



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Gestionale

**Affidabilità e manutenzione degli
impianti di produzione: un caso di studio
nel settore automotive**

**Reliability and maintenance of production plants:
a case of study in the automotive sector**

Relatore:
Prof.ssa Sara Antomarioni

Tesi di Laurea di:
Leonardo De Franceschi

Correlatore:
Dott.ssa Laura Lucantoni

A.A. 2023/2024

Indice

Introduzione	1
Capitolo 1: Storia della Manutenzione e Definizione	2
1.1 Tipi di Manutenzione	3
1.2 Teoria dell’Affidabilità	11
1.3 Classificazione dei guasti	12
1.4 Analisi dei modi di guasto	14
1.5 Indicatori di affidabilità	15
1.6 Sistemi affidabilistici	17
Capitolo 2: Analisi degli articoli	21
2.1 Articoli incentrati sul monitoraggio delle perdite ed efficienza produttiva	21
2.2 Articoli focalizzati sul monitoraggio dei guasti	27
2.3 Articoli fondati sullo studio e sul controllo dell’indice OEE	29
2.4 Articoli riguardanti l’IA	36
Capitolo 3: Metodologia	41
3.1 Strumento	41
3.2 DataSet	42
Capitolo 4: Risultati dei modelli analizzati	43
4.1 Valori di Performance registrati	43
4.1.1 Valori di Performance registrati con il Generalised Linear Model	43
4.1.2 Valori di Performance registrati con il Deep Learning	43
4.1.3 Valori di Performance registrati con il Decision Tree	44
4.1.4 Valori di Performance registrati con il Random Forest	44
4.1.5 Valori di Performance registrati con il Gradient Boosted Trees	45
4.1.6 Valori di Performance registrati con il Support Vector Machine	45
4.2 Prestazioni dei modelli analizzati	46
4.2.1 Overview modelli analizzati per OEE	46
4.2.2 Overview modelli analizzati per Availability	48
4.2.3 Overview modelli analizzati per Performance	50
4.2.4 Overview modelli analizzati per Quality	52
Conclusioni	54
Bibliografia	55

A Nonno Ettore che più di chiunque altro avrebbe voluto essere presente.

Introduzione

Al giorno d'oggi, è fondamentale che l'azienda ricopra un ruolo competitivo sul mercato; occorre, quindi, massimizzare la produttività e l'efficienza dei macchinari e degli interi impianti produttivi. La manutenzione gioca un ruolo essenziale per il raggiungimento di questi obiettivi poiché' permette di ridurre i costi, incrementare la produttività, aumentare la qualità dei prodotti, ridurre i tempi di produzione, migliorare la sicurezza e usare con miglior efficienza e convenienza le risorse.

Considerando la grande importanza della manutenzione, il presente lavoro di tesi è incentrato sull'approfondire tutti i suoi aspetti e quindi la sua storia, le tipologie esistenti, gli indici di calcolo e i sistemi a cui sono applicati. L'obiettivo principale è, una volta compresi quest'ultimi, trovare il modello più efficiente in termini di performance e velocità di elaborazione per il monitoraggio di dati aziendali impiantistici. Ciò è stato possibile grazie allo studio di articoli riguardanti modelli di dati applicati a diverse aziende in anni differenti e grazie all'utilizzo del software RapidMiner che semplifica e automatizza la loro stesura.

Il documento, infatti, è stato organizzato con il Capitolo 1 contenente il concetto di manutenzione e da dove deriva la sua importanza. In seguito, nei sottocapitoli, è stata riportata la sua storia partendo dalla sua prima applicazione e continuando con la sua evoluzione nel corso degli anni con l'avanzamento dell'efficienza tecnologica. Il testo poi continua con le tipologie esistenti di manutenzione, la teoria dell'affidabilità su cui si basano tutti gli interventi manutentivi, i tipi di guasto con i rispettivi indici e i sistemi a cui sono applicati.

Il Capitolo 2, invece, è concentrato sull'analisi di articoli online e no, riguardanti la costruzione di modelli per il monitoraggio di dati aziendali manutentivi. Sono stati, infatti, esaminati una grande quantità di documenti ma sono stati selezionati solo quelli ritenuti più importanti e riportati in base al tema trattato: monitoraggio delle perdite ed efficienza produttiva, monitoraggio dei guasti, studio e controllo dell'indice OEE e IA.

Il Capitolo 3 contiene la descrizione della metodologia con cui è stato scelto il modello migliore da costruire attorno a una tabella di dati forniti da un'azienda. È stato, infatti, sfruttato il software RapidMiner in grado di generare automaticamente diversi modelli applicabili ai dati inseriti in input e di confrontarli sulla base di Performance e rapidità di elaborazione.

Il Capitolo 4 è focalizzato sulla stesura dei risultati ottenuti derivanti dai modelli, registrati dal programma dopo la previsione degli indici di OEE, Availability, Performance e Quality. Nel primo sottocapitolo sono riportati i valori di Performance basati su diversi livelli di errore, divisi per tipo di modello per ogni indice predetto. Nel secondo sottocapitolo sono state costruite le tabelle con l'Overview dei modelli per ciascun errore considerato e sono stati selezionati i modelli più performanti e più rapidi per ciascun indice.

Il lavoro termina con le Conclusioni che riassumono lo studio svolto e riportano i risultati ottenuti con la scelta del miglior modello.

Capitolo 1: Storia della Manutenzione e Definizione

Il concetto di manutenzione e la figura del manutentore nascono durante la Prima Rivoluzione Industriale, dove l'obiettivo principale era quello di permettere al sistema di macchine di lavorare nelle migliori condizioni e al massimo delle proprie capacità.

Ciò che ha rivoluzionato l'idea di manutenzione è stato lo sviluppo della Lean Production, in cui viene considerato il mantenimento della qualità del prodotto anche durante l'utilizzo, aggiungendo così un servizio al bene finale. Negli ultimi anni, infatti, essa è passata da un'attività prevalentemente volta alla riparazione, a un sistema concentrato sulla prevenzione dei danni e su sviluppo, potenziamento e perfezionamento. [1] [4]

La definizione di manutenzione ha assunto diversi significati ed è stata applicata a differenti teorie durante gli anni. La più antica, risalente al 1963, è quella dell'OCSE, che definisce la manutenzione come *“quella funzione aziendale alla quale sono demandati il controllo costante degli impianti e l'insieme dei lavori di riparazione e revisione necessari ad assicurare il funzionamento regolare e il buono stato di conservazione degli impianti produttivi, dei servizi e delle attrezzature di stabilimento”*.

Questa definizione è stata poi riformulata dall'UNI come *“combinazione di tutte le azioni tecniche ed amministrative, incluse le azioni di supervisione, volte a mantenere o a riportare un'entità in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta”*.

La manutenzione è quindi la funzione aziendale che ha il compito di intervenire sugli impianti di produzione per garantire efficienza, ottimo stato di conservazione e regolarità, minimizzando gli intervalli di fermo per il ripristino di queste caratteristiche o casi di mal funzionamento. È allora fondamentale che sia effettuata correttamente per mantenere costante la competitività di un'azienda, per assicurare prodotti di alta qualità ma soprattutto per mantenere macchinari e ambiente di lavoro affidabili, garantendo sicurezza a chi ci lavora.

Riassumendo, gli obiettivi di un servizio di manutenzione aziendale sono: la riduzione dei rischi sul lavoro, la minimizzazione dei costi di riparazione delle risorse produttive, evitare o minimizzare i fermi di produzione e continuità nel lavoro, per evitare il deperimento delle macchine. Occorre, come accennato precedentemente, che la manutenzione sia svolta in maniera efficiente; per cui bisogna disporre di tutte le informazioni legate agli impianti e alle macchine previsti dalle normative, registrare e archiviare tutti gli interventi (stirati in un programma) svolti nel tempo e affidare il lavoro a personale competente. [1] [2] [3] [4] [5]

Con il passare degli anni, inoltre, è diventato sempre più rilevante l'aspetto dell'**ambiente** e della **sostenibilità** in ambito manutentivo. La norma UNI 13306, oltre a definire il termine “manutenzione”, riporta i suoi gli obiettivi che comprendono *“disponibilità, riduzione dei costi, qualità del prodotto e salvaguardia dell'ambiente”*. La salvaguardia dell'ambiente in ambito industriale consiste nell'adottare le giuste precauzioni contro tutti i tipi di rischi legati all'efficienza, sicurezza e protezione ambientale. Le tecniche di manutenzione ideali da adottare sono quella predittiva e su condizione, utili per reagire immediatamente in caso di possibili catastrofi ambientali. Queste attività da sole non bastano, ma occorrono

nuove attrezzature e modelli organizzativi che considerino contemporaneamente manutenzione, sicurezza e ambiente.

Gli obiettivi prefissati per una manutenzione sostenibile sono l'aumento dell'efficienza dei macchinari e della loro vita utile, in modo da evitare sprechi, strutture dismesse ed emissioni di gas e promuovendo il riciclo e il riutilizzo dei materiali. Questi temi sono stati discussi in due eventi avvenuti nel 2023: EuroMaintenance (congresso europeo sulla manutenzione) e il mese della manutenzione che avevano come punto cardine la sostenibilità.

Due esempi di manutenzione sostenibile attualmente in azione sono il Bell e Howell e l'Elekta. Il Bell e Howell risolve da remoto oltre il 70% delle richieste di assistenza e ha determinato l'aumento, da parte dei tecnici, del tasso di fissazione al primo colpo (parametro che indica la riparazione tramite assistenza in una sola visita). Tutto ciò ha generato una forte riduzione della frequenza e della durata delle manutenzioni.

Questa soluzione aiuta a far capire alle aziende che adottare un approccio più ecologico rivela vantaggi non solo a livello ambientale, ma anche a livello economico. Diventerà, inoltre, una scelta obbligatoria con conseguenti sanzioni per chi non lo rispetta; ma potrà anche essere sfruttata per ottenere benefici a livello competitivo, a scapito di chi ritarda il suo utilizzo.[28] [29] [30]

1.1 Tipi di Manutenzione

I tipi di manutenzione si dividono in base al contenuto dei lavori e al loro scopo. Vengono quindi definiti due tipi di manutenzione: manutenzione ordinaria, divisa in correttiva e preventiva, e manutenzione straordinaria.

La **manutenzione ordinaria** comprende tutte le funzioni atte a mantenere l'efficienza e integrità dell'asset su cui si è verificato un guasto, ripristinandone il funzionamento senza modificare il valore, le sue caratteristiche originarie, la sua struttura e destinazione d'uso.

La norma UNI 11063 ha definito gli obiettivi degli interventi di manutenzione ordinaria, che sono volti a: mantenere l'integrità originaria dell'impianto, ripristinare l'efficienza del sistema, garantire la vita utile del bene e far fronte ad eventi accidentali. Questi interventi possono essere applicati a seguito di un guasto, essere programmati nel quadro di azioni di manutenzione preventiva o per voler ottimizzare e migliorare l'efficienza di un'entità.

Ciò che la distingue dalla manutenzione straordinaria è il mantenimento del valore patrimoniale della macchina, che anche a seguito di interventi o modifiche volte a riparare il guasto, non viene né aumentato né diminuito. [2] [3] [7]

La **manutenzione straordinaria** comprende tutti gli interventi manutentivi con lo scopo di migliorare le prestazioni e/o l'affidabilità, aumentare il ciclo di vita e il valore di un macchinario o impianto. Si ricorre a questo tipo di lavoro perché' con il passare del tempo l'asset può diventare obsoleto e non rispettare le esigenze di prestazione che hanno i nuovi modelli. Questo porta ad avere anche un vantaggio in termini economici, perché' permette al gestore di spalmare i costi di acquisto su un intervallo di tempo maggiore

(evitando l'acquisto di un nuovo impianto), a cui si aggiungono i costi di mantenimento che causano un aumento del valore patrimoniale.

La manutenzione straordinaria si concentra a prevenire futuri guasti o anomalie, aumentare la longevità di un impianto/macchina e a ripartire i costi di acquisto, contenendo i tempi di manutenzione.

Tutti i criteri con cui si effettuano gli interventi di manutenzione per il raggiungimento degli obiettivi strategici sono racchiusi nelle Politiche di Manutenzione (TPM), ovvero politiche aziendali riguardanti la prevenzione e il controllo di guasti. Le principali tecniche manutentive sono: **autonoma, correttiva, preventiva e migliorativa**. Si distinguono principalmente per il momento in cui vengono applicate rispetto al guasto, e per le tecnologie utilizzate. [2] [3] [7]

La **manutenzione autonoma** consiste nel continuo monitoraggio, da parte degli operatori, della loro attrezzatura. Eseguono aggiustamenti e lavorazioni minori sulle loro macchine, al posto di assegnarle a tecnici di manutenzione. Ogni operatore deve quindi conoscere a pieno ogni operazione da eseguire (pulizia, ispezione, revisione), essere formato sulle corrette competenze tecniche e deve saper definire un programma di manutenzione autonoma. Gli obiettivi che il personale deve raggiungere sono la prevenzione del danneggiamento della propria attrezzatura e il mantenimento del suo stato "come nuovo".

Con questa tecnica gli operatori incrementano le loro abilità nell'individuare le anomalie più semplici, gestirle ed elaborare una soluzione. Questo permette poi una maggiore efficienza quando è richiesto il loro intervento in situazioni più complicate. Può essere considerato come un vero e proprio addestramento.

L'implementazione della manutenzione autonoma è composta da sette fasi:

1. Incrementare le competenze e le skill degli operatori: devono saper individuare guasti, correggerli, impostare le condizioni ottimali di funzionamento del macchinario e saperle mantenere. Alla base ci deve essere formazione e conoscenza di tutti i dettagli della macchina.
2. Portare la macchina e l'area circostante alla condizione "pari al nuovo" e quindi, ispezionarla, pulirla e mantenerla pulita.
3. Mantenere lo stato dell'entità eliminando elementi di contaminazione, compresi quelli che mettono a rischio la sicurezza degli utilizzatori.
4. Lubrificazione ed ispezione
5. Ispezione e monitoraggio
6. Rendere visibili le attività e l'area circostante
7. Miglioramento continuo

I benefici principali di questo tipo di manutenzione sono il minor costo del lavoro e l'aumento della disponibilità del personale ormai qualificato. Inoltre, ciò spinge i lavoratori verso una mentalità collaborativa e solidale, che migliora le prestazioni in ambito lavorativo e sociale. [2] [14]

La **manutenzione correttiva** è la più elementare di tutte. Viene svolta quando viene rilevato un guasto, un'avaria o la rottura di un componente che porti al fermo della macchina. L'intervento viene così effettuato quando il danno è già effettivo, ed ha lo scopo di ripristinare le caratteristiche e funzionalità dell'entità.

Questo tipo di manutenzione può essere definito come il più costoso a causa dell'imprevedibilità del guasto e della possibile impreparazione dell'azienda; i tempi, infatti, possono essere molto lunghi e si può sfociare in grandi perdite di produzione. Per evitare ciò, ci si deve organizzare con una grande mole di pezzi di ricambio e con personale esperto e competente.

Per questo tipo di manutenzioni viene utilizzato il sistema di ticketing, ovvero l'utilizzo di un ticket per un determinato problema affidato ad un responsabile, che si occuperà della soluzione. Una volta presa nota della soluzione si chiude il ticket.

È efficace soprattutto su sistemi facili da riparare a basso costo, cioè quando è più conveniente aspettare che nasca un malfunzionamento prima di intervenire. È quindi applicabile ad asset non fondamentali (facilmente sostituibili), a ciclo breve (non destinati a durare nel tempo), usa e getta e a bassa capitalizzazione.

I suoi principali vantaggi rispetto agli altri tipi, se applicata opportunamente, sono quindi: contenimento dei costi e rafforzamento della produzione.

Gli svantaggi, invece, possono essere molteplici. Si potrebbero verificare dei fermi macchina improvvisi a cui l'azienda non è preparata. Un guasto ad un componente, inoltre, può compromettere il funzionamento dell'intero macchinario e potrebbe essere difficile da rilevare. I tempi di attesa in caso di anomalie è probabile superino quelli previsti generando perdite di produzione.

Un particolare da non sottovalutare è la necessità di molti componenti in modo da non rimanere impreparati ad interventi urgenti e non previsti; questo però provoca un sovradimensionamento del magazzino che deve essere considerato durante la gestione delle scorte e dei costi di mantenimento. [2] [7] [8] [9] [10] [19]

La **manutenzione preventiva** consiste in una serie di interventi effettuati periodicamente, che hanno lo scopo di rallentare il processo di degradazione della macchina o impianto durante il suo normale ciclo di vita, e di ridurre la possibilità di insorgenza di anomalie o malfunzionamenti improvvisi. Si tratta di controlli prescritti dalle norme di sicurezza, con l'aggiunta di interventi periodici quali: la pulizia delle attrezzature, la lubrificazione di ingranaggi per prevenire l'usura, il riavvitamento di bulloni, la revisione di parti della macchina e l'applicazione di prodotti anticorrosivi.

La differenza tra questo tipo di manutenzione e quella correttiva sta nel momento in cui viene effettuata l'operazione, e sul proprio fine: quella preventiva anticipa il danno apportando migliorie all'ente, mentre l'ultima agisce quando il fatto è già accaduto, ripristinando le caratteristiche originarie.

Il vantaggio principale di questo genere di lavoro è la prevenzione, che evita che il gestore rimanga impreparato a guasti inaspettati, dovendo far fronte a fermi macchina indesiderati, che andrebbero a compromettere il ciclo di produzione. Questo permette inoltre di avere a magazzino ricambi più snelli, poiché gli ordini vengono evasi secondo il piano di manutenzione e quindi solo quando sono necessari.

Un altro punto a favore è la sicurezza dovuta alla minor frequenza di fermi macchina non pianificati che comprometterebbero i tempi di produzione. Inoltre, i cicli di vita delle macchine sono più lunghi e si ha una migliore pianificazione dei costi. Riguardo a quest'ultimi, sono molto elevati a causa del largo anticipo con cui si svolgono le operazioni, della sostituzione di componenti relativamente nuovi e della necessità di più personale.

Per poter sfruttare al meglio i vantaggi di questa strategia, essa viene combinata con altre politiche di manutenzione che, al contrario, risolvono il guasto solo dopo che esso è insorto.

[1] [2] [6] [7] [8] [10] [11] [19]

I COSTI DELLA MANUTENZIONE



Nel grafico è riportato l'andamento dei costi di manutenzione preventiva (retta blu), di manutenzione correttiva (curva rossa) e la risultante dei costi totali (curva gialla)

Ai lati della curva blu si nota come accadono due situazioni estreme in cui si verificano un'insufficiente manutenzione preventiva e un'eccesso. È fondamentale allora evitare di ricadere in una delle due se si vuole adottare la giusta strategia di manutenzione senza svantaggi economici. Per arrivare a minimizzare i costi totali è quindi chiaro che bisogna trovare l'equilibrio opportuno tra le due strategie, individuando il giusto compromesso, che nell'immagine è rappresentato dalla zona delimitata dalle linee tratteggiate. [9]

La manutenzione preventiva viene suddivisa in base a diverse tecniche con cui può essere applicata:



La **manutenzione statistica** è una tecnica che si basa sul calcolo e raccolta di dati statistici sulla vita media di un componente, con i quali si svolge un piano programmato di manutenzione. Essendo dati ricavati da statistiche, non sempre rispecchiano la realtà; si può quindi far fronte a sostituzioni di componenti ancora funzionanti, generando una perdita economica. [7]

La **manutenzione ciclica**, invece, si concentra su cicli di utilizzo programmati. Viene eseguita seguendo un piano temporale prestabilito in base ai cicli di utilizzo della macchina (chilometri, giri, battute). Si associa a ognuno di essi una serie di operazioni che vengono effettuate quando si verifica quel ciclo, senza considerare lo stato dei componenti. Un esempio può essere la pulizia di un ingranaggio, effettuata solo quando esso raggiunge un determinato numero di giri. Un'operazione che fa da eccezione è la sostituzione di un componente, che può essere svolta anche fuori dai cicli definiti, facendo però attenzione a non cambiare un elemento appena sostituito. [7] [8]

La **manutenzione su condizione** è una combinazione tra manutenzione correttiva e preventiva, per trarre vantaggi da ognuna di esse minimizzando i difetti. Questa operazione si basa sul monitoraggio della macchina, attraverso la diagnosi di alcuni parametri che vengono misurati e registrati in un software.

Una volta che i parametri registrati raggiungono i valori prestabiliti per la manutenzione, si procede all'operazione, in quanto l'entità ha un'elevata probabilità di guastarsi. È chiaro che questa probabilità non è massima, quindi può capitare di sostituire componenti ancora funzionanti.

L'obiettivo che si pone questa tecnica è di prevedere e programmare la manutenzione di una macchina o componente in anticipo, senza interrompere momentaneamente il ciclo di produzione e andando a ridurre al minimo i fermi macchina, se non addirittura ad eliminarli. Essa inoltre limita gli interventi solo alle entità che ne hanno bisogno, grazie a sistemi tecnologici che sono in grado di individuare in anticipo le anomalie e la loro gravità, generando una stima del loro tempo residuo di funzionamento. In questo modo il personale riconosce qual è il momento migliore per effettuare l'intervento senza rischiare guasti o anomalie inaspettate. [2] [6] [7] [8] [19]

La **manutenzione predittiva** è la tecnica più moderna conosciuta fino ad oggi.

Essa si basa sull'utilizzo di avanzate tecnologie, AI (Artificial Intelligence) e algoritmi in grado di calcolare con estrema precisione la probabilità che un componente si guasti e quindi il tempo residuo di funzionamento dello stesso. Questo genera un enorme vantaggio poiché' permette di programmare ogni

intervento necessario limitando al minimo i fermi macchina e quindi le interruzioni del ciclo di produzione, che porterebbero a gravi danni economici.

Il costo che deriva dalle tecnologie sfruttate per questa operazione è estremamente alto, ma viene compensato dalla possibilità di sfruttare al massimo ogni pezzo della macchina, permettendo poi di organizzare una sua futura sostituzione senza interrompere il flusso produttivo.

L'Intelligenza Artificiale ricopre quindi un ruolo fondamentale perché è la tecnologia che elabora i dati riguardanti efficienza produttiva, consumi energetici, caratteristiche dei componenti, tipi di guasti, soluzioni e costi nel modo più preciso possibile. Sfrutta il "machine learning", ovvero la raccolta di informazioni e apprendimento tramite esse; infatti, più i sensori acquisiscono informazioni e più gli algoritmi di machine learning imparano sugli impianti. È quindi una continua evoluzione e miglioramento. Inoltre, questo sistema digitale permette agli operatori di accedere a tutti i dati in qualsiasi momento tramite smartphone o tablet, risparmiando tempo e potendo, nel caso, agire rapidamente.

Questo tipo di manutenzione sta diventando sempre più efficiente anche grazie alla diffusione delle soluzioni AR. Questa tecnologia permette di mappare, tramite un visore a realtà aumentata, la struttura degli impianti, che col passare degli anni diventano via via più complessi. Tutto ciò comporta ancor più tempo risparmiato e meno costi per carta e documenti, poiché gli operatori raccolgono dati e documentano i guasti in un unico sistema. L'accesso diretto a tutte le informazioni rilevanti sull'unità riduce, inoltre, anche il tasso di errore.

[1] [2] [7] [8] [10] [11] [12] [19]

Un'altra tecnica manutentiva di tipo preventivo è la **manutenzione prescrittiva**. Questo tipo di manutenzione è molto simile a quella predittiva; infatti, prevede anch'essa l'utilizzo di dispositivi tecnologici dotati di AI capaci di raccogliere dati e informazioni sui macchinari industriali, con l'obiettivo di anticipare ed evitare il verificarsi di guasti.

L'analisi di questa tecnica però è superiore a quella predittiva, poiché non si limita a prevedere le anomalie ma elabora possibili soluzioni e suggerisce le operazioni da svolgere per ottimizzare il lavoro.

Nella manutenzione prescrittiva le tecnologie sfruttate confrontano tutti gli approcci possibili al problema da risolvere, proponendo quello migliore in base ai risultati ottenuti. [12]

Negli anni '50 è stata introdotta un nuovo tipo di manutenzione che rappresenta l'evoluzione della manutenzione preventiva: la **metodologia TPM** (Total Productive Maintenance). Il suo obiettivo è quello di ridurre al minimo se non eliminare i fermi macchina e tutto ciò che compromette le funzionalità di un impianto. Per raggiungere il suo scopo, questa metodologia di tipo predittivo prevede il coinvolgimento di tutto il personale (operatori, manutentori, analizzatori e management), che punta a un uso più efficiente dei macchinari promuovendo interventi manutentivi in team autonomi.

L'indicatore fondamentale per il calcolo dei risultati legati al TPM è l'OEE (Overall Equipment Effectiveness), che comprende disponibilità, efficienza e qualità. La misurazione dell'OEE avviene insieme alla raccolta dei dati sulle macchine e sui rispettivi guasti, a monte dell'applicazione della TPM divisa in

cinque passaggi. Il primo passo è l'introduzione di interventi migliorativi seguito dall'attuazione di sistemi di gestione autonomi, di manutenzione programmata e di progettazione e sviluppo di attrezzature. Per poter garantire un alto livello di preparazione degli operatori è previsto il continuo addestramento su TPM, calcolo di OEE e team work.

La Total Productive Maintenance è costruita su otto pilastri, che rappresentano valori e operazioni utili per svolgerla correttamente. Alla base c'è il metodo delle 5 S, che comprende le azioni svolte dagli addetti alle macchine e sono:

Sort: classificare le attrezzature di lavoro in modo da rimpiazzare quelle non utilizzabili.

Straighten: ordinare la postazione di lavoro in modo che gli attrezzi utilizzati più frequentemente siano facilmente raggiungibili.

Shine: pulire la propria postazione di lavoro.

Standardize: programmare le precedenti tre S.

Sustain: impegnarsi a svolgere le cinque S nel lungo periodo.

Il secondo pilastro è la manutenzione autonoma che, come spiegato precedentemente, consiste in semplici lavori manutentivi svolti direttamente dall'addetto alla macchina. Al terzo punto c'è il miglioramento continuo, ovvero piccoli miglioramenti ai processi che permettono di raggiungere col tempo ottimi risultati. Un altro aspetto fondamentale della TPM è la manutenzione programmata per prevenire fermi macchina, seguita dal miglioramento della qualità, ovvero l'identificazione di tutto ciò che comporta una variazione della qualità del prodotto rispetto agli standard stabiliti.

Il sesto pilastro è il training del personale, il quale deve acquisire tutte le conoscenze nell'ambito in cui lavora per poter raggiungere gli obiettivi prefissati. Collegato a questo aspetto c'è l'efficienza dell'amministrazione; il lavoro svolto dal management è infatti fondamentale per gestire il personale e responsabilizzarlo.

L'ultimo pilastro riguarda l'ambiente e la sicurezza sul lavoro. [22] [27]

MACHINE LEDGER

Una delle tecnologie usate per la manutenzione predittiva e prescrittiva è il Machine Ledger. È uno strumento che aiuta l'azienda a far fronte a guasti improvvisi, a programmare le attività di manutenzione e registrare tutti gli obiettivi raggiunti. Si presenta come un complesso foglio Excel dove sono elencate e rappresentate le macchine con tutti i loro rispettivi componenti, ognuno associato ad un tipo di manutenzione.

Machine Ledger 4.0: è una versione più moderna del Machine Ledger che permette la comunicazione tra il fornitore della macchina e l'azienda che la usa. Il fornitore fornisce direttamente il file Excel pronto all'uso all'azienda. Questo strumento è indicato per tutti i tipi di manutenzione poiché consente di gestire anche le attività delle persone che si occupano degli interventi manutentivi, che siano esterni o interni. [1]

L'ultimo tipo di manutenzione trattata è quella **migliorativa**. Questa tecnica di manutenzione ha l'obiettivo di eliminare i fermi macchina e i rischi dovuti alle anomalie degli impianti. Comprende tutti gli interventi che portano un miglioramento delle prestazioni e del funzionamento del sistema industriale.

L'azione manutentiva, in questo caso, non è subordinata a malfunzionamenti o guasti, ma al perfezionamento delle caratteristiche volute dall'utilizzatore.

I vantaggi di questa tecnica sono molteplici e riguardano la riduzione di fermi macchina, la correzione di eventuali errori fatti sull'impianto o da esso stesso, ed il miglioramento delle prestazioni con annesso aumento del suo valore. Tutto ciò comporta un aumento in termini di costi e di tempi, che sono elementi da considerare in una corretta scelta del tipo di manutenzione da applicare.

Un esempio di manutenzione migliorativa è l'aggiornamento di impianti industriali tramite la sostituzione di parti più obsolete con componenti più moderni, che migliorino la loro attività e incrementi il livello di sicurezza. [2] [13]

Come scegliere la giusta politica di manutenzione

I principali criteri da considerare per una corretta scelta della politica di manutenzione sono diversi.

Il primo è **criticità del componente**: in caso di criticità ai fini della sicurezza, ambiente o produttività si ricorre a manutenzioni preventive su condizione. In caso di non criticità si può optare per una manutenzione correttiva. Il secondo riguarda i **vincoli di legge**. Generalmente, infatti, vengono imposte ispezioni periodiche programmate senza le quali scadono le garanzie. Un altro aspetto fondamentale sono i **costi degli interventi preventivi**: le manutenzioni preventive, come già citato, portano a spese molto elevate, dovute all'anticipazione delle operazioni da svolgere. Occorre quindi valutare i vantaggi legati al magazzino con i costi derivanti da questa politica.

Se si è spinti a scegliere di applicare una manutenzione correttiva è opportuno valutare le **problematiche organizzative**: nonostante sia l'intervento più semplice ed economico, richiede velocità e organizzazione degli operatori che devono accorrere all'emergenza. Si devono infatti evitare ritardi nelle riparazioni, che provocherebbero lunghi fermi macchina.

La **frequenza dei guasti** durante il ciclo di produzione è un altro aspetto fondamentale nella scelta della giusta politica di manutenzione; poiché, in base ad essa e alla gravità con cui si verifica, si sceglie una tecnica piuttosto che un'altra. [7]



Il grafico seguente rappresenta approssimativamente questa scelta vincolata

Si ha che per bassa frequenza e gravità di guasti è più efficiente una manutenzione correttiva, mentre all'aumentare dei due parametri le più convenienti, prese in ordine, sono: la preventiva di tipo ciclico, di tipo predittivo e la migliorativa.

Un altro indice da prendere in considerazione, legato ai guasti, è l'affidabilità. Su di essa si basa la teoria dell'affidabilità, fondamentale nella scelta del giusto tipo di manutenzione. [7] [19]

Manutenzione e Affidabilità

Come già visto, per manutenzione si intende l'insieme di tutte quelle operazioni intente a ripristinare o mantenere le caratteristiche di un componente o macchinario in grado di funzionare correttamente.

Per affidabilità invece, si intende la probabilità che un'entità svolga la sua funzione per un periodo di tempo senza che sia necessario un intervento per guasto.

La manutenzione è quindi lo strumento che serve per preservare l'affidabilità del bene, la quale mira alle cause alla base del guasto. Nonostante siano due concetti differenti, mirano entrambi agli stessi obiettivi e quindi mantenere il macchinario funzionante, garantire sicurezza sul lavoro e sfruttare le attrezzature per tutta la loro vita utile. Tutto ciò al minimo costo possibile. [15]

1.2 Teoria dell'Affidabilità

L'affidabilità misura il grado di "fiducia" che si può avere nel corretto funzionamento di un sistema. Questa misurazione è un valore numerico compreso in una scala da 0 a 1; per questo viene definita come probabilità.

Il calcolo dell'affidabilità si basa sul fornire metodi per valutare se un'entità possa funzionare in un determinato lasso di tempo definito dall'utilizzatore, come si può prevenire un probabile guasto e nel caso si verifichi, quali sono gli interventi da applicare per risolverlo e ripristinare l'efficienza del macchinario.

Come già detto quindi, questo valore può essere calcolato solo tramite metodi probabilistici e dipende dalla funzione del sistema e dalle condizioni in cui esso si trova.

Gli obiettivi principali dell'affidabilità sono tre: massima sicurezza e massima qualità ai minimi costi.

Per quanto riguarda la **sicurezza**, l'analisi di affidabilità è fondamentale in ambienti dove è frequente l'uso di sostanze nocive o pericolose per l'utilizzatore., poiché' permette di valutare la probabilità di un guasto che causerebbe danni ingenti al personale o alla struttura.

Anche dove non è previsto l'uso di queste sostanze è comunque importante una corretta analisi per garantire l'incolumità dei lavoratori che svolgono attività pericolose o lavorano con macchine particolarmente complesse.

Il secondo obiettivo è la **qualità**. Durante la scelta di un prodotto si valuta il rapporto qualità/costo che viene definito in base alla durata del suo ciclo di vita, alla sua affidabilità e alla manutenibilità, ovvero l'esigenza che ha ad essere sottoposta a manutenzione. È chiaro quindi che un prodotto con alta affidabilità e quindi con bassa frequenza di guasto sia di una qualità superiore e più facilmente selezionabile dall'utilizzatore.

Riguardo ai **costi** di un impianto, invece, essi coinvolgono costi di investimento, di manutenzione e operativi. Questi vengono valutati in base all'affidabilità richiesta al sistema, poiché' il compratore può richiedere un prodotto con alta affidabilità e quindi con un alto investimento iniziale, ma nel futuro con bassi costi di manutenzione data la bassa frequenza di guasto. Oppure, al contrario, potrebbe richiedere un prodotto con affidabilità inferiore e quindi con costi di acquisto/produzione inferiori ma con alti costi di manutenzione.

[5] [7] [15] [16]

La variabile principale di cui si occupa la teoria dell'affidabilità è il **guasto**, che comprende una serie di metodi basati su tecniche per determinare, su basi probabilistiche, cosa può o non può funzionare, e nel caso, anche gli interventi da effettuare.

Per esprimere l'affidabilità in termini quantitativi si ricorre al **tasso di guasto (λ)**, ovvero la probabilità che un'entità funzionante fino ad un tempo prefissato, si guasti nel periodo immediatamente successivo. Si calcola come il rapporto tra il numero di guasti in un intervallo di tempo e il numero di entità ancora funzionanti all'inizio del periodo considerato. Può assumere valori compresi tra zero (non ci sono guasti nell'intervallo considerato) e infinito (tutti i componenti si guastano nello stesso istante di tempo) e lo si può ricavare sia tramite statistiche sia da dati forniti dal costruttore. Nel caso più elementare, in cui il suo valore è costante, l'affidabilità vale: $e^{-\lambda t}$. [7] [16] [28]

1.3 Classificazione dei guasti

Il guasto è definito come *“la cessazione dell'attitudine di un'entità ad eseguire la funzione richiesta”*.

Viene classificato in base a tre criteri: criterio per entità, per impatto e per vita del dispositivo. Secondo il **criterio per entità** un elemento risulta guasto quando non esegue correttamente il lavoro per cui è stato progettato. I guasti per questo criterio si dividono in guasti parziali, totali e intermittenti.

I **guasti parziali** prevedono un cambiamento delle prestazioni dell'entità senza impedirne totalmente il funzionamento; i **guasti totali** determinano una variazione delle prestazioni compromettendo il completo

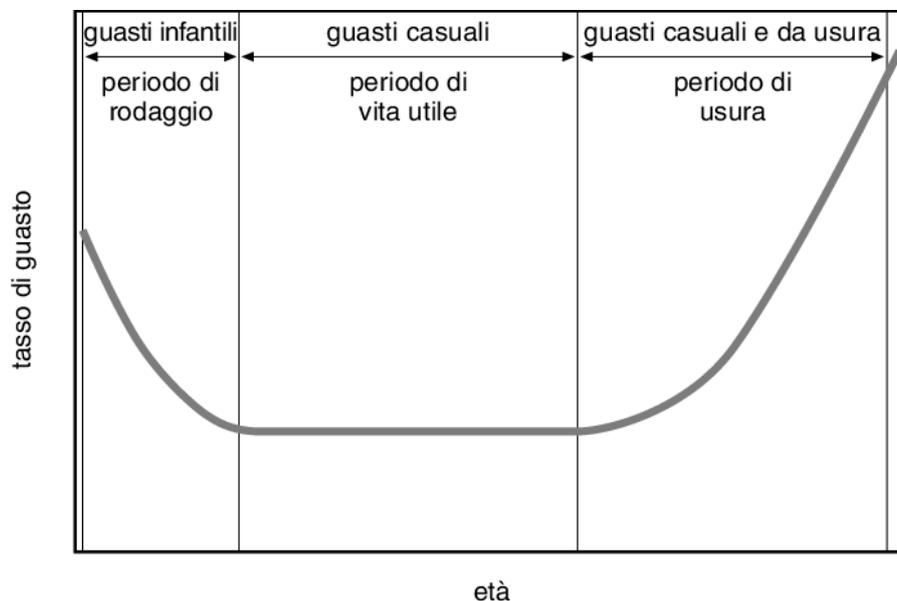
funzionamento; i **guasti intermittenti**, invece, riguardano un'alternanza di periodi di fermo del dispositivo e periodi di normale funzionamento, senza interventi esterni.

Secondo il **criterio per impatto** il guasto è associato solo all'elemento considerato. Se esso è all'interno di un sistema, il suo guasto può non compromettere il funzionamento del sistema stesso, ma intacca comunque la sua affidabilità. Vengono definiti tre tipi di guasti: di primaria e secondaria importanza e critici.

I **guasti di primaria importanza** intaccano l'efficienza dell'intero sistema a cui appartengono (es: guasto al motore); i **guasti critici**, oltre a compromettere la funzionalità del sistema, rappresentano un rischio per la sicurezza del personale (anomalia all'impianto frenante); i **guasti di secondaria importanza** non intaccano l'efficienza dell'intero sistema ma funzionalità secondarie (rottura del tachimetro).

Il **criterio per vita del dispositivo** riguarda i guasti presi in considerazione durante la vita di una famiglia di componenti nelle stesse condizioni operative e ambientali. Li classifica in guasti infantili, casuali e per usura.

I **guasti infantili** si verificano nei primi periodi di vita e la probabilità che si presentino decresce nel tempo, poiché' la natura di questi guasti è legata a difetti intrinseci (errori di costruzione o di montaggio) non rilevati durante i collaudi. I **guasti casuali**, invece, avvengono durante l'intera vita del componente ed in qualsiasi momento, poiché' non dipendono dal tempo, ma da fattori incontrollabili. I **guasti per usura** si verificano negli ultimi periodi di vita del componente e sono causati da effetti di deterioramento o degradazione. La probabilità che si presentino aumenta all'aumentare del tempo di vita, ma può essere ridotta con un corretto intervento di manutenzione. [6] [7] [28]



Il grafico rappresenta la divisione in periodi della vita di un componente

Nel grafico è indicato l'andamento del **tasso di guasto** nel tempo, e vengono delimitate tre zone. La **zona di rodaggio** che rappresenta il primo periodo di vita dei componenti, in cui cominciano a svolgere la loro funzione e in cui emergono i difetti di fabbrica che portano a guasti infantili. Qui il tasso di guasto da un valore iniziale elevato tende a decrescere. La **zona di vita utile** definisce il periodo in cui le macchine

funzionano a regime ed il tasso di guasto è costante poiché i guasti che si verificano sono pochi e di tipo casuale. Per ultima c'è la **zona di usura** che indica il periodo finale di vita dei componenti caratterizzato da fenomeni di invecchiamento e deterioramento. Qui il tasso di guasto tende ad aumentare bruscamente fino alla completa disfunzione della macchina. [6] [7] [16] [28]

1.4 Analisi dei modi di guasto

L'analisi dei modi di guasto e degli effetti, definita anche come **FMEA**, è l'analisi qualitativa di un impianto utile ad individuare i possibili modi in cui esso si potrebbe guastare, le cause che portano al guasto e gli effetti che avrebbe sulle sue funzionalità. Grazie a questa procedura è possibile valutare la gravità delle anomalie che potrebbero emergere e quindi riuscire a prevenirle per ridurre al minimo i rischi. Prima di poter svolgere l'analisi occorre suddividere il sistema nei suoi componenti elementari e rappresentarli in uno schema a blocchi. Si parte dagli elementi di livello più basso che, in caso di guasto, possono diventare causa di guasto ai livelli più alti; fino ad arrivare ad avere un completo esame dell'intero impianto.

Gli svantaggi di questa esaminazione riguardano la necessità di avere un'ottima formazione all'utilizzo della macchina e la soggettività dei risultati ottenuti, a volte in contrasto con la realtà.

Esistono due tipi di FMEA: di progetto e di processo. L'FMEA di progetto (DFMEA) viene svolta a monte del processo e serve per la progettazione e prototipazione di nuovi prodotti da immettere sul mercato. L'FMEA di processo (PFMEA), invece, viene utilizzata per esaminare le procedure già in atto di svolgimento. Questa analisi inoltre prevede l'uso di dati storici per migliorare la sua efficacia.

La **FMECA** (Failure Modes, Effects and Criticality Analysis) è un'estensione della FMEA che aggiunge valenze quantitative. Consiste nel classificare i modi di guasto in base alla loro gravità e quindi riuscire ad adottare le giuste strategie manutentive. Questa analisi consiste nel considerare la misura di gravità del guasto e la sua frequenza di accadimento, ricavando il parametro criticità.

Simile alla FMEA, la **FMEDA** (Failure Modes, Effects and Diagnostic Analysis) serve per calcolare i guasti casuali di una macchina. Si ricava quindi un gruppo di dati sui guasti chiamati tassi di guasto: sicuro rilevabile (λ_{SD}), sicuro non rilevabile (λ_{SU}), pericoloso rilevabile (λ_{DD}), pericoloso non rilevabile (λ_{DU}) e senza effetto (λ_{NE}). Questa analisi viene svolta su ogni componente del sistema e comprende l'esaminazione degli effetti dei guasti casuali su ognuno di essi.

Per svolgere un'accurata analisi FMEA/FMECA occorre un foglio excel o un software manutenzione e seguire sette step. Il primo step è analisi del prodotto e quindi, come già anticipato precedentemente, nella sua scomposizione in componenti, rappresentata in un diagramma. Il secondo passaggio consiste nell'individuare tutte le possibili modalità di guasto e in aggiunta, facoltativamente, le cause. In seguito, si esaminano gli effetti che possono essere: impatto ambientale, fermo macchina, sicurezza compromessa, consumi eccessivi...etc. Essi poi devono essere associati al punto del sistema in cui si possono verificare o all'intero sistema stesso. Una volta identificate le varie possibilità di guasti con cause ed effetti, occorre valutare la loro gravità tramite il calcolo del Risk Priority Number (RPN) da inserire in una matrice. Esso

permette di elencare in ordine di gravità i rischi; infatti, più il suo valore è alto, più il rischio sarà maggiore. Bisognerà quindi dare precedenza alle azioni che limitano i suoi effetti.

L'RPN comprende tre parametri: occorrenza, rilevabilità e gravità. L'occorrenza indica la probabilità che un elemento si guasti e viene associato ad ogni modalità di guasto individuata. La rilevabilità è la capacità dell'analizzatore di rilevare gli effetti generati dall'avaria. Chiaramente maggiore è il suo valore e maggiore sarà la probabilità che non venga captato; quindi, per riuscire a decrementarlo, occorre munirsi di sensori di controllo e interventi di manutenzione preventiva. La gravità del guasto permette quantificare la gravità dell'anomalia secondo parametri scelti dall'azienda, che possono essere: sicurezza, perdite economiche e produttive.

Il calcolo del Risk Priority Number consiste nel prodotto di questi tre indici: $RPN = \text{Occorrenza} \times \text{Rilevabilità} \times \text{Gravità}$. [21] [25] [26]

1.5 Indicatori di affidabilità

L'affidabilità industriale si basa su parametri chiamati KPI che permettono di gestire gli interventi manutentivi nel tempo. Questi indici permettono all'azienda di prendere decisioni riguardanti l'affidabilità dell'impianto, i costi e la produzione. Essi aiutano quindi ad operare entro intervalli di tempo accettabili. L'**MTBF (Mean Time Between Failure)** è il tempo medio di funzionamento tra due guasti successivi. Viene misurato in ore e permette di prevedere il funzionamento di un sistema. Dato che è collegato al calcolo dell'affidabilità è un indice fondamentale per l'efficiente funzionamento di un impianto.

L'**MTTR (Mean Time To Repair)** è il tempo medio tecnico di intervento di manutenzione. È definito come il rapporto tra il tempo di manutenzione totale e il numero di interventi. Più il suo valore è basso e migliori sono le prestazioni del sistema; perciò, il reparto di manutenzione cerca di ridurlo il più possibile. Gestendo al meglio questo parametro, infatti, si possono ridurre i tempi di riparazione e gestire meglio le scorte.

Un altro fattore fondamentale, correlato ai precedenti, è l'**MTTF (Mean Time To Failure)** ovvero il tempo medio fra l'istante in cui il componente è funzionante e l'istante del guasto. In genere viene utilizzato per la strumentazione e si calcola come somma di MTBF e MTTR.

Dai primi tre indici si può ricavare la formula dell'affidabilità: $MTBF / (MTBF + MTTR)$ o $MTBF / MTTF$.

L'**MTBM (Mean Time Between Maintenance)**, invece, è il tempo medio di funzionamento tra due interventi successivi di manutenzione. L'obiettivo è chiaramente massimizzare il suo valore in modo da ridurre il numero lavorazioni.

Infine, c'è l'**MDT (Mean Down Time)** o tempo medio totale di fuori servizio. Misura il tempo in cui un sistema è fermo, indipendentemente dalle cause. Viene calcolato come somma tra MTTR e tempi di preparazione e attesa. Più il suo valore è basso e più la macchina rimane operativa. [7] [16] [20] [23] [28]

Nel caso in cui i sistemi/componenti siano riparabili, viene definita la funzione disponibilità (A).

La disponibilità è una funzione che considera sia l'affidabilità del sistema sia le politiche manutentive e viene descritta come il rapporto tra il tempo in cui il componente può funzionare e il tempo totale per cui è richiesto il servizio. Quando prevale il costo legato essenzialmente al guasto (danni, sostituzione di pezzi) incide maggiormente l'**affidabilità**. Quando, invece, prevale il costo dovuto a una conseguenza del guasto (mancata produzione, mancato servizio) incide maggiormente la **disponibilità**.

La disponibilità può essere classificata in base agli indicatori sopra indicati. La **disponibilità intrinseca**, definita dalla formula $MTBF / (MTBF + MTTR)$, è la probabilità che l'impianto sia in funzione o in grado di funzionare considerando solo le anomalie dello stesso. La **disponibilità raggiunta**, invece, viene calcolata come $MTBM / (MTBM + MTTR)$ e considera anche i fattori correlati alla manutenzione preventiva. La **disponibilità operativa**, infine, considera in aggiunta l'efficienza del supporto logistico e quindi dipende dalla disponibilità delle risorse e dei pezzi ricambio. Si calcola come $MTBM / (MTBM + MDT)$. [7] [24] [28]

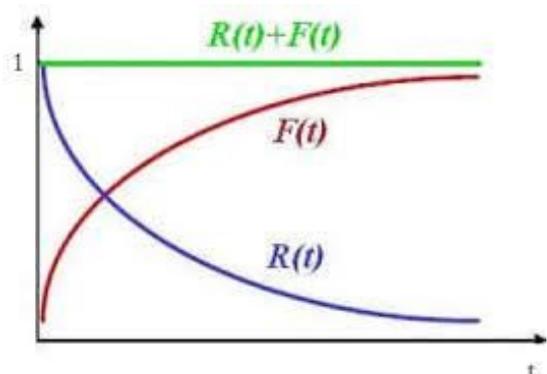
Un altro indice fondamentale da considerare nel calcolo dell'affidabilità è la probabilità cumulativa di guasto (F), detta anche inaffidabilità. Rappresenta la probabilità che il sistema considerato si guasti entro un intervallo di tempo prefissato. Si calcola come la sommatoria delle probabilità di guasto (f) in un ogni istante. [7] [18]

Ore	Numero di guasti	f	F
0-100	0	0,000	0,000
100-200	6	0,027	0,027
200-300	15	0,067	0,094
300-400	35	0,156	0,250
400-500	28	0,125	0,375
500-600	65	0,290	0,665
600-700	45	0,201	0,866
700-800	23	0,103	0,969
800-900	7	0,031	1,000
Totale	224	1,000	

L'affidabilità viene calcolata come complemento a 1 dell'inaffidabilità': $R=1-F$.

Ore	Numero di guasti	f	F	R=1-F
0-100	0	0,000	0,000	1,000
100-200	6	0,027	0,027	0,973
200-300	15	0,067	0,094	0,906
300-400	35	0,156	0,250	0,750
400-500	28	0,125	0,375	0,625
500-600	65	0,290	0,665	0,335
600-700	45	0,201	0,866	0,134
700-800	23	0,103	0,969	0,031
800-900	7	0,031	1,000	0,000
Totale	224	1,000		

La relazione tra affidabilità e inaffidabilità è rappresentata da questo grafico.



Il tempo sull'asse delle ascisse non è l'età del sistema o componente, bensì l'intervallo di tempo durante il quale è richiesto il completo funzionamento di esso. [16]

1.6 Sistemi affidabilistici

Il teorema dell'affidabilità può essere applicato a diversi tipi di sistemi, classificati in base alla **ridondanza** (presenza di componenti che intaccano il funzionamento del componente principale in caso di guasto) e alla **riparabilità** (possibilità di ripristino delle caratteristiche di un sistema).

Vengono quindi definiti **sistemi in serie** i sistemi del tipo:



Se un componente non funziona, il funzionamento dell'intero sistema viene compromesso. L'affidabilità del sistema si calcola come prodotto delle affidabilità dei singoli componenti: $R_{tot}(t) = R_1(t) \times R_2(t) \times \dots \times R_n(t)$

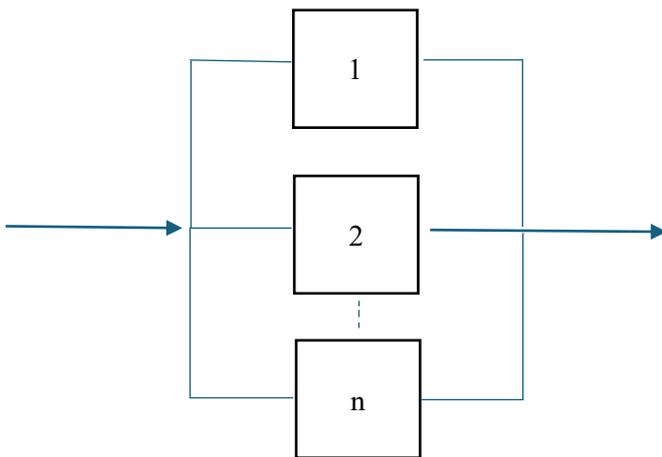
Se il tasso di guasto è costante: $R_{tot}(t) = e^{-(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n)t}$.

Il suo valore diminuisce all'aumentare degli elementi costituenti ed è sempre minore del valore di affidabilità più piccolo tra i componenti.

Il tasso di guasto complessivo, invece, è pari alla somma dei tassi di guasto dei singoli elementi.

[7] [17] [18] [28]

I **sistemi in parallelo** o con struttura ridondante sono del tipo:



In questo caso il mancato funzionamento di un elemento costitutivo non compromette quello dell'intero sistema; quindi, se costituito da n componenti, per provocare un guasto servirebbero n guasti nello stesso istante.

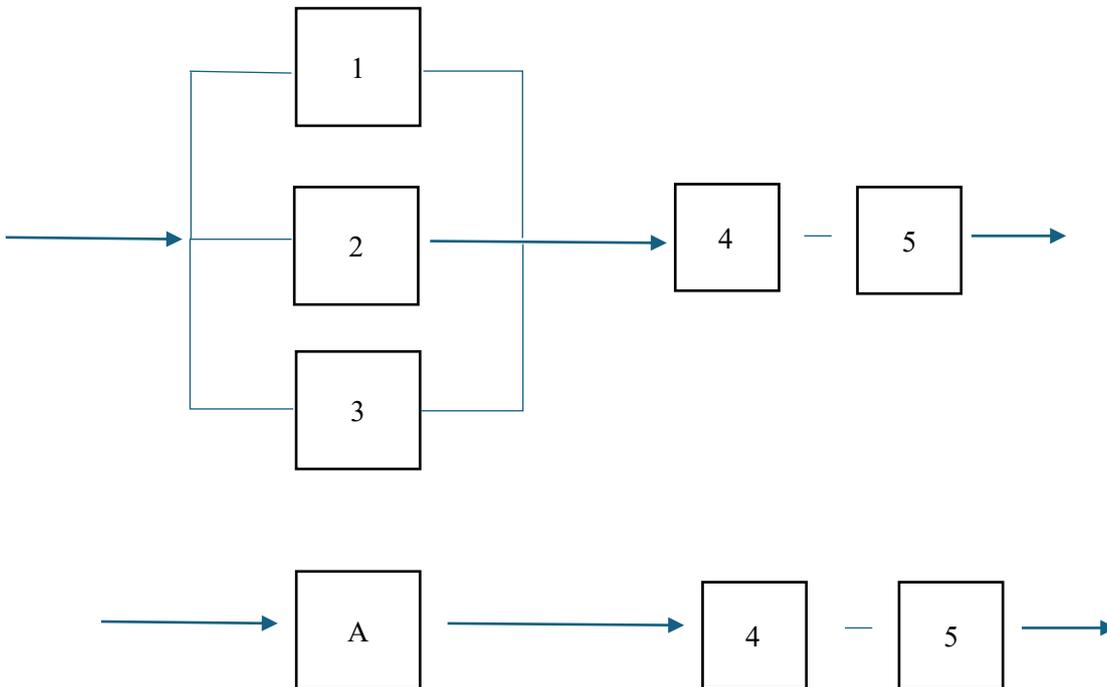
L'affidabilità si calcola come: $R_{tot}(t) = 1 - [1 - R_1(t)] \times [1 - R_2(t)] \times \dots \times [1 - R_n(t)]$

oppure come: $R_{tot}(t) = 1 - (1 - e^{-\lambda_1 t}) \times (1 - e^{-\lambda_2 t}) \times \dots \times (1 - e^{-\lambda_n t})$

Diversamente dal sistema precedente, qui l'affidabilità aumenta con il numero di componenti ed è maggiore del valore più alto di affidabilità tra gli elementi costituenti.

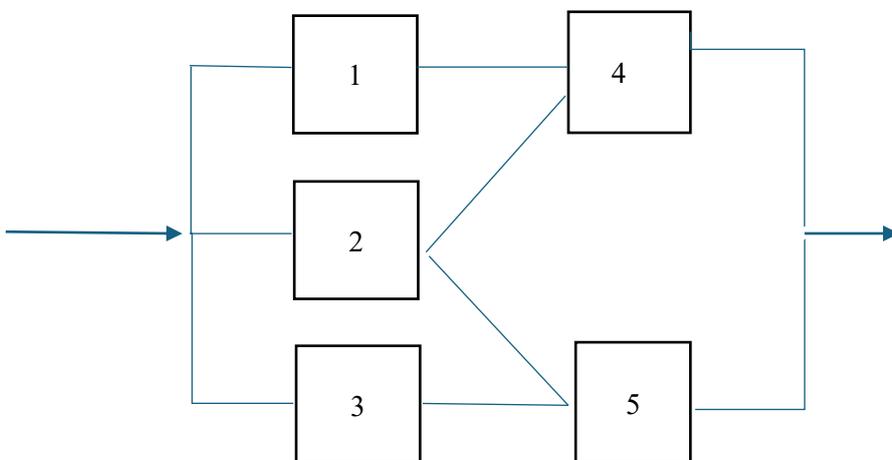
Esistono due tipi di sistemi in parallelo. Se due o più elementi sono funzionanti nello stesso istante e, anche se uno dei due non funziona, i restanti operano per il funzionamento del sistema complessivo, si parla di **parallelo attivo**. Se, invece, dei due elementi uno solo è funzionante e il secondo agisce quando l'altro si guasta, il sistema viene definito **parallelo passivo**. [7] [17] [18]

Esistono poi sistemi complessi formati da sistemi in serie o in parallelo del tipo:



L'affidabilità del sistema in parallelo è: $R_A = 1 - (1 - R_1) \times (1 - R_2) \times (1 - R_3)$ e combinandola con quella del sistema in serie si ottiene la totale: $R_{tot} = R_A \times R_4 \times R_5 = [1 - (1 - R_1) \times (1 - R_2) \times (1 - R_3)] \times R_4 \times R_5$
 [7] [17] [18][28]

Ci potrebbero poi essere tipi di sistemi più complessi non riconducibili a serie o paralleli, perciò, per calcolare l'affidabilità si ricorre al metodo combinatorio. [18]



METODO COMBINATORIO: si costruisce la tabella del tipo:

Componente 1	Componente 2	Componente 3	Componente 4	Componente 5	Sistema	Affidabilità
1	1	1	1	1	1	$R_1R_2R_3R_4R_5$
0	1	1	1	1	1	$(1-R_1)R_2R_3R_4R_5$
...
1	1	1	0	0	0	$R_1R_2R_3(1-R_4)(1-R_5)$
...

Dove il numero di righe è: 2^n

Capitolo 2: Analisi degli articoli

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 secondo il mio parere possano essere più utili.

La ricerca è stata basata sui seguenti aspetti fondamentali: **monitoraggio delle perdite ed efficienza produttiva, monitoraggio dei guasti, OEE, IA.**

2.1 Articoli incentrati sul monitoraggio delle perdite ed efficienza produttiva

Riguardo il monitoraggio delle perdite è stato esaminato l'articolo "**Digital Solution for Production Optimization and Production Losses Estimation Using Data Analytics on Real Time in the Shushufindi Field**". Lo studio riguarda un campo datato 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 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. Quest'ultima dovuta al ridotto numero di attrezzature operative come separatori e misuratori di flusso multifase. 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. Tale VFM utilizza i dati dell'ESP e le caratteristiche del fluido, integrati con un cruscotto di un tool di business intelligence sviluppato per classificare i pozzi critici da intervenire per le ottimizzazioni. 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. Questo articolo mostra la selezione dei pozzi pilota, la creazione del Misuratore di Flusso Virtuale utilizzando l'analisi dei dati, la calibrazione e le connessioni per eseguire l'applicazione digitale in tempo reale con un cruscotto di un tool di business intelligence. Questa soluzione è un chiaro esempio di ciò che la capacità di Trasformazione Digitale porta a qualsiasi giacimento petrolifero,

dimostrando all'industria che non è solo un esempio per ottimizzare la produzione ma anche per dimostrare che l'elaborazione EDGE, l'analisi dei dati e la scienza dei dati possono essere applicati a tutti i livelli di maturità nell'industria petrolifera e del gas, diventando un agente di cambiamento per le generazioni future.

[31]

Vi è un altro articolo, meno recente, che propone un quadro basato sui dati SCADA: “**A performance and maintenance evaluation framework for wind turbines**”. Il modello proposto, 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. [32]

Riguardo, invece, l'efficienza delle macchine e delle prestazioni di un sistema di produzione ho analizzato il documento “**Hybrid feedback and reinforcement learning-based control of machine cycle time for a multi-stage production system**”. L'articolo si concentra sul tempo ciclo di una macchina, il quale determina l'efficienza della stessa e, di conseguenza, le prestazioni dell'intero 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.

Sono stati compiuti notevoli sforzi di ricerca per migliorare l'efficienza complessiva dei sistemi di produzione attraverso la pianificazione e il controllo delle operazioni delle macchine. Le strategie di controllo basate su modelli analitici sono diventate uno degli approcci principali per promuovere l'efficienza

del sistema. Tuttavia, 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.

Nella parte pratica, vengono eseguiti esperimenti di simulazione per confrontare l'efficacia del metodo di controllo ibrido con altri due algoritmi basati su RL. I risultati mostrano che il metodo ibrido supera gli altri in termini di riduzione dei costi e di miglioramento delle prestazioni del sistema. [33]

Legato all'efficienza manutentiva vi è inoltre un altro articolo: **“Risk-Based Maintenance Assessment in the Manufacturing Industry: Minimisation of Suboptimal Prioritisation”**. Il testo introduce un'importante questione nel contesto della produzione industriale: la gestione della manutenzione delle macchine. 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 studio di un'azienda che produce parti per automobili, mostrando come vengono attualmente gestite le attività di manutenzione e quali sfide devono affrontare. 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. [34]

Legati all'efficienza produttiva e manutentiva vi sono i rispettivi costi da prendere in considerazione e da minimizzare. Ne tratta, applicati ai sistemi eolici offshore, il seguente testo: “**Optimal maintenance planning with special emphasis on deterioration process and vessel routing for offshore wind systems**”.

Quest'ultimo spiega come 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. [35]

Collegato similmente all'articolo appena descritto, vi è uno studio che propone un approccio per analizzare approfonditamente gli effetti di vari fattori come i sussidi governativi, il valore temporale del denaro, la perdita di produzione energetica e la posizione sui costi di manutenzione di sistemi eolici offshore. Esso viene descritto nel testo: “**Improved maintenance optimization of offshore wind systems considering effects of government subsidies, lost production and discounted cost model**”. Qui è stato sviluppato un approccio dinamico per stabilire il piano di manutenzione ottimale che minimizzi il costo di manutenzione nel tempo. La strategia si basa sul determinare una serie di punti temporali in cui prendere decisioni di manutenzione e un costo minimo di manutenzione per ogni componente della turbina. Ad esempio, in un periodo t , quando il tasso di guasto di un componente i , è inferiore alla soglia di guasto, vengono confrontati i costi delle decisioni di "manutenzione" e "non manutenzione" per determinare se il componente designato

debba essere riparato. Per modellare correttamente i problemi lo studio considera parametri come l'affidabilità del sistema, la convenienza economica, la durata della manutenzione e il prezzo del mercato elettrico. Questi aspetti, infatti, influiscono sul modello di manutenzione e vengono analizzati insieme agli effetti di ringiovanimento, perdita di generazione di energia durante l'attività manutentiva, il valore temporale del denaro etc...

Viene sviluppato il metodo WACC per calcolare il fattore di sconto considerando il valore del denaro nel tempo.

Questo studio sviluppa ed estende l'algoritmo esaminando a fondo i fattori che influenzano il modello del costo di manutenzione, come il costo dell'attrezzatura, il costo del trasporto, il costo del lavoro, il costo delle operazioni, e il valore del trade-off. [36]

Un altro approccio per ridurre i costi ed aumentare l'efficienza di un sistema è quello affrontato dallo scritto **“Dynamic maintenance strategy with Q-Learning for workstations in a flow line manufacturing system”** che presenta un modello di apprendimento Q-Learning che raggruppa le azioni di manutenzione su diverse macchine per eseguirle contemporaneamente. 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. [37]

Un'altra metodologia utilizzata per migliorare l'efficienza del processo di manutenzione è la Six Sigma, trattata dall'articolo **“Application of Lean Six Sigma for sustainable maintenance: case study”**. 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 solo per questa azienda, potendo non valere per altre. [38]

Un aspetto importante facente parte dell'efficacia produttiva è comprendere la conseguenza dell'inattività della linea di produzione. Quest'ultima viene esaminata dall'articolo "**Modeling, analysis, and improvement of integrated productivity and energy consumption in a serial manufacturing system**" che 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. 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. [39]

2.2 Articoli focalizzati sul monitoraggio dei guasti

Il monitoraggio dei guasti è strettamente legato all'efficienza manutentiva e al monitoraggio delle perdite di produzione. Ciò viene riportato nell'articolo "**Productivity improvement in operating autonomous plants subject to random breakdowns in construction**".

Questo 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. [40]

Un altro documento che affronta l'argomento dei guasti tramite il loro rilevamento è "**An autoregressive fault model for condition monitoring of electrical machines in deep-levelmines**". Qui 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. [41]

Una strategia di manutenzione che consente di eliminare guasti imprevisti evitando costi inutili e perdite di produzione è la RBM (Manutenzione basata sul rischio). Il testo 34 rivolge la propria attenzione su quest'ultima.

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. [34]

Infine, nei seguenti articoli sono descritte le tecniche manutentive per far fronte ai guasti improvvisi.

“Productivity improvement in food manufacturing company: Process innovation using total productive maintenance” riporta lo studio sulla TPM, 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.

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. 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. [42]

“Machine Preventive Replacement Policy for Serial Production Lines Based on Reinforcement Learning”, invece, afferma come 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. [43]

2.3 Articoli fondati sullo studio e sul controllo dell'indice OEE

Strettamente legato all'efficienza produttiva e manutentiva vi è l'indice OEE, soggetto principale degli articoli che selezionati per lo studio del modello.

L'articolo più recente è “**Reducing production losses in additive manufacturing using overall equipment effectiveness**” che pone la sua attenzione sull'additive manufacturing e sul calcolo delle prestazioni manifatturiere per il monitoraggio del sistema di produzione. 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.

Come anticipato, è fondamentale l'indice d'Efficienza Generale degli Impianti (OEE), 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. [44]

Un'altra procedura in cui è fondamentale il calcolo dell'OEE è il Quadro di Valutazione Pratica degli Interventi, descritta nell'articolo "**Practical Evaluation Workover Framework (PEWF) for evaluation and process improvement of workoverrigs in the oilfields**". Questo metodo 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]

Oltre all'OEE vi è un indice più preciso (VAOEE) spiegato dallo studio riportato nel documento "**Uncovering hidden capacity in overall equipment effectiveness management**". Quest'ultimo 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. [46]

Tornando al calcolo e alla tabulazione dei componenti dell'OEE, il testo **“Plant effectiveness improvement of overall equipment effectiveness using autonomous maintenance training: - A case study”** riporta lo studio di quest'ultimi. Per avere successo nell'ambiente manifatturiero di classe mondiale di oggi, le aziende devono soddisfare diversi requisiti. 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. 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. [47]

L'articolo **“Improving efficiency of a production line by using overall equipment effectiveness: A case study”**, simile al precedente, riporta uno studio che 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). 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.

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). [48]

Un altro documento tra i selezionati, “**2TPM, SMED and 5S model to increase efficiency in an automated production line for a company in the food sector**”, 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 esposto, 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 sgucciare.

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. [49]

Grazie al concetto di OEE, è possibile determinare i tempi di perdita relativi alle caratteristiche di funzionamento delle attrezzature. Questo viene confermato dallo studio riportato nello scritto “**WAYS OF IMPROVEMENT OF TECHNOLOGICAL EQUIPMENT PERFORMANCE**”, che 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. 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: $OEE = B/A * D/C * F/E * 100$

Dove 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. [50]

L'OEE, inoltre, viene usato come approccio insieme al Sistema di Lavoro Integrato (IWS), come descritto nell'articolo **“IMPROVING OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS BY ENABLING AUTONOMOUS MAINTENANCE PILLAR FOR INTEGRATED WORK SYSTEM”**. L'OEE è utilizzato come strumento quantitativo per misurare le prestazioni della manutenzione produttiva totale (TPM). L'approccio IWS integra attrezzature, processi e coinvolgimento delle persone in un approccio unificato per ridurre i costi, migliorare la qualità e aumentare la produttività. Vi è un allineamento tra i due concetti. L'IWS ha il potenziale di massimizzare l'OEE per eliminare i guasti e i difetti delle attrezzature, minimizzando i tempi di inattività e massimizzando la produttività con meno tempo, sforzo e sprechi. Lo scopo del lavoro riportato dall'articolo è confrontare le prestazioni dell'OEE con l'implementazione del pilastro IWS, ovvero la manutenzione autonoma (AM). L'implementazione del pilastro AM è stata eseguita su due identiche macchine confezionatrici (HLP1) con una velocità di 120 pacchetti al minuto. I dati mostrati in questo documento riguardano entrambe le macchine durante le ore operative. L'analisi ha mostrato risultati positivi per entrambe le macchine in un periodo di cinque mesi, con un aumento del 27% e del 15% nell'OEE, rispettivamente. Successivamente, nella discussione, sono state analizzate le cause principali e condotta un'analisi SWOT per l'OEE e il TPM. [51]

Gli ultimi tre articoli esaminati riguardanti l'OEE sono: **“Condition based maintenance management system for improvement in key performance indicators of mining haul trucks-a case study”**, **“Practical Evaluation Workover Framework (PEWF) for evaluation and process improvement of workoverrigs in the oilfields”** e **“Efficiency and effectiveness of wind farms-keys to cost optimized operation and maintenance”**.

“Condition based maintenance management system for improvement in key performance indicators of mining haul trucks-a case study” 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. [52]

“Practical Evaluation Workover Framework (PEWF) for evaluation and process improvement of workoverrigs in the oilfields” descrive 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. [53]

Infine, il documento **“Efficiency and effectiveness of wind farms-keys to cost optimized operation and maintenance”** 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 (Eval). 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: $T \text{ di valore} = \text{produttività} * T \text{ disponibile}$.

Il tempo di produzione di valore effettivamente utilizzato è descritto dal TotalOEE: $\text{efficienza} * p * \text{Planning Factor}$.

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.
[54]

2.4 Articoli riguardanti l'IA

In relazione all'IA, sono stati esaminati sei articoli.

Il primo, **“Integrated artificial intelligence effect on crisis management and lean production: structural equativo modelling frame work”** riporta una discussione che 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.

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.

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. [55]

Il secondo documento, **“A data-driven modeling framework for real-time production planning and control in discrete production systems”** propone un framework di modellizzazione intelligente e automatizzato per la pianificazione e il controllo della produzione in tempo reale, in cui sono affrontati quattro problemi di modellizzazione chiave: Costruzione di equazioni dinamiche per descrivere i comportamenti dinamici dei sistemi di produzione, formulazione di un framework di pianificazione della produzione in tempo reale, istituzione di un framework di valutazione delle prestazioni basato su eventi e modellazione, e modellazione del framework di controllo della produzione predittiva basata su dati e robusto-predittiva. Viene stabilita una programmazione intera 0-1 per il problema chiave. Viene proposto un framework di controllo predittivo basato su modelli basati su dati e un framework di ottimizzazione basato su simulazione Monte Carlo per il problema chiave. Il framework di modellizzazione proposto utilizza i dati dei sensori in tempo reale disponibili per facilitare le decisioni di produzione predittive. Lo sforzo rappresenta un passo avanti per la produzione intelligente nel raggiungere una maggiore reattività ed efficienza del sistema. [56]

Il terzo articolo, “**Deep reinforcement learning based preventive maintenance policy for serial production lines**”, 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 si dedica ad affrontare 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; una funzione di ricompensa ragionevole basata su una modellazione efficiente del sistema e sul metodo di valutazione delle perdite di produzione; 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. [57]

Riguardo sistemi intelligenti legati al Lean Maintenance, è stato analizzato l’articolo “**The Use of Intelligent Systems to Support the Decision-Making Process in Lean Maintenance Management**”. L’obiettivo di questo 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. [58]

Un altro scritto considerato è **“The use of artificial intelligence methods to assess the effectiveness of lean maintenance concept implementation in manufacturing enterprises”**, che ha lo scopo di 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. [59]

In conclusione, l'ultimo articolo preso in esame, **“Maintenance scheduling incorporating dynamics of production system and real-time information from workstations”**, propone 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 stocasticità poiché, a causa della natura casuale di molti sistemi produttivi, sono più efficienti altri metodi che facciano fronte alla causalità di tali sistemi. [60]

Capitolo 3: Metodologia

3.1 Strumento

Una volta conclusa l'analisi degli articoli focalizzati sul monitoraggio di guasti, perdite di produzione e OEE, il lavoro è stato concentrato sull'esercizio del software RapidMiner. Questa è una piattaforma di analisi avanzata che permette di creare, implementare e gestire modelli di machine learning. Essa permette di estrarre da qualsiasi fonte e visualizzare un'enorme quantità di dati. Il programma offre, come in parte anticipato precedentemente, la possibilità, tramite l'opzione Automodel, di creare automaticamente dei modelli per la gestione e il monitoraggio dei dati immessi in input; li confronta e visualizza qual è il più veloce e quale presenta minor margine d'errore.

Il lavoro consisteva nella previsione dell'indice OEE e dei suoi fattori Availability, Quality e Performance, estratti da un file Excel introdotto in input. Su ognuno di essi sono stati costruiti poi, grazie alla funzione Automodel citata precedentemente, sei modelli: Generalised Linear Model, Deep Learning, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosted Trees e Support Vector Machine. Di ogni modello viene riportata la struttura, che può essere ad esempio a tabella o ad albero; i pesi di ogni attributo; un simulatore che svolge una previsione in base alle variazioni degli attributi; le previsioni con il rispettivo grafico e il modello di produzione.

Il programma, inoltre, nella sezione "Overview" svolge un confronto tra i sei modelli riportando poi in una tabella i valori dell'errore considerato, Deviazione Standard, Tempo totale di elaborazione, Training Time e Scoring Time. Esso, inoltre, contrassegna, con icone differenti e per ogni indice, il più veloce (indicato con un omino che corre) e quello con la performance migliore (indicato con una coccarda), rappresentando poi il tutto in due grafici a colonna. La performance viene definita in base a cinque voci: Root Mean Square Error (RMSE), Absolute Error (AE), Relative Error Lenient (REL), Squared Error (SE) e Correlation.

L'**RMSE** rappresenta la deviazione media tra i valori predetti dal modello e i valori effettivi osservati ed è definita come la radice quadrata della media delle differenze quadrate tra i valori predetti e osservati.

L'**AE** è un altro indice che valuta, similmente al precedente, quanto una stima o previsione si discosta dal valore osservato effettivo e si calcola come valore assoluto della differenza tra il valore osservato e il valore previsto.

L'**REL**, invece, tiene conto della proporzione tra l'errore e il valore osservato e viene ottenuto con la differenza assoluta tra il valore osservato e il valore predetto, divisa per il valore più grande tra il valore assoluto del valore osservato e il modulo del valore predetto.

Lo **Squared Error** misura l'accuratezza di una stima o previsione che prende in considerazione la differenza quadratica tra l'osservato e il predetto.

In conclusione, l'indice **Correlation** rappresenta quanto sono associate due variabili e si calcola come:

$$r = \frac{\sum[(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 * \sum(y_i - \bar{y})^2}}$$

3.2 DataSet

I dati caricati sul software RapidMiner sono stati estratti da un file Excel. Il file è stato fornito da un'azienda e contiene tutte le informazioni legate ai turni di lavoro delle macchine e degli operatori e ai possibili guasti che si potrebbero verificare. Il documento è stato diviso in colonne, ognuna riguardante uno specifico dato. Le prime riportano le date con i rispettivi turni di lavoro e Team Leader, i tempi medi di riparazione e i tempi medi tra i guasti. Successivamente sono stati riportati i minuti teorici disponibili durante il turno (da cui vengono sottratti quelli utilizzati per la mensa); i minuti effettivi disponibili (da cui vengono sottratti quelli giornalieri e pomeridiani sfruttati per la risoluzione dei guasti); il tempo di funzionamento che comprende microfermate, tempi ciclo che deviano da quelli standard, mancanza di materiali e guasti di alimentazione. Sottraendo quest'ultimi al tempo di funzionamento totale viene ottenuto quello netto. In rosso viene poi indicato il tempo di funzionamento a valore aggiunto in cui sono non sono considerati i minuti di perdite produttive e i minuti di aggiustamento della produzione.

Nelle colonne successive sono stati riportati gli articoli prodotti totali, quelli persi, quelli rifiutati, il tempo ciclo teorico per pezzo, la percentuale di perdita, l'indice di forza del lavoro (la percentuale di persone in età lavorativa che sono occupate), tempo ciclo effettivo per pezzo e i pezzi buoni con il loro tempo di produzione.

Gli ultimi dati riportati sono quelli che sono stati utilizzati nella costruzione dei modelli sul programma e quindi le percentuali di Availability, Performance, Quality che, moltiplicate, ottengono quella di OEE.

Capitolo 4: Risultati dei modelli analizzati

4.1 Valori di Performance registrati

Una volta analizzati i sei modelli, sono stati riportati i risultati di Performance per ogni modello applicato a ciascun indice.

4.1.1 Valori di Performance registrati con il Generalised Linear Model

La prima variabile predetta a cui è stato applicato il Generalised Linear Model è l'OEE. Sono stati quindi registrati i valori di 0.080 +/- 0.052 (micro average: 0.093 ± 0.000) di **RMSE**, 0.025 +/- 0.008 (micro average: 0.025 ± 0.089) di **AE**, 6.25% +/- 1.51% (micro average: 6.25% ± 22.37%) di **REL**, 0.009 +/- 0.010 (micro average: 0.009 ± 0.094) di **SE** e 0.965 +/- 0.043 (micro average: 0.958) di **Correlation**.

La seconda variabile predetta è l'Availability di cui sono stati registrati i valori di 0.040 +/- 0.013 (micro average: 0.041 ± 0.000) di **RMSE**, 0.017 +/- 0.002 (micro average: 0.017 ± 0.037) di **AE**, 3.58% +/- 1.19% (micro average: 3.58% ± 11.85%) di **REL**, 0.002 +/- 0.001 (micro average: 0.002 ± 0.013) di **SE** e 0.991 +/- 0.005 (micro average: 0.002 ± 0.013) di **Correlation**.

La terza variabile è la Performance i cui valori risultanti sono stati: 1.212 +/- 2.208 (micro average: 2.303 ± 0.000) per **RMSE**, 0.189 +/- 0.326 (micro average: 0.187 ± 2.295) per **AE**, 3.13% +/- 1.12% (micro average: 3.12% ± 11.41%) per **REL**, 5.370 +/- 11.798 (micro average: 5.302 ± 89.921) per **SE** e 0.291 +/- 0.197 (micro average: 0.046) per la **Correlation**.

L'ultima variabile è la Quality per cui sono stati calcolati: 0.888 +/- 0.957 (micro average: 1.233 ± 0.000) di **RMSE**, 0.203 +/- 0.130 (micro average: 0.203 ± 1.217) di **AE**, 10.93% +/- 0.73% (micro average: 10.93% ± 17.02%) di **REL**, 1.521 +/- 2.651 (micro average: 1.521 ± 21.939) di **SE** e 0.258 +/- 0.258 (micro average: 0.000) di **Correlation**.

4.1.2 Valori di Performance registrati con il Deep Learning

Gli indici predetti a cui è stato applicato il modello sono gli stessi del precedente nel medesimo ordine.

I risultati di Performance per l'OEE sono 0.236 +/- 0.408 (micro average: 0.432 ± 0.000) di **RMSE**, 0.066 +/- 0.060 (micro average: 0.065 ± 0.427) di **AE**, 9.35% +/- 1.20% (micro average: 9.35% ± 18.48%) di **REL**, 0.189 +/- 0.417 (micro average: 0.187 ± 3.184) di **SE** e 0.889 +/- 0.199 (micro average: 0.619) di **Correlation**.

Riguardo l'Availability sono stati registrati i valori di 0.082 +/- 0.061 (micro average: 0.098 ± 0.000) di **RMSE**, 0.039 +/- 0.010 (micro average: 0.039 ± 0.090) di **AE**, 6.38% +/- 1.03% (micro average: 6.38% ± 14.47%) di **REL**, 0.010 +/- 0.015 (micro average: 0.010 ± 0.119) di **SE** e 0.968 +/- 0.026 (micro average: 0.970) di **Correlation**.

I relativi indici di errore riportati per la Performance sono: 0.243 +/- 0.218 per **RMSE**, 0.068 +/- 0.028 per **AE**, 5.15% +/- 1.24% per **REL**, 0.097 +/- 0.159 per **SE** e 0.240 +/- 0.250 per **Correlation**.

In relazione alla Quality, invece, le misure registrate sono rispettivamente 0.847 +/- 0.962 (micro average: 1.207 ± 0.000) di **RMSE**, 0.189 +/- 0.131 (micro average: 0.189 ± 1.193) di **AE**, 9.80% +/- 1.47% (micro

average: 9.80% ± 16.78%) di **REL**, 1.458 +/- 2.674 (micro average: 1.458 ± 21.812) di **SE** e 0.310 +/- 0.194 (micro average: 0.021) di **Correlation**.

4.1.3 Valori di Performance registrati con il Decision Tree

Una volta applicato il modello Decision Tree all'OEE, i valori calcolati di Performance sono: 0.125 +/- 0.095 (micro average: 0.151 ± 0.000) di **RMSE**, 0.052 +/- 0.021 (micro average: 0.052 ± 0.141) di **AE**, 14.04% +/- 2.68% (micro average: 14.04% ± 30.71%) di **REL**, 0.023 +/- 0.034 (micro average: 0.023 ± 0.237) di **SE** e 0.903 +/- 0.078 (micro average: 0.843) di **Correlation**.

Per l'Availability sono stati ottenuti i seguenti valori: 0.163 +/- 0.160 (micro average: 0.217 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.051 +/- 0.025 (micro average: 0.051 +/- 0.211) di **AE**, 7.56% +/- 1.20% (micro average: 7.56% +/- 17.75%) di **REL**, 0.047 +/- 0.079 (micro average: 0.047 +/- 0.652) di **SE** e 0.930 +/- 0.047 (micro average: 0.827) di **Correlation**.

Relativamente alla Performance, invece: l'**RMSE** è stato registrato a 0.258 +/- 0.196 (micro average: 0.312 +/- 0.000), l'**AE** a 0.068 +/- 0.025 (micro average: 0.068 +/- 0.305), il **REL** a 5.20% +/- 0.62% (micro average: 5.20% +/- 12.00%), l'**SE** a 0.097 +/- 0.143 (micro average: 0.097 +/- 1.256) e la **Correlation** a 0.267 +/- 0.222 (micro average: 0.169).

Infine, per la Quality sono stati ottenuti: 1.014 +/- 1.121 (micro average: 1.426 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.172 +/- 0.153 (micro average: 0.172 +/- 1.416) di **AE**, 5.92% +/- 0.82% (micro average: 5.92% +/- 12.72%) di **REL**, 2.033 +/- 2.768 (micro average: 2.033 +/- 25.202) di **SE** e 0.676 +/- 0.109 (micro average: 0.567) di **Correlation**.

4.1.4 Valori di Performance registrati con il Random Forest

I valori derivanti dall'applicazione del modello Random Forest all'indice OEE sono: 0.098 +/- 0.080 (micro average: 0.122 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.052 +/- 0.016 (micro average: 0.052 +/- 0.110) di **AE**, 10.57% +/- 1.22% (micro average: 10.57% +/- 20.71%) di **REL**, 0.015 +/- 0.024 (micro average: 0.015 +/- 0.172) di **SE** e 0.963 +/- 0.027 (micro average: 0.933) di **Correlation**.

Per l'Availability, invece, sono state riportate le seguenti misurazioni: 0.178 +/- 0.185 (micro average: 0.243 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.058 +/- 0.027 (micro average: 0.058 +/- 0.236) di **AE**, 7.87% +/- 0.58% (micro average: 7.87% +/- 16.31%) di **REL**, 0.059 +/- 0.094 (micro average: 0.059 +/- 0.801) di **SE** e 0.920 +/- 0.074 (micro average: 0.797) di **Correlation**.

Riguardo la Performance i valori sono: 0.245 +/- 0.205 (micro average: 0.306 +/- 0.000) per l'**RMSE**, 0.068 +/- 0.029 (micro average: 0.068 +/- 0.298) per l'**AE**, 5.15% +/- 1.11% (micro average: 5.15% +/- 10.55%) per il **REL**, 0.094 +/- 0.148 (micro average: 0.094 +/- 1.264) per l'**SE** e 0.251 +/- 0.153 (micro average: 0.251) per la **Correlation**.

L'applicazione del modello alla Quality, infine, ha dato i seguenti risultati di Performance: 1.031 +/- 1.085 (micro average: 1.416 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.167 +/- 0.150 (micro average: 0.167 +/- 1.406) di **AE**, 5.17%

+/- 0.54% (micro average: 5.17% +/- 15.23%) di **RE**, 2.004 +/- 2.671 (micro average: 2.004 +/- 24.401) di **SE** e 0.657 +/- 0.375 (micro average: 0.493) di **Correlation**.

4.1.5 Valori di Performance registrati con il Gradient Boosted Trees

Dalla costruzione di questo modello attorno all'indice OEE sono stati ottenuti i seguenti risultati di Performance: 0.113 +/- 0.106 (micro average: 0.148 +/- 0.000) di **RMSE**: 0.033 +/- 0.021 (micro average: 0.033 +/- 0.144) di **AE**,: 7.21% +/- 0.92% (micro average: 7.22% +/- 24.40%) di **RE**, 0.022 +/- 0.031 (micro average: 0.022 +/- 0.206) di **SE** e 0.963 +/- 0.031 (micro average: 0.880) di **Correlation**.

Per l'Availability, invece, sono stati registrati i valori: 0.143 +/- 0.174 (micro average: 0.211 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.032 +/- 0.024 (micro average: 0.032 +/- 0.209) di **AE**, 5.14% +/- 0.95% (micro average: 5.14% +/- 18.23%) di **REL**, 0.045 +/- 0.078 (micro average: 0.045 +/- 0.652) di **SE** e 0.953 +/- 0.054 (micro average: 0.846) di **Correlation**.

Riguardo l'indice Performance le misurazioni riportate sono: 0.222 +/- 0.203 (micro average: 0.287 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.046 +/- 0.025 (micro average: 0.046 +/- 0.283) di **AE**, 3.05% +/- 0.83% (micro average: 3.05% +/- 9.66%) di **REL**, 0.082 +/- 0.137 (micro average: 0.082 +/- 1.163) di **SE** e 0.535 +/- 0.075 (micro average: 0.434) di **Correlation**.

I valori di Performance per la Quality invece sono: 1.021 +/- 1.069 (micro average: 1.399 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.162 +/- 0.145 (micro average: 0.162 +/- 1.389) di **AE**, 4.88% +/- 1.18% (micro average: 4.88% +/- 17.17%) di **REL**, 1.956 +/- 2.603 (micro average: 1.956 +/- 23.832) di **SE** e 0.759 +/- 0.425 (micro average: 0.638) di **Correlation**.

4.1.6 Valori di Performance registrati con il Support Vector Machine

L'ultimo modello analizzato ha riportato i seguenti valori di Performance rispettivamente per l'OEE: 0.054 +/- 0.082 di **RMSE**, 0.011 +/- 0.013 (micro average: 0.011 +/- 0.090) di **AE**, 2.60% +/- 0.74% (micro average: 2.60% +/- 11.50%) di **REL**, 0.008 +/- 0.018 (micro average: 0.008 +/- 0.138) di **SE** e 0.982 +/- 0.034 (micro average: 0.956) di **Correlation**.

Per l'Availability: 0.221 +/- 0.191 (micro average: 0.279 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.047 +/- 0.024 (micro average: 0.047 +/- 0.275) di **AE**, 5.03% +/- 0.81% (micro average: 5.03% +/- 14.71%) di **REL**, 0.078 +/- 0.114 (micro average: 0.078 +/- 1.014) di **SE** e 0.826 +/- 0.153 (micro average: 0.643) di **Correlation**.

Per la Performance: 0.252 +/- 0.189 (micro average: 0.303 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.052 +/- 0.022 (micro average: 0.052 +/- 0.299) di **AE**, 3.27% +/- 0.79% (micro average: 3.27% +/- 10.47%) di **REL**, 0.092 +/- 0.134 (micro average: 0.092 +/- 1.185) di **SE** e 0.251 +/- 0.137 (micro average: 0.266) di **Correlation**.

Per la Quality: 1.182 +/- 1.033 (micro average: 1.501 +/- 0.000) di **RMSE**, 0.456 +/- 0.154 (micro average: 0.456 +/- 1.430) di **AE**, 27.21% +/- 0.86% (micro average: 27.21% +/- 13.70%) di **REL**, 2.252 +/- 2.920 (micro average: 2.252 +/- 26.394) di **SE** e 0.368 +/- 0.224 (micro average: 0.260) di **Correlation**.

4.2 Prestazioni dei modelli analizzati

I modelli analizzati, come anticipato precedentemente, sono stati classificati, a seconda dell'errore considerato, in base alla velocità di elaborazione e alla Performance. Quelli con minor "Scoring Time" vengono indicati con un omino che corre di colore viola, mentre quelli con minor "Total Time" sono caratterizzati da un omino celeste che corre. I più performanti, invece, sono distinti da una coccarda arancione.

Per ogni indice predetto, quindi, sono stati registrati diversi modelli ottimi che sono stati riportati in una tabella per ciascun tipo di errore.

4.2.1 Overview modelli analizzati per OEE

Prendendo in considerazione i risultati ottenuti dai modelli analizzati con la previsione dell'indice OEE e basandosi sul RMSE, è risultato che il modello con minore Scoring Time pari a 18 ms è il Generalized Linear Model; quello con il minor Total Time di 957 ms è il Decision Tree e il più performante è il Support Vector Machine, con un valore di errore di 0.058.

Model	RMSE	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.08	+0.052		2s	73 ms	18 ms
Deep Learning	0.236	+0.408		2s	479 ms	20 ms
Decision Tree	0.125	+0.095		957.0 ms	18 ms	18 ms
Random Forest	0.098	+0.08		7s	75 ms	59 ms
Gradient Boosted Trees	0.113	+0.106		15s	250 ms	20 ms
Support Vector Machine	0.058	+0.082		11s	3s	105 ms

Considerando l'Absolute Error, il modello con minor Scoring Time è comunque il Generalized Linear Model; quello con minor Total Time è il Decision Tree e il più performante è il Support Vector Machine. Tutti e tre con i rispettivi valori di 18 ms di Scoring Time per il Generalized Linear Model, 957 ms di Total Time per il Decision Tree e 0.014 di errore per il Support Vector Machine.

Model	Absolute Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.025	+0.008		2s	73 ms	18 ms
Deep Learning	0.066	+0.06		2s	479 ms	20 ms
Decision Tree	0.052	+0.021		957 ms	18 ms	18 ms
Random Forest	0.052	+0.016		7s	75 ms	59 ms
Gradient Boosted Trees	0.033	+0.021		15s	250 ms	20 ms
Support Vector Machine	0.014	+0.013		11s	3s	105 ms

Sono stati ottenuti gli stessi risultati, seppur con valori diversi, con il Relative Error. Il modello, infatti, con minor Score Time di 18 ms è il Generalized Linear Model, quello con minor Total Time di 957 ms è il Decision Tree e quello con l'errore più basso (3%) è il Support Vector Machine.

Model	Relative Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	6.2%	+1.5%		2s	73 ms	18 ms
Deep Learning	9.4%	+1.2%		2s	479 ms	20 ms
Decision Tree	14.0%	+2.7%		957 ms	18 ms	18 ms
Random Forest	10.6%	+1.2%		7s	75 ms	59 ms
Gradient Boosted Trees	7.2%	+0.9%		15s	250 ms	20 ms
Support Vector Machine	3.0%	+0.9%		11s	3s	105 ms

Analizzando i modelli con lo Squared Error, quelli con minor Scoring Time e minor Total Time sono, ugualmente ai precedenti, rispettivamente Generalized Linear Model con 18 ms e Decision Tree con 957 ms. Il più performante invece, è il Generalized Linear Model con uno Squared Error di 0.009.

Model	Squared Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.009	+0.01		2s	73 ms	18 ms
Deep Learning	0.189	+0.417		2s	479 ms	20 ms
Decision Tree	0.023	+0.034		957 ms	18 ms	18 ms
Random Forest	0.015	+0.024		7s	75 ms	59 ms
Gradient Boosted Trees	0.022	+0.031		15s	250 ms	20 ms
Support Vector Machine	0.099	+0.018		11s	3s	105 ms

Riguardo la Correlation, i modelli più veloci rimangono lo Generalised Linear Model con uno Scoring Time di 18 ms e il Decision Tree con un Total Time di 957 ms. Il più performante, invece, torna ad essere il Support Vector Machine con una Correlation di 0.981.

Model	Correlation	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.965	+0.043		2s	73 ms	18 ms
Deep Learning	0.889	+0.199		2s	479 ms	20 ms
Decision Tree	0.903	+0.078		957 ms	18 ms	18 ms
Random Forest	0.963	+0.027		7s	75 ms	59 ms
Gradient Boosted Trees	0.963	+0.031		15s	250 ms	20 ms
Support Vector Machine	0.981	+0.034		11s	3s	105 ms

4.2.2 Overview modelli analizzati per Availability

Per quanto riguarda la previsione dell'indice Availability, considerando qualsiasi tipo di errore il modello con minor Scoring Time, minor Total Time e minor errore è il Generalized Linear Model. Con il Root Mean Squared Error i valori registrati sono 0 ms di Scoring Time, 704 ms di Total Time e 0.04 di errore.

Model	RMSE	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.04	+0.013		704 ms	27 ms	0 ms
Deep Learning	0.082	+0.061		2s	471 ms	18 ms
Decision Tree	0.163	+0.16		785 ms	13 ms	11 ms
Random Forest	0.178	+0.185		6s	68 ms	82 ms
Gradient Boosted Trees	0.143	+0.174		17s	363 ms	39 ms
Support Vector Machine	0.2	+0.202		13s	2s	79 ms

Con l'Absolute Error le misure di Scoring Time, Total Time ed errore sono rispettivamente: 0 ms, 704 ms e 0.017.

Model	Absolute Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.017	+0.002		704 ms	27 ms	0 ms
Deep Learning	0.039	+0.01		2s	471 ms	18 ms
Decision Tree	0.051	+0.025		785 ms	13 ms	11 ms
Random Forest	0.058	+0.027		6s	68 ms	82 ms
Gradient Boosted Trees	0.032	+0.024		17s	363 ms	39 ms
Support Vector Machine	0.044	+0.027		13s	2s	79 ms

Analizzando il Relative Error, il valore registrato è del 3.6% mentre lo Scoring Time e il Total Time sono gli stessi dei precedenti.

Model	Relative Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	3.6%	+1.2%		704 ms	27 ms	0 ms
Deep Learning	6.4%	+1.0%		2s	471 ms	18 ms
Decision Tree	7.6%	+1.2%		785 ms	13 ms	11 ms
Random Forest	7.9%	+0.6%		6s	68 ms	82 ms
Gradient Boosted Trees	5.1%	+1.0%		17s	363 ms	39 ms
Support Vector Machine	5.4%	+0.9%		13s	2s	79 ms

Il valore di Squared Error, invece, è di 0.002 con gli stessi tempi dei precedenti.

Model	Squared Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.002	+0.001		704 ms	27 ms	0 ms
Deep Learning	0.01	+0.015		2s	471 ms	18 ms
Decision Tree	0.047	+0.079		785 ms	13 ms	11 ms
Random Forest	0.059	+0.094		6s	68 ms	82 ms
Gradient Boosted Trees	0.045	+0.078		17s	363 ms	39 ms
Support Vector Machine	0.073	+0.118		13s	2s	79 ms

La Correlation, come riportato anche dalla tabella è di 0.991.

Model	Correlation	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.991	+0.005		704 ms	27 ms	0 ms
Deep Learning	0.968	+0.026		2s	471 ms	18 ms
Decision Tree	0.93	+0.047		785 ms	13 ms	11 ms
Random Forest	0.92	+0.074		6s	68 ms	82 ms
Gradient Boosted Trees	0.953	+0.054		17s	363 ms	39 ms
Support Vector Machine	0.855	+0.166		13s	2s	79 ms

4.2.3 Overview modelli analizzati per Performance

Con la previsione dell'indice Performance, sono stati catalogati, per ogni tipo di errore, come modelli più veloci e performanti rispettivamente il Decision Tree e il Gradient Boosted Trees.

Il valore di 0.222 di Root Mean Squared Error del Gradient Boosted Trees è infatti, come indicato anche dalla tabella, il più basso tra quelli registrati. Lo stesso vale per gli 11 ms di Scoring Time e i 655 ms di Total Time del Decision Tree.

Model	RMSE	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	1.212	+2.208		722 ms	39 ms	16 ms
Deep Learning	0.243	+0.218		2s	485 ms	14 ms
Decision Tree	0.258	+0.196		655 ms	7 ms	11 ms
Random Forest	0.245	+0.205		8s	85 ms	68 ms
Gradient Boosted Trees	0.222	+0.203		18s	351 ms	27 ms
Support Vector Machine	0.252	+0.189		15s	3s	86 ms

Riguardo l'Absolute Error è stato misurato il valore di 0.046 per il Gradient Boosted Trees, mentre i tempi più bassi sono sempre 11 ms di Scoring Time e 655 ms di Total Time del modello Decision Tree.

Model	Absolute Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.189	+0.326		722 ms	39 ms	16 ms
Deep Learning	0.068	+0.028		2s	485 ms	14 ms
Decision Tree	0.068	+0.025		655 ms	7 ms	11 ms
Random Forest	0.068	+0.029		8s	85 ms	68 ms
Gradient Boosted Trees	0.046	+0.025		18s	351 ms	27 ms
Support Vector Machine	0.052	+0.022		15s	3s	86 ms

Il valore di Relative Error più basso è di 3.1% del Gradient Boosted Trees mentre i tempi più bassi appartengono, come in precedenza, al Decision Tree.

Model	Relative Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	3.1%	+1.1%		722 ms	39 ms	16 ms
Deep Learning	5.2%	+1.2%		2s	485 ms	14 ms
Decision Tree	5.2%	+0.6%		655 ms	7 ms	11 ms
Random Forest	5.2%	+1.1%		8s	85 ms	68 ms
Gradient Boosted Trees	3.1%	+0.8%		18s	351 ms	27 ms
Support Vector Machine	3.3%	+0.8%		15s	3s	86 ms

Per quanto riguarda l'analisi dei modello rispetto allo Squared Error, le misurazioni più basse registrate di Total Time e Scoring Time sono uguali alle precedenti e appartengono al Decision Tree. Lo stesso vale per il valore minore di Squared Error (0.082) del Gradient Boosted Trees.

Model	Squared Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	5.37	+11.798		722 ms	39 ms	16 ms
Deep Learning	0.097	+0.159		2s	485 ms	14 ms
Decision Tree	0.097	+0.143		655 ms	7 ms	11 ms
Random Forest	0.094	+0.148		8s	85 ms	68 ms
Gradient Boosted Trees	0.082	+0.137		18s	351 ms	27 ms
Support Vector Machine	0.092	+0.134		15s	3s	86 ms

Relativamente alla Correlation il valore più alto è 0.535 ed è stato registrato per il Gradient Boosted Trees. I tempi più bassi sono gli stessi dei precedenti.

Model	Correlation	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.291	+0.197		722 ms	39 ms	16 ms
Deep Learning	0.24	+0.25		2s	485 ms	14 ms
Decision Tree	0.267	+0.222		655 ms	7 ms	11 ms
Random Forest	0.251	+0.153		8s	85 ms	68 ms
Gradient Boosted Trees	0.535	+0.075		18s	351 ms	27 ms
Support Vector Machine	0.251	+0.138		15s	3s	86 ms

4.2.4 Overview modelli analizzati per Quality

Infine, esaminando i modelli per la previsione dell'indice Quality, è stato determinato che, considerando il Root Mean Squared Error, il modello con minor Scoring Time di 2 ms è il Generalized Linear Model, mentre quello con minor Total Time di 648 ms è il Decision Tree. Il modello più performante invece è il Deep Learning con un RMSE di 0.847.

Model	RMSE	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.888	+0.957		664 ms	34 ms	2 ms
Deep Learning	0.847	+0.962		2s	455 ms	16 ms
Decision Tree	1.014	+1.121		648 ms	5 ms	2 ms
Random Forest	1.031	+1.085		7s	114 ms	88 ms
Gradient Boosted Trees	1.021	+1.069		15s	365 ms	23 ms
Support Vector Machine	1.017	+1.136		12s	151 ms	77 ms

Riguardo l'Absolute Error i modelli più veloci sono gli stessi del precedente, con i medesimi valori. Il più performante invece è il Gradient Boosted Trees con un valore di errore pari a 0.162.

Model	Absolute Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.203	+0.13		664 ms	34 ms	2 ms
Deep Learning	0.189	+0.131		2s	455 ms	16 ms
Decision Tree	0.172	+0.153		648 ms	5 ms	2 ms
Random Forest	0.167	+0.15		7s	114 ms	88 ms
Gradient Boosted Trees	0.162	+0.145		15s	365 ms	23 ms
Support Vector Machine	0.174	+0.156		12s	151 ms	77 ms

Considerando come voce di errore il Relative Error, i modelli più veloci sono uguali ai precedenti e quindi Generalized Linear Model con uno Scoring Time di 2 ms e Decision Tree con un Total Time di 648 ms. Quello con la performance più alta rimane il Gradient Boosted Trees con una misurazione di errore di 4.9%.

Model	Relative Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	10.9%	+0.7%		664 ms	34 ms	2 ms
Deep Learning	9.8%	+1.5%		2s	455 ms	16 ms
Decision Tree	5.9%	+0.8%		648 ms	5 ms	2 ms
Random Forest	5.2%	+0.5%		7s	114 ms	88 ms
Gradient Boosted Trees	4.9%	+1.2%		15s	365 ms	23 ms
Support Vector Machine	6.0%	+0.6%		12s	151 ms	77 ms

Relativamente allo Squared Error il modello con un livello di errore registrato più basso pari a 1.458 è il Deep Learning. Quelli più veloci sono i medesimi.

Model	Squared Error	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	1.521	+2.651		664 ms	34 ms	2 ms
Deep Learning	1.458	+2.674		2s	455 ms	16 ms
Decision Tree	2.033	+2.768		648 ms	5 ms	2 ms
Random Forest	2.004	+2.671		7s	114 ms	88 ms
Gradient Boosted Trees	1.956	+2.603		15s	365 ms	23 ms
Support Vector Machine	2.067	+2.863		12s	151 ms	77 ms

Dopo aver preso in esame la Correlation per l'indice Quality, è stato determinato il Gradient Boosted Trees come il più performante, in quanto ha registrato il maggior valore di Correlazione pari a 0.759.

Model	Correlation	Standard Deviation	Gains	Total Time	Training Time (1,000 Rows)	Scoring Time (1,000 Rows)
Generalized Linear Model	0.258	+0.258		664 ms	34 ms	2 ms
Deep Learning	0.31	+0.194		2s	455 ms	16 ms
Decision Tree	0.676	+0.109		648 ms	5 ms	2 ms
Random Forest	0.657	+0.375		7s	114 ms	88 ms
Gradient Boosted Trees	0.759	+0.425		15s	365 ms	23 ms
Support Vector Machine	0.51	+0.313		12s	151 ms	77 ms

Conclusioni

Giunti al completamento della ricerca e dello studio dei modelli elaborati da RapidMiner è opportuno trarre delle conclusioni.

Il lavoro della tesi si è concentrato in primo luogo sulla comprensione dell'importanza della manutenzione all'interno dell'ambiente aziendale e impiantistico. Sono stati definiti i tipi di guasti e la loro classificazione in base al periodo di vita dell'impianto; è stata enunciata la teoria dell'affidabilità con i suoi indici e i sistemi a cui possono essere applicati. Successivamente, per poter avere un'idea di modelli già esistenti per il monitoraggio di dati in ambiente manutentivo, è stata svolta un'analisi di articoli, di cui sono stati selezionati i più importanti. In seguito al lavoro prettamente teorico, è stato svolto un esercizio di analisi di dati forniti da un'azienda, di cui sono stati predetti gli indici OEE, Availability, Performance e Quality e attorno ai quali sono stati costruiti sei modelli.

Per poter decretare il modello più efficiente e conveniente, sono stati confrontati in base all'indice predetto e all'errore considerato e valutati su velocità e Performance. Ne è emerso che per l'indice OEE i modelli più veloci sono il Generalized Linear Model e il Decision Tree, mentre i più performanti sono il Support Vector Machine e il Generalized Linear Model. Per l'indice Availability, invece, il più veloce e performante è il Generalized Linear Model. Considerando l'indice Performance i modelli con minor Total Time, Scoring Time e livello di errore cambiano: sono infatti rispettivamente il Decision Tree e il Gradient Boosted Trees. Infine, per la Quality i modelli più veloci sono il Generalized Linear Model e il Decision Tree, mentre i più performanti variano in base al tipo di errore considerato: per l'RMSE e lo Squared Error è il Deep Learning ma per l'Absolute Error, il Relative Error e la Correlation è il Gradient Boosted Trees,

La scelta finale del modello si basa principalmente sul contesto aziendale ma dallo studio svolto si può stabilire che il Generalized Linear Model e il Decision Tree hanno ottenuto in media risultati migliori.

Bibliografia

1. <https://mynext.it/it/manutenzioni-dallartigiano-allingegneria-della-manutenzione/>
2. <https://www.mainsim.com/academy/tipi-di-manutenzione/>
3. <https://www.studiofavari.com/2019/07/16/manutenzione-definizioni-uni/>
4. <https://it.wikipedia.org/wiki/Manutenzione>
5. PRINCIPI GENERALI DI GESTIONE DELLA MANUTENZIONE di Luciano Furlanetto-Marco Garetti-Marco Macchi
6. APPUNTI DI TECNOLOGIE E TECNICHE DI INSTALLAZIONE E MANUTENZIONE Istituti Professionali Indirizzo M.A.T. di Ing. Enrico Cinalli
7. Principi generali della manutenzione <https://www.docenti.unina.i>
8. <https://www.renovis.net/politiche-manutenzione.htm>
9. <https://www.mainsim.com/academy/manutenzione-correttiva/>
10. <https://alegerglobal.com/it/realta-aumentata/aree-di-applicazione/manutenzione/>
11. <https://www.bigdata4innovation.it/intelligenza-artificiale/manutenzione-predittiva-cose-ed-esempi-di-predictive-maintenance/>
12. <https://biblus.acca.it/manutenzione-prescrittiva-differenze-manutenzione-predittiva/#:~:text=La%20manutenzione%20predittiva%20%C3%A8%20un,non%20pianificati%20e%20preservare%20la>
13. <https://www.mainsim.com/academy/manutenzione-migliorativa/>
14. <https://www.theleansixsigmacompany.it/cose-la-manutenzione-autonoma-automanutenzione/>
15. <https://biblus.acca.it/manutenzione-e-affidabilita-differenze-e-obiettivi/>

16. Gestione della Qualità Alberto Bettanti I Principi della Teoria dell’Affidabilità
17. Gestione della Produzione Università Cattaneo Castellanza Costruzione di macchine
18. Modulo di: Progettazione probabilistica e affidabilità Marco Beghini
19. <https://www.etmgroup.it/etm/politiche-di-manutenzione/#:~:text=Le%20politiche%20di%20manutenzione%20sono,dell'impianto%20%C3%A8%20ormai%20obsoleto.>
20. <https://news.gminternational.com/it/blog/metriche-affidabilit%C3%A0>
21. <https://www.gt-engineering.it/appfondimenti/sicurezza-macchine/fmea-fmecca-fmeda-gt-engineering/>
22. <https://www.mainsim.com/academy/tpm/>
23. <https://www.derigostudio.it/kpi-della-manutenzione/>
24. [https://www.italconsul.it/disponibilita#:~:text=La%20disponibilit%C3%A0%20intrinseca%20\(Inherent%20Availability,manutenibilit%C3%A0%20e%20testabilit%C3%A0%20del%20sistema](https://www.italconsul.it/disponibilita#:~:text=La%20disponibilit%C3%A0%20intrinseca%20(Inherent%20Availability,manutenibilit%C3%A0%20e%20testabilit%C3%A0%20del%20sistema)
25. UNO STRUMENTO PER L'ANALISI PREVENTIVA DEI RISCHI ASSISTENZIALI: LA FMEA – FMECA
Calogero Gugliotta
26. <https://www.mainsim.com/academy/fmea/>
27. <https://www.mainsim.com/academy/tpm/>
28. AFFIDABILITÀ E DISPONIBILITÀ Lucia FROSINI Dipartimento di Ingegneria Industriale e dell’informazione Università di Pavia
29. <https://modofluido.hydac.it/manutenzione-e-sostenibilita>
30. <https://www.ptc.com/it/blogs/iiot/the-importance-of-sustainable-maintenance>

31. Digital Solution for Production Optimization and Production Losses Estimation Using Data Analytics on Real Time in the Shushufindi Field. *Quevedo, Hugo; Marchán, Luis; Sepúlveda, Willem; Calvache, Galo; Bonilla, Christian; Dávalos, Santiago; Guillén, Wilson; Tacuri, Jaime; Ramos, Geovanny; Cattani, Marcelo; Chicango, Edgar; Pineda, Alexander*
32. A performance and maintenance evaluation framework for wind turbines. *Mazidi, Peyman; Du, Mian; Bertling Tjernberg, Lina; Bobi, Miguel A. Sanz*
33. Hybrid feedback and reinforcement learning-based control of machine cycle time for a multi-stage production system. *Li, Chen; Chang, Qing*
34. Risk-Based Maintenance Assessment in the Manufacturing Industry: Minimisation of Suboptimal Prioritisation. *Ratnayake, R.M. Chandima; Antosz, Katarzyna*
35. Optimal maintenance planning with special emphasis on deterioration process and vessel routing for offshore wind systems. *Chou, Shuo-Yan; Pham, Xuan Loc; Nguyen, Thi Anh Tuyet Send mail to Nguyen T.A.T.; Yu, Tiffany Hui-Kuang*
36. Improved maintenance optimization of offshore wind systems considering effects of government subsidies, lost production and discounted cost model. *Nguyen, Thi Anh Tuyet; Chou, Shuo-Yan*
37. Dynamic maintenance strategy with Q-Learning for workstations in a flow line manufacturing system. *Kamarthi, Sagar; Zeid, Abe; Ozbek, Yusuf*
38. Application of Lean Six Sigma for sustainable maintenance: case study. *Antosz K; Jasiulewicz-Kaczmarek M; Waszkowski R; Machado, Jose*
39. Modeling, analysis, and improvement of integrated productivity and energy consumption in a serial manufacturing system. *Bajpai, Amlendu; Fernandes, Kiran Jude; Tiwari, Manoj Kumar;*
40. Productivity improvement in operating autonomous plants subject to random breakdowns in construction. *Lu, Ming; Hasan, Monjurul*
41. An autoregressive fault model for condition monitoring of electrical machines in deep-level mines. *Groenewald, Hendrik J.; Kleingeld, Marius; Cloete, Gerrit J.*

42. Productivity improvement in food manufacturing company: Process innovation using total productive maintenance. *Jusoh M.S.; Ahmad S.R.; Yusuf D.H.M.; Salleh S.S.M.M.; Din M.S.H.*
43. Machine Preventive Replacement Policy for Serial Production Lines Based on Reinforcement Learning. *Huang, Jing; Chang, Qing; Chakraborty, Nilanjan*
44. Reducing production losses in additive manufacturing using overall equipment effectiveness. *Basak, Shreeja; Baumer, Martin; Holweg, Matthias; Hague, Richard; Tuck, Chris*
45. Practical Evaluation Workover Framework (PEWF) for evaluation and process improvement of workoverrigs in the oilfields. *Mansour, Haitham; Ahmad, Munir; Ahtita, Fadala*
46. Uncovering hidden capacity in overall equipet effectiveness management. *Hung, Yick-Hin; Li, Leon Y.O.; Cheng T.C.E.*
47. Plant effectiveness improvement of overall equipment effectiveness using autonomous maintenance training: - A case study. *Acharya, Aseem; Garg, Dhairya; Singh, Navnidh; Gahlaut, Utkarsh*
48. Improving efficiency of a production line by using overall equipment effectiveness: A case study. *Aman, Zineb; Ezzine, Latifa; Fattah, Jamal; Lachhab, Abdeslam; Moussami, Haj E.L.*
49. TPM, SMED and 5S model to increase efficiency in an automated production line for a company in the food sector. *Barbieri-Silva, Stephano; Flores-Perez, Alberto; Alvarez, Jose C.*
50. WAYS OF IMPROVEMENT OF TECHNOLOGICAL EQUIPMENT PERFORMANCE. *Smirnov, Mikhail B. Invia un'e-mail a Smirnov M.B.; Abdilova, Galiya B.*
51. IMPROVING OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS BY ENABLING AUTONOMOUS MAINTENANCE PILLAR FOR INTEGRATED WORK SYSTEM. *Chand, Aneesh; A. Prasad, Kushal; A. Sharma, Krishneel; R. Narayan, Sumesh; Mamun, Kabir; A. Islam, F.; R. Kumar, Nallapaneni Manoj; Chopra, Shauhrat S.*
52. Condition based maintenance management system for improvement in key performance indicators of mining haul trucks-a case study. *Kalra, V.M.; Thakur, Tilak; Pabla, B.S.*
53. Practical Evaluation Workover Framework (PEWF) for evaluation and process improvement of workoverrigs in the oilfields

54. Efficiency and effectiveness of wind farms-keys to cost optimized operation and maintenance. *Krokoszinski H.-J.*
55. Integrated artificial intelligence effect on crisis management and lean production: structural equativo modelling frame work. *Ahmed, Alim Al Ayub; Mahalakshmi, Arumugam; ArulRajan K.; Alanya-Beltran, Joel; Naved, Mohd*
56. A data-driven modeling framework for real-time production planning and control in discrete production systems. *Liu, Hongwei; Chen, Wenchong; Qi, Ershi*
57. Deep reinforcement learning based preventive maintenance policy for serial production lines. *Huang, Jing; Chang, Qing; Arinez, Jorge*
58. The Use of Intelligent Systems to Support the Decision-Making Process in Lean Maintenance Management. *Antosz, Katarzyna; Pasko, Lukasz; Gola, Arkadiusz*
59. The use of artificial intelligence methods to assess the effectiveness of lean maintenance concept implementation in manufacturing enterprises. *Antosz, Katarzyna; Paśko, Łukasz; Gola, Arkadiusz*
60. Maintenance scheduling incorporating dynamics of production system and real-time information from workstations. *Arab, Ali; Ismail, Napsiah; Lee, Lai Soon.*