestazioni di un dispositivo che lo renda inutilizzabile per l’uso al quale esso è destinato.

Il guasto è caratterizzato dal passaggio di un’entità da uno stato funzionale a uno non funzionale, rendendo inutilizzabili le caratteristiche prestazionali di un sistema. In altre parole, si verifica la perdita della capacità di un’entità di eseguire la funzione richiesta.

Durante il funzionamento qualsiasi oggetto è naturalmente soggetto a varie sollecitazioni che possono influenzare la sua resistenza nel tempo. Con il passare del tempo, gli oggetti perdono gradualmente la loro capacità di resistere, ciascuno in modi diversi. Il guasto avviene quando le sollecitazioni superano il livello di resistenza dell’oggetto, oppure quando l’oggetto invecchia e quindi riduce la sua capacità di resistenza, o ancora quando opera in condizioni non previste con sollecitazioni superiori a quelle per cui era stato progettato.

Un apparato anche se ben progettato dovrà avere prima o poi dei guasti.

1.12.1 Categorie di guasto

| CRITERIO DI GUASTO | | | |
|--------------------|---------------|-----------|----------------------|
| | ENTITÀ | IMPATTO | VITA DEL DISPOSITIVO |
| TIPO DI GUASTO | parziali | primari | infantili |
| | totali | critici | casuali |
| | intermittenti | secondari | da usura |

Grafico rappresentante la classificazione dei diversi tipi di guasto [18]

Guasti in basa all’entità

La prima classificazione si basa sull’entità del guasto. Questo può essere parziale, coinvolgendo variazioni nelle prestazioni del dispositivo senza comprometterne completamente il funzionamento; totale, determinando variazioni tali da impedirne completamente il funzionamento; o intermittente,

caratterizzato da una sequenza casuale di periodi di funzionamento e di guasto senza interventi di manutenzione.

Guasti in base all'impatto

La condizione di guasto si riferisce in generale al solo dispositivo preso in esame se tale dispositivo è inserito in un sistema più complesso, il suo guasto può anche non causare il guasto dell'intero sistema, pur avendo effetti negativi sulla sua affidabilità.

Vi sono i guasti di primaria importanza, che compromettono la funzionalità dell'intero sistema; i guasti di secondaria importanza, i quali, sebbene possano causare malfunzionamenti, non influenzano la funzionalità dell'intero reparto o settore a cui appartengono; infine, i guasti critici, che rappresentano un rischio per l'incolumità delle persone e sono considerati più gravi dei guasti di primaria importanza.

Guasti in base alla vita del dispositivo

Un'altra categorizzazione dei guasti distingue tre tipologie in base alla loro distribuzione durante la vita di una famiglia di componenti identici e nelle medesime condizioni operative e ambientali.

Vi sono i *guasti infantili* che sono i guasti che si verificano durante i primi periodi di vita dei componenti o del sistema, noti anche come periodo di rodaggio. La loro probabilità diminuisce gradualmente nel tempo. Questi guasti sono spesso il risultato di difetti intrinseci dei componenti, non rilevati durante i test di collaudo. Quando la progettazione è di buona qualità, tali guasti sono principalmente causati da errori di costruzione o di montaggio. Il periodo in cui si verificano tali guasti può variare da poche decine a diverse centinaia di ore di funzionamento.

Seguono i *guasti casuali* che sono malfunzionamenti che possono verificarsi lungo l'intera durata operativa dei componenti, senza una relazione diretta con il tempo. La probabilità che si verifichino è indipendente dal tempo e sono causati da fattori incontrollabili che non possono essere eliminati neanche con un buon progetto e un'accurata esecuzione.

Infine ci sono i *guasti per usura* che si manifestano esclusivamente nella fase finale della vita operativa dei componenti o dell'impianto, corrispondente all'età media di funzionamento. Questi guasti sono causati da fenomeni di invecchiamento e deterioramento strutturale e materiale, i quali portano rapidamente alla disfunzione di tutti i componenti sopravvissuti. È importante sottolineare che il degrado può essere suddiviso in degrado naturale, strettamente correlato alla durata della vita, e degrado forzato, che accorcia la vita dell'apparecchiatura o dell'elemento ed è causato da negligenza umana. [17] [18] [9] [10]

1.13 Parametri di affidabilità

La valutazione dell'affidabilità di un componente è supportata da una serie di parametri che costituiscono uno strumento essenziale per definire i tassi di guasto. Sono degli indici che servono per monitorare le performance dei propri impianti e ottimizzare i processi manutentivi.

1.13.1 MTBF (Mean time beetwen failure)

L'acronimo MTBF descrive il tempo medio fra i guasti, ovvero il tempo medio atteso tra l'inizio di un guasto e l'inizio del guasto successivo. Indica la durata operativa di un impianto. Ha rilevanza in numerosi contesti in quanto fornisce una valutazione della durata media di vita di un dispositivo elettronico o di un componente meccanico. Se si tratta di un guasto relativo a una macchina utensile all'interno di un processo produttivo industriale, ci consente anche di valutare il tempo di attesa in coda per un semilavorato. Un elevato MTBF indica che il sistema o componente è estremamente affidabile e si prevede che avrà un minor numero di problemi durante il suo ciclo di vita.

Molto spesso il tempo medio tra i guasti (MTBF) si trova associato ad altre due metriche importanti che sono il MTTR (Mean Time To Repair) e il MTTF (Mean Time To Failure).

Per MTBF si intende la somma di due tempi: $MTBF = MTTF + MTTR$. [15]

1.13.2 MTTF (Mean Time To Failure)

Con la sigla MTTF si indica il tempo medio all'insorgere di un guasto.

Rappresenta la durata media di vita di un componente, prima di subire un guasto. Quando ci si riferisce a oggetti non riparabili, si definisce il tempo medio di funzionamento, calcolato statisticamente, durante un periodo specifico. L'MTTF rappresenta quindi la durata media di vita dell'elemento.

Ci sono vari motivi per cui alcuni asset non sono riparabili. Il più comune è rappresentato dai tempi e costi elevati associati alla riparazione, rendendo più conveniente sostituire completamente il componente danneggiato. In altri casi, invece, la riparazione del pezzo è del tutto impossibile. Quindi l'indice MTTF si riferisce alle componenti piccole e sostituibili di un impianto e può essere utilizzato per programmare ispezioni e attività di manutenzione preventiva cercando di anticipare eventuali problematiche e guasti, oppure per prendere decisioni sull'acquisto di componenti e attrezzature, infatti, quando l'indice è elevato ci viene garantita un'elevata qualità e durabilità.

La differenza principale tra questi due indici è che il MTBF misura il tempo che intercorre tra due guasti, mentre il MTTF considera il tempo fino al verificarsi di un unico guasto. Di conseguenza questa misurazione è applicabile solo ai componenti di un impianto che non possono essere riparati,

ma necessitano di essere sostituiti. In caso contrario, è preferibile monitorare il parametro MTBF. [13] [16]

1.13.3 MTTR (Mean Time To Repair)

Il parametro MTTR esprime la manutenibilità di un asset o di un macchinario e definisce il tempo medio di riparazione; rappresenta, inoltre, la capacità e la rapidità con cui un'organizzazione è in grado di rispondere agli imprevisti. Questo indicatore misura il tempo trascorso dal rilevamento di un guasto al momento in cui il sistema torna completamente operativo. Esso comprende diversi fattori, tra cui la diagnostica e la segnalazione del guasto, il tempo di attesa del manutentore, il tempo di assemblaggio e il tempo per configurare, testare e riavviare il sistema. Viene utilizzato per capire i motivi per i quali le riparazioni richiedono più tempo di quello programmato, per sviluppare strategie per ridurre i tempi e per migliorare i programmi di manutenzione. [14]

1.13.4 FMEA (Failure Mode and Effects Analysis)

L'FMEA è uno strumento di analisi, che si basa su una valutazione qualitativa, che offre alle aziende la capacità di individuare potenziali guasti prima ancora che si verifichino. È un metodo di analisi che consente alle aziende di valutare l'impatto che un potenziale guasto avrebbe su un prodotto o su un processo e di valutarne i rischi associati.

I principali motivi, per cui è importante effettuare una valutazione FMEA, includono la capacità di individuare difetti e potenziali problemi, valutare gli effetti generati dalle criticità e i rischi associati ad esse, nonché identificare le possibili cause di guasto. Mediante questa analisi, le aziende possono anticipare e prevenire problemi, migliorando l'affidabilità dei loro processi e prodotti. L'analisi inizia con la raccolta dei dati disponibili, che vengono esaminati attentamente per ogni componente del sistema al fine di individuare tutte le probabili cause di guasto. Successivamente, per ogni causa di guasto individuata, vengono evidenziati i rispettivi effetti che tali guasti avrebbero sul processo.

Grazie a questa analisi è possibile individuare preventivamente i potenziali modi di guasto che possono verificarsi durante la produzione, la consegna e l'utilizzo del prodotto. Si determinano le cause dei modi di guasto relative sia al processo di progettazione che di produzione del prodotto e si valutano gli effetti dei modi di guasto in termini di soddisfazione dei bisogni del cliente. Si quantificano gli indici di rischio e si stabiliscono le priorità di intervento per eliminare alla radice le cause di guasto individuati e migliorare i sistemi di controllo. Infine, si identificano le azioni correttive e preventive opportune.

Nell'ambito dell'FMEA, vengono assegnati punteggi da 1 a 10 per valutare tre fattori cruciali: la Probabilità del guasto, la Gravità degli effetti sui consumatori e la Rilevabilità, ossia la capacità dei sistemi di controllo di rilevare la causa o il guasto.

La valutazione della probabilità di guasto rappresenta la frequenza con cui un'apparecchiatura o un sistema può guastarsi. Il nostro obiettivo è assegnare un indice numerico a questa probabilità. Un punteggio più elevato indica una probabilità di guasto molto alta, con l'evento che si verifica quasi certamente. Al contrario un punteggio basso indica che il tipo di guasto è molto raro.

La valutazione della gravità degli effetti causati dal guasto comporta il tentativo di quantificare la serietà di un evento e dei suoi effetti. Per ogni guasto è necessario valutare la sua gravità.

L'indice di rilevabilità di un guasto rappresenta la capacità di diagnosticare l'insorgere di uno degli effetti causati da un guasto. Un punteggio più elevato indica una minore probabilità che l'evento venga rilevato. Di conseguenza agli eventi di guasto facilmente rilevabili viene assegnato un punteggio basso.

Per migliorare la capacità di rilevare i guasti le aziende possono utilizzare sensori di controllo o condurre ispezioni regolari per monitorare frequentemente gli impianti.

Questi tre fattori ci permettono di calcolare l'RPN (Risk Priority Number).

L'obiettivo di questo indice è determinare il momento opportuno per intervenire e quando, invece, il rischio di un evento è accettabile al punto da consentire di rimandare o posticipare l'intervento.

Si calcola moltiplicando insieme i tre indici: $RPN = \text{Probabilità} \times \text{Rilevabilità} \times \text{Gravità}$

La FMECA (Failure Modes, Effects and Criticality Analysis) è un'evoluzione della FMEA che aggiunge un metodo per classificare la gravità dei modi di guasto, al fine di selezionare le contromisure prioritariamente. Mentre FMEA è principalmente uno strumento qualitativo che si concentra sulla descrizione delle modalità di guasto e dei loro effetti, l'FMECA è invece uno strumento quantitativo. Oltre a descrivere le modalità di guasto e i loro effetti, l'FMECA classifica tali effetti in base alla loro gravità. Questo permette di identificare gli elementi di rischio più elevato e di definire le azioni correttive da intraprendere in modo più mirato e efficace. [21] [22]

Capitolo 2: Analisi della letteratura

Per definire un modello in grado di gestire i dati raccolti, in modo da incrementare l'efficienza dell'ambiente impiantistico, sono stati analizzati diversi articoli selezionando quelli che possano essere più utili allo scopo di creare un nuovo modello per migliorare l'efficienza.

2.1 Articoli focalizzati sullo sviluppo di nuovi modelli per l'efficienza del sistema di manutenzione

Gli articoli selezionati si dividono in diversi argomenti, e uno dei principali è il monitoraggio delle prestazioni e l'efficienza di un sistema di manutenzione. Ci sono diversi testi su questo argomento come quello che tratta di un vecchio campo come Shushufindi, dove si verifica un'intensa attività di nuovi pozzi e interventi, la produzione commista si sta stabilendo e un progetto di inondazione di acqua sta raggiungendo la maturità. È considerato di fondamentale importanza disporre di dati di produzione ad alta frequenza e alta precisione per poter tarare i modelli, valutare, stimare gli impatti dell'ottimizzazione e ridurre le perdite. È stata implementata una soluzione digitale per consentire l'identificazione precoce degli eventi, stimare le perdite di produzione e quindi classificare e prioritizzare gli eventi per le ottimizzazioni utilizzando l'analisi dei dati. Il monitoraggio e l'ottimizzazione della produzione sono stati difficili da realizzare a causa di problemi nelle strutture superficiali come flussi incrociati alle valvole di collettore, linee di produzione condivise, produzione instabile dai pozzi miscelati e bassa ripetibilità dei test dei pozzi. Con l'applicazione di big data e analisi dei dati, è stato creato un Misuratore di Flusso Virtuale, calibrato ed eseguito in tempo reale per diversi pozzi pilota. L'applicazione pilota consente di quantificare il volume perso durante gli eventi operativi nei pozzi e il volume guadagnato con le ottimizzazioni, integrando uno strumento potente di monitoraggio della produzione e sorveglianza dei parametri ESP per garantire la continuità delle operazioni, massimizzare l'ottimizzazione dei pozzi e aumentare l'efficienza e la produttività operative. Utilizzando una piattaforma di database e la connettività fornita dalla fibra ottica SCADA, tutte le variabili possono essere monitorate in tempo reale per sviluppare analisi dei dati e identificare precocemente gli eventi, fornire una risposta rapida e ridurre le perdite di produzione. Questa implementazione digitale ha mostrato risultati notevoli permettendo di ridurre dell'80% il tempo di processo manuale, ottimizzando le mobilitazioni degli operatori di campo, riducendo il tempo di risposta da giorni a minuti e garantendo la continuità operativa della produzione, ottimizzando i costi, massimizzando l'efficienza delle risorse umane ed evolvendo il processo di monitoraggio. [27]

Un altro articolo ha analizzato la prestazione di un sistema attraverso il controllo modello tempo-ciclo. Il tempo di ciclo di una macchina è il tempo necessario per completare un processo designato su una parte. È un parametro cruciale che determina l'efficienza di una macchina e, di conseguenza,

le prestazioni complessive di un sistema di produzione. Di solito il tempo di ciclo di una macchina viene determinato in base al design della linea di produzione ed è tipicamente invariabile una volta stabilito per considerazioni di efficienza e qualità nella produzione di massa. Tuttavia con lo sviluppo rapido delle tecniche di controllo a velocità variabile e dei recenti progressi nelle tecniche di controllo basate sull'apprendimento, è sempre più possibile modificare il tempo di ciclo di ciascuna macchina in un sistema di produzione. Questo offre notevole flessibilità e adattabilità alle macchine e alle linee di produzione, aprendo così nuove possibilità per migliorare le prestazioni del sistema.

Con l'avanzamento delle tecnologie di sensing delle macchine e dei processi e dell'analisi dei big data, gli approcci basati sui dati stanno guadagnando sempre più applicazioni nella produzione intelligente. Alcuni studi precedenti hanno sviluppato modelli di controllo innovativi per affrontare le interruzioni multiple e massimizzare la produttività del sistema. Inoltre il controllo basato sull'apprendimento sta emergendo come un metodo efficace per affrontare problemi di controllo complessi.

I sistemi di produzione con macchine a tempo di ciclo variabile offrono maggiore flessibilità, ma comportano una complessità aumentata. Il problema di controllo consiste nel trovare una politica ottimale per massimizzare il profitto del sistema, riducendo al contempo lo spazio delle azioni. Per affrontare questa sfida, viene proposto uno schema di controllo ibrido che combina un controllo a feedback distribuito rapido e un controllo basato sull'apprendimento profondo (DRL). L'obiettivo è sfruttare il controllo a feedback per la comprensione del sistema e la flessibilità del DRL per ridurre lo spazio delle azioni e facilitare il controllo online efficiente.

La parte di controllo distribuito si basa sullo stato attuale del sistema e su soglie di resilienza per determinare se accendere o spegnere ciascuna macchina. Il controllo basato su RL si concentra invece sull'adattamento dei tempi di ciclo utilizzando un metodo di espansione del valore basato su un modello. Infine il metodo di controllo ibrido integra entrambi i metodi per ottimizzare le prestazioni complessive del sistema. [28]

Un altro importante fattore della manutenzione è la qualità del prodotto, come ci viene spiegato da questo testo che inizia spiegando come la produttività e la qualità dei prodotti siano strettamente influenzate dall'efficienza della manutenzione, che comprende una serie di attività cruciali come ispezioni, pulizie programmate, aggiustamenti, riparazioni e sostituzioni delle macchine.

Successivamente si evidenzia come il deterioramento delle macchine nel tempo possa impattare direttamente sulla qualità del prodotto finale, generando difetti e influenzando negativamente i processi di produzione successivi. Questo problema è amplificato dall'attuale trend verso la meccanizzazione e l'automazione, che aumenta ulteriormente il ruolo critico delle macchine nelle operazioni di produzione.

Per affrontare questa sfida, l'articolo propone un nuovo approccio basato sul rischio per la classificazione e la prioritizzazione delle attività di manutenzione delle macchine. Questo approccio

si basa su una matrice del rischio e sulla logica fuzzy, che consentono di valutare in modo accurato e oggettivo la criticità delle macchine e di assegnare loro le risorse di manutenzione in modo efficiente.

Viene presentato un caso di studio di un'azienda che produce parti per automobili, mostrando come vengono attualmente gestite le attività di manutenzione e quali sfide devono essere affrontate. Si illustra, quindi, come il nuovo metodo di classificazione basato sul rischio possa aiutare l'azienda a ottimizzare le risorse di manutenzione, focalizzandole sulle macchine più critiche e riducendo così i tempi di inattività e i costi associati alle riparazioni improvvisate.

In conclusione l'articolo suggerisce che l'approccio proposto potrebbe rappresentare un miglioramento significativo rispetto ai modelli esistenti, consentendo alle aziende di pianificare in modo più efficace le loro attività di manutenzione e migliorare complessivamente le loro prestazioni operative. [29]

Il prossimo articolo spiega come migliorare i costi della manutenzione in un ambiente come quello dei sistemi eolici. Infatti il costo della manutenzione contribuisce in larga parte al costo totale del ciclo di vita dei sistemi eolici offshore e migliora l'efficienza delle attività di manutenzione, emergendo come una soluzione efficace per migliorare la convenienza economica dell'energia eolica offshore. Questo studio propone un modello matematico per determinare i programmi di manutenzione ottimali, evidenziando il processo di deterioramento dei sistemi eolici offshore e considerando l'instradamento ottimale delle attività di manutenzione, così da regolare il costo della manutenzione a un livello ottimale. In primo luogo viene analizzata con precisione la affidabilità di ciascun componente rispetto all'effetto delle precedenti attività di manutenzione. Successivamente viene stabilito un programma di manutenzione individuale ottimale e un programma di gruppo giornaliero sulla base dell'analisi della affidabilità e della considerazione del costo di opportunità. Infine viene presentato un approccio ottimale al programma di manutenzione che tiene conto dell'instradamento delle navi per ottimizzare il costo di trasporto delle attività di manutenzione. Numerosi fattori influenti come la affidabilità del sistema, le condizioni meteorologiche, le risorse di manutenzione, la durata della manutenzione, il costo della perdita di produzione e le questioni legate alle navi vengono esaminati attentamente per migliorare la solidità e l'efficienza dell'approccio proposto. I risultati sperimentali relativi a quattro scenari diversi dimostrano che applicando l'approccio proposto, il numero di attività di manutenzione diminuisce, la durata della manutenzione e la distanza di viaggio delle navi vengono significativamente ridotte nell'intervallo dal 43,86% al 52,77% e dal 52,90% al 58,35%, rispettivamente. Pertanto il beneficio economico sul costo della manutenzione potrebbe essere raggiunto in un intervallo dal 15,15% al 23,25% mediante la selezione del programma di manutenzione ottimale. [30]

Il prossimo testo invece presenta la possibilità di utilizzare la metodologia Six Sigma per migliorare l'efficienza del processo di manutenzione.

Secondo l'articolo è stata condotta una ricerca in un'area produttiva di 23 macchine. È stato rilevato che il problema principale dell'azienda è il grande numero di guasti che riduce la disponibilità delle macchine causando un aumento dei costi. Le attività legate alla manutenzione sono svolte dai dipartimenti di manutenzione. Viene utilizzata la manutenzione preventiva e correttiva delle macchine, con l'implemento di un moderno TPM, in cui ogni dipendente dovrebbe eseguire la manutenzione autonoma.

Durante la fase di definizione del progetto Six Sigma vengono applicate le seguenti azioni: Definizione (definizione dello scopo, dell'ambito del progetto e i Critical to Quality); Misurazione (misurazione delle informazioni relative al processo e analisi dei dati); Analisi (analisi di problemi nei processi con metodi e strumenti della qualità); Miglioramento (migliorie al processo e piano per la loro implementazione); Controllo (monitoraggio risultati del processo).

Nella fase di definizione viene sviluppato un diagramma SIPOC (Suppliers, Inputs, Process, Outputs, Customers) per presentare l'area di produzione analizzata. Sono state raccolte informazioni su processo, operatori, turno, giorni della settimana, numero di punti di controllo nella manutenzione autonoma, intervalli della manutenzione autonoma, tempo per esecuzione, tempestività della PM, dipendente che esegue PM, problemi sulla macchina dopo AM e dopo PM. Per identificare i fattori critici dei guasti viene utilizzata la misura CTQ (Control to Quality) e quindi tempo di guasto e numero di guasti al giorno.

Nella fase di misurazione sono stati raccolti dati relativi al processo, per tutte le variabili sopra citate. Esse sono state identificate come fattori influenzanti il tempo e il numero di guasti. I guasti sono stati assegnati a processi specifici.

Nella fase di analisi sono stati identificati i fattori che impattavano i CTQ definiti.

Nella fase successiva del progetto SS, questi fattori sono stati analizzati nel dettaglio. L'analisi dettagliata di questi fattori ha permesso di riconoscere su quali macchine sono avvenuti i guasti più comuni. Come parte delle ulteriori analisi, è stato utilizzato il diagramma di Ishikawa. Questo strumento ha consentito di identificare le cause del principale problema individuato: implementazione impropria delle attività di AM e PM.

Nella fase di miglioramento sono state proposte le migliorie per le cause identificate, le persone responsabili della loro implementazione e il loro tempo di implementazione.

Il principale obiettivo dell'ultima fase del progetto SS è valutare se le azioni proposte e implementate hanno portato l'effetto desiderato. Anche se non tutte le migliorie sono state implementate, l'azienda di studio di caso ha osservato alcuni benefici. Nonostante gli aspetti positivi della metodologia Six Sigma sfruttata per incrementare l'efficienza dei processi di manutenzione, presenta anche alcune limitazioni. Si basa solo su azioni implementate nel campo della manutenzione in un'unica azienda, e i risultati sono validi fino a questo punto. [31]

Il prossimo documento, invece, si concentra sul miglioramento delle prestazioni del sistema manifatturiero tramite indici necessari per misurare la loro efficienza energetica e produttività. Gli indici vengono utilizzati per identificare le macchine che sono meno efficienti dal punto di vista energetico e che causano le maggiori perdite di produzione del sistema. Lo studio si basa sul comprendere la conseguenza dell'inattività della linea di produzione. Il modello comprende più stazioni lente, inclusi casi speciali con una singola stazione lenta, e viene scelta come riferimento quella meno veloce della linea (viene chiamata SN) e finché essa non rimane senza materiali o si blocca, non ci sarebbe alcuna perdita di produzione. Viene quindi studiato il tempo esatto in cui la macchina SN si blocca tramite il parametro Oie che rappresenta il tempo dopo il quale la stazione inizia ad essere fermata. Se il tempo di inattività supera Oie si verifica una perdita di produzione, mentre se il valore di Oie è maggiore del tempo di inattività, esso non influisce sulla produzione. Successivamente viene sviluppato un indice di severità unificato in termini di perdita di produzione. Per valutare l'efficienza energetica del sistema vengono sviluppati degli indicatori di prestazione DBN e PBN, utilizzati dai manager per prendere decisioni cruciali in caso di risorse limitate. [32]

Un altro metodo di monitoraggio della condizione per migliorare l'efficienza della manutenzione ci viene dato da uno studio fatto in Sudafrica.

In questo documento viene applicata una metodologia di monitoraggio delle condizioni basata sul rilevamento autoregressivo dei guasti a macchine elettriche nelle miniere d'oro e di platino a profondità elevate in Sudafrica. L'obiettivo di questa metodologia è il miglioramento delle strategie di manutenzione applicate a grandi macchine elettriche in ambienti minerari. Un miglior monitoraggio delle condizioni contribuisce a migliorare l'affidabilità delle attrezzature, portando a un minore consumo di energia, a costi operativi ridotti e a una maggior livello produttivo. Il modello di rilevamento autoregressivo dei guasti è stato implementato in due studi di casi applicati a due motori a induzione trifase. Lo studio del primo caso presenta una grande perturbazione nella temperatura di un cuscinetto non di estremità motrice di un compressore centrifugo multistadio che è stata rilevata con successo dal modello. Lo studio del secondo caso presenta un aumento graduale della temperatura dell'avvolgimento del motore di un motore elettrico che alimenta un compressore centrifugo multistadio, anch'essa rilevata con successo. Questi due studi di casi dimostrano che il modello di rilevamento autoregressivo dei guasti è un'ottima opzione per le miniere sudafricane a causa del suo costo di implementazione relativamente basso e della sua capacità di rilevare automaticamente i guasti anche all'interno dei limiti di allarme e di arresto esistenti. Un altro vantaggio è che il modello può essere applicato senza la necessità di conoscenze o informazioni sui limiti di allarme o di arresto delle macchine a cui sono applicati. [33]

Altri sistemi per migliorare il funzionamento del sistema valutano le anomalie come quello delle turbine eoliche descritto nel prossimo articolo, dove viene proposto un quadro basato sui dati per la valutazione delle prestazioni e della manutenzione delle turbine eoliche. Vengono adottati i dati

SCADA delle turbine eoliche e vengono presi in considerazione alcuni parametri per lo sviluppo di un modello di comportamento normale. Questo modello, basato sulle reti neurali, stima il funzionamento delle turbine e raccoglie le anomalie. A fini di valutazione delle prestazioni e della manutenzione, vengono definiti e formulati matematicamente due indici di anomalia.

La valutazione delle prestazioni e della manutenzione consiste in tre parti principali: creazione di un modello di comportamento normale basato su rete neurale; analisi dati tramite tecnica di apprendimento non supervisionato (mappa auto-organizzante); costruzione della catena di Markov per l'analisi a medio termine dell'operazione.

Il modello di Markov consiste nella categorizzazione di ogni deviazione osservata nel suo "livello di deviazione" ed etichettata con il suo corrispettivo stato. Successivamente i tassi di transizione tra questi nuovi stati etichettati vengono calcolati come matrice di probabilità di transizione.

È stato effettuato uno studio dettagliato su 9 turbine eoliche per analizzare le loro prestazioni e identificare i loro probabili limiti verso le anomalie. Dall'analisi dei risultati sono state fatte due ipotesi. La prima considera che un'anomalia minore nel comportamento e nelle prestazioni di una turbina si verifica quando cambia il suo stato da 3 a 4 in una transizione. La seconda presume che si verifichi un'anomalia maggiore ogni volta che la turbina segue un percorso distinto.

Dopo aver applicato questo quadro a 9 turbine eoliche, gli indici sono stati calcolati e confrontati. I risultati dimostrano l'efficacia del quadro sviluppato nella valutazione delle condizioni operative e delle strategie di manutenzione. Vengono quindi fatte raccomandazioni su come gli schemi di manutenzione preventiva potrebbero essere migliorati per aumentare le prestazioni e la disponibilità e riducendo i costi. [34]

Un'altra metodologia studiata per migliorare il sistema è il Q-Learning, descritta come un approccio di apprendimento automatico che si basa su un processo di trial and error per ottimizzare le decisioni in ambienti complessi.

Ecco un documento che introduce un modello di apprendimento Q-Learning, il quale raggruppa le azioni di manutenzione su diverse macchine per eseguirle contemporaneamente. Questo approccio mira a ridurre i costi e ad aumentare l'efficienza complessiva del sistema industriale.

Il Q-learning è una tecnica di apprendimento per rinforzo che funziona imparando una funzione di valore d'azione che fornisce l'utilità attesa nel compiere una determinata azione in uno stato specifico, e seguendo una politica fissa in seguito. Il modello del problema consiste in un agente, uno spazio di stati S e un numero di azioni per stato A . Eseguendo un'azione appartenente ad A , l'agente può spostarsi da uno stato all'altro. Ogni stato offre all'agente una ricompensa (un numero reale o naturale) o una punizione (una ricompensa negativa). L'obiettivo dell'agente è massimizzare la sua ricompensa totale. Ciò avviene imparando quale azione è ottimale per ogni stato. Il Q-learning funziona aggiornando in modo incrementale i valori attesi delle azioni negli stati. Per ogni possibile

stato, ogni azione viene assegnata a un valore, che è una funzione (Q) sia della ricompensa assegnata per la stessa azione, sia della ricompensa futura.

La Q-Learning è stata studiata per risolvere problemi di selezione delle regole di dispatching su una singola macchina. [35]

2.2 Articoli focalizzati sul monitoraggio dell'OEE

C'è generalmente una strategia adottata per aumentare l'efficienza e la produttività del sistema, nota come Total Productive Maintenance (TPM), che si propone anche di eliminare le perdite e i ritardi. Attraverso il TPM, viene introdotto un indice chiamato Overall Equipment Effectiveness (OEE), il quale valuta l'efficacia dell'attrezzatura e del sistema produttivo nel loro insieme. Durante la mia ricerca tra vari articoli, ho incontrato diversi studi e approfondimenti su questo argomento, i quali intendo riportare.

Il primo articolo ci presenta l'additive manufacturing e ci spiega l'OEE in diversi contesti.

L'additive manufacturing (AM) sta emergendo come un metodo di produzione digitale diretta sempre più diffuso in molteplici settori industriali, tra cui dispositivi medici, aerospaziale e automobilistico. Questa tecnologia consente di ottenere una maggiore libertà geometrica grazie al principio operativo strato per strato, il che significa che può essere utilizzata per personalizzare i prodotti o migliorarne la funzionalità.

Sebbene le prestazioni dell'AM siano ben consolidate nelle applicazioni a basso volume, i vantaggi appena menzionati diventano accessibili su scala più ampia man mano che l'AM entra nella produzione mainstream. Tuttavia emergono anche sfide operative nell'AM su larga scala, come la scarsa affidabilità e la lentezza dei processi. Nonostante ciò, esistono sforzi volti a migliorare l'applicabilità dell'AM per la produzione mainstream attraverso un aumento dei tassi di deposizione dei materiali e sfruttando hardware, software e gestione per ridurre l'incertezza del processo.

In questo contesto di produzione su larga scala, diventa fondamentale misurare adeguatamente le prestazioni manifatturiere per monitorare lo stato operativo corrente del sistema di produzione, monitorare l'effetto delle iniziative di miglioramento e valutare le decisioni di gestione della produzione. A tal fine, l'Efficienza Generale degli Impianti (OEE) è una metrica di misurazione classica ampiamente utilizzata nell'industria manifatturiera, poiché fornisce un indicatore completo dell'utilizzo efficace delle capacità. L'OEE è composto da tre metriche principali: disponibilità, prestazione e qualità, e viene spesso utilizzato nel contesto di iniziative di miglioramento continuo. Tuttavia, sebbene l'OEE sia stato applicato con successo a processi manifatturieri tradizionali, manca ancora una chiara definizione su come dovrebbe essere calcolato per le operazioni di AM. Alcuni studi precedenti hanno mostrato la sua utilità per la valutazione dei costi, ma nessuno ha stabilito un metodo chiaro per il calcolo dell'OEE specificamente per l'AM. Inoltre esiste una limitata

comprensione di come le operazioni di AM influenzino le perdite di produzione e l'OEE. Ciò è particolarmente problematico dato che l'OEE può catturare l'impatto della gestione delle operazioni di produzione sulle perdite di produzione all'interno delle attrezzature.

Per affrontare queste lacune, questo studio propone un framework per adattare l'OEE all'AM e utilizza un approccio basato su simulazioni per esplorare come diverse strategie operative influenzino l'OEE. Il framework considera le specificità del processo di produzione dell'AM e adatta le equazioni dell'OEE per tenerne conto. Inoltre viene introdotta una distinzione tra processi di valore aggiunto e non di valore aggiunto per identificare le fonti di perdite di produzione nell'AM.

Le simulazioni esplorative consentono di valutare gli impatti delle strategie operative sull'OEE e forniscono insight manageriale e contributi teorici per l'applicazione efficace dell'AM su larga scala. In conclusione questo studio cerca di colmare le lacune esistenti nella letteratura sull'applicazione dell'OEE all'AM e di fornire linee guida pratiche per migliorare le operazioni di AM attraverso la misurazione dell'OEE. [36]

Il prossimo articolo affronta la sfida cruciale della gestione dell'output nella produzione, sottolineando l'importanza di mantenere l'efficienza produttiva per evitare ritardi nelle consegne e perdite di vendite, specialmente in un ambiente competitivo e in rapido cambiamento. Per affrontare questa sfida, si propone l'adozione della Manutenzione Produttiva Totale (TPM) come strategia per migliorare la disponibilità e l'efficienza dell'attrezzatura, riducendo le perdite di produzione. La TPM non si limita solo alla manutenzione dell'attrezzatura, ma mira anche ad eliminare varie perdite di produzione, fornendo un metodo proattivo e aggressivo anziché reattivo per la manutenzione dell'attrezzatura.

Viene introdotto il concetto di Efficienza Complessiva dell'Attrezzatura (OEE) come metrica per valutare l'efficacia dell'attrezzatura e del sistema produttivo, considerando tre componenti: disponibilità, prestazione e qualità. Si discute delle "sei grandi perdite" nella produzione e di come l'OEE possa essere utilizzato per identificare e ridurre le perdite di produzione, consentendo un miglioramento della produttività. Tuttavia si riconoscono anche i limiti e le sfide dell'OEE, come il problema della riduzione del tempo di ciclo ideale, che può essere una limitazione per l'aumento della produttività.

Infine lo studio propone un nuovo approccio, il Value-Added Overall Equipment Effectiveness (VAOEE), che mira a migliorare la produttività considerando tutte le perdite nel ciclo di progettazione. Questo nuovo strumento si propone di superare le limitazioni dell'OEE tradizionale, offrendo una visione più completa delle perdite di produzione e fornendo così una nuova via per il miglioramento della produttività. [37]

Il prossimo articolo ci presenta l'indice OEE e la sua importanza in un ambiente manifatturiero. Infatti le organizzazioni stanno facendo grandi sforzi per migliorare la loro produttività e qualità al

fine di rimanere competitive. La manutenzione produttiva totale ha fornito uno strumento metrico quantitativo, noto come efficienza complessiva degli impianti (OEE), per renderle idonee e agili per questa competizione. L'OEE è uno strumento di misurazione delle prestazioni della manutenzione che misura diversi tipi di perdite di produzione e indica le aree di miglioramento del processo. Questo studio coinvolge la tabulazione e il calcolo di tutti i componenti dell'OEE e dell'indice di produttività in una macchina Modello TPM Manager di un'industria automobilistica selezionata. In questo articolo è stato sviluppato un approccio per fornire un training speciale di manutenzione autonoma per il team Pilota tramite una colonna portante Educazione e Formazione, con l'obiettivo di aumentare i livelli di competenza degli operatori e la proprietà nell'eseguire la misurazione dell'OEE. L'obiettivo di questo articolo è focalizzare la misurazione dell'OEE incorporando il training di manutenzione autonoma. È stato concluso che l'OEE è uno strumento significativo di indicatore chiave di prestazione che porta al miglioramento delle prestazioni operative complessive e all'efficienza dell'impianto. [38]

Un altro articolo, che parla di questo argomento, approfondisce il TPM: Il Total Productive Maintenance (TPM) è un processo che massimizza o migliora il ciclo di vita della macchina e la sua produttività. Il TPM è riconosciuto come una delle strategie operative significative per recuperare le perdite di produzione dovute all'inefficienza dell'attrezzatura. Il TPM è ampiamente implementato per migliorare l'efficienza dell'attrezzatura e ciò porta ulteriormente a un vantaggio competitivo in termini di costo e qualità nel mercato globale. Il TPM non è semplicemente un programma di manutenzione preventiva, piuttosto è un'iniziativa strategica di gestione per aumentare la capacità e interrompere il ciclo vizioso dei "guasti" o delle riparazioni reattive utilizzando la manutenzione autonoma e predittiva, oltre alle modifiche dell'attrezzatura per facilitare l'ottimale disponibilità della macchina, qualità e performance. Questa ricerca è stata condotta per studiare l'implementazione del TPM e dimostrare che il TPM può migliorare l'efficienza produttiva. Sulla base dei risultati, possiamo concludere che il TPM sono strumenti, tecniche e metodi che aiutano ad aumentare l'efficienza della produzione alimentare. [39]

Un'altra ricerca fatta su TPM ci presenta l'importanza di questa metodologia nella competitività tra aziende e come può essere utilizzata nell'industria alimentare.

Per essere competitivi, i produttori offrono un'eccellente affidabilità e qualità dei loro macchinari a prezzi competitivi. Per garantire macchine altamente affidabili e mantenere processi produttivi efficienti, molte organizzazioni hanno implementato la manutenzione produttiva totale (TPM) come strumento abilitante per massimizzare l'efficacia dell'attrezzatura. La manutenzione e la sua gestione sono passate dall'essere considerate un "male necessario" a essere di importanza strategica per la maggior parte delle organizzazioni competitive nel mondo. Uno degli strumenti più cruciali e ampiamente utilizzati per la misurazione delle prestazioni nell'industria manifatturiera è l'efficienza complessiva dell'attrezzatura (OEE). L'OEE rivela i costi nascosti associati all'efficienza

dell'attrezzatura ed è definito come la misura della prestazione totale dell'attrezzatura, ovvero il grado in cui l'attrezzatura sta facendo ciò che dovrebbe fare.

Nell'industria alimentare, i processi di produzione richiedono un'operazione continua delle attrezzature di linea automatica. Una sospensione nella linea di produzione, a causa di un guasto dell'attrezzatura, provoca una diminuzione della produttività e problemi di qualità sui prodotti. Questo studio mira a colmare il divario tra teoria e pratica attraverso la raccolta e l'analisi dei dati di guasto per una linea di produzione automatizzata di croissant in condizioni di lavoro reali, rappresentativa di questa sezione. Viene calcolato l'OEE della linea per fornire una guida utile agli aspetti del processo produttivo. La linea di solito opera per l'intera giornata (24 ore al giorno) in tre turni da 8 ore al giorno e si ferma nei fine settimana. Vengono condotte statistiche descrittive sui dati di guasto e riparazione per identificare i punti critici della linea che richiedono ulteriori miglioramenti attraverso una strategia di manutenzione efficace (cioè TPM). [40]

Il prossimo studio ci mostra come il TPM abbia migliorato l'efficienza di un'azienda in Perù basata sul settore alimentare.

L'articolo presenta un modello basato sulla Lean Manufacturing in grado di migliorare l'efficienza OEE di una linea di produzione.

La ricerca è basata su un'azienda industriale del settore alimentare in Perù, che vuole migliorare i suoi processi per fornire un volume maggiore del suo prodotto di punta, l'aglio. Per iniziare l'indagine, è stato necessario raccogliere tutte le informazioni riguardanti la campagna 2020. Grazie a questo è stato possibile determinare i problemi affrontati dall'azienda nell'ultimo anno.

Secondo il diagramma di Pareto, la bassa efficienza della produzione di aglio ha un impatto significativamente maggiore rispetto alle perdite di qualità in magazzino o ai ritardi nelle consegne, con una percentuale dell'83,34% in relazione al totale dei problemi.

Una volta definito il problema, si è analizzata e determinata la causa della bassa efficienza e in quale stazione specifica si è verificato il problema. È stato quindi utilizzato il diagramma VSM, che ha permesso di conoscere il risultato dello studio del tempo di ogni macchina, i tempi di produzione e gli elementi di input e output. Per iniziare la proposta di miglioramento, è stato necessario condurre un'analisi della revisione bibliografica. Il modello di miglioramento proposto si basa sul ciclo PDCA e utilizza strumenti Lean Manufacturing per risolvere i problemi identificati, iniziando con il 5S per migliorare la disciplina del lavoro e proseguendo con SMED e TPM Autonomous Maintenance.

Inoltre sono stati applicati miglioramenti specifici in componenti distinti della linea di produzione, con la SMED che interviene per ridurre i tempi di set-up nella macchina per pelare e TPM Autonomous Maintenance che interviene per ridurre le ostruzioni nella macchina per sgusciare.

In conclusione il metodo Lean Manufacturing interviene con strumenti come 5S, SMED, TPM Autonomous Maintenance e TPM Planned Maintenance con l'obiettivo principale di migliorare l'efficienza della produzione in un'azienda alimentare. L'aumento dell'efficienza OEE ha un impatto

positivo sull'azienda analizzata, garantendo maggiori vendite, maggiore soddisfazione della domanda, incremento della produzione, riduzione dei costi operativi e aumento delle entrate annuali.

[41]

La prossima ricerca è stata fatta sempre nello stesso settore ovvero quello alimentare e ci dimostra come possa essere utilizzato l'OEE.

Infatti lo studio analizza l'influenza delle proprietà strutturali e meccaniche delle masse alimentari, del contenuto di umidità delle materie prime alimentari, della temperatura e della viscosità, della pressione di lavorazione e della densità per ottenere condizioni operative ottimali per le attrezzature. Grazie al concetto di OEE, è possibile determinare i tempi di perdita relativi alle caratteristiche di funzionamento delle attrezzature.

La gestione di ciascuna impresa si trova ad affrontare questioni legate al miglioramento dell'efficacia delle attrezzature, alla loro manutenzione e riparazione. Per risolvere questi problemi durante il funzionamento delle attrezzature, è necessario applicare approcci e metodi che garantiscano un'alta produttività, producano prodotti di alta qualità e riducano i tempi morti riducendo le interruzioni non pianificate. Un elemento importante per determinare l'efficacia del funzionamento delle apparecchiature è l'organizzazione e il monitoraggio del lavoro per raccogliere informazioni sulle perdite che causano i maggiori problemi nel processo di funzionamento delle attrezzature tecnologiche. Viene utilizzata l'analisi Pareto per elaborare i dati ottenuti. Un diagramma di Pareto è un modo di rappresentare i dati che consente di identificare i fattori più importanti che hanno il maggior impatto sulle perdite, con lo scopo di concentrare gli sforzi principali per eliminare o ridurre l'influenza di questi fattori. Il controllo continuo dell'efficienza delle attrezzature permetterà di individuare non solo i tempi morti causati dai guasti, ma anche le perdite dovute a tarature delle apparecchiature, diminuzioni delle prestazioni o tempi morti per attesa dei materiali.

Per il funzionamento efficace di qualsiasi tipo di azienda, è necessario valutare oggettivamente l'effettiva efficienza nell'uso delle attrezzature disponibili. Disporre di queste informazioni consente di eliminare una serie di problemi che sorgono durante il funzionamento delle attrezzature tecnologiche, migliorarne gli indici di prestazioni tecniche ed economiche e sviluppare un sistema di misure per migliorare la loro manutenzione e riparazione.

Per valutare l'efficienza del funzionamento delle attrezzature, viene definito il concetto di Efficienza Complessiva delle Attrezzature (Overall Equipment Effectiveness, OEE), che permette di determinare tutte le perdite di tempo lavorativo che influenzano il funzionamento delle attrezzature. L'OEE, espresso in percentuale, è calcolato come: $OEE = B/A * D/C * F/E * 100$.

B/A rappresenta la disponibilità delle attrezzature (perdite di tempo a causa di inattività dell'attrezzatura); D/C rappresenta la produttività (perdita di velocità a causa di fermi brevi delle attrezzature e diminuzione della capacità produttiva); F/E rappresenta la qualità del prodotto (perdita di qualità causata dalla produzione di prodotti al di sotto degli standard di qualità).

Le perdite riducono l'efficienza complessiva della produzione. Nella pratica internazionale si considera bassa un'OEE inferiore al 65%, soddisfacente tra il 65% e il 75%, e buona superiore al 75%.

Un fattore fondamentale per determinare l'efficienza del funzionamento delle attrezzature è l'organizzazione e il monitoraggio del processo produttivo per raccogliere informazioni sulle perdite che portano a maggiori problemi durante l'uso delle attrezzature. Per il calcolo di questi dati viene utilizzata l'analisi di Pareto che identifica i fattori più impattanti sulle perdite.

In conclusione utilizzando il concetto di OEE e raccogliendo dati statistici sulle cause dei guasti delle attrezzature, è possibile classificare i fattori che riducono l'efficienza di esse. Inoltre le informazioni sui fattori che influenzano la perdita di tempo durante il funzionamento delle attrezzature permettono di costruire un sistema di manutenzione e riparazione delle attrezzature (MRO), utilizzato per pianificare la manutenzione preventiva. [42]

Il prossimo studio invece ci presenta come l'OEE possa essere utilizzato insieme all'intelligenza artificiale. Lo scopo di questo documento è presentare la possibilità di utilizzare sistemi intelligenti per supportare i processi decisionali nell'implementazione del concetto di manutenzione snella, che permette di aumentare l'efficienza operativa degli impianti aziendali. In particolare sono stati utilizzati metodi di intelligenza artificiale per cercare relazioni tra specifiche attività svolte nell'ambito dell'implementazione della manutenzione snella e i risultati ottenuti. Gli alberi decisionali e la teoria degli insiemi approssimati sono stati utilizzati per l'analisi e per il calcolo del valore medio dell'indicatore di efficacia generale delle attrezzature (OEE).

L'albero CART per una variabile dipendente (valore medio dell'indicatore OEE) è stato progettato per 24 aziende del gruppo di imprese studiate, che avevano analizzato questo indicatore e implementato il metodo TPM. Sono state assunte le variabili esplicative: dimensione dell'azienda, tipo di produzione, industria, tipo di proprietà, capitale, condizioni aziendali, tipo di macchina, implementazione 5S, attività 5S, implementazione SMED, modo di supervisione, strategia di manutenzione, azioni intraprese per prevenire interruzioni impreviste, classificazione delle macchine, classificazione delle parti di ricambio, azioni nell'implementazione di TPM e tempo medio di riparazione. Durante la creazione dell'albero sono stati assunti i seguenti criteri: costi uguali per la classificazione errata, coefficiente Gini, regola di arresto e criterio di dimensione minima nel nodo diviso $n \geq 2$, che consentirà un'analisi dettagliata della struttura dell'albero. Per l'analisi è stato scelto un albero composto da 12 nodi divisi e 13 nodi finali. Le regole decisionali generate dagli alberi decisionali hanno mostrato valori migliori per tutti gli indicatori per la classe del 30-50%. Tuttavia migliori valori per la classe del 70-85% sono stati ottenuti dagli insiemi approssimati, principalmente grazie all'algoritmo LEM2. Il numero di regole generate dall'algoritmo LEM2 è il più piccolo rispetto agli altri algoritmi. [43]

Il prossimo documento si concentra sulla manutenzione basata sulle condizioni (Condition Based Maintenance, CBM) che consiste nella decisione di riparare o sostituire un'attrezzatura in base al suo stato. Questo approccio serve a rilevare i guasti nascosti anche quando l'attrezzatura funziona correttamente e quindi a migliorare le sue prestazioni e a ridurre i tempi di fermo.

La CBM viene eseguita da un sistema automatizzato di monitoraggio delle condizioni e un sistema RFID collegato a un microcontrollore per monitorare i ritardi del personale di manutenzione e inviare informazioni al responsabile.

L'OEE è la metrica della manutenzione produttiva totale con cui viene misurata l'efficacia delle attrezzature unendo gli effetti della disponibilità, prestazioni e utilizzo. L'OEE per le applicazioni minerarie, in questo caso, utilizza il fattore di utilizzo anziché il fattore qualità. Vengono riportate le formule per l'analisi dell'efficacia delle attrezzature: Disponibilità ($A = (TSH - BD - MH) / (TSH)$), Tasso di Prestazione ($P = ((TSH - BD - MH - DP - IH - (DW + DS + JC)) / (TSH - BD - MH - DP - IH))$), Utilizzo ($U = ((TSH - BD - MH - DP - IH) / (TSH - BD - MH))$), OEE ($OEE = (A^{0.28} * P^{0.31}) * (U^{0.41})$).

L'OEE dei Dumper aumenta man mano che il tempo di guasto si riduce. Uno stato anomalo dell'attrezzatura viene rilevato non appena si verifica il guasto. Pertanto la manutenzione viene eseguita solo su richiesta e contribuisce in modo significativo a valutare l'efficacia dell'attrezzatura e la produttività del Dumper. In conclusione il sistema evidenzia anche l'importanza della manutenzione produttiva totale comprendendo fattori come il tempo di inattività, le condizioni di lavoro e la perdita di velocità dovuta al funzionamento a una velocità inferiore allo standard. [44]

Un altro articolo ci spiega invece come implementare la TPM. Nel documento viene descritto il Quadro di Valutazione Pratica degli Interventi, procedura che fornisce un sistema di manutenzione pratica per gli interventi di riparazione. I dettagli e le procedure del modello sono semplici da usare e supportano i pozzi di riparazione nell'implementazione delle principali strutture della Manutenzione Produttiva Totale (TPM).

Questa procedura si basa sull'analisi di dati di efficacia delle attrezzature (OEE) che monitora le prestazioni effettive degli interventi.

I passaggi del PEWF sono i seguenti: Determinare l'OEE effettivo (misurare l'OEE); Introdurre il TPM; Migliorare le relazioni (rafforzare rapporti tra operatori); Formazione (migliorare le competenze dei lavoratori); Spostare il focus (concentrarsi sull'efficienza dei processi); Implementare la manutenzione autonoma; Implementare la manutenzione preventiva.

Il framework del PEWF viene illustrato in modo da aiutare gli addetti alla manutenzione a implementare le strutture principali della Manutenzione Produttiva Totale. Le società petrolifere possono applicare il PEWF seguendo passaggi senza la necessità di una supervisione esterna. Questi passaggi sono flessibili e possono essere adattati dagli ingegneri e dalla gestione alle capacità individuali della società petrolifera, in modo che ciascuna azienda possa sviluppare i propri piani in modo diverso a seconda delle necessità. [45]

Il prossimo articolo introduce il TotalOEE che viene utilizzato nel Parco Eolico. L'articolo introduce il Processo del Parco Eolico e la sua Efficacia Complessiva delle Attrezzature Totale (TotalOEE) che consiste nell'installazione di convertitori di energia eolica con operazioni e manutenzioni comprese. È stato sviluppato uno schema di calcolo per quantificare le perdite di produzione del parco eolico in termini di tempi di fermo pianificati o non pianificati e perdite di velocità. Per collegare la riduzione associata delle entrate ΔR al massimo teorico delle entrate annuali del parco eolico $R_{theo}(\text{park})$ si ha l'equazione $\Delta R/R_{theo} = \text{TotalOEE} - 1 < 0$.

L'energia elettrica a disposizione non viene usata completamente a cause delle perdite. Quella effettivamente sfruttata è chiamata energia elettrica di valore (Evalu). La produttività $p < 1$ rappresenta le perdite di energia causate dai problemi tecnici riscontrati durante i processi di manutenzione. I problemi tecnici riducono il numero di ore operative: T di valore = produttività * T disponibile.

Il tempo di produzione di valore effettivamente utilizzato è descritto dal TotalOEE: efficienza * p * Planning Factor.

Il TotalOEE combina il Planning Factor (PF) e l'OEE che comprende tutte le perdite oltre le perdite inevitabili, cioè tempi di fermo non pianificati e altre perdite tecniche sostenute durante il funzionamento.

La strategia O&M per i parchi eolici deve puntare valore più alto di TotalOEE per minimizzare le perdite. [56]

2.3 Articoli sull'Intelligenza Artificiale nella manutenzione

Un altro ambito che ha recentemente catalizzato l'interesse dei ricercatori, come dimostrato da una serie di articoli pubblicati, riguarda l'impiego dell'intelligenza artificiale nel contesto della manutenzione. Questa innovativa prospettiva promette di rivoluzionare l'approccio alla manutenzione, rendendola più efficiente, predittiva e mirata, attraverso l'impiego di algoritmi avanzati in grado di analizzare grandi quantità di dati per prevedere guasti, ottimizzare le tempistiche degli interventi e massimizzare l'affidabilità degli impianti.

Il primo articolo ci spiega come venga utilizzata l'intelligenza artificiale nella Lean manufacturing. La discussione verte sull'idea di valutare quanto sia efficace l'attuazione del framework di manutenzione snella utilizzando metodologie di intelligenza artificiale (IA). Si afferma che la qualità avanzata del prodotto e l'affidabilità sono raggiunte attraverso l'uso di adeguate metodologie di gestione aziendale e operative, nonché la disponibilità delle risorse necessarie per la loro esecuzione. Si sottolinea l'importanza della gestione della manutenzione come componente vitale dell'amministrazione delle

aziende industriali, anche se spesso trascurata. Negli ultimi anni si è concentrato molto sforzo nello sviluppare e migliorare i metodi di manutenzione per estendere la vita utile della tecnologia esistente, renderla più accessibile e aumentarne l'affidabilità.

Per ottimizzare il funzionamento dei sistemi tecnici di macchine nella vita reale, è necessario eseguire alcune azioni al massimo livello di eccellenza, che includono lo sviluppo di modellazione e studi di simulazione del sistema appropriati e l'ottimizzazione delle basi pratiche complesse o sofisticate mediante criteri di ottimizzazione derivati dall'evoluzione delle macchine.

La maggior parte delle imprese, che hanno ricevuto investimenti esteri, ha avuto successo nello sviluppare strategie di manutenzione appropriate per le proprie operazioni, mentre le piccole e medie imprese sono ancora alla ricerca dell'approccio più efficace per riorganizzare le loro attività e per valutare e riportare efficacemente macchinari, attrezzature e tecniche tecnologiche.

L'obiettivo comune delle aziende manifatturiere è migliorare le performance e la produttività delle operazioni di manutenzione, in quanto guasti imprevisti possono comportare costi elevati e perdita di produttività. L'implementazione di un adeguato piano di gestione influenza l'adozione delle procedure e degli strumenti giusti per aiutare nei processi di valutazione. Questa ricerca mostrerà come i sistemi intelligenti possano essere utilizzati per migliorare i processi decisionali nella manutenzione snella, migliorando così l'infrastruttura tecnica del settore. Gli studiosi hanno impiegato l'Intelligenza Artificiale (IA) per individuare connessioni tra procedure e risultati, utilizzando il concetto di set grezzo per esaminare se l'indagine ha utilizzato la manutenzione snella. La ricerca si propone di colmare il divario nelle indagini sulle complesse questioni legate alla tecnologia dell'informazione e ai suoi ruoli nel ridurre l'incertezza, valutare e controllare le conseguenze e gestire risorse oltre le difficoltà ordinarie. Il potenziale della ricerca è quello di sviluppare un sistema di IA per la gestione delle crisi e la gestione snella delle persone per creare e mantenere città intelligenti.

Lean Manufacturing (Produzione Snella)

La produzione snella, spesso nota come lean production, è un insieme di metodi e attività utilizzati per gestire efficacemente un'azienda di produzione e servizi. I metodi e le azioni utilizzati variano a seconda delle applicazioni, ma seguono tutti lo stesso principio fondamentale: l'eliminazione di tutte le operazioni e gli sprechi non aggiuntivi di valore dall'azienda, indipendentemente dal contesto.

IA e Gestione Snella nella Produzione

L'Intelligenza Artificiale (IA) consente una maggiore connessione tra persone, dati e tecnologie, consentendo alle aziende di migliorare prodotti e operazioni in modo più efficace. Come i concetti di Lean Management hanno aiutato nella produzione, l'IA si prefigge di diventare il prossimo processo di sviluppo nell'ottimizzazione dell'efficienza. Queste tecnologie intelligenti nei contesti delle Smart Factory diventeranno una parte cruciale dei piani per le Smart City, ad esempio nello sviluppo di industrie intelligenti, sistemi di drenaggio intelligenti, sistemi di controllo del traffico intelligenti, ecc.

Il potenziamento dell'interazione tra dipendenti e tecnologia attraverso l'IA renderà obsoleta la partecipazione umana in molte procedure industriali. L'IA, o l'effettiva implementazione dell'intelligenza artificiale in particolari attività e procedure commerciali, elimina la necessità di partecipazione umana in situazioni avanzate in cui la velocità e l'efficienza dei computer superano quelle delle persone. L'IA migliorerà la qualità, i tempi di consegna e i costi coinvolti nella creazione di prodotti attraverso l'apprendimento automatico, cambiando completamente la natura della gestione della forza lavoro.

Il ruolo principale dell'IA come tecnologia è quello di operare algoritmi di ottimizzazione, proprio come la crescita continua e l'impegno per la trasformazione sono principi della metodologia Lean. Pertanto è fondamentale che gli investitori integrino i concetti Lean mentre bilanciano determinati ruoli umani convenzionali durante l'integrazione dell'IA. Attualmente l'applicazione dell'IA può ridurre i costi di trasformazione dei produttori e aumentare fino al 20%, con l'efficienza lavorativa aumentata che rappresenta fino al 70% dei costi di riduzione. Integrando l'IA con la Gestione Snella, le aziende saranno in grado di stabilire una nuova cultura aziendale, garantendo non solo operazioni migliorate, ma anche flussi di lavoro più flessibili per i dipendenti mentre abbandonano alcuni compiti e assumono nuovi ruoli. [51]

Un altro articolo su questo argomento ci spiega come venga fatta la manutenzione attraverso un algoritmo. L'articolo riporta un approccio per migliorare l'efficienza dei costi delle linee di produzione seriale, basato sull'apprendimento profondo per ottenere una politica di manutenzione preventiva. Viene utilizzato un algoritmo basato su Double Deep Q-Network. I metodi di modellazione tradizionali per sistemi di produzione basati su catene di Markov semplificate possono solo calcolare approssimativamente gli indicatori di prestazioni di sistema a lungo termine. Pertanto è necessario utilizzare un metodo di modellazione di sistemi di produzione e un metodo di valutazione delle perdite di produzione di sistema per stabilire una tecnica nuova per derivare la politica di manutenzione preventiva ottimale. In secondo luogo la complessità di un sistema di produzione porta a uno spazio di stati estremamente grande del problema di manutenzione. Per far fronte a ciò, ci si affida all'Intelligenza Artificiale e al Machine Learning che aiutano a sviluppare sistemi di supporto decisionale intelligenti per la gestione della produzione e manutenzione.

Questo documento affronta i problemi sopra citati con la formulazione del processo decisionale per la manutenzione preventiva nelle linee di produzione in serie come un problema di un apprendimento per rinforzo profondo nel quadro del Processo Decisionale di Markov, con una funzione di ricompensa ragionevole basata su una modellazione efficiente del sistema e sul metodo di valutazione delle perdite di produzione, con un algoritmo DRL per risolvere il problema formulato. La maggior parte degli algoritmi RL non richiedono modelli, il che significa che non è necessario conoscere la probabilità di transizione del sistema. In secondo luogo gli algoritmi RL solitamente addestrano la propria politica campionando transizioni nello spazio degli stati e nello spazio delle

azioni attraverso esperimenti o simulazioni. Inoltre l'apprendimento per rinforzo è particolarmente adatto ai tipi di problemi che cercano un compromesso tra guadagno a breve termine e a lungo termine. In questo caso la manutenzione preventiva aumenta il costo a breve termine, ma evita il costo a lungo termine riducendo la probabilità di guasti delle macchine. L'esperimento numerico dimostra che una buona politica di manutenzione preventiva per la linea di produzione seriale può essere ottenuta utilizzando l'approccio DRL proposto. [52]

L'obiettivo del prossimo studio è lo sviluppo di sistemi intelligenti per supportare processi decisionali legati al Lean Maintenance, che permette di incrementare l'efficienza operativa degli impianti aziendali.

La prima parte dello studio era raccogliere informazioni sui sistemi di gestione dell'infrastruttura tecnica, e quindi sui metodi e gli strumenti del Lean Maintenance come: TPM (Total Productive Maintenance), SMED (Single Minute Exchange of Die), 5S e l'indicatore OEE (Overall Equipment Effectiveness). La ricerca ha permesso di identificare i fattori che influenzavano i risultati ottenuti dall'implementazione del Lean Maintenance ma il processo ha troppe variabili per essere analizzato facilmente. Sono stati quindi costruiti degli alberi decisionali ed è stata proposta la teoria dei set approssimativi per il calcolo del grado di utilizzo del Lean Maintenance. È stato progettato un albero di classificazione per le imprese che hanno analizzato un determinato indicatore e implementato il metodo TPM. La struttura della base di conoscenza è formata da due blocchi: faccette e regole. Il blocco delle faccette serve per dichiarare gli attributi decisionali e i loro valori. Gli attributi decisionali sono variabili esplicative poste nei nodi dell'albero decisionale. Inoltre, per ogni albero decisionale, l'attributo target rappresenta il risultato dell'inferenza del sistema. Una volta completata, nell'applicazione viene presentato il valore determinato dell'attributo di risultato "valore OEE". I risultati positivi ottenuti durante lo svolgimento della ricerca portano alla conclusione che le attività in queste aree dovrebbero essere continuate. [57]

Nel prossimo articolo viene proposto un nuovo approccio alla programmazione della manutenzione per un sistema di produzione multicomponente. Considera le informazioni in tempo reale dalle stazioni di lavoro, inclusa l'affidabilità residua delle attrezzature e le scorte di WIP in ciascuna stazione di lavoro. Il programma di manutenzione ottimale viene cercato tramite un motore di ottimizzazione implementato in una piattaforma di simulazione. L'approccio proposto sfrutta tutti i tempi di completamento dell'orizzonte di pianificazione ricavando la migliore opportunità per poter eseguire la manutenzione sulle macchine in degrado. In questo modo si massimizza la produttività del sistema e si limitano le perdite di produzione causate da strategie di manutenzione tradizionali imperfette. Lo strumento di ottimizzazione della simulazione è ProModel e per poterlo usare occorre definire: una funzione obiettivo per massimizzare il volume di produzione che include prodotti finiti e WIP; dei vincoli che comprendono gli intervalli di tempo disponibile per completare l'azione di

manutenzione su ogni macchina; dei parametri di controllo tra cui il tempo di fermo delle macchine per la riparazione.

È stato concluso che lo spazio disponibile per immagazzinare i WIP (che dipende dal numero di buffer iniziali e dalla capacità dei buffer), così come la lunghezza degli MTTR (Mean Time To Repair), influenzano le dinamiche del sistema produttivo e, di conseguenza, hanno un impatto sulla pianificazione ottimale della manutenzione. Più spazio libero nei buffer, o MTTR più brevi, favoriscono un funzionamento più produttivo del sistema nella sua condizione ottimale. Il metodo proposto dall'articolo non affronta la stocastica poiché, a causa della natura casuale di molti sistemi produttivi, sono più efficienti altri metodi che facciano fronte alla causalità di tali sistemi. [46]

Il prossimo documento presenta un metodo pratico che consiste nella simulazione Monte Carlo per sviluppare programmi di operazioni e manutenzione per impianti autonomi. Per bilanciare il costo della perdita di produzione dell'impianto con il costo di assumere squadre di manutenzione, viene definita una funzione di costo che tiene conto del valore della produzione, dell'efficienza di utilizzo delle risorse e del costo diretto relativo agli impianti autonomi e alle squadre di manutenzione. È stato preso in considerazione un caso di pianificazione delle risorse della squadra di manutenzione in impianti di frantumazione autonomi. L'approccio di simulazione Monte Carlo (MC) viene applicato per modellare i guasti degli impianti su base casuale nel caso di studio, che segue la strategia di programmazione di eventi casuali e di campionamento della durata casuale, riassunto in un grafico a barre che rappresenta i periodi specifici di guasto su particolari impianti in un intervallo di tempo. La ricerca riportata dall'articolo definisce le funzioni di costo considerando il valore di produzione, le efficienze di utilizzo delle risorse e i costi diretti in relazione sia agli impianti autonomi che alle squadre di manutenzione. Tutto ciò per svolgere analisi più efficaci dei risultati della simulazione e per bilanciare meglio il costo della perdita di produzione dell'impianto rispetto al costo dell'assunzione delle squadre di manutenzione. L'applicazione della metodologia di analisi di simulazione proposta può essere estesa a un'ampia gamma di attrezzature autonome, così da integrare in modo efficace l'analisi della produttività, l'efficienza nell'uso delle risorse, la stima dei costi, l'analisi dell'affidabilità e l'analisi dei rischi. [47]

2.4 Articoli sulle politiche di manutenzione

Un altro tema di fondamentale rilevanza nell'ambito della manutenzione riguarda i guasti. Durante la mia ricerca tra vari articoli, ne ho individuati diversi che potrebbero rivelarsi utili per approfondire questo argomento.

Il primo studio riguarda le varie politiche di manutenzione attuate per evitare i guasti. In un sistema di produzione, lo stato delle macchine si deteriora nel tempo, portando infine a guasti improvvisi. Gli

esiti di questi guasti sono spesso imprevedibili e talvolta sfuggono persino al controllo. Per evitare tale situazione indesiderabile, il personale di manutenzione sostituisce le macchine danneggiate per prevenire guasti casuali. L'attività di manutenzione in risposta ai guasti casuali è chiamata manutenzione correttiva (CM), mentre la sostituzione preventiva delle macchine invecchiate è nota come manutenzione preventiva (PM). Tuttavia c'è un dilemma nella decisione di manutenzione: se le PM sono troppo frequenti, i costi potrebbero superare i benefici, ma se la macchina non viene adeguatamente mantenuta, i guasti casuali potrebbero aumentare. Pertanto la chiave della manutenzione è determinare il momento ottimale per la PM in modo da ottimizzare il profitto complessivo del sistema di produzione.

La maggior parte delle politiche di manutenzione esistenti è stata sviluppata per sistemi a singola unità. Tuttavia, queste politiche non possono essere applicate direttamente in una linea di produzione multi-macchina. La manutenzione opportunista è stata esaminata per comprendere le interazioni tra le macchine, ma il processo di invecchiamento delle macchine e le decisioni di manutenzione non sono state considerate.

Pertanto è necessario considerare lo stato di invecchiamento delle macchine e lo stato dei buffer del sistema per ottenere politiche di manutenzione ottimali. Questo documento propone di risolvere il problema di manutenzione nelle linee di produzione seriali con il reinforcement learning, affrontando sfide come la rappresentazione completa dello stato del sistema e la definizione delle ricompense. Il resto del documento presenta l'assunzione del problema, un modello basato sui dati e la formulazione del problema come un problema di reinforcement learning, concludendo con esempi numerici e direzioni future di ricerca. [48]

Questo lavoro propone un modello di Q-Learning per ottimizzare la manutenzione delle macchine in un impianto di produzione e ridurre i guasti. Ogni macchina o attrezzatura in un impianto di produzione è soggetta a guasti dovuti al deterioramento causato dall'usura cumulativa, dalla crescita delle crepe, dall'erosione, ecc. Questi guasti causano perdite di produzione e ritardi con conseguenti costi elevati. Poiché i moderni sistemi di produzione diventano sempre più complessi, schemi di manutenzione intelligenti devono sostituire i vecchi sistemi di manutenzione pianificata intensivi in lavoro per garantire che l'attrezzatura continui a funzionare. Se la decisione di manutenzione si basa sullo stato del sistema piuttosto che sulla sua età, ciò porta alla scelta di una politica di Manutenzione Basata sullo Stato (CBM) per prevenire guasti catastrofici imprevisi delle macchine e aumentare la disponibilità delle singole macchine, ma introduce anche casualità nell'operazione di produzione. Questo documento presenta un modello di Q-Learning per raggruppare dinamicamente le azioni di manutenzione su diverse macchine ed eseguirle contemporaneamente, in modo da ridurre i costi di manutenzione e aumentare l'efficienza del sistema di produzione. [49]

In questo articolo invece vengono spiegate le strategie di manutenzione basate sul rischio (RBM) che consentono di eliminare guasti imprevisi evitando costi inutili e perdite di produzione. La

valutazione del rischio viene eseguita con il supporto di una matrice del rischio. Nel documento è stata sviluppata una matrice del rischio in collaborazione con un'azienda manifatturiera polacca e viene illustrato l'uso della logica fuzzy per minimizzare le priorità.

L'azienda presa in considerazione ha cambiato la sua strategia di manutenzione con una RBM, quindi, è stato essenziale sviluppare una matrice del rischio e un approccio per effettuare la classificazione delle macchine basata sul rischio. Il modello di classificazione utilizzato è basato su quattro criteri: processo di produzione (PP), guasti (F), qualità (Q) e sicurezza dei dipendenti (S).

Il modello di classificazione suddivide tutte le macchine in tre categorie di importanza nel processo di manutenzione: H - Alto, M - Medio e L - Basso. Per allocare efficacemente le risorse disponibili per le attività di manutenzione, è stata eseguita la priorità basata sul rischio delle macchine e quindi una matrice del rischio con analisi del rischio.

La matrice del rischio è stata sviluppata sulla base dell'esperienza degli autori, dati storici dell'azienda manifatturiera oggetto di studio e con il supporto di un supervisore della manutenzione.

[50]

Capitolo 3: Metodologia

3.1 RapidMiner

RapidMiner, è uno dei tool di data mining più rinomati e ampiamente utilizzati ed è progettato per l'analisi dei dati, l'apprendimento automatico e il data mining, consentendo agli utenti di esplorare, preparare e analizzare grandi volumi di dati provenienti da diverse fonti. La sua interfaccia visiva semplifica l'analisi dei dati anche per coloro che non sono esperti di programmazione.

Scritto in Java, RapidMiner offre una vasta gamma di funzionalità, tra cui più di 500 operatori con approcci diversi per rivelare le relazioni nei dati. Supporta il data mining, il text mining, il web mining e l'analisi del sentiment (Sentiment Analysis, Opinion Mining), e consente l'importazione di dati da diverse fonti come tabelle Excel, file SPSS e database. RapidMiner supporta tutte le fasi del processo di data mining, incluso la visualizzazione dei risultati.

La sua forza risiede nell'analisi predittiva, permettendo di formulare previsioni basate sui dati raccolti. In confronto ad altri software di data mining, RapidMiner emerge come uno degli strumenti più potenti e completi disponibili sul mercato.

Inoltre RapidMiner offre una piattaforma avanzata e completa per il ciclo di vita dell'analisi, superando gli ostacoli più impegnativi che le organizzazioni affrontano nella trasformazione digitale. Questo strumento gestisce iniziative di intelligenza artificiale senza la necessità di un grande gruppo di data scientist, consentendo agli utenti di ottenere approfondimenti basati sui dati, indipendentemente dal loro livello di esperienza.

RapidMiner consente agli utenti di estrarre e preparare facilmente i dati da varie fonti, inclusi file excel, database, PDF, PowerPoint o file di testo, semplificando così la gestione dei dati provenienti da diverse fonti.

Consente ai team di creare, mantenere ed eseguire programmi, modelli e flussi di lavoro in diversi linguaggi direttamente in un ambiente multi-linguaggio. Gli utenti possono elaborare e visualizzare enormi quantità di dati in rapida evoluzione, creando applicazioni di streaming, batch e di business intelligence (BI) in tempi ridotti e gestendo i dati in tempo reale.

La funzione utilizzata nell'analisi del dataset è quella predittiva grazie alla funzione "automodel" che semplifica il processo di creazione di modelli predittivi utilizzando tecniche di machine learning. Questo strumento automatizza diverse fasi del processo:

Innanzitutto Auto Model prepara i dati in ingresso, gestendo valori mancanti e risolvendo problemi di qualità dei dati. Successivamente seleziona automaticamente le variabili più rilevanti per il modello, riducendo la complessità e migliorando le prestazioni. Dopo di che sceglie l'algoritmo di machine learning più adatto per il problema e i dati disponibili, come alberi decisionali, reti neurali o regressione lineare.

Una volta selezionato l'algoritmo, Auto Model ottimizza i parametri del modello per massimizzare le prestazioni predittive.

Infine valuta le prestazioni del modello utilizzando tecniche come la cross-validazione, garantendo che il modello sia accurato e generalizzabile. [54] [55]

3.2 Database

Il database si trova all'interno di un file excel che rappresenta i dati di un sistema di lavorazione e contiene informazioni dettagliate sulle operazioni di produzione e manutenzione, che permettono di valutare l'efficienza e l'efficacia del processo produttivo. Ogni riga rappresenta i dati di un turno specifico, fornendo informazioni dettagliate su vari aspetti delle attività svolte.

In ogni riga troviamo innanzitutto la data, che indica quando sono stati registrati i dati, seguita dal turno di lavoro e dal nome del team leader responsabile in quel turno. Successivamente nelle colonne troviamo le metriche di manutenzione che includono il MTTR (Mean Time to Repair), che misura il tempo medio impiegato per riparare un guasto. Accanto a questa metrica, troviamo il MTBF (Mean Time Between Failures), che rappresenta il tempo medio tra un guasto e il successivo. Il file riporta anche i minuti teorici disponibili per la produzione durante il turno, che sono calcolati in base alla durata del turno stesso. Questa informazione è essenziale per valutare quanto tempo è stato effettivamente utilizzato per la produzione rispetto al tempo disponibile.

Un'altra metrica importante indicata è il FTQ (First Time Quality), che misura la percentuale di prodotti che non necessitano di rilavorazione, indicando la qualità della produzione al primo tentativo.

Un valore alto di FTQ suggerisce una buona qualità dei processi produttivi. Il totale dei pezzi buoni prodotti durante il turno è indicato nella colonna "Total good items". Questo dato, insieme al tempo totale di produzione per i pezzi buoni, calcolato moltiplicando il numero di pezzi buoni per il tempo ciclo per pezzo, fornisce una misura della produttività del turno.

Successivamente troviamo anche il total good production time (GOOD PCS X CT) che indica il tempo totale di produzione per i pezzi buoni, calcolato moltiplicando il numero di pezzi buoni per il tempo ciclo per pezzo e il Total production time (TOTAL PCS X CT) che tiene conto di tutti i pezzi. Vengono riportati anche i dati dell'Availability, che rappresenta la disponibilità delle macchine, calcolata come il rapporto tra il tempo operativo effettivo e il tempo teorico disponibile, delle performance, che rappresenta la performance delle macchine, calcolata come il rapporto tra il tempo ciclo ideale e il tempo ciclo effettivo e la quality che rappresenta la qualità della produzione, calcolata come il rapporto tra i pezzi buoni e il totale dei pezzi prodotti.

L'efficacia complessiva delle attrezzature è indicata dall'OEE (Overall Equipment Effectiveness), calcolata come il prodotto di disponibilità, performance e qualità. Un alto valore di OEE indica un'elevata efficienza complessiva del processo produttivo.

Infine, viene riportato il Total Cycle Time per pcs (MIN/PZ) Real che indica il tempo ciclo totale per pezzo in minuti, ossia il tempo effettivo impiegato per produrre un singolo pezzo.

Capitolo 4: Analisi del dataset attraverso RapidMiner

Dopo aver studiato i modelli proposti dai ricercatori sulla manutenzione e sull'OEE, insieme ai vari parametri che lo compongono, abbiamo utilizzato il software RapidMiner per simulare il nostro ambiente di manutenzione. In questa simulazione, abbiamo applicato sei modelli differenti, calcolando per ciascuno di essi l'OEE, la Performance, la Qualità e la Disponibilità. I sei modelli utilizzati sono: Generalized Linear Model, Deep Learning, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosted Trees e Support Vector Machine. Grazie a questa simulazione e ai dati ottenuti, siamo in grado di identificare il miglior modello in base a diverse metriche.

Nelle performance, valutiamo diversi parametri come il root mean squared error, che misura l'errore assoluto elevando al quadrato gli errori per evitare che valori positivi e negativi si annullino a vicenda. La formula del Root Mean Squared Error (RMSE) è:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Poi c'è l'absolute error, che restituisce i valori assoluti dei residui dell'errore senza elevarli al quadrato. La formula del Mean Absolute Error (MAE) è:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Il relative error lenient descrive un tipo di errore relativo considerato con una certa tolleranza o flessibilità. La formula per calcolarlo è:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100$$

Lo squared error è utilizzato per quantificare la differenza tra un valore osservato e un valore previsto, elevando al quadrato tale differenza. La formula dello Squared Error (SE) è:

$$SE = (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Infine la correlation è una misura statistica che indica il grado di relazione tra due o più variabili; se due variabili sono correlate, quando una varia, anche l'altra tende a variare in modo prevedibile. La formula è:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}$$

4.1 Oee

La nostra analisi inizia con la previsione dell'OEE (Overall Equipment Effectiveness e per ottenere stime accurate utilizzeremo i sei modelli distinti, ciascuno mirato a catturare specifici aspetti e variabili influenti sulle prestazioni complessive degli impianti. Il primo metodo utilizzato è il Generalized Linear Model, dove il valore predetto della variabile è 0.585. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.080 ± 0.052 (micro average: 0.093 ± 0.000), l'absolute error è 0.025 ± 0.008 (micro average: 0.025 ± 0.089), il relative error lenient è $6.25\% \pm 1.51\%$ (micro average: $6.25\% \pm 22.37\%$), lo squared error è 0.009 ± 0.010 (micro average: 0.009 ± 0.094) e, infine, la correlation è 0.965 ± 0.043 (micro average: 0.958).

Il secondo modello metodo utilizzato è il Deep Learning, dove il valore predetto della variabile è 0.585. Le performance invece sono le seguenti: il root mean squared error è 0.236 ± 0.408 (micro average: 0.432 ± 0.000), l'absolute error è 0.066 ± 0.060 (micro average: 0.065 ± 0.427), il relative error lenient è $9.35\% \pm 1.20\%$ (micro average: $9.35\% \pm 18.48\%$), lo squared error è 0.189 ± 0.417 (micro average: 0.187 ± 3.184) e, infine, la correlation è 0.889 ± 0.199 (micro average: 0.619).

Invece con il terzo metodo, ovvero Decison Tree, il valore predetto della variabile è 0.579. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.125 ± 0.095 (micro average: 0.151 ± 0.000), l'absolute error è 0.052 ± 0.021 (micro average: 0.052 ± 0.141), il relative error lenient è $14.04\% \pm 2.68\%$ (micro average: $14.04\% \pm 30.71\%$), lo squared error è 0.023 ± 0.034 (micro average: 0.023 ± 0.237) e, infine, la correlation è 0.903 ± 0.078 (micro average: 0.843).

Il quarto metodo utilizzato è il Random Forest, dove il valore predetto della variabile è 0.6. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.098 ± 0.080 (micro average: 0.122 ± 0.000), l'absolute error è 0.052 ± 0.016 (micro average: 0.052 ± 0.110), il relative error lenient è $10.57\% \pm 1.22\%$ (micro average: $10.57\% \pm 20.71\%$), lo squared error è 0.015 ± 0.024 (micro average: 0.015 ± 0.172) e, infine, la correlation è 0.963 ± 0.027 (micro average: 0.933).

Il quinto metodo utilizzato è il Gradient Boosted Trees, dove il valore predetto della variabile è 0.57. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.113 ± 0.106 (micro average: 0.148 ± 0.000), l'absolute error è 0.033 ± 0.021 (micro average: 0.033 ± 0.144), il relative error lenient è $7.21\% \pm 0.92\%$ (micro average: $7.22\% \pm 24.40\%$), lo squared error è 0.022 ± 0.031 (micro average: 0.022 ± 0.206) e, infine, la correlation è 0.963 ± 0.031 (micro average: 0.880).

Il sesto metodo utilizzato è il Support Vector Machine, dove il valore predetto della variabile è 0.618. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.054 ± 0.082 , l'absolute error è 0.011 ± 0.013 (micro average: 0.011 ± 0.090), il relative error lenient è $2.60\% \pm 0.74\%$ (micro average: $2.60\% \pm 11.50\%$), lo squared error è 0.008 ± 0.018 (micro average: 0.008 ± 0.138) e, infine, la correlation è 0.982 ± 0.034 (micro average: 0.956).

In conclusione, attraverso l'analisi dei dati, siamo in grado di determinare il modello che offre le migliori prestazioni per ciascun parametro. Il termine "best performance" si riferisce al risultato globale ottimale, mentre "Fastest Scoring Time" indica il tempo minimo necessario per ottenere il punteggio più alto. D'altra parte, "Fastest Total Time" si riferisce al tempo più breve richiesto per completare interamente un'attività.

Root mean squared error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,1 | 0,1 | | 2924,0 | 209,8 | 47,7 |
| Deep Learning | 0,2 | 0,4 | | 3307,0 | 665,8 | 34,1 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,1 | | 1647,0 | 42,7 | 15,9 |
| Random Forest | 0,1 | 0,1 | | 15778,0 | 220,7 | 81,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,1 | 0,1 | | 23708,0 | 425,1 | 18,2 |
| Support Vector Machine | 0,1 | 0,1 | | 16259,0 | 3881,0 | 165,9 |

Tabella dei dati relativa al root mean squared error

Se andiamo a guardare i dati rispetto al root mean squared error vediamo che la best performance è fatta dal Support Vector Machine, il Fastest Scoring Time dal Gradient Boosted Trees e infine il Fastest Total Time dal Decision Tree.

Absolute Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 2924,0 | 209,8 | 47,7 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,1 | | 3307,0 | 665,8 | 34,1 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 1647,0 | 42,7 | 15,9 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 15778,0 | 220,7 | 81,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,0 | | 23708,0 | 425,1 | 18,2 |
| Support Vector Machine | 0,0 | 0,0 | | 16259,0 | 3881,0 | 165,9 |

Tabella dei dati relativa all'absolute error

Al considerare l'Absolute Error come parametro, emerge che la "best performance" è ottenuta dal Support Vector Machine. Il "fastest scoring time" è attribuito al Gradient Boosted Trees, mentre il Decision Tree si distingue per il "fastest total time".

Relative Error Lenient

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|-------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
|-------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|

| | | | | | | |
|--------------------------|-----|-----|--|---------|--------|-------|
| Generalized Linear Model | 0,1 | 0,0 | | 2924,0 | 209,8 | 47,7 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,0 | | 3307,0 | 665,8 | 34,1 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 1647,0 | 42,7 | 15,9 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 15778,0 | 220,7 | 81,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,1 | 0,0 | | 23708,0 | 425,1 | 18,2 |
| Support Vector Machine | 0,0 | 0,0 | | 16259,0 | 3881,0 | 165,9 |

Tabella dei dati relativa al Relative Error Lenient

Esaminando i dati relativi al Relative Error Lenient, si osserva che il modello che offre la "best performance" è il Support Vector Machine. Il "fastest scoring time", invece, risulta essere del Gradient Boosted Trees, mentre il Decision Tree eccelle nel "fastest total time".

Squared Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 2924,0 | 209,8 | 47,7 |
| Deep Learning | 0,2 | 0,4 | | 3307,0 | 665,8 | 34,1 |
| Decision Tree | 0,0 | 0,0 | | 1647,0 | 42,7 | 15,9 |
| Random Forest | 0,0 | 0,0 | | 15778,0 | 220,7 | 81,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,0 | | 23708,0 | 425,1 | 18,2 |
| Support Vector Machine | 0,0 | 0,0 | | 16259,0 | 3881,0 | 165,9 |

Tabella dei dati relativa al lo Squared Error

L'analisi dei dati relativi allo Squared Error rivela che il Support Vector Machine garantisce la "best performance". Il "fastest scoring time" è del Gradient Boosted Trees, mentre il Decision Tree risulta essere il più efficiente nel "fastest total time".

Correlation

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 1,0 | 0,0 | | 2924,0 | 209,8 | 47,7 |
| Deep Learning | 0,9 | 0,2 | | 3307,0 | 665,8 | 34,1 |
| Decision Tree | 0,9 | 0,1 | | 1647,0 | 42,7 | 15,9 |
| Random Forest | 1,0 | 0,0 | | 15778,0 | 220,7 | 81,8 |
| Gradient Boosted Trees | 1,0 | 0,0 | | 23708,0 | 425,1 | 18,2 |

| | | | | | | | |
|--------------------|--------|-----|-----|--|---------|--------|-------|
| Support Machine | Vector | 1,0 | 0,0 | | 16259,0 | 3881,0 | 165,9 |
|--------------------|--------|-----|-----|--|---------|--------|-------|

Tabella dei dati relativa alla Correlation

Rispetto alla Correlation, si nota che il modello che offre la "best performance" è il Support Vector Machine. Il "fastest scoring time" è attribuito al Gradient Boosted Trees, mentre il Decision Tree si distingue per il "fastest total time".

Dopo un'attenta analisi dei dati, possiamo dedurre che per l'OEE il modello che si distingue maggiormente è il Support Vector Machine. Per quanto riguarda il tempo più rapido nel raggiungere il punteggio massimo, il modello più indicato risulta essere il Gradient Boosted Trees. Infine, se dobbiamo considerare il tempo totale più breve necessario per completare l'intera attività, la scelta ideale sarebbe il Decision Tree.

4.2 Availability

Il prossimo parametro che andremo a prevedere attraverso i 6 modelli è l'availability.

Con il Generalized Linear Model, il valore predetto della variabile è 0.691. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.040 ± 0.013 (micro average: 0.041 ± 0.000), l'absolute error è 0.017 ± 0.002 (micro average: 0.017 ± 0.037), il relative error lenient è $3.58\% \pm 1.19\%$ (micro average: $3.58\% \pm 11.85\%$), lo squared error è 0.002 ± 0.001 (micro average: 0.002 ± 0.013) e, infine, la correlation è 0.991 ± 0.005 (micro average: 0.994).

Invece, con il Deep Learning, il valore predetto della variabile è 0.672. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.082 ± 0.061 (micro average: 0.098 ± 0.000), l'absolute error è 0.039 ± 0.010 (micro average: 0.039 ± 0.090), il relative error lenient è $6.38\% \pm 1.03\%$ (micro average: $6.38\% \pm 14.47\%$), lo squared error è 0.010 ± 0.015 (micro average: 0.010 ± 0.119) e, infine, la correlation è 0.968 ± 0.026 (micro average: 0.970).

Con il Decision Tree, il valore predetto della variabile è 0.782. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.163 ± 0.160 (micro average: 0.217 ± 0.000), l'absolute error è 0.051 ± 0.025 (micro average: 0.051 ± 0.211), il relative error lenient è $7.56\% \pm 1.20\%$ (micro average: $7.56\% \pm 17.75\%$), lo squared error è 0.047 ± 0.079 (micro average: 0.047 ± 0.652) e, infine, la correlation è 0.930 ± 0.047 (micro average: 0.827).

Invece, con il Random Forest, il valore predetto della variabile è 0.683. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.178 ± 0.185 (micro average: 0.243 ± 0.000), l'absolute error è 0.058 ± 0.027 (micro average: 0.058 ± 0.236), il relative error lenient è $7.87\% \pm 0.58\%$ (micro average: $7.87\% \pm 16.31\%$), lo squared error è 0.059 ± 0.094 (micro average: 0.059 ± 0.801) e, infine, la correlation è 0.920 ± 0.074 (micro average: 0.797).

Con il Gradient Boosted Trees, il valore predetto della variabile è 0.711. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.143 ± 0.174 (micro average: 0.211 ± 0.000), l'absolute error è 0.032 ± 0.024 (micro average: 0.032 ± 0.209), il relative error lenient è $5.14\% \pm 0.95\%$ (micro average: $5.14\% \pm 18.23\%$), lo squared error è 0.045 ± 0.078 (micro average: 0.045 ± 0.652) e, infine, la correlation è 0.953 ± 0.054 (micro average: 0.846).

Infine, con il Support Vector Machine, il valore predetto della variabile è 0.736. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.221 ± 0.191 (micro average: 0.279 ± 0.000), l'absolute error è 0.047 ± 0.024 (micro average: 0.047 ± 0.275), il relative error lenient è $5.03\% \pm 0.81\%$ (micro average: $5.03\% \pm 14.71\%$), lo squared error è 0.078 ± 0.114 (micro average: 0.078 ± 1.014) e, infine, la correlation è 0.826 ± 0.153 (micro average: 0.643).

Root mean squared error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 1018,0 | 73,4 | 0,0 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,1 | | 2233,0 | 595,6 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,2 | 0,2 | | 945,0 | 19,9 | 9,1 |
| Random Forest | 0,2 | 0,2 | | 9712,0 | 264,7 | 99,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,1 | 0,2 | | 18356,0 | 424,3 | 27,2 |
| Support Vector Machine | 0,2 | 0,2 | | 20800,0 | 4369,0 | 113,4 |

Tabella dei dati relativa al root mean squared error

Se andiamo a guardare i dati rispetto al root mean squared error vediamo che la best performance è fatta dal Generalized Linear Model insieme al Fastest Scoring Time e il Fastest Total Time dal Decision Tree.

Absolute Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 1018,0 | 73,4 | 0,0 |
| Deep Learning | 0,0 | 0,0 | | 2233,0 | 595,6 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 945,0 | 19,9 | 9,1 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 9712,0 | 264,7 | 99,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,0 | | 18356,0 | 424,3 | 27,2 |
| Support Vector Machine | 0,0 | 0,0 | | 20800,0 | 4369,0 | 113,4 |

Tabella dei dati relativa all'absolute error

Al considerare l'Absolute Error come parametro, emerge che la "best performance" è ottenuta dal Generalized Linear Model. Il "fastest scoring time" è attribuito al Generalized Linear Model, mentre il Decision Tree si distingue per il "fastest total time".

Relative Error Lenient

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 1018,0 | 73,4 | 0,0 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,0 | | 2233,0 | 595,6 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 945,0 | 19,9 | 9,1 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 9712,0 | 264,7 | 99,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,1 | 0,0 | | 18356,0 | 424,3 | 27,2 |
| Support Vector Machine | 0,1 | 0,0 | | 20800,0 | 4369,0 | 113,4 |

Tabella dei dati relativa al Relative Error Lenient

Esaminando i dati relativi al Relative Error Lenient, si osserva che il modello che offre la "best performance" e il "fastest scoring time" è il Generalized Linear Model. Il "fastest total time", invece, risulta essere del Decision Tree.

Squared Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 1018,0 | 73,4 | 0,0 |
| Deep Learning | 0,0 | 0,0 | | 2233,0 | 595,6 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,0 | 0,1 | | 945,0 | 19,9 | 9,1 |
| Random Forest | 0,1 | 0,1 | | 9712,0 | 264,7 | 99,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,1 | | 18356,0 | 424,3 | 27,2 |
| Support Vector Machine | 0,1 | 0,1 | | 20800,0 | 4369,0 | 113,4 |

Tabella dei dati relativa al lo Squared Error

L'analisi dei dati relativi allo Squared Error rivela che il Generalized Linear Model garantisce la "best performance" e il "fastest scoring time", mentre il Decision Tree risulta essere il più efficiente nel "fastest total time".

Correlation

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 1,0 | 0,0 | | 1018,0 | 73,4 | 0,0 |

| | | | | | | |
|------------------------|-----|-----|--|---------|--------|-------|
| Deep Learning | 1,0 | 0,0 | | 2233,0 | 595,6 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,9 | 0,0 | | 945,0 | 19,9 | 9,1 |
| Random Forest | 0,9 | 0,1 | | 9712,0 | 264,7 | 99,8 |
| Gradient Boosted Trees | 1,0 | 0,1 | | 18356,0 | 424,3 | 27,2 |
| Support Vector Machine | 0,8 | 0,2 | | 20800,0 | 4369,0 | 113,4 |

Tabella dei dati relativa alla Correlation

Rispetto alla Correlation, si nota che il modello che offre la "best performance" e Il "fastest scoring time" è Generalized Linear Model, mentre il Decision Tree si distingue per il "fastest total time".

Quindi si può concludere che il miglior metodo per l' Availability sia il Generalized Linear Model che eccelle sia in "best performance" che in "fastest scoring time"

4.3Quality

Il terzo parametro previsto con i 6 modelli è la quality. Con il Generalized Linear Model, il valore predetto della variabile è 0.894. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.888 ± 0.957 (micro average: 1.233 ± 0.000), l'absolute error è 0.203 ± 0.130 (micro average: 0.203 ± 1.217), il relative error lenient è $10.93\% \pm 0.73\%$ (micro average: $10.93\% \pm 17.02\%$), lo squared error è 1.521 ± 2.651 (micro average: 1.521 ± 21.939) e, infine, la correlation è 0.258 ± 0.258 (micro average: 0.000).

Utilizzando il Deep Learning, il valore predetto della variabile è 0.855. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.847 ± 0.962 (micro average: 1.207 ± 0.000), l'absolute error è 0.189 ± 0.131 (micro average: 0.189 ± 1.193), il relative error lenient è $9.80\% \pm 1.47\%$ (micro average: $9.80\% \pm 16.78\%$), lo squared error è 1.458 ± 2.674 (micro average: 1.458 ± 21.812) e, infine, la correlation è 0.310 ± 0.194 (micro average: 0.021).

Con il Decision Tree, il valore predetto della variabile è 0.908. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 1.014 ± 1.121 (micro average: 1.426 ± 0.000), l'absolute error è 0.172 ± 0.153 (micro average: 0.172 ± 1.416), il relative error lenient è $5.92\% \pm 0.82\%$ (micro average: $5.92\% \pm 12.72\%$), lo squared error è 2.033 ± 2.768 (micro average: 2.033 ± 25.202) e, infine, la correlation è 0.676 ± 0.109 (micro average: 0.567).

Invece, con il Random Forest, il valore predetto della variabile è 0.91. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 1.031 ± 1.085 (micro average: 1.416 ± 0.000), l'absolute error è 0.167 ± 0.150 (micro average: 0.167 ± 1.406), il relative error lenient è $5.17\% \pm 0.54\%$ (micro average: $5.17\% \pm 15.23\%$), lo squared error è 2.004 ± 2.671 (micro average: 2.004 ± 24.401) e, infine, la correlation è 0.657 ± 0.375 (micro average: 0.493).

Con il Gradient Boosted Trees, il valore predetto della variabile è 0.894. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 1.021 ± 1.069 (micro average: 1.399 ± 0.000), l'absolute error è 0.162 ± 0.145 (micro average: 0.162 ± 1.389), il relative error lenient è $4.88\% \pm 1.18\%$ (micro average: $4.88\% \pm 17.17\%$), lo squared error è 1.956 ± 2.603 (micro average: 1.956 ± 23.832) e, infine, la correlation è 0.759 ± 0.425 (micro average: 0.638).

Infine, con il Support Vector Machine, il valore predetto della variabile è 1.26. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 1.182 ± 1.033 (micro average: 1.501 ± 0.000), l'absolute error è 0.456 ± 0.154 (micro average: 0.456 ± 1.430), il relative error lenient è $27.21\% \pm 0.86\%$ (micro average: $27.21\% \pm 13.70\%$), lo squared error è 2.252 ± 2.920 (micro average: 2.252 ± 26.394) e, infine, la correlation è 0.368 ± 0.224 (micro average: 0.260).

Root mean squared error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,9 | 1,0 | | 857,0 | 42,6 | 2,3 |
| Deep Learning | 0,8 | 1,0 | | 2159,0 | 586,2 | 18,1 |
| Decision Tree | 1,0 | 1,1 | | 786,0 | 7,3 | 9,1 |
| Random Forest | 1,0 | 1,1 | | 11114,0 | 242,3 | 111,1 |
| Gradient Boosted Trees | 1,0 | 1,1 | | 17884,0 | 524,5 | 18,1 |
| Support Vector Machine | 1,0 | 1,1 | | 17578,0 | 213,2 | 90,7 |

Tabella dei dati relativa al root mean squared error

Se andiamo a guardare i dati rispetto al root mean squared error vediamo che la best performance è fatta dal Deep Learning, il Fastest Scoring Time dal Decision Tree e infine il Fastest Total Time dal Generalized Linear Model.

Absolute Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,2 | 0,1 | | 857,0 | 42,6 | 2,3 |
| Deep Learning | 0,2 | 0,1 | | 2159,0 | 586,2 | 18,1 |
| Decision Tree | 0,2 | 0,2 | | 786,0 | 7,3 | 9,1 |
| Random Forest | 0,2 | 0,1 | | 11114,0 | 242,3 | 111,1 |
| Gradient Boosted Trees | 0,2 | 0,1 | | 17884,0 | 524,5 | 18,1 |
| Support Vector Machine | 0,2 | 0,2 | | 17578,0 | 213,2 | 90,7 |

Tabella dei dati relativa all'absolute error

Al considerare l'Absolute Error come parametro, emerge che la "best performance" è ottenuta dal Gradient Boosted Trees. Il "fastest scoring time" è attribuito al Decision Tree, mentre il Generalized Linear Model si distingue per il "fastest total time".

Relative Error Lenient

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,1 | 0,0 | | 857,0 | 42,6 | 2,3 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,0 | | 2159,0 | 586,2 | 18,1 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 786,0 | 7,3 | 9,1 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 11114,0 | 242,3 | 111,1 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,0 | | 17884,0 | 524,5 | 18,1 |
| Support Vector Machine | 0,1 | 0,0 | | 17578,0 | 213,2 | 90,7 |

Tabella dei dati relativa al Relative Error Lenient

Esaminando i dati relativi al Relative Error Lenient, si osserva che il modello che offre la "best performance" è il Gradient Boosted Trees. Il "fastest scoring time", invece, risulta essere del Decision Tree, mentre il Generalized Linear Model eccelle nel "fastest total time".

Squared Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 1,5 | 2,7 | | 857,0 | 42,6 | 2,3 |
| Deep Learning | 1,5 | 2,7 | | 2159,0 | 586,2 | 18,1 |
| Decision Tree | 2,0 | 2,8 | | 786,0 | 7,3 | 9,1 |
| Random Forest | 2,0 | 2,7 | | 11114,0 | 242,3 | 111,1 |
| Gradient Boosted Trees | 2,0 | 2,6 | | 17884,0 | 524,5 | 18,1 |
| Support Vector Machine | 2,1 | 2,9 | | 17578,0 | 213,2 | 90,7 |

Tabella dei dati relativa al lo Squared Error

L'analisi dei dati relativi allo Squared Error rivela che il Deep Learning garantisce la "best performance". Il "fastest scoring time" si distingue per il Decision Tree, mentre il Generalized Linear Model risulta essere il più efficiente nel "fastest total time".

Correlation

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,3 | 0,3 | | 857,0 | 42,6 | 2,3 |

| | | | | | | |
|------------------------|-----|-----|--|---------|-------|-------|
| Deep Learning | 0,3 | 0,2 | | 2159,0 | 586,2 | 18,1 |
| Decision Tree | 0,7 | 0,1 | | 786,0 | 7,3 | 9,1 |
| Random Forest | 0,7 | 0,4 | | 11114,0 | 242,3 | 111,1 |
| Gradient Boosted Trees | 0,8 | 0,4 | | 17884,0 | 524,5 | 18,1 |
| Support Vector Machine | 0,5 | 0,3 | | 17578,0 | 213,2 | 90,7 |

Tabella dei dati relativa alla Correlation

Rispetto alla Correlation, si nota che il modello che offre la "best performance" è il Gradient Boosted Trees. Il "fastest scoring time" è attribuito al Decision Tree, mentre il Generalized Linear Model si distingue per il "fastest total time".

In conclusione, analizzando i risultati si può stabilire che il Gradient Boosted Trees offre le migliori prestazioni complessive, eccellendo in Absolute Error, Relative Error Lenient e Correlation, mentre Deep Learning è superiore per RMSE e Squared Error. Decision Tree è il più veloce nello scoring in tutte le metriche, ideale per applicazioni che richiedono rapidità di previsione. Generalized Linear Model è il più efficiente in termini di tempo totale.

4.4 Performance

L'ultimo parametro predetto è la performance che abbiamo simulato attraverso i 6 modelli. Con il Generalized Linear Model, il valore predetto della variabile è 0.935. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 1.212 ± 2.208 (micro average: 2.303 ± 0.000), l'absolute error è 0.189 ± 0.326 (micro average: 0.187 ± 2.295), il relative error lenient è $3.13\% \pm 1.12\%$ (micro average: $3.12\% \pm 11.41\%$), lo squared error è 5.370 ± 11.798 (micro average: 5.302 ± 89.921) e, infine, la correlation è 0.291 ± 0.197 (micro average: 0.046).

Con il Deep Learning, il valore predetto della variabile è 0.930. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.243 ± 0.218 (micro average: 0.312 ± 0.000), l'absolute error è 0.068 ± 0.028 (micro average: 0.068 ± 0.304), il relative error lenient è $5.15\% \pm 1.24\%$ (micro average: $5.15\% \pm 10.46\%$), lo squared error è 0.097 ± 0.159 (micro average: 0.097 ± 1.350) e, infine, la correlation è 0.240 ± 0.250 (micro average: 0.131).

Con il Decision Tree, il valore predetto della variabile è 0.954. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.258 ± 0.196 (micro average: 0.312 ± 0.000), l'absolute error è 0.068 ± 0.025 (micro average: 0.068 ± 0.305), il relative error lenient è $5.20\% \pm 0.62\%$ (micro average: $5.20\% \pm 12.00\%$), lo squared error è 0.097 ± 0.143 (micro average: 0.097 ± 1.256) e, infine, la correlation è 0.267 ± 0.222 (micro average: 0.169).

Con il Random Forest, il valore predetto della variabile è 0.953. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.245 ± 0.205 (micro average: 0.306 ± 0.000), l'absolute error è 0.068 ± 0.029 (micro average: 0.068 ± 0.298), il relative error lenient è $5.15\% \pm 1.11\%$ (micro

average: $5.15\% \pm 10.55\%$), lo squared error è 0.094 ± 0.148 (micro average: 0.094 ± 1.264) e, infine, la correlation è 0.251 ± 0.153 (micro average: 0.251).

Con il Gradient Boosted Trees, il valore predetto della variabile è 0.952. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.222 ± 0.203 (micro average: 0.287 ± 0.000), l'absolute error è 0.046 ± 0.025 (micro average: 0.046 ± 0.283), il relative error lenient è $3.05\% \pm 0.83\%$ (micro average: $3.05\% \pm 9.66\%$), lo squared error è 0.082 ± 0.137 (micro average: 0.082 ± 1.163) e, infine, la correlation è 0.535 ± 0.075 (micro average: 0.434).

Infine, con il Support Vector Machine, il valore predetto della variabile è 0.914. Le performance del modello sono le seguenti: il root mean squared error è 0.252 ± 0.189 (micro average: 0.303 ± 0.000), l'absolute error è 0.052 ± 0.022 (micro average: 0.052 ± 0.299), il relative error lenient è $3.27\% \pm 0.79\%$ (micro average: $3.27\% \pm 10.47\%$), lo squared error è 0.092 ± 0.134 (micro average: 0.092 ± 1.185) e, infine, la correlation è 0.251 ± 0.137 (micro average: 0.266).

Root mean squared error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 1,2 | 2,2 | | 801,0 | 39,1 | 6,8 |
| Deep Learning | 0,2 | 0,2 | | 2160,0 | 580,4 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,3 | 0,2 | | 790,0 | 12,7 | 0,0 |
| Random Forest | 0,2 | 0,2 | | 12001,0 | 257,9 | 131,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,2 | 0,2 | | 22015,0 | 480,5 | 29,5 |
| Support Vector Machine | 0,3 | 0,2 | | 20995,0 | 4584,9 | 106,8 |

Tabella dei dati relativa al root mean squared error

Se andiamo a guardare i dati rispetto al root mean squared error vediamo che la best performance è fatta dal Gradient Boosted Trees, il Fastest Scoring Time dal Generalized Linear Model e infine il Fastest Total Time dal Decision Tree.

Absolute Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,2 | 0,3 | | 801,0 | 39,1 | 6,8 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,0 | | 2160,0 | 580,4 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 790,0 | 12,7 | 0,0 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 12001,0 | 257,9 | 131,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,0 | | 22015,0 | 480,5 | 29,5 |
| Support Vector Machine | 0,1 | 0,0 | | 20995,0 | 4584,9 | 106,8 |

Tabella dei dati relativa all'absolute error

Al considerare l'Absolute Error come parametro, emerge che la "best performance" è ottenuta dal Gradient Boosted Trees. Il "fastest scoring time" è attribuito al Generalized Linear Model, mentre il Decision Tree si distingue per il "fastest total time".

Relative Error Lenient

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 0,0 | 0,0 | | 801,0 | 39,1 | 6,8 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,0 | | 2160,0 | 580,4 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,0 | | 790,0 | 12,7 | 0,0 |
| Random Forest | 0,1 | 0,0 | | 12001,0 | 257,9 | 131,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,0 | 0,0 | | 22015,0 | 480,5 | 29,5 |
| Support Vector Machine | 0,0 | 0,0 | | 20995,0 | 4584,9 | 106,8 |

Tabella dei dati relativa al Relative Error Lenient

Esaminando i dati relativi al Relative Error Lenient, si osserva che il modello che offre la "best performance" è il Gradient Boosted Trees. Il "fastest scoring time", invece, risulta essere del Generalized Linear Model, mentre il Decision Tree eccelle nel "fastest total time".

Squared Error

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|--------------------------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
| Generalized Linear Model | 5,4 | 11,8 | | 801,0 | 39,1 | 6,8 |
| Deep Learning | 0,1 | 0,2 | | 2160,0 | 580,4 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,1 | 0,1 | | 790,0 | 12,7 | 0,0 |
| Random Forest | 0,1 | 0,1 | | 12001,0 | 257,9 | 131,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,1 | 0,1 | | 22015,0 | 480,5 | 29,5 |
| Support Vector Machine | 0,1 | 0,1 | | 20995,0 | 4584,9 | 106,8 |

Tabella dei dati relativa al lo Squared Error

L'analisi dei dati relativi allo Squared Error rivela che il Gradient Boosted Trees garantisce la "best performance". Il "fastest scoring time" si distingue per il Generalized Linear Model, mentre il Decision Tree risulta essere il più efficiente nel "fastest total time".

Correlation

| Model | RMS E | Standard Deviation | Gains | Total Time | Training Time (1,000 Rows) | Scoring Time (1,000 Rows) |
|-------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|
|-------|-------|--------------------|-------|------------|----------------------------|---------------------------|

| | | | | | | |
|--------------------------|-----|-----|--|---------|--------|-------|
| Generalized Linear Model | 0,3 | 0,2 | | 801,0 | 39,1 | 6,8 |
| Deep Learning | 0,2 | 0,2 | | 2160,0 | 580,4 | 15,9 |
| Decision Tree | 0,3 | 0,2 | | 790,0 | 12,7 | 0,0 |
| Random Forest | 0,3 | 0,2 | | 12001,0 | 257,9 | 131,8 |
| Gradient Boosted Trees | 0,5 | 0,1 | | 22015,0 | 480,5 | 29,5 |
| Support Vector Machine | 0,3 | 0,1 | | 20995,0 | 4584,9 | 106,8 |

Tabella dei dati relativa alla Correlation

Rispetto alla Correlation, si nota che il modello che offre la "best performance" è il Gradient Boosted Trees. Il "fastest scoring time" è attribuito al Generalized Linear Model, mentre il Decision Tree si distingue per il "fastest total time".

In conclusione, analizzando i risultati, si può stabilire che il Gradient Boosted Trees offre le migliori prestazioni complessive, eccellendo in Root Mean Squared Error, Absolute Error, Relative Error Lenient, Squared Error e Correlation. Il Generalized Linear Model è il più veloce nello scoring in tutte le metriche, rendendolo ideale per applicazioni che richiedono rapidità di previsione. Infine, il Decision Tree si distingue per essere il più efficiente in termini di tempo totale.

Conclusioni

In questa tesi è stata analizzata l'evoluzione del concetto di manutenzione, evidenziando l'importanza delle diverse tipologie di manutenzione come quella correttiva, preventiva, predittiva e proattiva, cercando di comprendere quale metodo di manutenzione risulti più efficace in diversi contesti industriali migliorando l'efficienza e la produttività degli impianti.

Sono stati trattati e approfonditi alcuni concetti fondamentali relativi alla manutenzione di impianti produttivi: la teoria dell'affidabilità, il modello di manutenzione TPM (Total Productive Maintenance) e l'OEE (Overall Equipment Effectiveness), una delle misure di performance più utilizzate in ambito TPM. Inoltre è stato introdotto il concetto di Industria 4.0, spiegando come le tecnologie moderne, come l'Internet of Things (IoT) e il machine learning, stiano rivoluzionando il modo in cui la manutenzione viene eseguita nelle aziende.

Una parte fondamentale del lavoro è stata l'analisi della letteratura e l'applicazione di tecniche predittive tramite il software RapidMiner. È stato utilizzato un database di dati di manutenzione per prevedere le performance future degli impianti, applicando modelli predittivi per interpretare i risultati. L'analisi ha permesso di confrontare vari approcci e identificare quelli più promettenti per migliorare l'efficienza della manutenzione.

I risultati delle simulazioni hanno indicato quali sono i modelli efficaci per i diversi parametri dell'OEE. Il modello Support Vector Machine ha mostrato le migliori prestazioni globali per l'OEE complessivo, fornendo previsioni accurate con un basso livello di errore. Per quanto riguarda l'Availability, il modello Generalized Linear Model si è distinto sia per le "best performance" che per il "fastest scoring time". Nella previsione della Quality, il modello Gradient Boosted Trees ha ottenuto le migliori performance. Il modello Gradient Boosted Trees ha dimostrato di essere il più efficace nel prevedere le performance degli impianti, fornendo previsioni molto vicine ai valori osservati e con un basso margine di errore.

Sebbene ciascun modello presenti vantaggi e limitazioni, l'utilizzo di tecniche predittive avanzate ha dimostrato un notevole potenziale per migliorare la gestione della manutenzione. L'adozione di questi strumenti può ridurre significativamente i tempi di inattività non pianificati, ottimizzare le risorse e prolungare la vita utile degli impianti, contribuendo così a una maggiore efficienza operativa complessiva.

Infine questo lavoro offre un contributo significativo alla comprensione e all'implementazione delle migliori pratiche di manutenzione nelle industrie moderne, fornendo un quadro dettagliato delle diverse strategie di manutenzione e di come esse possano aiutare a prendere decisioni efficaci, basate sui dati per migliorare la produttività e l'affidabilità dei sistemi di produzione.

Bibliografia

- [1]<https://www.diacs.it/evoluzione-della-manutenzione/>
- [2]<https://mynext.it/it/manutenzioni-dallartigiano-allingegneria-della-manutenzione/>
- [3]<https://www.openstarts.units.it/server/api/core/bitstreams/4e966288-492b-441b-ac07-2132a0ecb20c/content>
- [4]<https://tecno4industry.it/tipologie-manutenzione/>
- [5]<https://meccanicatecnica.altervista.org/la-manutenzione/>
- [6]<https://it.linkedin.com/pulse/correttiva-preventiva-predittiva-quali-tipo-di-alex-cabella>
- [7]<https://www.mainsim.com/academy/tipi-di-manutenzione/>
- [8] <https://www.diadromi.it/come-ottimizzare-la-manutenzione/>
- [9]http://www-3.unipv.it/gdg/Approfondimenti/affidabilita_GdQ.pdf
- [10]<https://www.agroutile.info/Documenti/Teoria%20dell'Affidabilit%C3%A0.pdf>
- [11]<https://www.moxoff.com/it/magazine/industria-4-0-e-manutenzione-predittiva-come-funziona-e-quali-vantaggi>
- [12]<https://modofluido.hydac.it/manutenzione-e-sostenibilita>
- [13]<https://biblus.acca.it/mttf-mean-time-to-failure-a-cosa-serve-e-come-calcolarlo/>
- [14]<https://biblus.acca.it/mtr-mean-time-to-repair-cosa-e-come-si-calcola/>
- [15]<https://www.mainsim.com/academy/mtbf/>
- [16]<https://www.mainsim.com/academy/mttf/>
- [17]http://www.studiocz.eu/files/5_3---TEC_INSTALLAZIONI---GUASTI-e-MANUTENZIONE---Rev07---Aprile-2016---OK---Rip.pdf
- [18]<http://www.aspaq.it/trasparenza/wp-content/uploads/2016/10/MANUALE-PROCEDURA-IDENTIFICAZIONE-E-GESTIONE-MANUTENZIONI-ORDINARIE-E-STRAORDINARIE.pdf>
- [19]<https://www.mainsim.com/academy/tpm/>
- [20]<https://biblus.acca.it/total-productive-maintenance-tpm/>
- [21]<https://www.mainsim.com/academy/fmea/>
- [22]<https://www.gt-engineering.it/approfondimenti/sicurezza-macchine/fmea-fmeca-fmeda-gt-engineering/>

[23] <https://www.marconiprato.edu.it/wp-content/uploads/2020/03/tma-prof-rotondaro-costi-e-affidabilita.pdf>

[24] <https://it.expensereduction.com/wp-content/uploads/2020/07/Gestione-della-Manutenzione-ITA.pdf>

[25] <https://www.opta.it/operations-management/lean-production/definizione-calcolo-oee>

[26] <https://www.mainsim.com/academy/oee/>

[27] <https://onepetro.org/SPEADIP/proceedings-abstract/22ADIP/1-22ADIP/D011S013R004/513447>

[28] Hybrid feedback and reinforcement learning-based control of machine cycle time for a multi-stage production system. Chen Li, Qing Chang

[29] Risk-Based Maintenance Assessment in the Manufacturing Industry: Minimisation of Suboptimal Prioritisation

[30] Optimal maintenance planning with special emphasis on deterioration process and vessel routing for offshore wind systems

[31] Application of Lean Six Sigma for sustainable maintenance: case study
Katarzyna Antosz , Małgorzata Jasiulewicz-Kaczmarek , Robert Waszkowski , Jose Machado

[32] Modeling, analysis, and improvement of integrated productivity and energy consumption in a serial manufacturing system
Amlendu Bajpai , Kiran Jude Fernandes , Manoj Kumar Tiwari

[33] An autoregressive fault model for condition monitoring of electrical machines in deep-level mines
Groenewald, Hendrik J. Kleingeld, Marius Cloete, Gerrit J.

[34] A performance and maintenance evaluation framework for wind turbines

[35] Dynamic Maintenance Strategy With Q-Learning for Workstations in a Flow Line Manufacturing System

[36] Reducing production losses in additive manufacturing using overall equipment effectiveness
Shreeja Basak , Martin Baumers , Matthias Holweg , Richard Hague , Chris Tuck

[37] Uncovering hidden capacity in overall equipment effectiveness management
Yick-Hin Hung, Leon Y.O. Li, T.C.E. Cheng

[38] Plant effectiveness improvement of overall equipment effectiveness using autonomous maintenance training: - A case study

[39] Productivity improvement in food manufacturing company: Process innovation using total productive maintenance

- [40] Improving efficiency of a production line by using overall equipment effectiveness: A case study
- [41] TPM, SMED and 5S model to increase efficiency in an automated production line for a company in the food sector
- [42] Improving Overall Equipment Effectiveness by Enabling Autonomous Maintenance Pillar for Integrated Work Systems
- [43] The use of artificial intelligence methods to assess the effectiveness of lean maintenance concept implementation in manufacturing enterprises.
- [44] Condition based maintenance management system for improvement in key performance indicators of mining haul trucks-a case study
- [45] Practical Evaluation Workover Framework (PEWF) for evaluation and process improvement of workover rigs in the oilfields
- [46] Maintenance scheduling incorporating dynamics of production system and real-time information from workstations
- [47] Productivity improvement in operating autonomous plants subject to random breakdowns in construction
- [48] Machine Preventive Replacement Policy for Serial Production Lines Based on Reinforcement Learning
- [49] Dynamic maintenance strategy with Q-Learning for workstations in a flow line manufacturing system
- [50] Risk-Based Maintenance Assessment in the Manufacturing Industry: Minimisation of Suboptimal Prioritisation
- [51] Integrated artificial intelligence effect on crisis management and lean production: structural equativo modelling frame work
- [52] Deep reinforcement learning based preventive maintenance policy for serial production lines
- [53] <https://www.ionos.it/digitalguide/online-marketing/analisi-web/data-mining-i-migliori-tool-a-confronto/>
- [54] https://automazione-plus.it/altair-rapidminer-la-piattaforma-integrata-per-lanalisi-dei-55-dati-e-intelligenza-artificiale-di-altair_145935/
<https://docs.rapidminer.com/latest/studio/guided/auto-model/>
- [56] 2Efficiency and effectiveness of wind farms-keys to cost optimized operation and maintenance
- [57] The Use of Intelligent Systems to Support the Decision-Making Process in Lean Maintenance Management