



**UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE**  
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

---

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Informatica e dell'Automazione

**Manutenzione Predittiva nei  
Compressori a Doppia Vite:  
un Caso di Studio**

*“ Predictive Maintenance in  
Twin Screw Air Compressors:  
a Case Study ”*

Relatore: Chiar.ma  
*Prof.ssa Silvia M. Zanoli*

Tesi di Laurea di:  
*Mahmoud Sfar Hancha*

Correlatore:  
Gianluca Bufarini

---

Anno Accademico 2018-2019



# Indice

1.Introduzione .....	11
2.La Manutenzione.....	15
2.1.Ruolo della manutenzione .....	16
2.2.Storia della manutenzione.....	18
2.3.I modelli manutentivi.....	21
2.3.1.La manutenzione a guasto o correttiva.....	23
2.3.2.La manutenzione preventiva.....	23
2.3.3.La manutenzione predittiva .....	24
2.3.3.La manutenzione migliorativa.....	28
2.4.I costi della manutenzione.....	29
2.5.Criteri di progetto della manutenzione .....	31
2.6.Indicatori di performance: parametri RAM.....	34
2.7.La Manutenzione 4.0 .....	35
3.Il Compressore .....	39
3.1.Classificazione dei compressori .....	40
3.2.Compressori dinamici.....	41
3.2.1.Compressore centrifugo.....	41
3.2.2.Compressore assiale .....	43
3.2.3.Compressore a flusso.....	43
3.3.Compressori volumetrici.....	44
3.3.1.Compressore alternativo .....	44
3.3.2.Compressore rotativo.....	45
3.4.Compressori a singolo rotore.....	46
3.4.1.Compressore a vite singola (single screw compressors) .....	46
3.4.2.Compressore a palette .....	47
3.4.3.Compressore ad anello liquido.....	48
3.4.4.Compressore scroll.....	49
3.5.Compressori a doppio rotore .....	50
3.5.1.Compressore a lobi.....	50

3.5.2.Compressore a doppia vite.....	51
3.6.Compressore a doppia vite in dettaglio.....	54
3.6.1.Compressore a doppia vite a secco.....	54
3.6.2.Compressore a doppia vite ad iniezione d'olio .....	55
4.Tecniche di processamento dati .....	69
4.1.Analisi in Componenti Principali .....	70
4.2.Tecniche di classificazione.....	74
4.2.1.Decision Trees .....	74
4.2.2.Discriminant Analysis .....	77
4.2.3.Naive Bayes Classifiers .....	79
4.2.4.Support Vector Machines.....	81
4.2.5.K-Nearest Neighbor Classifiers .....	85
4.2.6.Ensemble Classifiers .....	87
5.Setup Sperimentale.....	91
5.1.Descrizione del compressore in esame .....	91
5.1.1.Principio di funzionamento .....	93
5.2.Sistema di acquisizione e immagazzinamento dati.....	95
5.2.1.Controllore Z-PASS2-S .....	96
5.2.2.Sensoristica.....	99
6.Progettazione del Modulo di Manutenzione Predittiva .....	105
7.Risultati sperimentali.....	115
7.1.Classificazione – Test 1 .....	116
7.2.Classificazione – Test 2 .....	121
7.3.Classificazione – Test 3 .....	124
7.4.Classificazione – Test 4 .....	126
7.5.Classificazione – Test 5 .....	128
7.6.Classificazione – Test 6 .....	129
7.7.Considerazioni sui risultati .....	131
8.Conclusioni e Sviluppi Futuri.....	135
Bibliografia.....	139



# 1.Introduzione

La pratica di manutenzione convenzionale nelle industrie è la manutenzione periodica. La manutenzione periodica è una manutenzione basata sul tempo, per identificare e riparare le apparecchiature offline a intervalli regolari per prevenire guasti alle apparecchiature. Tuttavia, ciò può causare arresti non necessari e guasti imprevisti delle apparecchiature. Questa strategia di manutenzione comporta costi di manutenzione elevati poiché l'attività di manutenzione è cieca rispetto alle condizioni attuali dell'impianto o della macchina. Al contrario, la manutenzione predittiva consente all'operatore di conoscere lo stato corrente della macchina e di prevenirne il verificarsi eseguendo la manutenzione in anticipo. Di conseguenza, i costi generali di manutenzione e il consumo di manodopera vengono ridotti. Pertanto, la manutenzione predittiva emerge come soluzione all'inefficienza della produzione e una sua efficace applicazione permette di massimizzare l'affidabilità dei sistemi minimizzando i loro costi di manutenzione.

Partendo da questa considerazione, vengono di conseguenza le motivazioni che hanno portato ad affrontare questo caso di studio. Dalla lunga esperienza nel campo industriale della MGA Automation è emerso che nel settore della compressione d'aria per le automazioni pneumatiche si è ancora molto legati a

politiche di manutenzione periodica. In particolare, nelle installazioni con compressori a doppia vite ad iniezione d'olio i cicli di sostituzione dei filtri, dei cuscinetti e dell'olio per la lubrificazione delle viti e il raffreddamento, sono strettamente legati ai tempi indicati dai costruttori e quindi senza alcuna applicazione di politiche predittive per la manutenzione. Nasce di conseguenza l'esigenza di fare uso delle attuali tecnologie innovative, introdotte con l'industria 4.0, per realizzare sistemi in grado di applicare logiche di manutenzione predittiva che vadano ad indicare in maniera efficiente quando dover effettuare operazioni di manutenzione e prevenire eventuali rotture che potrebbero causare elevati costi dovuti alle riparazioni e, nei casi peggiori, a fermi di produzione.

Il presente lavoro di tesi è organizzato nel seguente modo:

Nel capitolo 2 si presenta il concetto di Manutenzione e si definisce il suo ruolo durante le fasi del ciclo di vita del bene da mantenere. Si descrivono i vari modelli manutentivi, l'evoluzione del concetto di manutenzione durante le quattro rivoluzioni industriali, mettendo in risalto i vantaggi e svantaggi dei vari modelli manutentivi e i relativi costi derivanti dalla applicazione delle diverse politiche manutentive. Infine, viene descritto il concetto di Manutenzione 4.0.

Nel capitolo 3 si presentano le varie tipologie di compressori utilizzati in ambito industriale, descrivendone le caratteristiche, le applicazioni, i principi di funzionamento, i parametri di lavoro e i relativi guasti. Nella parte conclusiva del capitolo si descrive in maniera dettagliata il funzionamento dello schema pneumatico e osservazioni sull'olio di lubrificazione nei compressori a doppia vite ad iniezione d'olio.

Una breve panoramica delle principali tecniche utilizzate in ambito di manutenzione predittiva per l'analisi dei dati e l'ottenimento di modelli di apprendimento automatico supervisionato è riportata nel capitolo 4.

Il setup sperimentale è descritto nel capitolo 5. Nella prima parte del capitolo viene descritto il compressore a doppia vite in esame e successivamente si

descrive il sistema sviluppato per l'acquisizione e l'immagazzinamento dei parametri del compressore.

La metodologia utilizzata per l'applicazione dei modelli di apprendimento supervisionato sui parametri del compressore è infine descritta nel capitolo 6.

Nel capitolo 7 sono presentati e discussi i risultati sperimentali ottenuti dalla applicazione della analisi delle componenti principali, insieme con la valutazione della correlazione tra i parametri monitorati. Infine, nel capitolo sono riportati i risultati ottenuti dalla applicazione dei modelli di apprendimento automatico supervisionato per la predizione dello stato di salute con compressore.

Il capitolo 8 infine riporta le considerazioni conclusive sul lavoro svolto e sui possibili sviluppi futuri.







## 2.La Manutenzione

Con il termine manutenzione si indicano l'insieme delle operazioni che vanno effettuate per tenere sempre nella dovuta efficienza funzionale, in rispondenza agli scopi per cui sono stati costruiti, un edificio, una strada, una nave, una macchina, un impianto. La manutenzione consiste quindi nel provvedere alla conservazione e al buon uso di un oggetto, eseguendo anche, se necessario, le opportune riparazioni e sostituzioni di parti malfunzionanti [1].

Nel contesto industriale, l'uso continuativo degli impianti e l'azione del tempo, causa una caduta dell'efficienza tecnica, rispetto alle loro condizioni ottimali iniziali. Altro aspetto da tenere in considerazione è l'obsolescenza tecnologica.

Per garantire il corretto funzionamento dell'impianto durante il suo intero ciclo di vita, occorre dunque effettuare interventi manutentivi rivolti ad assicurare che il funzionamento del sistema in esame sia coerente con quanto definito durante la sua progettazione.

Se concepita ed attuata in modo corretto, la manutenzione costituisce una funzione indispensabile per ogni tipo di sistema produttivo, permettendo di:

- minimizzare le fermate per guasti;
- garantire il funzionamento delle macchine nelle condizioni ottimali;
- contribuire ad aumentare l'efficienza del sistema produttivo;
- effettuare le attività con la massima economicità;
- conservare il patrimonio impiantistico industriale per la sua intera vita utile;
- contribuire a garantire la sicurezza delle persone e la tutela ambientale. [2]

Nel seguente paragrafo verranno descritti gli obiettivi che si vorrebbero ottenere tramite l'applicazione della manutenzione negli impianti industriali, con particolare interesse rivolto al concetto di manutenzione predittiva, evoluzione della manutenzione attraverso le rivoluzioni industriali. Si riassumeranno i principali modelli manutentivi presenti in letteratura sottolineandone vantaggi, svantaggi e i costi derivanti dalla applicazione e non applicazione della manutenzione stessa.

## **2.1. Ruolo della manutenzione**

Di norma alla funzione manutentiva si associa un ruolo esclusivamente tecnico, di mantenimento, servizio e riparazione dei sistemi produttivi.

Una generica macchina viene progettata e costruita per svolgere una funzione nota a priori e di cui si conoscono le caratteristiche in termini di tempi, di prestazioni e di costi. Il suo funzionamento, basato sulla continua interazione tra i sottosistemi che la compongono, non è tuttavia continuo nel tempo a causa delle inevitabili anomalie che insorgono nel corso della sua vita utile e che possono essere determinate da svariati fattori umani e ambientali. In questo contesto di possibile interruzione della sua funzionalità si inseriscono i concetti di affidabilità e disponibilità.

*L'affidabilità* può essere definita come la probabilità che un elemento (macchina, sottosistema o componente) funzioni senza guastarsi per un determinato tempo

t dal suo avviamento e in predeterminate condizioni ambientali. La *disponibilità* può invece essere definita come la percentuale di tempo di buon funzionamento rispetto al tempo totale in cui è richiesto il funzionamento stesso dell'elemento.

Se in ambito sicurezza l'affidabilità assume un ruolo della massima importanza, a livello produttivo il suo posto viene spesso preso dalla disponibilità attraverso la quale il gestore dell'impianto riesce a monitorare la reale efficienza operativa delle macchine nel corso della loro vita utile.

Affidabilità e disponibilità rappresentano due grandezze attraverso le quali è possibile misurare la continuità con cui un impianto può garantire il raggiungimento dello scopo per la quale è stato ideato e costruito.

Per quanto riguarda l'ambito economico, l'implementazione della manutenzione volta a migliorare le prestazioni industriali, comporta dei costi. Nella figura si può osservare che la funzione del costo totale sostenuto è data dalla somma dei costi sostenuti per le azioni di incremento dell'affidabilità o della disponibilità delle macchine e dei costi di mancata produzione dovuti all'inaffidabilità o indisponibilità delle stesse [3].

All'aumento dei costi sostenuti si ha un aumento dell'affidabilità e disponibilità (Figura 2.1).

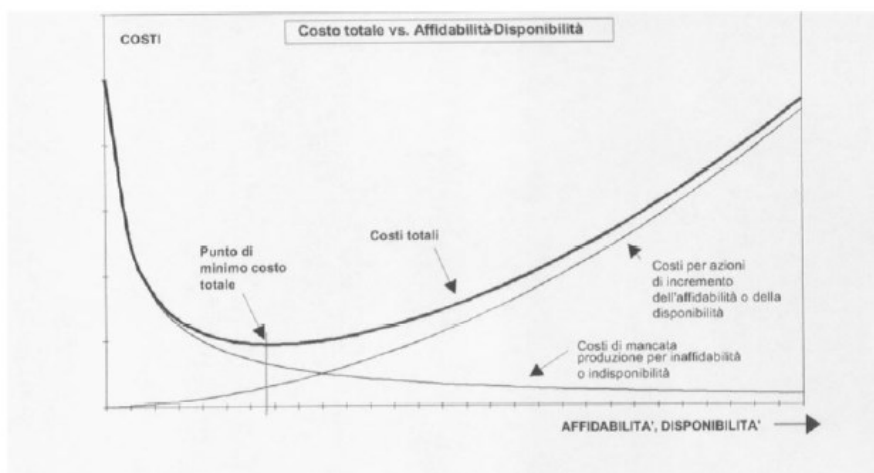
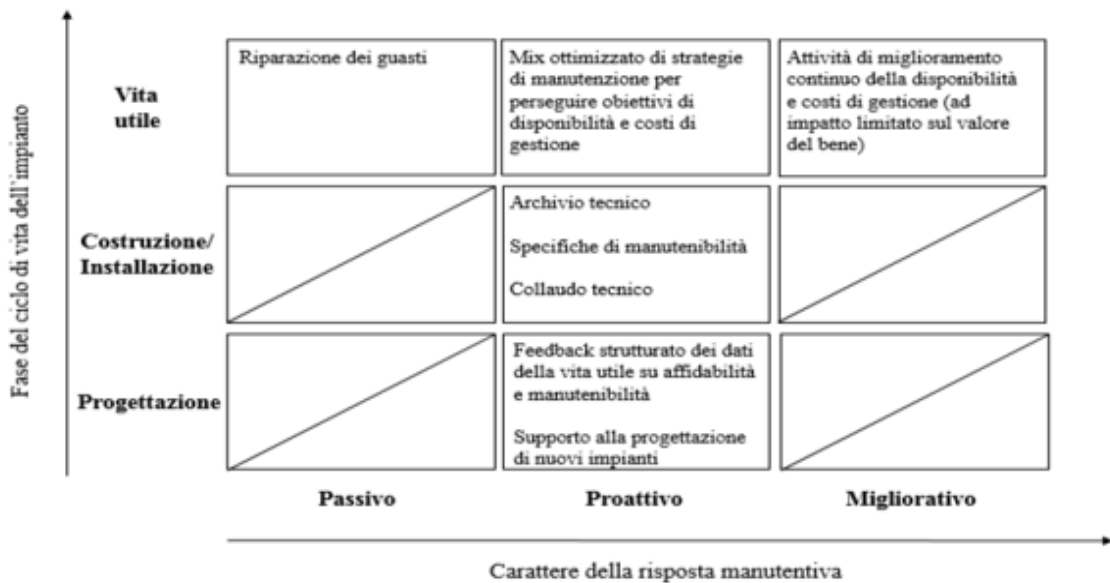


Figura 2.1: Andamento costi/affidabilità-disponibilità

Negli ultimi decenni la concezione della manutenzione si è profondamente evoluta e rinnovata, orientandola ad un ruolo sempre più complesso e centrale

nel processo produttivo. Si è cioè trasformata, da attività prevalentemente operativa di riparazione e fonte di costi, senza valore aggiunto al prodotto finito, ad un complesso sistema gestionale orientato a prevenire i guasti ed al miglioramento continuo.

Nella figura seguente (*Figura 2.2*), è possibile visualizzare la schematizzazione del ruolo della manutenzione in funzione della fase del ciclo di vita di un'entità o bene oggetto di manutenzione (ad esempio di un impianto), partendo dalla sua progettazione fino alla dismissione. In *Figura 2.2* è riportato anche il grado di "proattività" della risposta manutentiva, con l'obiettivo di garantire la disponibilità operativa dell'entità stessa ed il contenimento dei costi associati alla manutenzione. [4]



*Figura 2.2: Risposta manutentiva in relazione alla fase del ciclo di vita di un impianto*

## 2.2. Storia della manutenzione

Fin dai tempi antichi, i problemi relativi alla manutenzione in campo produttivo erano già presenti nelle vecchie botteghe artigiane. L'artigiano si trovava ad essere l'unico autore del prodotto, garantendone e controllandone qualità e

conservazione e con esso le azioni di manutenzione di carattere correttivo, a seguito di un guasto, che riteneva necessario effettuare per la sua garanzia.

Epoche storiche come la prima, seconda, terza e quarta rivoluzione industriale favorirono un processo di evoluzione economica e industrializzazione della società che da sistema agricolo-artigianale-commerciale divenne un sistema industriale moderno, caratterizzato dall'uso generalizzato di macchine azionate da energia meccanica e dall'utilizzo di nuove fonti energetiche inanimate (come ad esempio i combustibili fossili), il tutto favorito da una forte componente di innovazione tecnologica e accompagnato da fenomeni di crescita, sviluppo economico e profonde modificazioni socio-culturali e anche politiche.

La prima rivoluzione industriale compare verso la fine del Settecento in Inghilterra, con l'introduzione del telaio meccanico e poi delle macchine a vapore. Permette di ridurre i grandi sforzi fisici, precedentemente richiesti ai lavoratori, tramite l'introduzione di macchine in grado di lavorare in maniera continuativa. Prima del 1750, cioè prima della rivoluzione industriale, non si è mai registrata una vera e propria crescita economica. Una volta verificatasi, ne abbiamo beneficiato per ben due secoli.

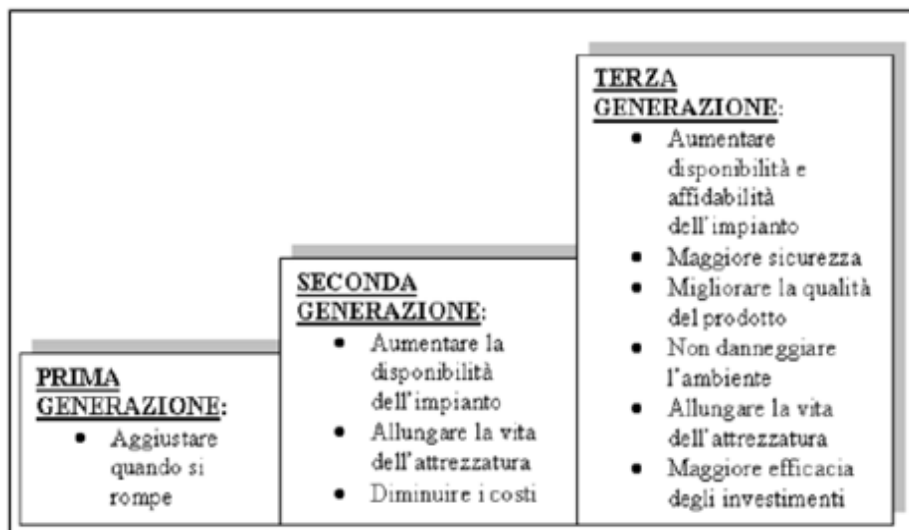
La seconda rivoluzione industriale, detta anche "rivoluzione scientifica", inizia negli anni Settanta del diciannovesimo secolo e si caratterizza per l'avvento dell'elettricità e per l'introduzione di una forma di prima produzione in serie. Queste due rivoluzioni determinano un aumento dei redditi medi e un miglioramento delle condizioni di vita (lavori meno usuranti, migliori condizioni igieniche) e un conseguente aumento delle aspettative di vita.

La terza rivoluzione industriale si fa risalire alla seconda metà del Novecento con l'avvento dell'elettronica e con la prima digitalizzazione; si registra un ulteriore incremento dei redditi medi e la riduzione dell'incidenza di lavori usuranti. Le protagoniste di questa terza fase sono la rete e le nuove tecnologie hardware per la costruzione dei *personal computer*.

Per quarta rivoluzione industriale si intende invece, la crescente unione tra mondo fisico, digitale e biologico. È una somma dei progressi in intelligenza

artificiale (IA), robotica, Internet delle Cose (IoT), stampa 3D, ingegneria genetica, computer quantistici e altre tecnologie. È caratterizzata dalla possibilità di scambiare dati, di interagire con essi e di estrarre da essi informazioni utili attraverso sistemi di Intelligenza Artificiale (IA). Questa rivoluzione ha permesso dunque di combinare gli eventi di nascita dell'intelligenza Artificiale con la connessione tramite una rete digitale comune e ha permesso inoltre di trasformare per sempre il modo in cui gli operatori sono soliti svolgere il lavoro fisico. [5]

Negli ultimi anni il pensiero manutentivo si è evoluto e rinnovato profondamente e la manutenzione si è trasformata, da attività prevalentemente operativa di riparazione a complesso sistema gestionale orientato alla prevenzione del guasto e al miglioramento continuo (*Figura 2.3*).



*Figura 2.3: Evoluzione della manutenzione nelle prime tre generazioni*

Il concetto di manutenzione ha quindi, subito una profonda evoluzione, evidenziata dal fatto che non è più subita come qualcosa di necessario e non è più legata ai soli guasti. Si è passato progressivamente dalla manutenzione correttiva, che interviene dopo il guasto, alla manutenzione preventiva, che tiene conto delle informazioni fornite da strumenti sullo stato di certe caratteristiche o sull'evoluzione di certi sintomi di degrado fino ad arrivare allo sviluppo e all'affermazione di una vera e propria Ingegneria di Manutenzione. [3]

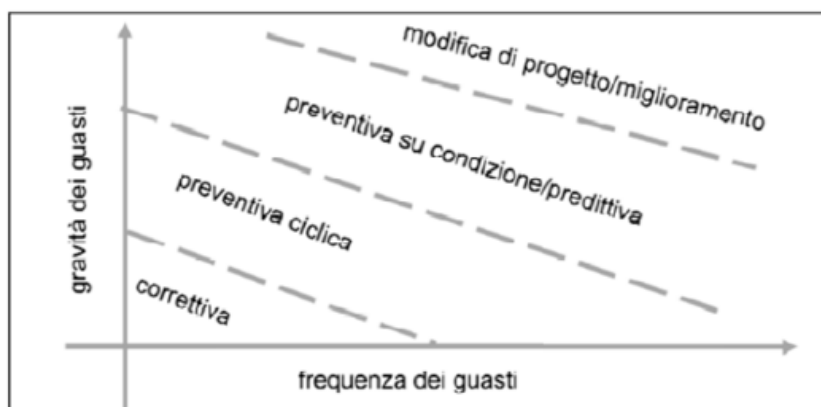


## 2.3.I modelli manutentivi

Per risalire dall'effetto alla causa di ogni guasto di ogni impianto, è fondamentale effettuare un'accurata analisi di criticità, riuscendo a determinare con esattezza quali sono le macchine più critiche, o quelle che necessitano di maggiori risorse. Vengono dunque identificate le tipologie e modalità con cui vengono definite le opportune politiche manutentive in funzione al tipo di criticità. È possibile scegliere la politica manutentiva più opportuna, attraverso l'ausilio di diagrammi di flusso e di tabelle guida (empiriche), come quella rappresentata in *Figura 2.4*:

- Manutenzione a guasto/routinaria o correttiva: è efficace se applicata a macchinari non critici, a basso costo e in caso di guasti caratterizzati da bassa frequenza e bassa gravità;
- Manutenzione a tempi prefissati/preventiva: è efficace se impiegata quando gli impianti iniziano a mostrare segni di usura, dove il guasto è più probabile e all'aumentare della frequenza e della gravità del guasto;
- Manutenzione migliorativa: identifica le cause di guasto, con conseguente riprogettazione per rimuoverle;
- Manutenzione su condizione/predittiva: in caso di guasti caratterizzati da alta frequenza e alta gravità.

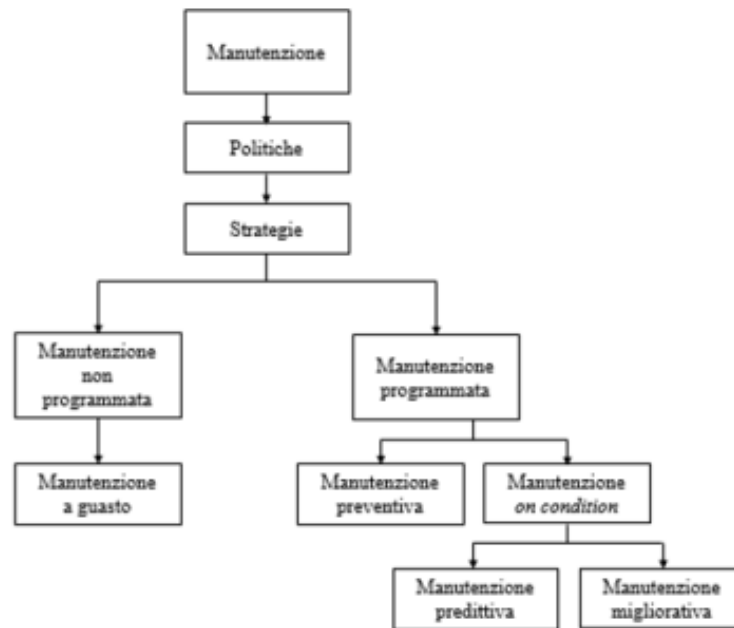
Per valori di gravità e frequenza ancora più alti, è necessario, laddove è possibile, effettuare delle modifiche di progetto. [2]



*Figura 2.4: Tabella guida empirica della politica di manutenzione da applicare in relazione alla frequenza dei guasti e alla loro gravità*

Maggiori sono la frequenza dei guasti e la gravità dei guasti, tanto più risulterà conveniente investire in politiche manutentive sofisticate e costose, fino al limite di dover rivedere il progetto del prodotto/processo.

Lo schema seguente (*Figura 2.5*) fornisce le varie suddivisioni della manutenzione e le categorie di interventi.



*Figura 2.5: Schema di suddivisione delle varie politiche di manutenzione*

Da notare la differenza tra politica e strategia di manutenzione: gerarchicamente, la strategia si presenta in un secondo momento, caratterizzando l'approccio operativo ai problemi della manutenzione, da sviluppare secondo i criteri forniti dalla politica manutentiva adottata. La politica manutentiva sta invece ad indicare l'atteggiamento complessivo che l'organizzazione assume nei confronti delle problematiche manutentive, che può poi esplicitarsi nell'utilizzo di diverse strategie. [6]

Per quanto riguarda le categorie di interventi, esse si distinguono in:

- interventi che sono realizzati solo dopo che il guasto si è presentato (manutenzione non programmata);
- interventi che scaturiscono da un logico e predeterminato piano programmato (manutenzione programmata);

- interventi incentrati sul tentativo di dare luogo ad un processo di miglioramento continuo nella gestione di queste problematiche (manutenzione migliorativa), a partire dalle procedure operative fino alla ridefinizione progressiva delle situazioni critiche, basandosi sull'esperienza acquisita.

Nei seguenti paragrafi, verranno descritti in dettaglio i vari modelli manutentivi.

### ***2.3.1.La manutenzione a guasto o correttiva***

La manutenzione a guasto o correttiva ("*run-to-failure*"), è la modalità più semplice e antiquata: si interviene solo dopo il manifestarsi del guasto. Questa strategia è efficace per sistemi non critici e facili da riparare, con bassi costi da sostenere.

È conveniente aspettare l'insorgere del guasto prima di intervenire, per limitare i tempi di fermata e l'aumento della disponibilità.

Si tratta dunque di individuare il componente guasto e di prendere le misure atte a ristabilire la corretta funzionalità del sistema.

Gli aspetti svantaggiosi associati a questa strategia sono numerosi:

- i fermi macchina si presentano in maniera casuale e a volte nel momento meno opportuno;
- un guasto grave ed inaspettato su un componente può avere conseguenze deleterie su altri elementi del sistema, compromettendone la funzionalità con un aggravio consistente dei costi;
- riparazioni non programmate comportano spesso tempi lunghi di ripristino, ostacolando la produzione e tenendo occupato poco proficuamente il personale tecnico.

### ***2.3.2.La manutenzione preventiva***

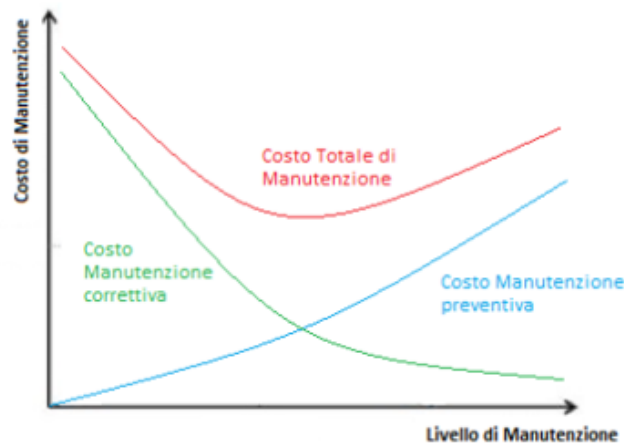
La manutenzione preventiva rappresenta una politica di manutenzione che si prefigge l'obiettivo di eseguire un intervento manutentivo di "revisione", "sostituzione" o "riparazione", prima che nel componente si manifesti il guasto.

Rientrano in questa categoria gli interventi eseguiti in base alla convinzione che sia determinabile a priori la vita media di un componente e che si possa anticipare

il guasto di un sistema complesso (macchina o linea di produzione), pianificando il momento dell'intervento, in genere di sostituzione, in funzione del tempo di vita attesa del componente stesso.

Questo approccio ha favorito la crescita culturale e organizzativa della funzione manutenzione, ma, se applicato in maniera generalizzata, non incide in modo sostanziale sull'affidabilità e sulla disponibilità di un impianto.

In *Figura 5.6* è possibile osservare l'andamento dei costi di manutenzione preventiva, a confronto con la manutenzione correttiva, in funzione del livello di manutenzione aziendale. È evidente che per ottenere un costo totale accettabile è opportuno un bilanciamento tra le attività correttiva e programmata.



*Figura 2.6. Andamento dei costi di manutenzione*

### **2.3.3. La manutenzione predittiva**

La politica manutentiva predittiva o su condizione (*Condition Based Monitoring*) si fonda sul concetto che la maggior parte dei guasti non accadono istantaneamente, ma il deterioramento che porta al guasto si manifesta lungo un certo periodo di tempo; la manutenzione predittiva è un ulteriore sviluppo ed affinamento della manutenzione preventiva, che prevede la programmazione in tempo reale degli interventi in funzione delle condizioni della macchina e dei requisiti da rispettare, permettendo di evitare lunghi fermi macchina non previsti e contribuendo a migliorare l'affidabilità globale del sistema, per giunta ad un costo contenuto. Tenendo conto anche che questi guasti hanno una probabilità di

accadimento casuale, la manutenzione a tempi fissati ha una limitata efficacia nell'aumentare la disponibilità d'impianto.

Poter evitare fermi impianto impreveduti infatti, sapendo cogliere i "segnali deboli", genera dei risparmi notevoli, con rapidi ritorni dell'investimento. Questi segnali deboli, come ad esempio le variazioni di temperature, la presenza di particelle di usura negli ambienti operativi (es. oli), uno spettro di vibrazione anomalo, possono essere misurati, e quindi dare un avviso che qualcosa può non andare bene; un'ispezione ed un'analisi successiva possono poi portare alla corretta identificazione del problema.

La manutenzione predittiva quindi, attraverso l'applicazione di svariate ed appropriate tecniche di *Condition Monitoring* (manutenzione su condizione), permette di rilevare e misurare alcuni parametri in grado di dare indicazioni sulle condizioni delle macchine (incremento di temperatura di una superficie, aumento delle vibrazioni sull'alloggiamento di un cuscinetto, formazione di depositi, corrosioni, assorbimento in corrente eccessivo, ecc...). A fronte di questa prima fase di rilevazione si sviluppano in seguito tutte le attività di analisi e pianificazione delle azioni più idonee ad aumentare la vita utile di ogni componente, ricercando il giusto compromesso fra prestazioni (costi) ed efficacia (benefici). [7]

La manutenzione su condizione viene definita sulla base di parametri decisionali che consentono di capire quali siano le reali condizioni della macchina, attraverso l'esecuzione di misure, ispezioni e controllo che, in genere, non prevedono lo smontaggio dei componenti della macchina. Queste azioni, effettuate ad intervalli regolari definiti per ogni funzione, consentono di rilevare quando le prestazioni di un componente iniziano a degradare e, sulla base di queste informazioni, si può decidere se effettuare l'intervento prima che il guasto si verifichi.

Le tecniche di più largo utilizzo sono:

- *monitoraggio visivo*: alla ricerca di eventuali segnali come cricche, difetti e disallineamenti;
- *monitoraggio della rispondenza alle specifiche*: verifica che i parametri di esercizio di un macchinario (temperatura, pressione, velocità, ...) corrispondano ai valori previsti da progetto;
- *monitoraggio delle vibrazioni e del rumore*.

I parametri che vengono generalmente monitorati sono:

- Vibrazioni
- Velocità
- Stato dei cuscinetti
- Temperatura
- Tensione e corrente del motore
- Livello dell'olio
- Numero di giri
- Acustica
- Pressione

Questa strategia, che adopera l'andamento dei parametri monitorati per predire i guasti potenziali, è un processo diagnostico, che, fornendo indicazioni sullo stato di salute della macchina, consente di pianificare interventi di revisione, basandosi sulle effettive condizioni dei componenti piuttosto che sul tempo di funzionamento.

La manutenzione predittiva è ritenuta da molti la più concreta ed efficace applicazione dell'IoT (*Internet of Things*), cioè riferito al collegamento in rete di ogni genere di "cose": non solo dispositivi elettronici, ma tutto ciò che influenza le nostre vite e da cui è possibile raccogliere informazioni utilizzando sensori. Basti dunque pensare ad esempio alla connessione di diversi macchinari, che grazie a dei sensori posti sugli stessi, permette di raccogliere e salvare dati all'interno di un database, di effettuare previsioni affidabili su come le condizioni di una macchina o un impianto si svilupperanno nel tempo e stabilire quando sarà necessaria la manutenzione (*Predictive Maintenance*).

Inoltre, l'IoT unito all'analisi dei dati ha notevolmente trasformato la comprensione della manutenzione nei processi di petrolio e gas [8] e ha cambiato la tendenza allo sviluppo della tecnologia industriale. Oggi, il concetto di industria 4.0 viene applicato per migliorare la comunicazione e l'automazione industriale al fine di creare prodotti e servizi intelligenti. [8]

Questa applicazione sta riscuotendo sempre maggior interesse, grazie alla sua capacità di impattare più che positivamente e con una spesa relativamente modesta su tutti gli obiettivi strategici.

Riveste un ruolo sempre più centrale all'interno del processo, grazie alle sue straordinarie capacità di:

- ridurre i costi operativi
- ottimizzare le performance
- prevedere e prevenire un guasto e le relative cause
- migliorare il servizio/prodotto offerto alla clientela
- positivi segnali dei principali indicatori economici.

La manutenzione più efficace risulta proprio quella che viene fatta nel momento giusto, effettuando l'intervento che garantisca non solo il miglior risultato, ma anche il minor impatto possibile.

L'analisi dello stato di salute del macchinario consente non solo di anticipare il verificarsi di un guasto, ma anche di indirizzare efficacemente le risorse di manutenzione laddove il macchinario lo richieda con una maggior attenzione non più su ciò che è accaduto, ma su ciò che potrebbe accadere in assenza di interventi specifici e mirati; ad esempio l'utilizzo dei tecniche di *Machine Learning* ha permesso di individuare e catalogare gli errori assegnando con un codice univoco ad ogni errore. Inoltre, man mano che i problemi sono risolti, ad ogni codice vengono associate le relative soluzioni, facilitando enormemente le azioni svolte dall'operatore.

Gli algoritmi di *Machine Learning* usano metodi matematico-computazionali per apprendere informazioni direttamente dai dati (uso massiccio dei Big Data), senza modelli matematici ed equazioni predeterminate. Gli algoritmi di Machine Learning migliorano le loro prestazioni in modo "adattivo" man mano che il set di dati da cui apprendere aumenta in dimensioni. [9]

È possibile effettuare un'analisi dei dati precisa e dettagliata, grazie all'immagazzinamento di dati ottenuti tramite ad esempio sensori della macchina, che consentono di avere informazioni diagnostiche dagli impianti. Le decisioni dei sistemi vengono prese su scelte basate su enormi quantità di dati e complessi calcoli statistici, che sfuggono alla comprensione di logiche razionali.

Tutte le informazioni raccolte, se messe in un unico *Big Data*, possono essere analizzate da algoritmi avanzati in grado di investigare le cause e poter realizzare modelli predittivi di auto-apprendimento.

Ciò a cui si è vuole arrivare è essere in grado di :

- Prevedere le condizioni del guasto, calcolando sia il tempo che intercorre fra un guasto e l'altro, sia le azioni da intraprendere a livello di manutenzione ordinaria.
- Valutare le prestazioni del macchinario nel tempo, aggregando grandi quantità di dati che provengono da diverse fonti, con l'obiettivo di stimolare il processo di *Machine Learning* e permettere al sistema di affinare gli algoritmi in modo da ridurre gli scostamenti dalla previsione.
- Stimare la vita residua del macchinario, in modo da poter valutare, il bisogno di sostituzione o manutenzione, i costi degli interventi e le fasi dei processi, ma soprattutto evitare che eventi straordinari possano incidere sull'efficienza aziendale (fermi di produzione). [5]

### ***2.3.3.La manutenzione migliorativa***

La Manutenzione migliorativa, detta anche manutenzione proattiva, è una politica di manutenzione che prevede un intervento di revisione, finalizzato a migliorare il valore o la prestazione di un sistema o di una parte di esso. L'azione manutentiva non è subordinata a malfunzionamenti ma deriva da esigenze di miglioramento espresse sia dall'utilizzatore sia dal manutentore.

Questo tipo di manutenzione su condizione permette di far fronte al limite della manutenzione predittiva, cioè nel caso in cui il servizio di manutenzione non rispondesse in maniera rapida al segnale di allerta anticipata del probabile guasto incipiente, quest'ultimo potrebbe presto trasformarsi in quelle di guasto imminente.

In sostanza, anziché monitorare i parametri che segnalano un guasto potenziale ed aspettare il raggiungimento di una certa soglia d'allarme per pianificare l'intervento, la manutenzione migliorativa si propone di individuare e correggere valori anomali delle cause prime di guasto, dette *radici del guasto*, che potrebbero portare a condizioni di instabilità operativa. [2]



## 2.4.I costi della manutenzione

Al giorno d'oggi, lo sviluppo di strategie di manutenzione per un'azienda non è vista solo come una funzione tecnica, ma come un'opportunità di business da sfruttare, per contenere i costi, evitare le perdite, e di conseguenza aumentare i profitti.

La manutenzione è diventata la funzione strategica, a cui maggiormente viene richiesto di gestire i beni aziendali lungo tutto il loro intero ciclo di vita, in termini di prestazioni, costi ed efficacia, ma anche in relazione a tematiche oggi tanto care come sicurezza, qualità e ambiente.

La struttura complessiva dei costi di manutenzione è indicata nella figura seguente (Figura 2.7):

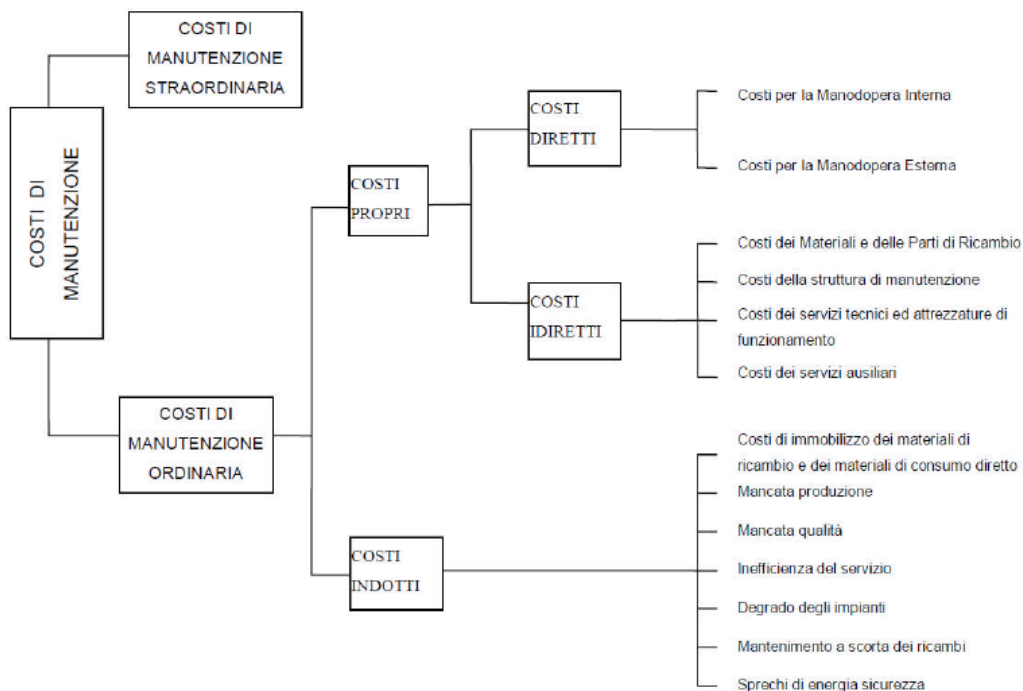


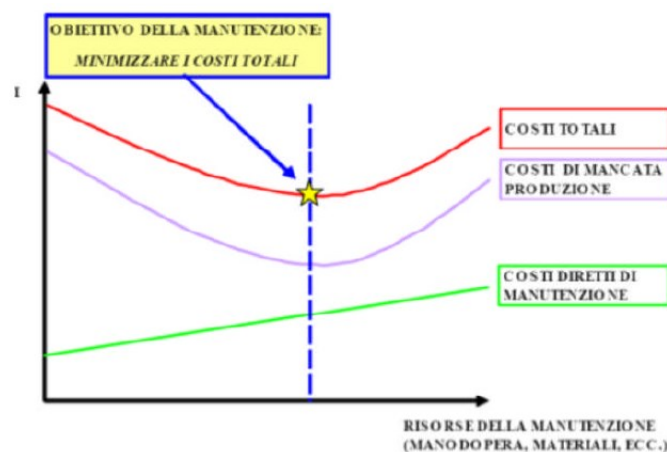
Figura 2.7. Schema rappresentante i costi di manutenzione

Analizzando più nel dettaglio i costi relativi alla manutenzione ordinaria si possono distinguere le seguenti categorie:

- I **costi propri diretti**, relativi alle risorse direttamente associabili all'esecuzione degli interventi manutentivi, come ad esempio costi per la manodopera interna, costi per la manodopera esterna (prestazioni di terzi) e costi dei materiali e parti di ricambio;

- I **costi propri indiretti**, relativi alle risorse impiegate a livello organizzativo nell'esecuzione degli interventi manutentivi, ma non direttamente associabili a questi;
- I **costi indotti** nascono come conseguenza dell'interruzione del servizio/funzione di un impianto o una macchina, interruzione che può avere due diverse origini: il guasto (interruzione casuale ed estemporanea del servizio); o la volontaria interruzione per effettuare interventi di mantenimento;
- I **costi propri diretti** possono essere ridotti attuando un miglior controllo degli interventi standard: è possibile, anche mediante un'analisi storica sulle tipologie dei guasti accaduti, definire una serie di interventi di routine per i quali siano definibili nel dettaglio le modalità operative, tempistiche, attrezzature, quantità e specializzazioni del personale;
- I **costi propri indiretti**, invece, possono essere ridotti solo attuando una politica preventiva: svincolarsi dal rischio di guasto improvviso costituisce l'obiettivo finale di una moderna manutenzione, che ha tre scopi principali:
  1. Riparare i guasti;
  2. Impedire la loro insorgenza;
  3. Migliorare le prestazioni degli impianti.

In *Figura 2.8*, è possibile analizzare la rappresentazione delle curve dei costi propri (Costi Diretti di Manutenzione), di quelli indotti (Costi di Mancata Produzione) e di quelli totali, somma delle due precedenti curve. [3]



*Figura 2.8. Obiettivo della manutenzione in funzione dei costi*

La manutenzione però non deve essere vista unicamente come un centro di costo, in quanto produce anch'essa "valore" in termini di risparmio di costi conseguenti ai guasti che la manutenzione permette di evitare e come fattore d'incremento delle opportunità di profitto conseguenti ad un miglior funzionamento degli impianti e delle attrezzature. È opportuno dunque, quantificare anche il valore che essa produce in termini di servizio erogato e risparmio permesso.

## 2.5.Criteri di progetto della manutenzione

Esistono dei criteri di progetto che permettono di effettuare correttamente la politica di manutenzione, valutando diversi aspetti che incidono sia sulle prestazioni e sia sul punto di vista economico.

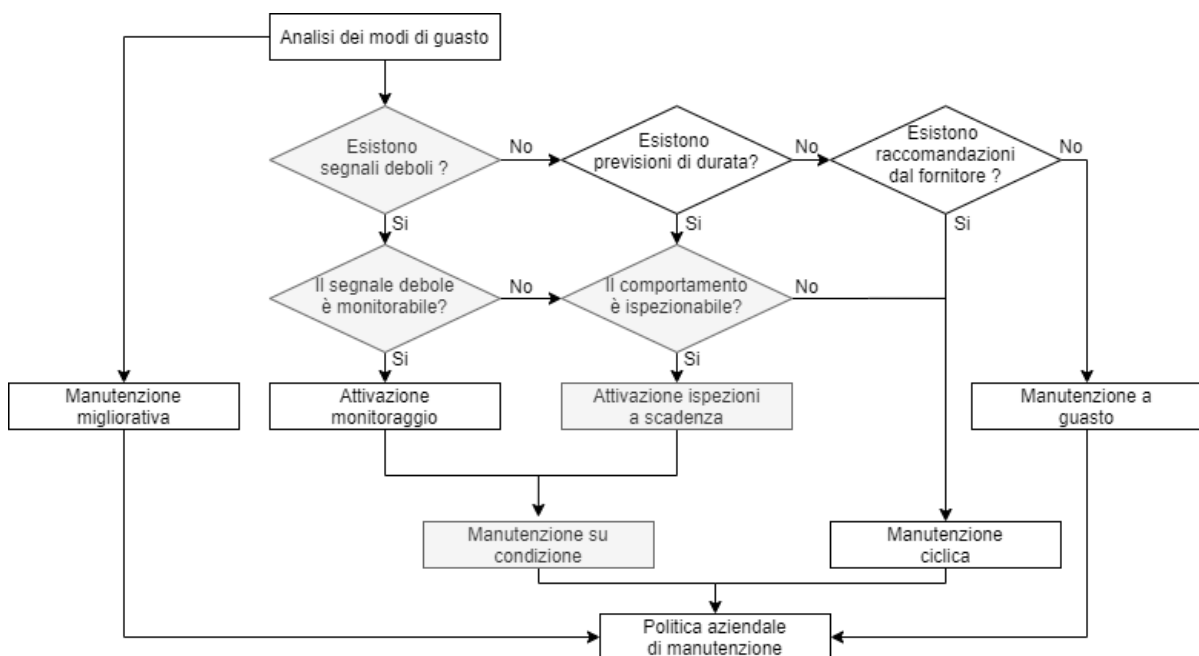
I principali criteri di progetto sono:

- **valutazioni di affidabilità:** analizzare la scelta delle attività manutentive in base all'affidabilità, significa valutare quali strategie siano potenzialmente applicabili in funzione della fase del ciclo di vita operativa in cui si trova l'entità oggetto di manutenzione; ciò vuol dire, ad esempio, procedere con controlli periodici al mantenimento di un bene che non ha esaurito la propria età operativa, mentre potrebbe essere conveniente provvedere alla sua sostituzione se è vicino al termine della sua vita utile;
- **valutazione economica:** se da un punto di vista di affidabilità sono definibili i modelli di manutenzione in funzione dell'età operativa del bene, la loro valutazione economica permette di individuare la politica migliore, per ottenere il minor costo totale di manutenzione;
- **valutazione tecnica:** a volte, l'obiettivo prestazionale che si persegue è di tipo tecnico, anziché economico. Ad esempio, se si desidera ottenere la massima capacità produttiva o continuità di servizio, l'obiettivo è la massima disponibilità operativa, anche se questa condizione può non generare il minimo costo totale di manutenzione. [2]

I principali criteri che devono essere tenuti in considerazione nella stesura delle logiche decisionali sono i seguenti:

- criticità del componente o della linea distinguendo se è critico ai fini della sicurezza, della protezione ambientale o della produttività;
- vincoli di legge, assicurativi o di garanzia;
- applicabilità dal punto di vista tecnico, di politiche su condizione;
- costi degli interventi preventivi;
- problematiche organizzative connesse alle politiche correttive.

La norma UNI 10366 [10], suggerisce il seguente diagramma di flusso (*Figura 2.9*) per scegliere la politica di manutenzione che meglio si adatta a una certa modalità di guasto. Per tale scelta è determinante una serie di fattori tra cui: il grado di criticità della macchina, l'impatto e la probabilità del guasto, l'esistenza di un segnale debole monitorizzabile (cioè di un segnale dal quale è possibile identificare lo stato di degrado della macchina), la presenza di raccomandazioni da parte del fornitore o da normativa, la possibilità di prevedere la durata della vita della macchina.



*Figura 2.9. Diagramma di flusso, UNI 10366, per la scelta della politica di manutenzione*

Di seguito si fornisce una breve spiegazione su come leggere il diagramma di flusso per la definizione della politica di manutenzione. I passi decisionali che lo caratterizzano sono i seguenti:

1. S'effettua, in primo luogo, una analisi dei modi di guasto della macchina/componente.
2. Ci si domanda se vi è un segnale debole (cioè di un segnale dal quale è possibile identificare lo stato di degrado della macchina) utilizzabile come sintomo del progresso del degrado di funzionamento.
3. Se così è, è necessario domandarsi se esiste la possibilità di monitorare nel tempo il segnale debole.
4. Se la risposta al punto 3 è positiva, allora vi è la possibilità di implementare una politica di manutenzione su condizione/predittiva.
5. Nel caso in cui il segnale debole esista, ma non sia monitorizzabile (ovvero non è possibile effettuare una valutazione chiara e affidabile nel tempo dello stato di degrado della macchina) ci si chiede se esista almeno una previsione sulla vita utile del componente.
6. Se la risposta al punto 5 è sì, allora si hanno due alternative:
  - a. Attivare una serie d'ispezioni programmate a intervalli fissi di tempo (strumentali e non), in modo da tornare al punto 4 (manutenzione su condizione/predittiva);
  - b. Implementare una politica di manutenzione preventiva ciclica, eseguendo le sostituzioni a intervalli costanti oppure a età costante.
7. Quando non vi è, né un segnale debole monitorabile, né una previsione sulla vita utile del componente, le alternative sono due:
  - a. Far fede alle raccomandazioni del fornitore o delle normative;
  - b. Passare a una politica di manutenzione correttiva. In tal caso, l'unica contromisura possibile sarebbe il cercare di avere a scorta tutti i componenti soggetti a guasto e strutturare la manutenzione in modo da intervenire in tempi rapidi all'occorrenza dell'evento di guasto.

Scegliere, quindi, una politica di manutenzione più opportuna significa determinare il giusto mix (combinazione) di politiche di manutenzione da assegnare alle responsabilità organizzative ed alle risorse disponibili e tale mix nel suo insieme, costituisce la politica aziendale di manutenzione.

Bisogna dunque sottolineare che la scelta della politica di manutenzione (mix di politiche) richiede criteri di progettazione della manutenzione improntati alla logica della minimizzazione del costo globale di manutenzione (costi propri + costi indotti), cioè il mix da attuare per ogni componente del sistema viene scelto con lo scopo di minimizzare il costo globale di manutenzione.

## 2.6.Indicatori di performance: parametri RAM

Tra gli indicatori di performance più comuni per la manutenzione, vi sono i parametri RAM, dall'inglese Reliability, Availability e Maintainability, che misurano lo stato di affidabilità, disponibilità e manutenibilità di un sistema produttivo.

Nella tabella seguente (*Figura 2.10*) è possibile visualizzare la definizione e la finalità di ogni parametro RAM [11].

	Definizione	Finalità
<i>Reliability</i> (Affidabilità)	Probabilità che un componente o sistema svolga correttamente la sua funzione per un certo periodo ed in condizioni operative ben definite	Garantire una continuità nel servizio del sistema che si progetta, produce o gestisce
<i>Availability</i> (Disponibilità)	Probabilità che un componente o sistema svolga correttamente la sua funzione in un istante prefissato ed in condizioni operative ben definite	Ridurre al minimo il fermo macchina, ottimizzare la produzione e al contempo garantire l'efficienza dei sistemi di sicurezza in stand-by
<i>Maintenability</i> (Manutenibilità)	Probabilità che il componente sia riparato entro un tempo prefissato comprendente la rilevazione del guasto e la riparazione. In altri termini, l'attitudine del sistema ad essere mantenuto rapidamente e facilmente	Garantire il rapido ripristino dei componenti guasti

*Figura 2.10. Reliability, Availability, Maintainability*

Una buona pianificazione delle attività di manutenzione deve garantire un elevato tasso di disponibilità dei macchinari, che si realizza incrementando affidabilità e manutenibilità degli stessi, sostenendo allo stesso tempo il minimo costo totale di manutenzione.

## 2.7.La Manutenzione 4.0

Tramite le tecnologie esposte precedentemente è possibile arrivare a produrre sistemi con capacità predittive.

L'industria 4.0, intesa come la quarta generazione di attività industriale, ha permesso dunque di effettuare la diagnosi e avviare azioni di manutenzione sotto forma di autoapprendimento e sistema intelligente che prevede guasti. Questi sistemi richiedono elevati requisiti di accesso ai dati , qualità dei dati elevata e utilizzano più fonti di dati per estrarre informazioni pertinenti. [12]

Inoltre, la Manutenzione 4.0 utilizza le tecnologie avanzate per l'analisi predittiva e fornisce decisioni basate sulla fattibilità. La manutenzione 4.0 è applicabile principalmente per l'industria 4.0, con particolare attenzione alle prospettive di manutenzione che prevedono la raccolta, l'analisi, la visualizzazione e il processo decisionale dei dati relativi alle risorse.

Adottare dunque delle tecnologie di Intelligenza Artificiale significa trasformare le aziende in imprese *smart*, dotate di piattaforme tecnologiche e applicative, in grado di supportare il percorso di crescita e miglioramento degli indicatori di business della impresa stessa. [5]

L'Intelligenza Artificiale e il Machine Learning sono due parole spesso usate in modo intercambiabile. Tuttavia, l'Intelligenza Artificiale e il Machine Learning non sono esattamente la stessa cosa poiché la prima è un ramo dell'informatica che permette la programmazione e progettazione di sistema sia hardware che software che permettono di dotare le macchine di determinate caratteristiche che vengono considerate tipicamente umane quali, ad esempio, le percezioni visive, spazio-temporali e decisionali; mentre la seconda è una classe di algoritmi che permette di costruire modelli analitici in maniera automatica, offrendo ai computer l'abilità di apprendere, anche senza essere stati esplicitamente programmati per fare ciò.

Intelligenza Artificiale e *Machine Learning* aiutano le aziende secondo due principali direttive:

1. Analisi approfondita dei dati (suggerimenti che il *Machine Learning* permette di fornire all'utente analizzando i dati con algoritmi molto più evoluti rispetto a quelli usati fino ad oggi).
2. Automazione di una serie di processi attraverso robot intelligenti, siano essi fisici (robot hardware) o software (azione sull'automazione di processo).

L'Intelligenza Artificiale mette il cliente al centro dell'attenzione, personalizzando e rendendo adatti alle esigenze del cliente i prodotti e servizi, che hanno al loro interno tecnologie di Intelligenza Artificiale.





# 3. Il Compressore

I compressori sono definiti come macchine pneumofore, ossia operatrici a fluido adibite alla produzione di aria compressa o alla surcompressione di altri fluidi gassosi (gas illuminante, gas d'acqua, ammoniaca, anidride carbonica, anidride solforosa, idrogeno, gas ammoniacali, cloruro di metile, cloro-etile, ecc.) o di miscele gassose.

Tra i compressori rientrano anche i termocompressori o pompe di calore destinati nell'industria a elevare la pressione del vapore d'acqua, prodotto negli apparecchi di concentrazione di soluzioni acquose, allo scopo di farne evaporare di nuova. Il fluido acquista all'interno del compressore energia potenziale o di pressione a spese del lavoro meccanico fornito dalla macchina azionatrice. Questo lavoro di compressione viene effettuato nelle diverse categorie di compressori mediante: a) il moto rettilineo alterno di uno o più stantuffi S; b) il moto rotatorio di uno o più organi nei compressori a stantuffo ordinari, attraverso il moto rotatorio di uno o più organi (talvolta stantuffi) nei compressori rotativi; c) la rotazione di più ruote G palettate, calettate in serie sull'albero della macchina e alternate con appositi organi fissi di diffusione D nei turbocompressori [1].

La scelta dei compressori per le differenti applicazioni è un fattore importante nell'industria di processo. Solitamente i compressori sono l'elemento più costoso dell'apparecchiatura ed hanno un'influenza dominante nell'efficienza del ciclo. I principali tipi di compressori usati nell'industria sono quelli alternativi, a doppia vite (*twin-screw compressors*), a singola vite, centrifughi, scroll ed a vani rotanti. Il compressore a doppia vite è il più utilizzato, con larga diffusione principalmente negli ultimi trent'anni e sarà il principale argomento delle nostre attenzioni.

Quest'ultimo è una macchina volumetrica rotativa impiegata nella compressione dei gas fino a moderate pressioni. Comprende una coppia di rotori collegati tra loro e controrotanti, sui quali sono presenti delle scanalature elicoidali. Un involucro avvolge le due viti con tolleranze molto ristrette. Esistono compressori a doppia vite funzionanti a secco, cioè senza lubrificazione interna ma anche con iniezione di fluidi durante la fase di compressione, come per esempio l'acqua o l'olio.

La sua qualità principale è l'elevata velocità di rotazione, che lo rende più compatto rispetto agli altri tipi di macchine volumetriche; ha una buona capacità di mantenere alte efficienze su un ampio range di pressioni di esercizio e portate, una lunga durata ed alta affidabilità [13].

### **3.1. Classificazione dei compressori**

I compressori possono essere suddivisi nelle seguenti categorie come mostrato in *Figura 3.1*:

- Volumetrici, dove la compressione è prodotta come risultato della riduzione del volume racchiuso da elementi rotanti, che possono essere:
  1. Compressori rotativi.
  2. Compressori alternativi.
- Dinamici, che sfruttano il principio della dinamica, suddivisi in:
  1. A flusso radiale (centrifughi).
  2. A flusso assiale.
  3. A flusso misto.

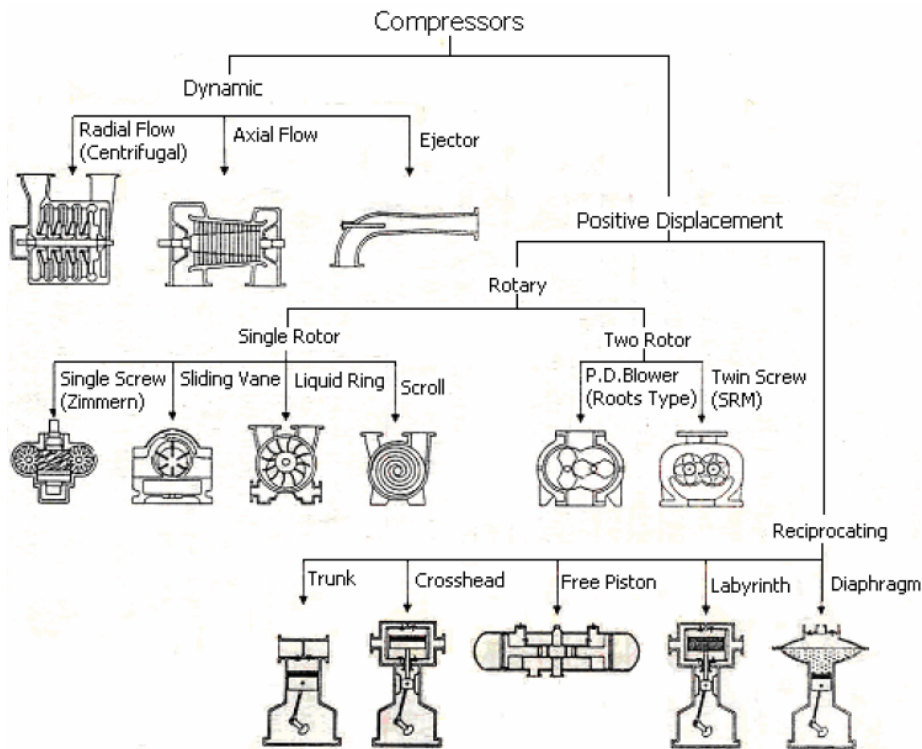


Figura 3.1: Classificazione dei compressori

I parametri principali che permettono di differenziare ogni singolo compressore sono:

- Capacità di portata massica;
- Pressione all'aspirazione;
- Pressione operativa allo scarico;
- Temperatura all'aspirazione;
- Velocità.

## 3.2. Compressori dinamici

I compressori dinamici sono suddivisi in compressori a flusso radiale e a flusso assiale.

### 3.2.1. Compressore centrifugo

I compressori centrifughi sono macchine di semplice costruzione e di più facile controllo rispetto ai compressori assiali, dato che in questi ultimi l'esigenza di far subire al fluido deviazioni sufficientemente elevate, senza provocare distacchi di

vena dalle palettature, comporta la soluzione di difficili problemi aerodinamici. Nei compressori radiali l'azione del campo centrifugo permette una notevole compressione del fluido con minori difficoltà. Quindi, rispetto ai compressori assiali, i centrifughi operano a velocità di rotazione elevate, in particolare:

- possono essere accoppiati direttamente con turbine a gas;
- risultano compatti e di peso ridotto;
- realizzano portate più ridotte degli assiali con prevalenze maggiori.

I compressori centrifughi mostrati in *Figura 3.2* possono trattare fluidi che abbiano in sospensione particelle solide senza subire logorio delle parti meccaniche, in quanto i giochi fra le parti sono relativamente grandi. Il limite sulla velocità periferica è dettato da problemi di resistenza meccanica da una parte e da problemi fluidodinamici dall'altra. Infatti, occorre evitare numeri di Mach (rapporto tra la velocità del fluido e la velocità del suono nelle condizioni locali) di 0.8. [13]

L'accelerazione centrifuga imprime al fluido un gradiente di pressione, così che la pressione statica del fluido aumenti dall'ingresso all'uscita della girante.

I vantaggi sono:

1. robustezza;
2. basso costo di fabbricazione.

Gli svantaggi sono:

1. ampia superficie frontale;
2. rapporto tra le pressioni relativamente scarso se confrontato con gli altri compressori.

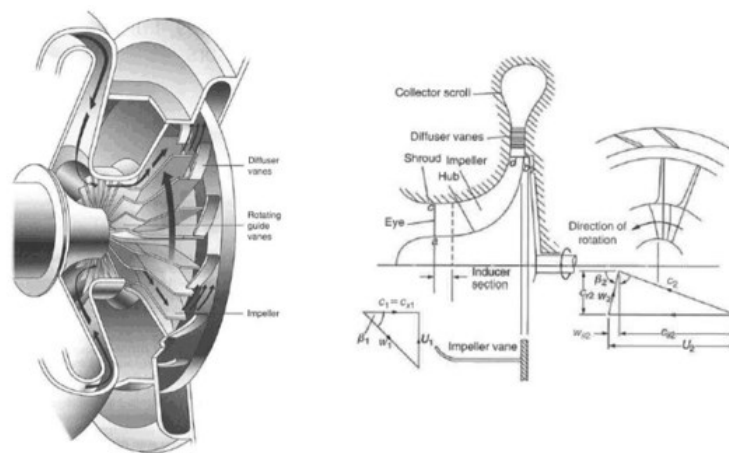


Figura 3.2: Compressore centrifugo

### 3.2.2. Compressore assiale

I compressori assiali sono costituiti da una o più serie di pale montate su di un rotore, alternate a serie di pale fisse montate sull'involucro (statore). Illustrato in Figura 3.3.

Nella parte frontale del compressore si ha una serie di pale direttrici con lo scopo di fornire al fluido, prima dell'ingresso del compressore, una determinata velocità tangenziale. Nel rotore una parte dell'energia cinetica del fluido viene trasformata in pressione mediante un processo di diffusione, grazie alla variazione della sezione dei condotti compresi tra le pale rotanti, dando così luogo ad un primo aumento della pressione statica [13].

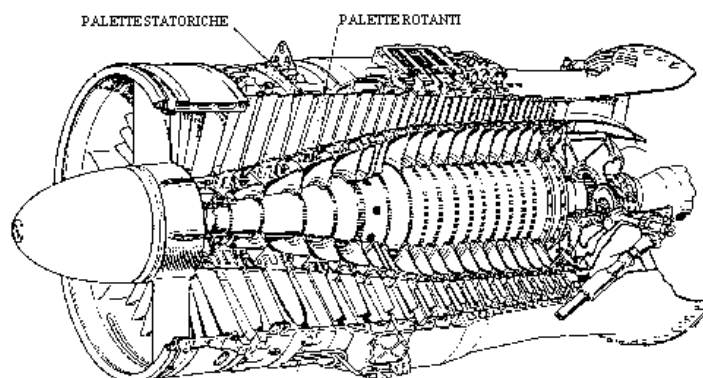


Figura 3.3: Compressore assiale

### 3.2.3. Compressore a flusso

I compressori a flusso misto sono di costruzione simile a quella dei compressori centrifughi.

Si differenziano sul fatto che le componenti assiale e radiale sono disponibili all'esterno del rotore e che questo tipo di compressori prevede un diffusore per girare il flusso dalla direzione diagonale a quella assiale.

### **3.3.Compressori volumetrici**

I compressori volumetrici sono ben noti per la loro capacità di spostare la medesima quantità di aria ad ogni ciclo motore. Questa macchina volumetrica è infatti caratterizzata da una portata di aria che aumenta in modo direttamente proporzionale rispetto alla velocità di rotazione del motore e da un rapporto di compressione indipendente in relazione alla velocità di rotazione. Quindi permette una pressione di sovralimentazione costante nel tempo.

Si hanno i compressori volumetrici alternativi e i compressori volumetrici rotativi.

#### ***3.3.1.Compressore alternativo***

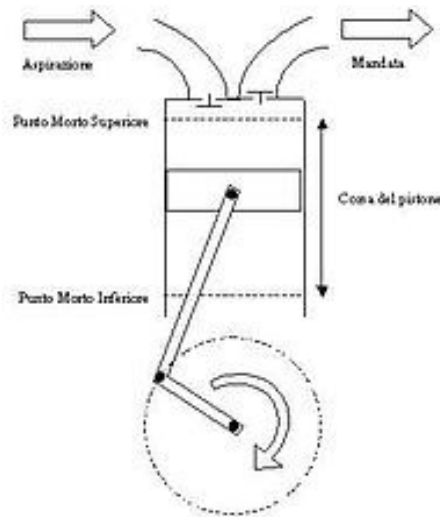
Un compressore alternativo mostrato in *Figura 3.4* può essere schematizzato mediante un sistema stantuffo-cilindro munito di due valvole, una di aspirazione e l'altra di mandata. Solitamente le valvole sono di tipo automatico. Essi possono essere comandati tramite un manovellismo che permette la trasformazione del moto da circolare continuo, quale è quello generalmente fornito da motori elettrici e termici, in alternativo, così come richiesto.

Vantaggi

1. Alta efficienza, particolarmente se nuovi o dopo revisione;
2. Possibilità di ottenere elevate pressioni di scarico.

Svantaggi

1. Richiede elevata manutenzione;
2. Alti costi;
3. Molte parti in movimento;
4. Velocità fissa;
5. Elevato rumore di esercizio;
6. Richiede un dispositivo di smorzamento delle vibrazioni;
7. L'efficienza crolla tra due revisioni [13].



*Figura 3.4: Compressore alternativo*

### **3.3.2. Compressore rotativo**

Un compressore volumetrico rotativo come in *Figura 3.5* è costituito da uno o più rotori e da un involucro fisso o statore.

La grande sicurezza di funzionamento, unitamente alle ridotte esigenze di manutenzione ottenute mediante la semplicità costruttiva di tale tipo di macchina, ha permesso di ampliare significativamente e rapidamente il suo campo di impiego.

La qualità di macchina ad alta velocità, prevista per accoppiamento diretto ed esente da vibrazioni, con portate all'aspirazione da  $200 \text{ m}^3/\text{h}$  a  $80000 \text{ m}^3/\text{h}$ , copre un campo di applicazioni compreso tra quello dei compressori alternativi di piccola portata e quello dei turbocompressori, per valori di mandata fino a 25 bar.

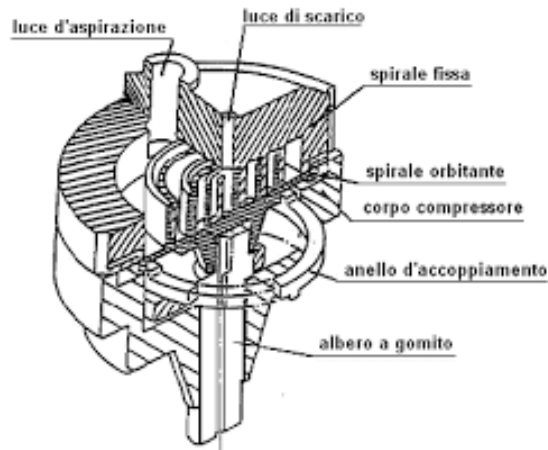
I vantaggi sono:

1. Accoppiamento diretto data l'elevata velocità di rotazione;
2. Ridotte esigenze di spazio;
3. Ridotto peso;
4. Funzionamento esente da vibrazioni.
5. Ridotto rumore di esercizio;
6. Ridotta manutenzione;
7. Spazio morto trascurabile;
8. Assenza di volano;
9. Assenza delle valvole.



Gli svantaggi sono:

1. Pressione di mandata imposta dalla geometria dei vani rotorici;
2. Utilizzo preferibile di fluidi chimicamente non aggressivi. [2]



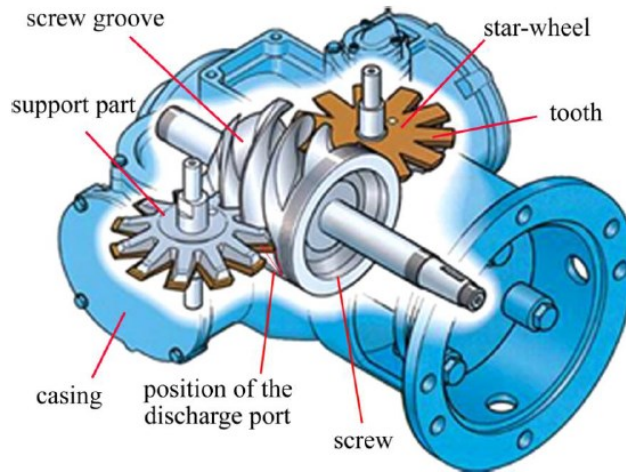
*Figura 3.5: Compressore rotativo*

Esistono differenti tipi di compressori rotativi, ma in particolar modo, il compressore più usato nelle industrie è il compressore a doppia vite.

### **3.4. Compressori a singolo rotore**

#### ***3.4.1. Compressore a vite singola (single screw compressors)***

Questa tipologia di compressore si serve di un singolo rotore principale che ingrana con due rotori condotti, altresì detti otturatori, dotati di denti come in *Figura 3.6*. In genere la vite principale è guidata da un motore elettrico. I rotori condotti possono essere prodotti in metallo o in leghe di metalli.



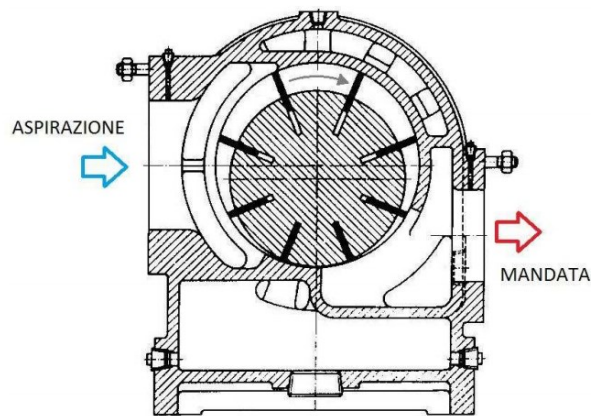
*Figura 3.6: Compressore a vite singola*

Le incanalature formatesi tra questi rotori ed il rotore principale raccolgono il gas dalla luce di aspirazione racchiudendolo tra di esse e l'housing del compressore, costringendolo ad avanzare attraverso il percorso di ingranamento, verso la luce di scarico. Così facendo il volume del gas intrappolato diminuisce fino a raggiungere la pressione di scarico.

Al fine di ottenere maggior efficienza, diminuire i trafilamenti e agevolare la manutenzione, questa tipologia di compressori utilizza solitamente conformazioni ermetiche o semi-ermetiche.

### ***3.4.2. Compressore a palette***

I compressori a palette si compongono di tre organi principali: rotore, statore e palette. Rotore e statore sono cilindri eccentrici in modo da essere tangenti in un punto delle loro circonferenze; sul rotore sono ricavate delle cave radiali estese su tutta la lunghezza del pezzo. Nelle cave sono alloggiato le palette che sono lasciate libere di traslare nella direzione radiale del rotore. Durante la rotazione, per effetto della forza centrifuga, le palette fuoriescono dalle proprie scanalature di alloggiamento fino a strisciare sulla superficie interna dello statore. In questo modo e per effetto dell'eccentricità, ogni coppia di palette consecutive genera un vano a volume ciclicamente variabile; questa caratteristica viene opportunamente sfruttata per la compressione dei gas come mostrato in *Figura 3.7*.



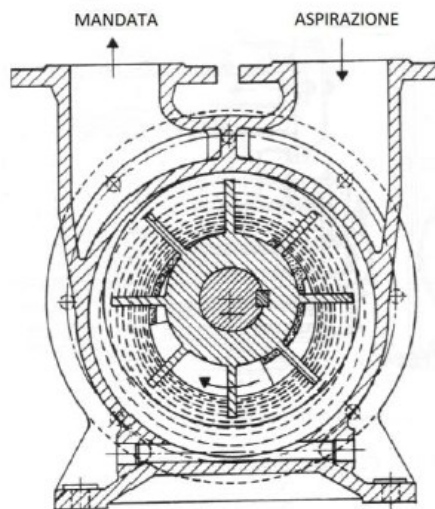
*Figura 3.7: Schema generale di funzionamento di un compressore a palette*

Disponendo in opportune posizioni radiali sullo statore le luci di aspirazione e mandata del fluido, si ottiene l'effetto di riempire il vano con il fluido alla pressione minima quando il volume del vano è massimo, e di svuotarlo quando il volume del vano è minimo ed il fluido si trova alla massima pressione. La macchina è quindi rotativa in considerazione del tipo di moto prevalente compiuto dagli organi che la compongono ed è volumetrica perché l'innalzamento della pressione del gas elaborato viene ottenuto mediante una diminuzione del volume nel quale il gas viene racchiuso.

### **3.4.3. Compressore ad anello liquido**

Il compressore ad anello liquido è per certi versi molto simile al compressore a palette precedentemente descritto, con la differenza che tra il rotore palettato e la cassa statica è iniettato del liquido, solitamente acqua, che funge da tramite tra i vani ed impedisce il contatto tra il fluido evolvente e le pareti metalliche della cassa. Durante la rotazione del rotore, il liquido, a causa dell'azione delle palette, è spinto alla periferia del cilindro, formando un anello continuo. Dato che il gas compresso è in contatto con l'acqua, la sua temperatura finale alla mandata può essere molto prossima alla temperatura di ingresso dell'acqua, ragion per cui questi compressori trovano larga applicazione in quei settori della tecnica in cui è richiesta una temperatura di uscita del fluido evolvente molto bassa. Sono altresì utilizzati quando è necessario comprimere gas altamente corrosivi in quanto la presenza di liquido all'interno del compressore, escludendo il contatto del fluido

evolvente con le pareti della cassa, protegge la macchina dall'azione corrosiva del gas elaborato. E' evidente che, a causa dell'attrito provocato dal liquido sulle pareti della cassa e delle turbolenze connesse al moto delle palette immerse nel liquido, si verificano perdite piuttosto ingenti con conseguenti valori modesti del rendimento. Le pressioni di mandata possono raggiungere i 10-11 bar con compressioni a più stadi.



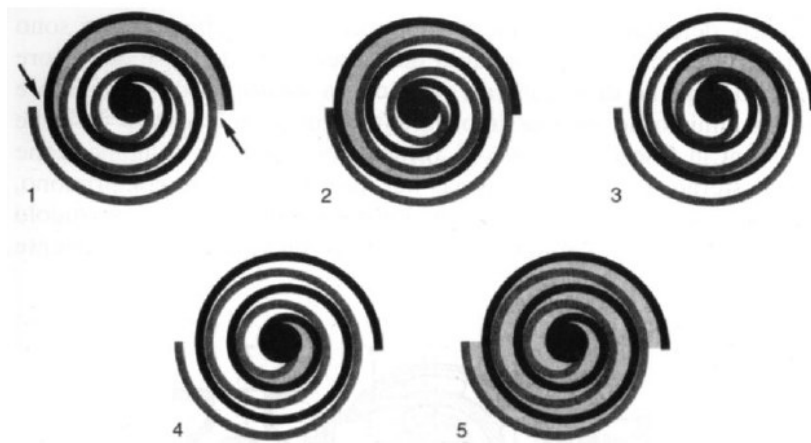
*Figura 3.8: Compressore rotativo ad anello liquido*

#### **3.4.4. Compressore scroll**

Il principio di funzionamento del compressore scroll è piuttosto semplice. La macchina è costituita essenzialmente da una spirale ad evolvente fissa, come in *Figura 3.9* e da una corrispondente spirale mobile, detta spirale orbitante, che può appunto orbitare, ma non ruotare, intorno a quella fissa.

Le due spirali, che non si toccano, creano tra loro una serie di sacche a forma di falce nelle quali resta imprigionato il gas da comprimere. Grazie al moto della spirale orbitante le sacche tra le due spirali vengono sospinte verso il centro delle spirali stesse con conseguente e graduale riduzione del loro volume ed aumento della pressione del gas. Quando ciascuna sacca raggiunge il centro della spirale, il gas compresso in essa contenuto viene scaricato all'esterno attraverso una luce centrale e poiché vengono compresse simultaneamente numerose sacche, la mandata risulta pressoché uniforme. Con riferimento alla *Figura 3.9.1*, si osserva che il gas entra dall'esterno attraverso le aperture che si generano quando la

spirale orbitante è in movimento e che successivamente si chiudono, sempre per effetto del movimento della spirale (*Figura 3.9.2*). Il gas viene successivamente compresso per effetto della riduzione del volume della tasca (*Figura 3.9.3*) per essere poi scaricato dalla luce centrale (*Figura 3.9.4*). Si osservi che durante il movimento non vi è contatto, metallo su metallo, tra l'elemento fisso e quello mobile per cui non è necessario lubrificare la camera di compressione con il vantaggio che gli interventi di manutenzione sono ridotti al minimo e soprattutto di disporre di aria *oil free*, assolutamente pura, quale quella richiesta, ad esempio, nelle industrie alimentari, farmaceutiche e tessili. Le portate variano da 3 l/s a 7 l/s mentre la pressione massima alla mandata è intorno ai 10 bar. [13]



*Figura 3.9: Principio di funzionamento di un compressore rotativo scroll*

## **3.5.Compressori a doppio rotore**

### ***3.5.1.Compressore a lobi***

Nei compressori a lobi le camere rotanti sono delimitate dalla superficie dello statore e da quella dei due rotori controrotanti aventi profili tra di loro coniugati. Un esempio è il compressore Roots in cui i due rotori, in genere con due lobi ciascuno, hanno generatrici rettilinee e nel quale la camera a volume variabile è delimitata dalla carcassa e dai lobi. I compressori volumetrici tipo Roots, costruiti fin dal 184, sono largamente impiegati in campo industriale, particolarmente come trasferitori di grandi volumi di gas, nel trasporto pneumatico, ed in qualche caso nella trazione terrestre come sovralimentatori di motori alternativi a combustione interna.

I loro pregi essenziali sono la semplicità costruttiva, il basso costo e l'assenza di lubrificante a contatto con il gas compresso. Quest'ultimo aspetto comporta però la presenza di giochi tra i lobi rotanti e le pareti fisse della cassa statorica attraverso i quali si ha un sensibile riflusso di gas compresso dalla mandata all'aspirazione. Tale fenomeno ne abbassa il rendimento rispetto ai compressori a compressione graduale e limita il rapporto di compressione a valori non elevati, di norma inferiori a 2.

Molto spesso il rapporto di compressione è unitario tanto che la macchina viene considerata, in tal caso, come un dispositivo meccanico in grado di trasportare fluido dall'aspirazione alla mandata, piuttosto che un vero e proprio compressore. Le portate elaborate possono invece essere notevoli, fino a  $50000 \text{ m}^3/\text{h}$  grazie alle elevate velocità di rotazione che tale macchina può raggiungere.

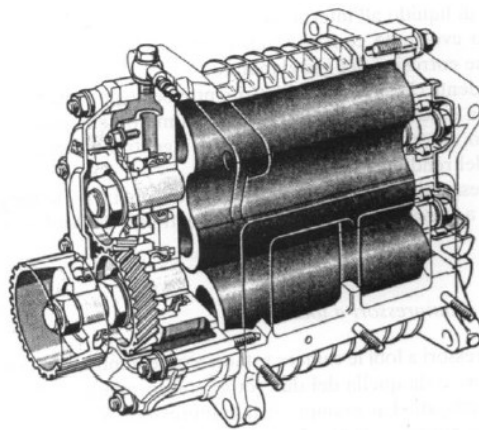


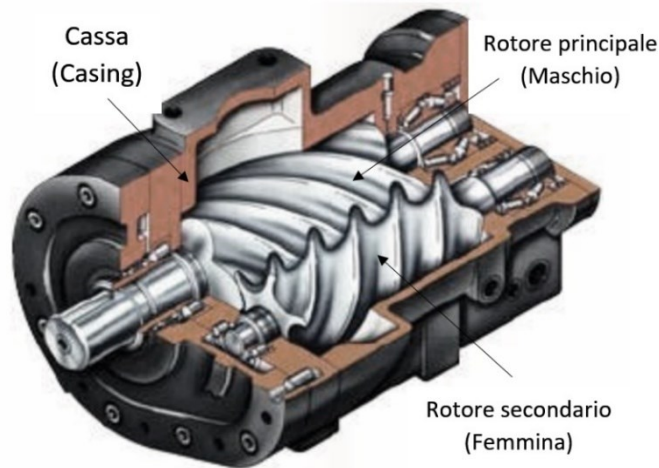
Figura 3.10: Compressore rotativo a lobi

### **3.5.2. Compressore a doppia vite**

I compressori a doppia vite sono formati da due componenti principali che lavorano insieme per dar luogo alla compressione. Una parte è costituita da due rotori elicoidali con sezioni trasversali differenti ed assi di rotazione paralleli tra loro, anche se ne esistono particolari modelli a passo non costante. Il secondo componente principale è il *casing*, ovvero l'involucro che racchiude all'interno i rotori. Le parti di quest'ultima, insieme alle superfici dei rotori, determinano il volume della camera di compressione.

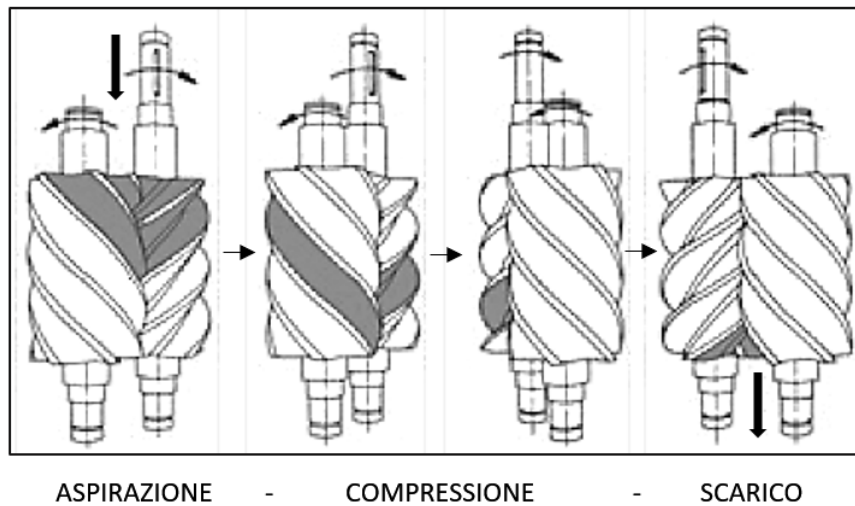
In base alle differenti geometrie, che verranno discusse in seguito, i rotori possono essere distinti in uno principale (rotore maschio) formato da sezioni lobate, ed un

rotore secondario (rotore femmina) formato da cave di sezione trasversale di numero generalmente superiore rispetto la sezione lobata del rotore maschio. Le intercapedini tra la parte mobile e la parte fissa del compressore permettono una rotazione dei rotori all'interno del *casing* impedendo il contatto tra le due parti (*Figura 3.11*).



*Figura 3.11: Compressore a doppia vite*

La continua riduzione del volume all'interno delle camere elicoidali tra i due rotori e il volume compreso tra i rotori e le superfici interne del *casing* produce la compressione del gas all'interno della macchina in un processo suddiviso in tre fasi. La rotazione delle viti permette al gas di entrare attraverso la luce di aspirazione riempiendo gli spazi situati tra i lobi e i canali del rotore principale e secondario. Questi volumi, a rotazione continua, aumentano in lunghezza durante il percorso che porta alla luce di scarico, riempiendo completamente lo spazio interlobare durante tutta la lunghezza del rotore. Aspirato il gas di una quantità ben definita durante la prima fase di immissione, la luce di aspirazione si chiude e si procede alla fase di compressione, in quanto la continua rotazione dei rotori porta ad una diminuzione progressiva dei volumi interlobari. Il gas adesso compresso raggiunge lo scarico ad una posizione ben delineata dei rotori dando inizio alla fase finale di mandata fino alla "chiusura" completa delle intercapedini interlobari e la fuoriuscita di tutto il gas come mostara la *Figura 3.12*.



*Figura 3.12: Funzionamento compressore a doppia vite*

Onde evitare una riduzione del rendimento del compressore dovuto a trafiletti modesti del gas dalla zona di alta pressione a zone di pressione inferiore con conseguente sviluppo di calore trasformatosi dalla energia di pressione, gli spazi interlobari esistenti tra rotore principale e secondario e gli stessi rotori e *casing* della macchina devono essere di dimensioni modeste. Ciò nonostante, tali spazi, sia pur ristretti, devono comunque evitare che la parte fissa e mobile del compressore si urtino in seguito alla dilatazione termica data dal contatto con il gas che si è riscaldato per effetto della compressione.

I compressori a doppia vite sono descritti attraverso due classi differenti:

- Compressori a secco (dry compressors /oil free compressors);
- Compressori ad iniezione (oil flooded compressors /oil injected compressors) [13]

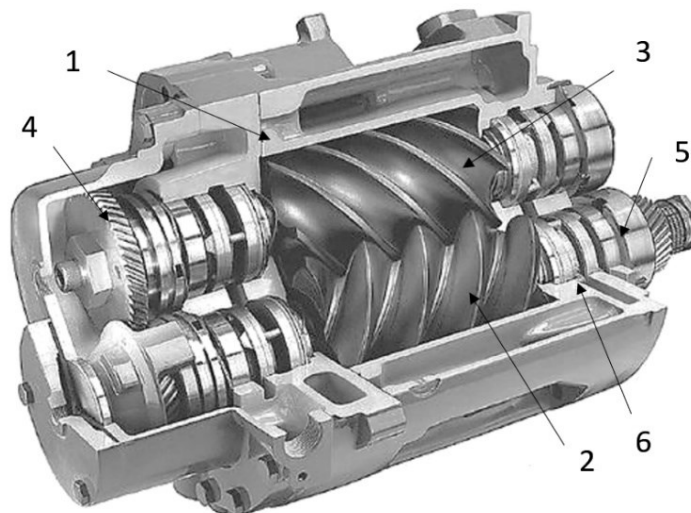


## 3.6. Compressore a doppia vite in dettaglio

### 3.6.1. Compressore a doppia vite a secco

La nascita di questi compressori è dovuta al fatto di voler comprimere il gas senza alcuna fonte di contaminazione data da oli lubrificanti. Infatti, il gas trattato non viene in contatto con altre sostanze, impedendo anche la lubrificazione del sistema rotante. Il rotore principale non più in contatto con il rotore secondario, non è in grado di trasmettere il moto di rotazione dato dal contatto tra lobi e cave. La spinta di rotazione viene fornita ai rotori attraverso una coppia di ingranaggi (*timing gears*) esterna al compressore che si muovono in sincrono grazie a denti elicoidali, portando alla costruzione di una macchina più costosa ed ingombrante rispetto il normale compressore ad iniezione d'olio (*Figura 3.13*).

La mancanza di un sistema refrigerante porta ad una maggiore accumulazione di calore formatosi dall'energia di pressione, "costringendo" i compressori a secco a mantenere un rapporto di compressione inferiore rispetto ai tradizionali compressori ad iniezione d'olio.



*Figura 3.13: Compressore a doppia vite del tipo oil free.*

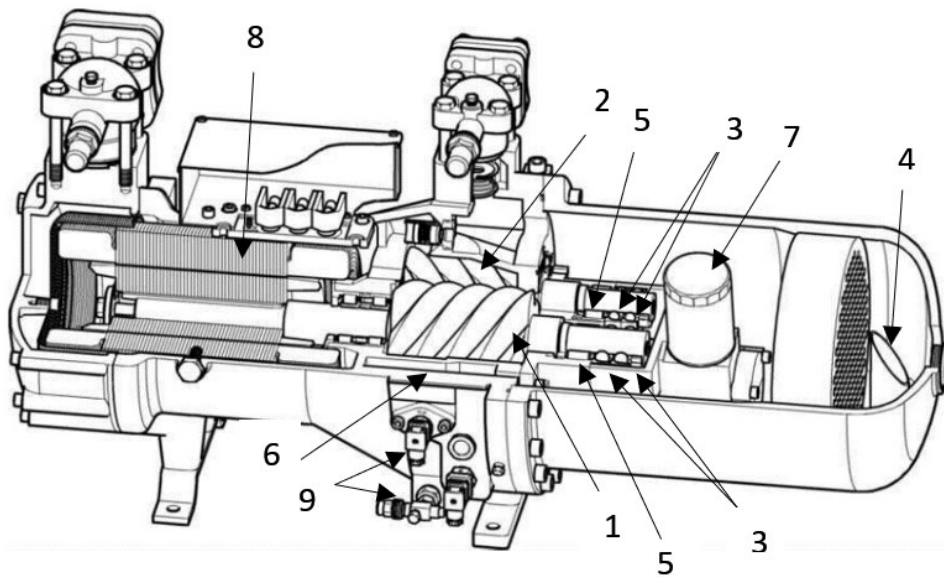
*(1. Casing; 2. Rotore maschio; 3. Rotore femmina; 4. Ingranaggi sincronizzatori (timing gears); 5. Cuscinetti; 6. Tenute)*

Sistemi più innovativi evitano un maggiore incremento della temperatura del gas attraverso un interstizio all'interno della cassa del compressore o direttamente all'interno dei rotori per il passaggio di un sistema refrigerante costituito d'acqua o di olio diatermico. Non potendo aumentare discretamente il rapporto di compressione dei compressori a secco, esistono diversi modelli a seconda della portata da elaborare, con diverse dimensioni di diametro esterno dei rotori e differenti velocità periferiche. Il loro maggior impiego si trova nelle industrie alimentari e sanitarie che richiedono elevati standard di purezza e in industrie di processo di sostanze chimiche e idrocarburi differenti.

### ***3.6.2. Compressore a doppia vite ad iniezione d'olio***

In questi compressori a doppia vite la presenza di olio iniettato all'interno della camera di compressione consente il contatto tra i rotori e la conseguente eliminazione del sistema di ingranaggi esterni a differenza del compressore a secco. Tale accorgimento è dovuto al fatto che il rotore principale viene utilizzato come spinta di tutta la rotazione trascinando il rotore secondario, ovviando anche al problema delle tenute necessarie alla separazione dell'ambiente di lavoro e l'esterno. L'iniezione di olio aumenta il rendimento del compressore in quanto depositandosi sulle superfici dei rotori, compie un'ottima azione di tenuta riducendo gli spazi all'interno della camera di compressione e le possibili perdite per trafilamento lungo i rotori.

L'olio iniettato, oltre al fattore già descritto, svolge altri importanti ruoli tra cui la funzione di refrigerare il gas. Ciò permette un controllo del rapporto di compressione indipendente dalla temperatura a differenza del compressore a secco, inoltre, il sistema lubrificato riduce il livello di rumorosità ovviando all'acquisto di materiale fonoassorbente. Per mantenere un sistema in compressione continua, questi compressori sono dotati di un serbatoio dell'olio, di un sistema di raffreddamento dell'olio e di un separatore olio/gas che verranno argomentati in seguito (*Figura 3.14*).



*Figura 3.14: Compressore a doppia vite del tipo oil flooded.*

*(1. Rotore principale; 2. Rotore secondari; 3. Cuscinetti; 4. Valvola di non ritorno; 5. Dispositivo di avviamento a vuoto; 6. Controllo di sovrappressione; 7. Separatore dell'olio; 8. Motore elettrico; 9. Iniezione olio)*

L'attitudine del compressore ad iniezione di olio di poter comprimere gas differenti lo portano ad essere uno dei maggiori compressori utilizzati all'interno di industrie petrolchimiche e metallurgiche, anche nel settore di impianti frigoriferi (anche navale) e nelle pompe di calore viene preferito rispetto ai compressori alternativi visto il suo minor costo, peso e maggiore sicurezza. L'efficienza di compressione di questa macchina è tra le più alte, è in grado di sviluppare pressioni 7.3 volte superiori in relazione ai compressori centrifughi che operano alle medesime condizioni di velocità [14] con un rendimento volumetrico che supera il 90%. Possono superare i 0.12 Mach di velocità del fluido in corrispondenza delle punte dei rotori, il che li rende unici [15].

Il loro campo di impiego può spaziare dal potenziamento dei gas combustibili al funzionamento di utensili pneumatici, ne fanno ormai parte e sono la migliore scelta nel settore automobilistico, elettronico, tessile, raffinazione petrolchimica e produzione del tabacco. Grazie alle loro dimensioni ridotte possono essere tranquillamente allacciati a sistemi già esistenti (es. compressori alternativi) per effettuare miglioramenti.

I vantaggi dei compressori a iniezione di olio sono:

1. Alte efficienze ad elevate velocità di rotazione per grandi intervalli di pressione e portate volumetriche;
2. Bassi costi di manutenzione;
3. Compattezza;
4. Adattabilità ad una grande varietà di gas;
5. Peso ridotto;
6. Alti rapporti di compressione anche per singolo stadio;
7. Facilità di controllo e di esercizio;
8. Prezzo medio con bassi costi operativi;
9. Lunga vita del compressore;
10. Funzionamento a bassa pressione di aspirazione.

Svantaggi:

1. Possibili riduzioni di efficienza dovuti ad alti volumi di olio iniettato;
2. Robustezza del casing;
3. Problemi di flessione dell'asse dei rotori;
4. Maggiore consumo di potenza a carico parzializzato rispetto ai compressori alternativi;
5. Presenza di trafilamenti dovuta ai limiti della tecnologia di produzione odierna;
6. Problemi meccanici quali disallineamento dell'albero, difetti dei cuscinetti ed eccentricità dei rotori.

La presenza dei compressori a doppia vite in punti critici di un impianto può causare tempi di fermo del sistema completi dovuti a guasti dei motori. Questi blocchi possono portare a significative perdite economiche senza un'adeguata manutenzione degli impianti. Sono necessari adeguati metodi per la manutenzione delle attrezzature rotanti e per qualsiasi rilevamento di guasti onde evitare interruzioni della produzione.

La *Figura 3.15* mostra una delle fonti di esempio delle statistiche di guasto dei motori a corrente alternata nell'industria. La colpa dei cuscinetti ha comportato fino al 41% del totale dei casi. Questo è seguito da guasti dello statore con il 37% [16].

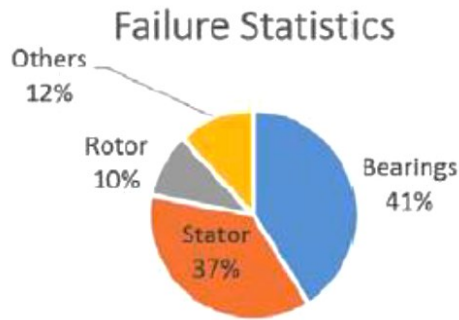


Figura 3.15: Statistica dei guasti di un motore a corrente alternata

A tal proposito è importante la scelta del materiale con cui è costruito un compressore a doppia vite a seconda del componente che si prende in esame e del settore di utilizzo. Il *casing* solitamente è fabbricato con ghisa grigia per compressori di aria o gas inerti, mentre la ghisa duttile viene preferita nell'utilizzo di idrocarburi e gas pericolosi. La cassa viene fabbricata in acciaio al carbonio solo quando è necessaria per l'impiego di idrocarburi puliti o contenenti gas nocivi aventi determinate condizioni di umidità e acidità. Per quanto riguarda i rotori l'uso più comune è quello di materiali ferrosi, plastiche e alluminio vengono utilizzati solo in certe applicazioni. La maggior parte dei rotori sono costituiti di acciaio forgiato per l'impiego di aria, mentre le sue leghe per uso di gas corrosivi aventi determinate condizioni di acidità e umidità.

I compressori a doppia vite nonostante risultino semplici per quanto riguarda l'aspetto meccanico, poiché costituiti da un organo mobile e uno fisso, sono tuttavia molto complessi dal lato costruttivo. La particolare geometria dei rotori ed una elevata finitura superficiale rendono possibile la costruzione solo grazie a macchine ed utensili che riescono a raggiungere elevati standard di precisione e qualità. Due fori cilindrici all'interno del *casing* permettono i rotori di ingranare tra loro, formando camere di lavoro separate di sezione trasversale costante tra ogni due lobi successivi del rotore e l'ambiente esterno del *casing*. L'avanzamento della linea di contatto dei rotori verso lo scarico fa variare la lunghezza della camera di lavoro, definendo un volume massimo quando non è ostruita dai lobi e valore minimo pari a zero a pieno ingranamento in corrispondenza della luce di scarico. Il *casing*, oltre a permettere il passaggio del gas, presenta punti di iniezione dell'olio o del fluido refrigerante, che delimitano le varie fasi

termodinamiche se subisce il gas compresso. Per mantenere il sistema a regime, alle estremità delle due viti, sono praticati degli alloggiamenti per l'inserimento dei cuscinetti, che oltre alla funzione strutturale di sostegno dei rotori si fanno carico di eventuali sforzi durante il funzionamento del compressore.

Esistono diversi tipi di compressori a vite, il più comune e più fabbricato è predisposto di quattro lobi per il rotore principale e sei per il rotore secondario (4/6), sia per il compressore a secco che ad iniezione. Le altre configurazioni possibili come 5/6 e 5/7, o le più recenti 4/5 e 3/5, stanno prendendo più piede nel settore industriale. Tuttavia, il fattore più determinante dipende principalmente da come vengono progettati i profili dei rotori. Un requisito fondamentale è la capacità di predire in maniera accurata gli effetti sulle prestazioni al variare dei parametri di progetto, nonché l'efficienza finale della macchina.

Per mantenere le più alte prestazioni e realizzare macchine più compatte per il mercato odierno, si opera su una più alta possibile velocità alle punte dei rotori, in base ai limiti imposti dal materiale e all'efficienza che si vuole ottenere. Per minimizzare lo spazio delle intercapedini interlobari vengono utilizzati cuscinetti volventi, mentre per maggiore aspirazione e scarico le luci devono essere più larghe possibili, minimizzando la velocità del gas nel loro attraversamento. Ciò permette di limitare le perdite di carico con maggiore controllo sulle cadute di pressione, specialmente sulla luce di aspirazione. I cuscinetti volventi solitamente sono a coppia situati sul lato scarico del compressore, per permettere di assorbire separatamente carichi assiali e radiali.

### **Ciclo di funzionamento**

Come già descritto, l'efficienza di un compressore a doppia vite dipende da tanti parametri di funzionamento e progetto. Questi compressori, non avendo spazio morto alla fine della compressione, non sono soggetti alla ri-espansione del gas, ciò permette una costruzione del diagramma p-V molto semplice come rappresentato in *Figura 3.16*.

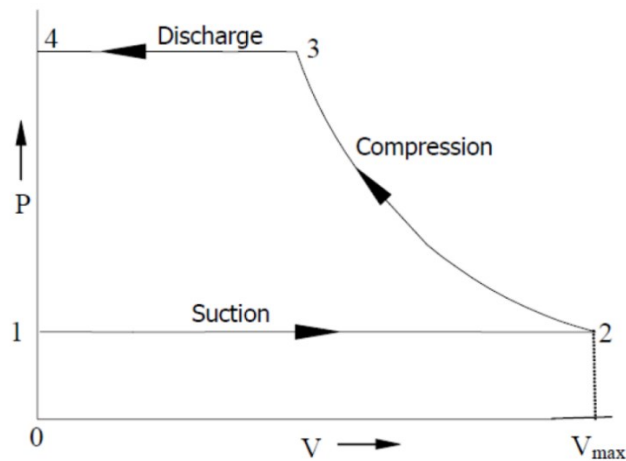


Figura 3.16: Diagramma  $p$ - $V$  per compressori a vite.

Il processo di aspirazione 1-2 copre all'incirca una rivoluzione del rotore maschio. Il processo di aspirazione nei compressori a vite avviene simultaneamente ai processi di compressione e scarico, in quanto coesistono più camere nello stesso tempo. Queste camere sono sfasate tra di loro di un certo angolo rotore, permettendo a parte della scanalatura di essere in fase di compressione, mentre il resto della scanalatura è nella fase di scarico. Nella *Figura 3.17* sul grafico  $p - \theta_m$  viene descritto tale fenomeno, dove  $\theta_m$  è l'angolo di rotazione del rotore maschio. I processi di compressione e scarico avvengono simultaneamente, l'aspirazione inizia dal punto "1" e termina al punto "2", mentre il processo di compressione si verifica tra i punti "2" e "3". L'inizio del processo di scarico al punto "3" presenta scanalature che sono sotto la fase di compressione e che iniziano a scoprire la luce di scarico. È possibile leggere sul grafico  $p$ - $V$  il rapporto del volume interno del compressore (*built-in volume ratio*) al punto "3", sull'asse  $V$  del volume. Mentre il rapporto delle pressioni (*built-in pressure ratio*) raggiunte dalla macchina, sulle ordinate.

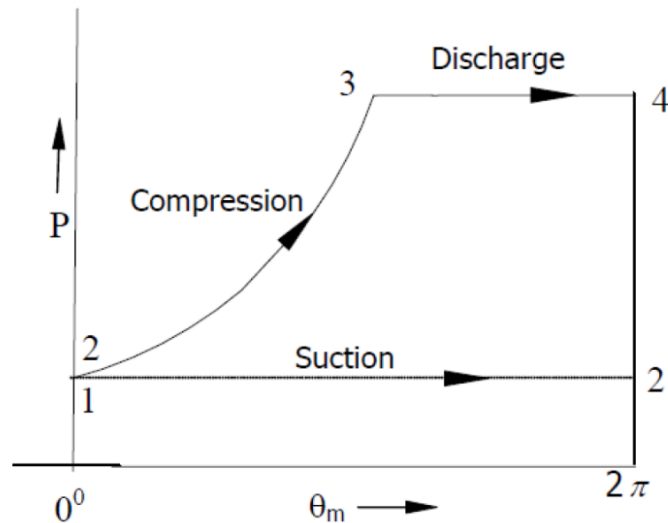


Figura 3.17: Diagramma p-Theta per un compressore a doppia vite

In un compressore a vite il rapporto interno delle pressioni ( $\pi_i$ ) può essere alto a causa della disponibilità di elevati rapporti dei volumi. La stima della pressione massima di aspirazione ammessa  $P_s(max)$  in relazione alla pressione di scarico  $P_d(max)$  in sede di progetto, può essere stimata dalla relazione data da Stocker [17]:

$$P_s(max) = \frac{P_d(max)}{(V_i)^k}$$

dove K = rapporto tra i calori specifici del gas.

### **3.6.2.2 Olio di iniezione**

L'olio iniettato o la particolare miscela utilizzata, che funge da refrigerante e da sigillante, può essere scelto in base al rapporto tra lo spazio (interstizio) radiale ed il diametro del rotore. La presenza di più olio nella camera di compressione, a contatto con tutte le superfici del metallo, crea una barriera contro la corrosione dal gas da comprimere, permettendo l'utilizzo del compressore anche con gas quali solfuri e cloruri. Come già elencato nei vantaggi del compressore a vite, l'iniezione di olio riduce il rumore del macchinario durante il funzionamento e permette al rotore principale di ruotare a più alte velocità di rotazione.



Un film di olio può portare alla perdita di efficienza a causa degli sforzi viscosi di taglio alle pareti, causando schiuma e moti di agitazione. Di conseguenza questi compressori vengono progettati a velocità minori rispetto ai compressori *oil-free*. La velocità periferica (*tip speed*) del rotore di un compressore ad iniezione di olio viene mantenuta in un range di 30-35 m/s per i più grandi compressori e 20-30 m/s per quelli più piccoli, ai fini di un buon rendimento.

Una buona manutenzione dell'olio consigliata in riferimento al datasheet [18] del compressore materia di studio, suggerisce un cambio dell'olio e conseguente sostituzione del filtro e degli elementi filtranti del separatore d'olio ogni 3000 ore di lavoro o una volta all'anno.

Nelle *Tabelle 3.1* e *3.2* sottostanti è possibile osservare le specifiche dell'olio e le indicazioni generali degli intervalli di cambio a dettaglio.

<b>Dimensione confezione</b>	<b>AEON 3000 (tipo F 2105)* Numero ordine</b>	<b>AEON 6000 FG Numero ordine</b>	<b>AEON 9000 SP** Numero ordine</b>
10 litri	033 891 41		
20 litri	250531	897 951 09	897 560 89
209 litri	033 891 43	897 952 39	897 676 89

\* Primo rifornimento

\*\* Per impieghi a basse temperature

*Tabella 3.1: Specifiche dell'olio*

<b>Temperatura compressore</b>	<b>AEON 3000 (tipo F 2105) Intervallo di cambio</b>	<b>AEON 6000 FG Intervallo di cambio</b>	<b>AEON 9000 SP Intervallo di cambio</b>
70 – 88°C	3.000 h	3.000 h	4.000 h
88 – 92°C	1.000 h	2.000 h	4.000 h
≥ 93°C	500 h	1.000 h	2.000 h

*Tabella 3.2: Intervalli di cambio dell'olio*

### **3.6.2.3 Funzionamento e schema pneumatico dell'impianto di compressione**

Dopo aver descritto il funzionamento dei vari tipi di compressori e più a dettaglio il compressore a doppia vite, vengono ora analizzati in tutte le loro parti i sistemi all'interno di un impianto di compressione come mostrato in *Figura 3.18*. Quest'ultima illustra, riportando alcuni aspetti tecnici, il compressore oggetto di studio. Il compressore all'interno dell'impianto per poter operare a regime

necessita di componenti essenziali, come motore, filtri, serbatoio, ecc. che lavorano in simultanea per mantenere l'efficienza desiderata.

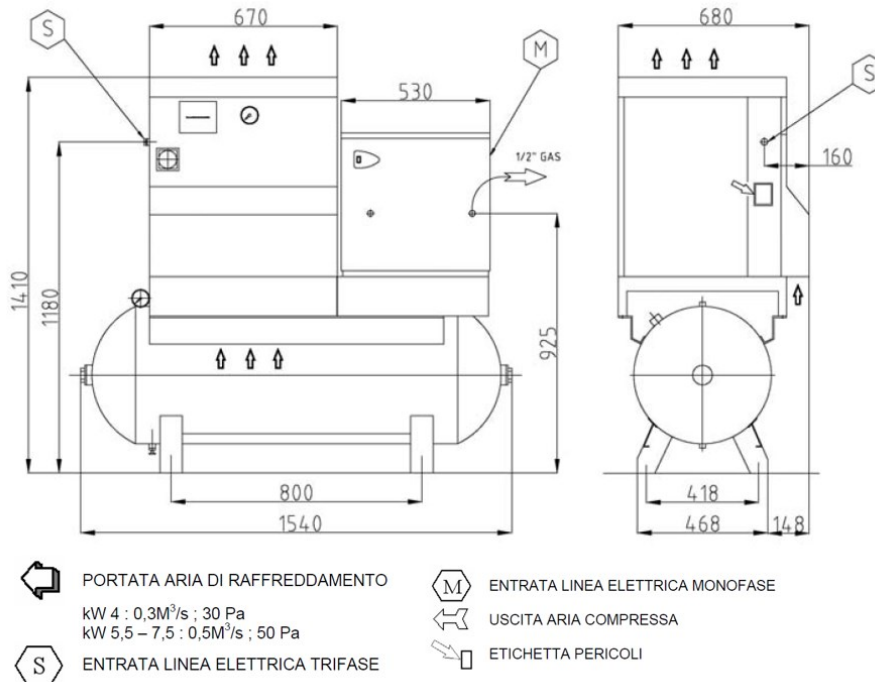


Figura 3.18: dimensioni di ingombro del sistema di compressione oggetto di studio

In fase di avviamento del motore trifase, per sopperire alla elevata richiesta di corrente di spunto, è necessario ricorrere a un sistema di avviamento a tensione ridotta, l'avviamento *stella-triangolo* (Figura 3.19). In questo modo viene proporzionalmente ridotta la corrente ma, per contro, anche ridotta la coppia motrice. Attraverso dei contattori opportunamente collegati, il motore viene inizialmente inserito con le fasi collegate a stella. Durante la fase di spunto la corrente risulta essere pari ad 1/3 di quella che si stabilirebbe se il motore fosse avviato a piena tensione.

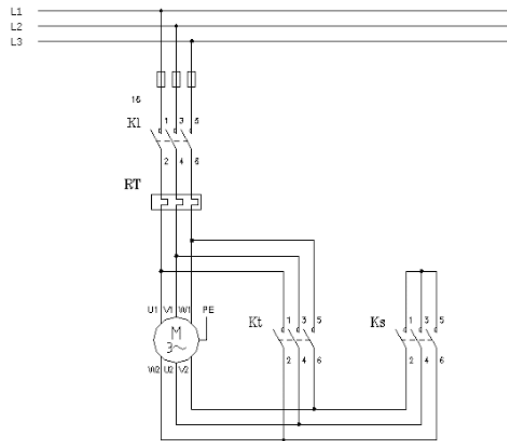
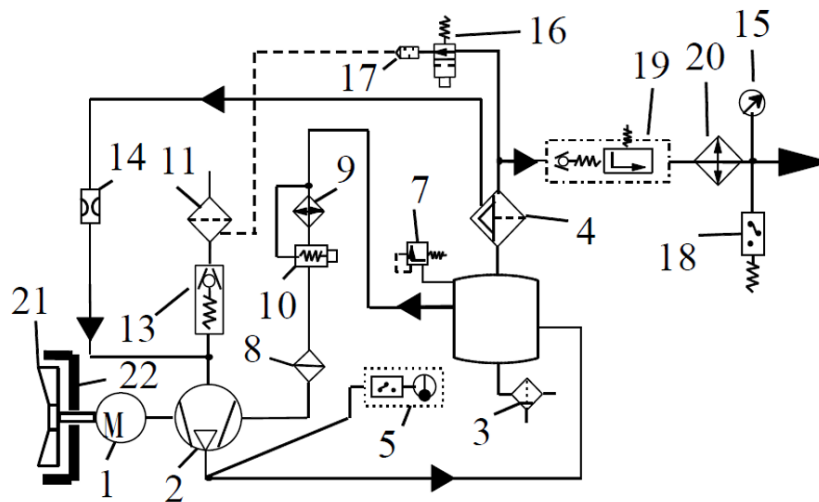


Figura 3.19: Schema elettrico avviamento stella-triangolo

L'aria viene aspirata e attraverso un filtro passa da una valvola che ne regola la portata in quanto l'aria presente in atmosfera contiene contaminanti solidi e liquidi, che sono costituiti principalmente di polveri, umidità e oli. La formazione di emulsioni dovuta a olio e acqua può provocare depositi o condense all'interno delle tubazioni, favorendo l'agglomerazione delle polveri che possono aderire alle superfici. Non tutte le particelle solide possono essere trattenute dal filtro, quelle aventi dimensioni minori di dieci micron lo attraversano e vengono immesse nel circuito di aria compressa. Queste particelle possono essere anche di natura metallica (ruggine) che provocano un effetto catalitico e generano corrosione.

Lo schema pneumatico in *Figura 3.20* riporta a dettaglio le componenti dell'impianto di compressione oggetto di studio, costituito da un sistema di compressione a doppia vite con rotori di geometria 5/6 e un *casing* in ghisa.

A questo punto l'aria viene compressa mediante la rotazione dei rotori principale e secondario miscelandosi con l'olio, permettendo una maggiore tenuta dei rotori e un raffreddamento del lavoro di compressione. Tale miscela raggiunge un primo serbatoio di separazione, dove per effetto della gravità l'olio si deposita sul fondo essendo più pesante. Nel corso della compressione aumenta anche la temperatura dell'aria e con essa la capacità di assorbire vapore acqueo, ciò può provocare la formazione di condensa lungo il sistema a causa del raffreddamento che abbassa la pressione di saturazione. Mediante uno scaricatore di condensa posizionato a monte del serbatoio, si riduce il più possibile il contenuto di umidità prima dell'immissione nella rete.



P.	DENOMINAZIONE	P.	DENOMINAZIONE
1)	MOTORE ELETTRICO	13)	VALVOLA DI ASPIRAZIONE
2)	COMPRESSORE	14)	RECUPERO OLIO
3)	SCARICO CONDENSA	15)	MANOMETRO
4)	FILTRO SEPARATORE OLIO	16)	ELETTROVALVOLA DI SCARICO
5)	CENTRALINA	17)	SILENZIATORE
7)	VALVOLA DI SICUREZZA	18)	PRESSOSTATO
8)	FILTRO OLIO	19)	VALVOLA DI MINIMA PRESSIONE E RITEGNO
9)	RADIATORE OLIO	20)	RADIATORE ARIA
10)	VALVOLA TERMOSTATICA	21)	VENTOLA DI RAFFREDDAMENTO
11)	FILTRO DI ASPIRAZIONE	22)	RIPARO VENTOLA
12)			

*Figura 3.20: schema pneumatico del sistema di compressione oggetto di studio [18].*

L'olio separato nella prima fase, mediante il controllo di una valvola termostatica, può essere raffreddato passando attraverso uno scambiatore di calore (radiatore di raffreddamento), filtrato e iniettato nuovamente nel gruppo vite a basse temperature. In particolare, l'olio viene raffreddato solo se raggiunge una temperatura massima programmata attraverso la centralina e gestita dalla valvola termostatica, anche per il raffreddamento e la lubrificazione dei cuscinetti volventi.

L'aria compressa procede in direzione del serbatoio passando attraverso un filtro disoleatore, dove viene ulteriormente purificata da residui di particelle d'olio mediante un filtro ad alta efficienza che depura l'aria fino a 2-3ppm. Prima di entrare in rete, grazie ad un radiatore di raffreddamento, l'aria viene raffreddata, uscendo a bassa temperatura e con impurezze di acque ed olio accettabili.

Il sistema di regolazione e comando controlla i punti vitali della macchina segnalandone eventuali anomalie, permettendo di adattarsi ad ogni condizione di impiego grazie alla gestione automatica fornita della centralina. Inoltre, grazie al collegamento con una sonda termostatica, la temperatura della miscela aria/olio all'uscita dei rotori viene controllata, permettendo l'arresto del compressore qualora il suo valore sia elevato.

Il motore elettrico è predisposto di una protezione termica che arresta immediatamente il compressore in caso di sovra-assorbimento di corrente che può essere causato da guasti di natura meccanica o elettrica. La presenza della ventola di raffreddamento, calettata sull'albero secondario del motore elettrico, funge da sistema di raffreddamento forzato, dove l'aria esterna viene aspirata mediante una ventola elicoidale che investe il motore stesso raffreddandolo efficacemente. L'ambiente interno del compressore è poi pressurizzato e l'aria di ventilazione fuoriesce forzatamente dalla griglia attraverso il radiatore aria/olio, asportandone il calore.

La valvola di minima pressione e ritegno che si trova in concomitanza del manometro e pressostato, permette di mantenere al minimo la pressione di lavoro, lasciando in moto i rotori senza alcun accumulo o messa in rete di aria compressa.

L'insonorizzazione del compressore si ottiene grazie alla presenza di un silenziatore all'interno del sistema, inoltre un rivestimento di materiale fonoassorbente ed ignifugo di tutti i pannelli interni permettono di operare a bassi rumori.

Il serbatoio, oltre alla funzione di accumulo di aria compressa, funge da raccolta di condensa nella parte inferiore, da cui viene espulsa. Essendo munito di una valvola di sicurezza svolge una funzione di accumulo per poter compensare gli sbalzi nella richiesta di fluido, assicurando alla rete una portata d'aria e una pressione quasi costanti, limitando gli interventi di regolazione. Inoltre, permettere interruzioni di funzionamento del motore elettrico del compressore, realizzando risparmi di energia.



# 4. Tecniche di processamento dati

Durante la fase di analisi dei dati finalizzati alla previsione di condizioni di malfunzionamento del compressore a doppia vite, vengono utilizzate diverse tecniche ingegneristiche per la gestione della dimensionalità dei dati, per l'estrazione dell'informazione utile dai dati e per l'applicazione di tecniche di autoapprendimento orientato allo sviluppo e logiche di machine learning per la manutenzione predittiva. Nel seguente capitolo verranno descritte le varie tecniche utilizzate nel seguente caso di studio.

L'analisi statistica multivariata comprende un corpo di metodologie statistiche che permettono di analizzare simultaneamente misurazioni riguardanti diverse caratteristiche (variabili qualitative o quantitative) di un insieme di individui in esame. Gli obiettivi principali delle metodologie di analisi multivariata sono riassumibili nella sintesi delle osservazioni ovvero nella semplificazione della loro struttura (riduzione del numero delle variabili), nell'ordinamento e nel raggruppamento (classificazione) di osservazioni, nello studio delle interdipendenze tra le variabili, nella formulazione e verifica di ipotesi operative.

Sono stati sviluppati tre principali metodologie di apprendimento: l'apprendimento supervisionato, l'apprendimento non supervisionato e

l'apprendimento per rinforzo. Qui si parlerà solo di apprendimento supervisionato. L'obiettivo è di ricavare un modello partendo da dati etichettati che ci permettano di fare previsioni sui dati futuri sconosciuti. Con il termine supervisionato si intende l'esistenza di un insieme di campioni dove i risultati aspettati (l'appartenenza ad una determinata classe, il risultato di una funzione) sono già conosciuti (dati etichettati).

## **4.1. Analisi in Componenti Principali**

L'analisi in componenti principali (PCA) rappresenta una tecnica di analisi multivariata e mira a rappresentare in modo ottimale set di dati (dataset<sup>1</sup>) per identificare dei modelli ed evidenziarne la distribuzione [19]. L'idea di base dell'analisi dei componenti principali (PCA) è quella di ridurre la dimensione del set di dati costituito da un gran numero di variabili correlate tra di loro, mantenendo il più possibile la variabilità presente nel set di dati originali. Ciò si ottiene trasformando il set di dati iniziale in una nuova serie di variabili, definiti come componenti principali (PC), che sono incorrelati tra di loro e che sono ordinati in modo tale che i primi mantengano la maggior parte delle variazioni presenti in tutte le variabili originali [20]. Ne derivano di conseguenza gli obiettivi che si possono raggiungere dalla applicazione di tale tecnica: la riduzione della dimensionalità dei dati originali al fine di ottenere una previsione più precisa e accurata [21], migliorare l'efficienza computazionale e temporale degli algoritmi di controllo e ottimizzazione basati sui dati e la reinterpretazione di tali dati.

Tra le varie tecniche disponibili per la riduzione dimensionale dei dataset, la PCA viene diffusamente adottata per la sua bassa sensibilità al rumore e la mancanza di ridondanza dei dati forniti dai suoi componenti (PC) [22].

---

<sup>1</sup> dataset: un dataset è una raccolta di dati strutturati in forma relazionale. Comunemente è rappresentato da un database o matrice in cui ogni colonna della matrice rappresenta una variabile e ogni riga corrisponde ad un determinato membro del dataset in questione.



Considerando un dataset che rappresenta  $m$  variabili in  $n$  osservazioni, si definisce la varianza come indice del divario che intercorre tra le misure di ogni variabile  $x_i$ :

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \check{x})^2 \quad (1)$$

dove  $\check{x}$  rappresenta il valor medio.

A partire dalla varianza viene definita la deviazione standard di ogni variabile:

$$\sigma_x = \sqrt{\sigma_x^2} \quad (2)$$

Attraverso la Matrice di Correlazione  $\vec{A}$  si rappresenta la correlazione tra le coppie di variabili, nonché la misura di quanto sia simile la variazione delle due variabili e quindi quanto stiamo misurando la stessa cosa. La correlazione tra due variabili  $x$  e  $y$  è espressa dalla seguente formula:

$$\rho(x, y) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \check{x})(y_i - \check{y})}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

La Matrice di Correlazione  $\vec{A}$  risulta quindi essere una matrice quadrata e simmetrica ( $\rho_{xy} = \rho_{yx}$ ):

$$\vec{A} = \begin{pmatrix} 1 & \rho(x_1, x_2) & \cdots & \rho(x_1, x_m) \\ \rho(x_2, x_1) & 1 & \rho(x_2, x_3) & \rho(x_2, x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho(x_m, x_1) & \rho(x_m, x_2) & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Condizione necessaria affinché si possa applicare l'analisi delle componenti principali è che le variabili presenti nel dataset di partenza risultino essere statisticamente confrontabili. Per renderli tali, prima di applicare l'algoritmo PCA i dati vengono filtrati e standardizzati. Tutti i valori anomali e i dati mancanti vengono filtrati per rimuovere da essi il valore insignificante che potrebbe influire

sulla correlazione tra i parametri [23]. Successivamente, le variabili vengono standardizzate centrando la loro media e normalizzandole per la loro varianza.

$$X'_i = \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma_x} \rightarrow \text{le nuove variabili hanno } \begin{cases} \text{valor medio nullo} \\ \text{dev. standard normalizzata} \end{cases} \quad (5)$$

I dati vengono così ridimensionati tra -1 e +1 in modo tale da avere dati, che nel dominio iniziale erano rappresentati da diversi range data la diversa natura espressiva delle variabili, espressi nello stesso dominio seppur mantenendo la stessa variabilità all'interno del nuovo dominio. Pertanto, i dati di input (dataset di partenza) hanno lo stesso livello di distribuzione dei dati ottenuti dopo aver applicato la standardizzazione dei dati [24].

Dopo aver standardizzato le variabili presenti nel dataset di partenza viene applicato l'algoritmo di PCA espresso nei seguenti passaggi:

1. Si calcola la matrice di correlazione, che dopo aver calcolato i valori delle nuove variabili  $X'_i$  in (5) è pari a

$$\vec{A} = (X_i'^T * X_i') / n \quad (6)$$

2. Si calcolano gli  $m$  autovalori  $\lambda_j$  di  $\vec{A}$  e si scelgono gli  $r < m$  autovettori più significativi  $\vec{v}_j$
3. Si determina la matrice di trasformazione  $\vec{P}$  costruita dagli  $r$  autovettori scelti, ordinati per autovalori decrescenti:

$$\vec{P} = [\vec{v}_1 \ \vec{v}_2 \ \dots \ \vec{v}_r] \quad (7)$$

4. Si individua la matrice dei dati nelle nuove coordinate:

$$\vec{T} = \vec{X}' * \vec{P} \quad (8)$$

5. Si torna alle coordinate di partenza con un'informazione ridotta

$$\vec{X}'' = \vec{T} * \vec{P}^T \quad (9)$$

6. Le  $\vec{T}$  rappresentano delle variabili artificiali, senza un significato fisico. Con questo passaggio di ritorna al dominio di partenza e si può associare di nuovo un significato fisico alle variabili. [20]

Dopo aver trovato le componenti principali (PC) associate, la scelta del numero di componenti principali da selezionare può essere eseguita tramite i seguenti criteri:

- Criterio di Kaiser: si selezionano solo le componenti principali con autovalori  $\lambda_i > 1$ ; tali componenti hanno un valore di varianza superiore alla media aritmetica della varianza associata alle variabili di partenza.
- Test Cattell scree: metodo grafico che si basa sul seguente algoritmo:
  1. Si graficano gli autovalori associati alle componenti principali nell'ordine identificato dalla varianza delle componenti principali. Il primo autovalore graficato sarà l'autovalore associato alla PC con maggiore varianza, il secondo autovalore grafica sarà quello associato alla PC con maggior varianza tra i PC non ancora scelti e quindi l'ultimo autovalore graficato sarà quello associato al PC con varianza più piccola;
  2. Si individua il segmento a maggiore pendenza negativa (gli autovalori sono decrescenti monotonicamente);
  3. Si prende come ultima componente principale quella associata al punto più alto del segmento a maggior pendenza.
- Percentuale cumulativa: si sceglie come ultima componente quella associata alla percentuale cumulativa di varianza superiore al 60% [25].

Graficamente, ciò che si ottiene al termine della applicazione dell'analisi delle componenti principali è un set di componenti principali ottenuti ruotando gli assi in modo che puntino verso la direzione di varianza massima. Tra le variabili artificiali ottenute, vengono selezionate solo quelle associate alla percentuale cumulativa di varianza superiore al 60%, nonché quelle che spiegano la sola informazione utile presente nel set di dati iniziale.

## 4.2. Tecniche di classificazione

La classificazione è una sottocategoria del machine learning supervisionato il cui scopo è di predire le etichette di classe che categorizzano delle nuove istanze, basandosi su osservazioni passate. Tali classi sono valori discreti non ordinati che possono rappresentare l'appartenenza ad un gruppo delle istanze.

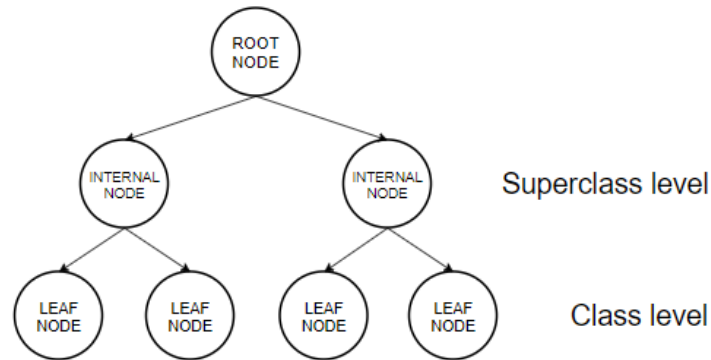
Il processo di classificazione può essere visto come un processo a tre fasi:

- Fase 1 (*Addestramento*): si produce un modello da un insieme di addestramento (*training set*).
  - Si assume che ogni istanza in input faccia parte di una tra un numero predefinito di classi diverse.
  - La classe per ogni istanza si trova consultando uno specifico attributo, chiamato "class label attribute" (attributo classificatore), e dato che la classe di ogni istanza è fornita in input nella fase di addestramento, si parla di apprendimento supervisionato.
  - Il risultato può essere presentato in varie forme: alberi di decisione, regole, formule matematiche, etc.
- Fase 2 (*Stima dell'accuratezza*): si stima l'accuratezza del modello usando un insieme di test (*validation set*), ad esempio misurando la percentuale di errori commessi sull'insieme di test.
- Fase 3 (*Utilizzo del modello*): si classificano istanze di classe ignota, quindi si utilizzano istanze di cui si conoscono tutti gli attributi tranne quello di classificazione.

A seguire verranno descritti i classificatori che sono stati utilizzati e di cui si sono confrontati i risultati nel capitolo 7.

### 4.2.1. Decision Trees

Un albero di decisione (DT) è un modello predittivo, rappresentato da un grafo di decisioni, dove ogni nodo interno rappresenta una variabile, un arco verso un nodo figlio rappresenta un possibile valore per quella proprietà e una foglia il valore predetto per la variabile obiettivo a partire dai valori delle altre proprietà, che nell'albero è rappresentato dal cammino (path) dal nodo radice (root node) al nodo foglia (leaf node).



*Figura 4.1 Albero binario di decisione*

In [26], Gepp e Kumar affermano che un modello di albero decisionale è un approccio a struttura gerarchica con nodi e bordi diretti e suddivide un set di dati in sottoinsiemi sempre più piccoli.

Nel data mining (come nel nostro caso di studio) un albero di decisione viene utilizzato per classificare le istanze di grandi quantità di dati (per questo viene anche chiamato albero di classificazione). In questo ambito un albero di decisione descrive una struttura ad albero dove i nodi foglia rappresentano le classificazioni e le ramificazioni l'insieme delle proprietà che portano a quelle classificazioni. Di conseguenza ogni nodo interno risulta essere una macro-classe costituita dall'unione delle classi associate ai suoi nodi figli.[27]

Il classificatore DT (*classification and regression tree*) (CART) fornisce una partizione gerarchica dello spazio dei dati di addestramento in cui il vincolo sul valore dell'attributo viene utilizzato per dividere i dati [28].

La rappresentazione per il modello CART è data da un albero binario. Ogni nodo radice rappresenta una singola variabile di input ( $x$ ) e un punto di divisione su quella variabile (supponendo che la variabile sia numerica). Ogni nodo foglia dell'albero contiene una variabile di output ( $y$ ) che viene utilizzata per fare una previsione. Il concetto del metodo CART utilizza il metodo di divisione binaria, il che significa che ogni nodo non foglia si divide in due nuovi rami. Il nodo foglia della decisione presenta le etichette di classe del modello degli alberi delle decisioni.

Il predicato che si associa ad ogni nodo interno (sulla base del quale avviene la ripartizione dei dati) è chiamato *condizione di split*. In [26] viene indicato come condizione di split l'indice di impurità di Gini. Per un target binario, la misura di impurità di Gini di un nodo  $t$  è definita come:

$$G(t) = 1 - p(t)^2 - (1 - p(t))^2 \quad (10)$$

dove  $p(t)$  è la frequenza relativa della classe 1 nel nodo. Usando la regola della variazione dell'entropia, si ottiene una nuova espressione della misura dell'impurità di Gini, ovvero:

$$G(t) = -p(t) \ln p(t) - (1 - p(t)) \ln(1 - p(t)) \quad (11)$$

Le informazioni sul miglioramento ottenute da una divisione del nodo padre  $P$  in nodo figlio sinistro  $L$  e nodo figlio destro  $R$  sono definite come:

$$I(P) = G(P) - qG(L) - (1 - q)G(R) \quad (12)$$

dove  $q$  è la possibile frazione ponderata delle istanze del figlio sinistro.

In particolare, nel caso di studio sono stati utilizzati tre diversi modelli di predizione basati sugli alberi decisionali:

- ***Fine Tree***: prevede molte piccole foglie per una funzione di risposta altamente flessibile (la dimensione minima delle foglie è 4, il numero massimo di split è 100 e l'ottimizzazione si basa sull'impostazione del criterio di divisione secondo l'indice di Gini)
- ***Medium Tree***: prevede foglie di medie dimensioni per una funzione di risposta meno flessibile (la dimensione minima delle foglie è pari a 12, il numero massimo di split è 20 e l'ottimizzazione utilizza l'indice di Gini).
- ***Coarse Tree***: vi sono alcune foglie grandi per una funzione di risposta grossolana (la dimensione minima delle foglie è pari a 36, il numero massimo di split è 4 e l'ottimizzazione si basa sull'indice di Gini).

Dove con dimensione minima di una foglia si intende il numero di elementi o osservazioni che ricadono in una foglia.

### ***4.2.2.Discriminant Analysis***

L'Analisi Discriminante Lineare (ADL) o Analisi della funzione discriminante è una generalizzazione della Discriminante Lineare di Fisher [29], un metodo usato in statistica, nel riconoscimento di pattern, nell'apprendimento automatico per trovare una combinazione lineare di caratteristiche che raggruppano o separano 2 o più classi di oggetti o eventi, utilizzato quando i gruppi/classi sono noti a priori. La combinazione risultante può essere usata come un classificatore lineare. Esistono due possibili obiettivi in un'analisi discriminante: trovare un'equazione predittiva per classificare nuovi individui o interpretare l'equazione predittiva per comprendere meglio le relazioni che possono esistere tra le variabili. Per molti aspetti, l'analisi discriminante è parallela all'analisi di regressione multipla. La principale differenza tra queste due tecniche è che l'analisi di regressione si occupa di una variabile dipendente continua, mentre l'analisi discriminante deve avere una variabile dipendente discreta.

La ADL è anche strettamente correlata all'analisi dei componenti principali (PCA) in quanto entrambi cercano combinazioni lineari delle variabili che rappresentino in maniera migliore i dati. ADL tenta esplicitamente di modellare la differenza tra le classi di dati mentre PCA, al contrario, non tiene conto di alcuna differenza di classe [30].

L'Analisi Discriminante può essere utilizzata per eseguire la riduzione della dimensionalità supervisionata, proiettando i dati di input su un sottospazio lineare costituito dalle direzioni che massimizzano la separazione tra le classi. La dimensione dell'output è necessariamente inferiore al numero di classi, quindi questa è, in generale, una riduzione della dimensionalità piuttosto forte, e ha senso solo in un ambiente multiclasse. Si possono identificare due varianti dell'analisi lineare:

- Analisi Discriminante Lineare (ADL) caratterizzata da una superficie di decisione lineare;
- Analisi Discriminante Quadratica (ADQ) caratterizzata da una superficie di decisione quadratica.

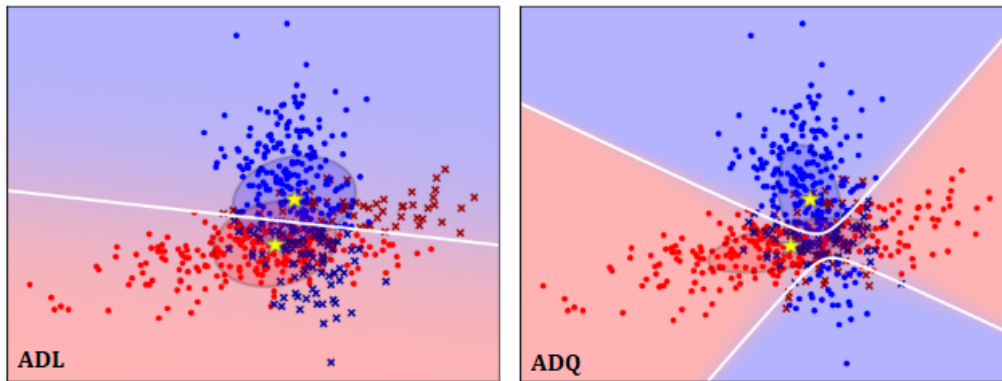


Figura 4.2: Rappresentazione geometrica 2D classificazione nella ADL e ADQ dello stesso dataset

Sia ADL che ADQ possono essere derivati da semplici modelli probabilistici che modellano la distribuzione condizionata della classe dei dati  $P(X|y = k)$  per ogni classe  $k$ . Le previsioni possono essere ottenute usando la regola di Bayes [31]:

$$P(y = k|X) = \frac{P(X|y = k)P(y=k)}{P(X)} = \frac{P(X|y = k)P(y=k)}{\sum_l P(X|y = l)P(y=l)} \quad (13)$$

e selezionando la classe  $k$  che massimizza questa probabilità condizionata.

Più specificatamente, per l'analisi discriminante lineare e quadratica,  $P(X|Y)$  è modellata come una distribuzione gaussiana multivariata con densità:

$$P(X|y = k) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp \left( -\frac{1}{2} (X - \mu_k)^t \Sigma_k^{-1} (X - \mu_k) \right) \quad (14)$$

dove  $d$  rappresenta il n° di classi.

Per usare questo modello di classificatore, è necessario stimare la probabilità di appartenere ad una classe  $P(y = k)$  nei dati di training, la media campionaria per ogni classe  $\mu_k$  e la relativa matrice di covarianza.

Nel caso della ADL, si suppongano che ogni classe abbia la stessa matrice di covarianza,  $\Sigma_k = \Sigma \forall k$ . Ciò porta ad avere superfici decisionali lineari, che possono



essere formulate confrontando i rapporti di probabilità logaritmici  $\log[P(y = k)|X/P(y = l|X)]$ :

$$\log\left(\frac{P(y = k|X)}{P(y = l|X)}\right) = \log\left(\frac{P(X|y = k)P(y = k)}{P(X|y = l)P(y = l)}\right) = 0 \Leftrightarrow (\mu_k - \mu_l)^t \Sigma^{-1} X = \frac{1}{2}(\mu_k^t \Sigma^{-1} \mu_k - \mu_l^t \Sigma^{-1} \mu_l) - \log\frac{P(y = k)}{P(y = l)} \quad (15)$$

Nel caso della ADQ, non vi è l'assunzione fatta per le matrici di covarianza dei Gaussiani, ottenendo così delle superfici di decisione quadratiche.

Per comprendere l'uso della ADL nella riduzione della dimensionalità, dato che si suppone che tutte le classi abbiano, si applica una trasformazione sulla matrice dei dati iniziali in modo che la matrice di covarianza risulti essere uguale alla matrice identità:

$$X^* = D^{-1/2} U^t X \quad \text{con} \quad \Sigma = U D U^T \quad (16)$$

Ciò che si ottiene dalle assunzioni e trasformazioni precedentemente eseguite è che trovare la classe di appartenenza di un punto nello spazio delle classi dopo il ridimensionamento, equivale a trovare la media stimata della classe più vicina rispetto al punto applicando la distanza euclidea. Implicito nel classificatore ADL è che dalla applicazione dello stesso, si ottiene una riduzione della dimensionalità delle variabili mediante proiezioni lineari [31].

### ***4.2.3. Naive Bayes Classifiers***

I metodi di classificazione Naive Bayes (NB) rappresentano un insieme di algoritmi di apprendimento supervisionato adatto a risolvere problemi di classificazione binaria e multi-classe. Trova grande applicazione in insiemi di dati di dimensione elevata e quando gli attributi che descrivono le istanze sono condizionalmente indipendenti data la classificazione. Questa affermazione viene detta assunzione del Naive Bayes. Tale metodo è basato sull'applicazione del teorema di Bayes con l'ipotesi che tutte le caratteristiche non siano correlate tra di loro (Naive), facendo sì che la presenza o l'assenza di una caratteristica non influenzi la presenza o l'assenza di altre. L'applicazione del classificatore Naive

Bayes può essere schematizzata nei seguenti step:

- Calcolo della probabilità della classe: le probabilità di classe sono le frequenze delle istanze che appartengono a ciascuna classe divisa per il numero totale di istanze;
- Calcolo della probabilità condizionata: eseguita attraverso la applicazione del teorema di Bayes, per calcolare le probabilità condizionate delle caratteristiche del problema;
- Prendere una decisione tramite la funzione di classificazione Naive Bayes: viene calcolata la probabilità per prevedere la classe di appartenenza della nuova istanza rispettando la verifica dell'indipendenza delle caratteristiche. La decisione finale è identificata nella classe che ottiene il valore di probabilità più elevato [32].

Il teorema di Bayes afferma la seguente relazione, data la variabile che identifica la classe  $y \in Y$  e il vettore delle caratteristiche  $X \in \mathbb{R}^n$ :

$$P(y|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(y)P(x_1, \dots, x_n|y)}{P(x_1, \dots, x_n)} \quad (17)$$

attraverso la assunzione di Naive Bayes risulta che:

$$P(y|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y)}{P(x_1, \dots, x_n)} \quad (18)$$

dato che  $P(x_1, \dots, x_n)$  è costante per ogni classe  $y$ , considerando che nell'approccio di Bayes si seleziona la classe di appartenenza degli attributi di input  $x_1, \dots, x_n$  considerando la probabilità più alta di tipo MAP (maximun a posteriori)  $v_{map}$ :

$$v_{map} = \underset{y_j \in Y}{\operatorname{argmax}} P((x_1, \dots, x_n)|y_j) P(y_j) \quad (19)$$

applicando l'assunzione di Naive Bayes (18) in (19), si ottiene la funzione di classificazione Naive bayes  $v_{nb}$  [33]:

$$v_{map} = \underset{y_j \in Y}{\operatorname{argmax}} P(y_j) \prod_{i=1}^n P(x_i|y_j) \quad (20)$$

I classificatori Naive Bayes differiscono principalmente per le ipotesi che si fanno a proposito della tipologia di distribuzione di  $P(x_i|y)$ :

- Distribuzione Gaussiana

$$P(x_i|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} \exp\left(-\frac{(x_i-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (21)$$

dove i parametri  $\sigma_y$  e  $\mu_y$  sono stimati usando la massima verosimiglianza.

- Kernel Density Estimation

$$P(x|y) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (22)$$

dove  $K$  è la funzione Kernel,  $h$  è un parametro di regolazione chiamato ampiezza di banda e  $n$  è la dimensione campionaria della classe considerando il training set [34].

#### 4.2.4. Support Vector Machines

Le Support Vector Machines (SVM) o Macchine a vettore di supporto rappresentano un insieme di metodi di apprendimento supervisionato che possono essere utilizzati per la classificazione, la regressione e la fault diagnosis [35]. L'SVM è basato sull'idea di trovare un iperpiano che divida al meglio un set di dati in due classi. Un iperpiano è definito come una linea che separa e classifica un insieme di dati. A due dimensioni un iperpiano è rappresentato da una retta, a tre dimensioni è rappresentato da un piano (Figura 4.3). Con più di tre dimensioni, viene definito genericamente "iperpiano".

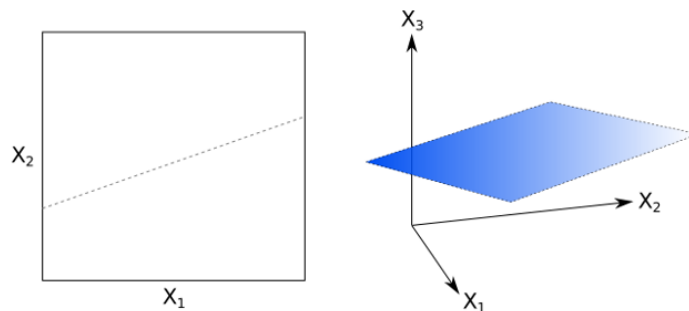


Figura 4.3: Esempio rappresentazione iperpiano in SVM

Si definiscono “Support Vector” (Figura 4.4) i punti più vicini ad un iperpiano. La posizione di tali punti dipende dal set di dati che si sta analizzando e se vengono rimossi o modificati alterano la posizione dell’iperpiano divisorio.

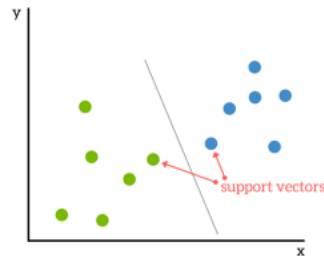


Figura 4.4: Support Vector in SVM

Per comprendere il principio di funzionamento nelle SVM è necessario definire il “Margine” (Figura 4.5) come la distanza tra i *support vector* di due classi differenti più vicini all’iperpiano. Alla metà di questa distanza viene tracciato l’iperpiano, o retta nel caso si stia lavorando a due dimensioni.

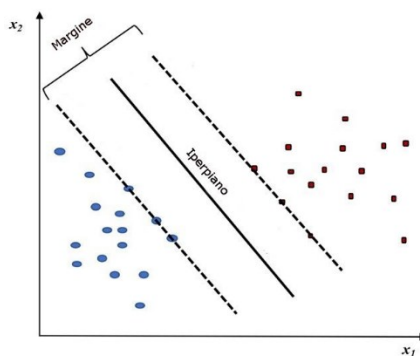


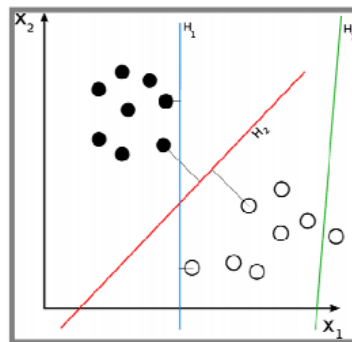
Figura 4.5: Margine in SVM

Le SVM hanno l’obiettivo di identificare l’iperpiano che meglio divide i *support vector* in classi. Per farlo si eseguono i seguenti passi:

- Creazione di un iperpiano linearmente separabile o un limite di decisione che separa i valori di una classe dall’altro. Se ne esiste più di uno, si seleziona quello che ha il margine più alto con i *support vector*, per migliorare l’accuratezza del modello;
- Se tale iperpiano non esiste, SVM utilizza una mappatura non lineare per trasformare i dati di allenamento in una dimensione superiore (ad esempio se si è a 2 dimensioni, valuterà i dati in 3 dimensioni). In questo modo i dati

di due classi possono sempre essere separati da un iperpiano, che verrà scelto per la suddivisione dei dati.

I modelli SVM furono originariamente definiti per la classificazione di classi di oggetti linearmente separabili. Per ogni gruppo di oggetti divisi in due classi una SVM identifica iperpiano avente il massimo margine di separazione, come nella *Figura 4.6* dove si può vedere che la linea verde non separa le 2 classi, la linea blu le separa ma con un piccolo margine mentre la linea rossa massimizza la distanza delle due classi.



*Figura 4.6: Esempi iperpiani con differenti margini di separazione*

Ovviamente le SVM possono essere usate per separare classi che non potrebbero essere separate con un classificatore lineare, altrimenti la loro applicazione ai casi di reale interesse non sarebbe possibile. In questi casi è necessario ricorrere alla tecnica degli spazi immagine (“feature space”) utilizzando funzioni non lineari chiamate “feature function”  $\phi$  [31]. Questo metodo, che sta alla base della teoria delle SVM, consiste nel mappare i dati iniziali in uno spazio di dimensione superiore. Presupponendo quindi  $m > n$ , NOTA dall’esempio di *Figura 4.7* sembra che  $m \geq n$  per la mappa si utilizza una funzione:

$$\phi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \quad (23)$$

Come si può notare dall’esempio in *Figura 4.7*, le due classi nello spazio di input non sono linearmente separabili, ma attraverso la funzione  $\phi$  i dati vengono mappati in uno spazio in cui diventano linearmente separabili e in cui sarà possibile trovare un iperpiano che li separi.

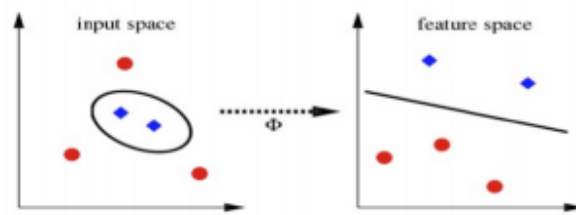


Figura 4.7: Esempio di feature space

Quindi lo spazio iniziale viene mappato nel nuovo spazio, a questo punto viene identificato il classificatore che poi viene riportato nello spazio iniziale, come illustrato in Figura 4.8.

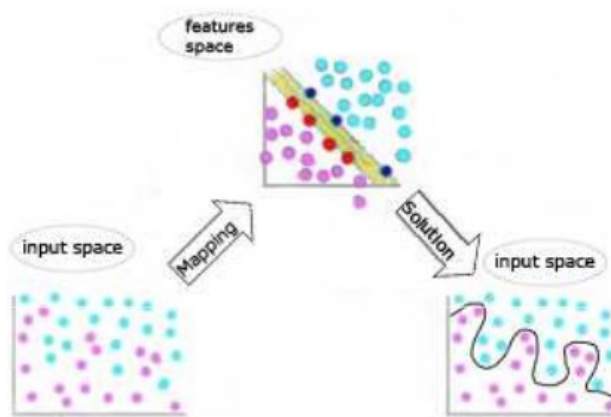


Figura 4.8 Applicazione classificatore SVM non lineare

La tecnica degli spazi immagine è particolarmente interessante per algoritmi che utilizzano i dati di training  $x_i$  solo attraverso prodotti scalari  $x_i \cdot x_j$ . In questo caso nello spazio  $\mathbb{R}^m$  non si devono trovare esplicitamente  $\phi(x_i)$  e  $\phi(x_j)$  ma basta calcolare il loro prodotto scalare  $\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ . Per rendere semplice quest'ultimo calcolo, che in spazi di dimensioni elevate diventa molto complicato, si utilizza una funzione detta kernel [36] che restituisce direttamente il prodotto scalare delle immagini:

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (24)$$

In generale, i kernel più utilizzati sono [37]:

- *Linear Kernel*:  $K(x, y) = x^T y$
- *Polynomial Kernel*:  $K(x, y) = (\gamma x^T y + 1)^d, \gamma > 0$
- *Gaussian Radial Basis Kernel*:  $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2), \gamma > 0$
- *Sigmoid o Multi Layer Kernel o Hyperbolic Tangent Kernel*:  $K(x, y) = \tanh(\gamma x^T y + r)$

#### 4.2.5.K-Nearest Neighbor Classifiers

Il classificatore K-Nearest Neighbor (KNN) rappresenta uno tra i più semplici algoritmi utilizzati per l'apprendimento automatico. KNN viene utilizzato nel riconoscimento e la classificazione di oggetti, basandosi sulle caratteristiche degli oggetti "vicini" a quello considerato. Tale classificatore è di tipo non-probabilistico discriminativo, ovvero la classificazione avviene per mezzo di una funzione  $f: X \rightarrow Y$  discriminante che mappa ogni input  $x$  in una classe  $C_i$ , senza tenere conto della distribuzione di probabilità associata alla classe stessa.

L'insieme  $D = \{(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_n, c_n)\}$  viene detto training set e contiene i *prototipi* che descrivono le classi, nella forma (*training sample, class*).

Utilizzando più prototipi per la stessa classe  $C_i$ , si rende il riconoscimento e la classificazione della classe più precisa. Il classificatore KNN cerca i  $K$  punti nel training set che sono più vicini al valore  $x_i$  di test utilizzando, ad esempio la distanza euclidea [38] espressa formalmente dalla equazione:

$$\delta(x, y) = \sqrt{\sum_{d=1}^d (x_d - y_d)^2} \quad (25)$$

Successivamente raggruppa i  $K$  punti più vicini per classe, e restituisce la classe che contiene il maggior numero di elementi. In base alla metrica scelta, l'algoritmo KNN trova i  $k$  campioni nel training set che sono più vicini (simili) al punto da classificare. La classe del nuovo punto è allora determinata da un voto a maggioranza basato sulla classe a cui appartengono i suoi  $k$  vicini (*Figura 4.9*)

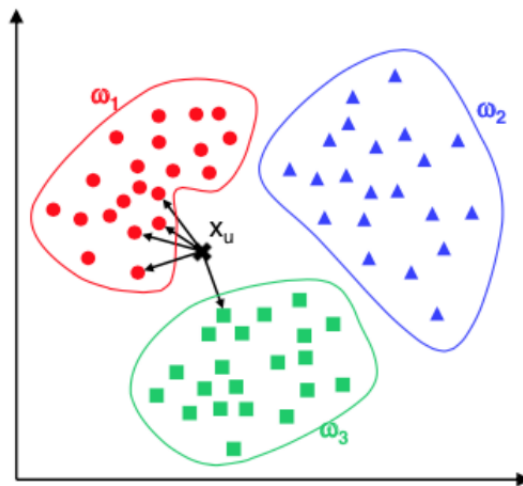


Figura 4.9: Rappresentazione dell'algoritmo KNN.

Il vantaggio principale di questo approccio è che il classificatore si adatta immediatamente man mano che aggiungiamo vettori di apprendimento (metodo basato sulla memoria). Dall'altro lato, il difetto è che la complessità computazionale per classificare nuovi campioni cresce al più linearmente con il numero di vettori di apprendimento. Per di più, non possiamo ignorare a priori alcun vettore di training dato che non c'è un vero e proprio apprendimento. Così, lo spazio di archiviazione e il numero di distanze da calcolare possono diventare un problema nodale quando si lavora con grandi data set [39].

Esistono diversi classificatori KNN che possono essere usati per classificare i dati. Gli algoritmi *KNN Fine*, *Medium* e *Coarse* utilizzano la distanza euclidea per determinare i  $k$  punti più vicini (nearest neighbours). In particolare:

- *Fine KNN*: un classificatore KNN che esegue distinzioni tra le classi con il numero di vicini impostato ad un 1 ( $k = 1$ );
- *Medium KNN*: un classificatore KNN che esegue meno distinzioni di un KNN Fine con  $k = 10$ ;
- *Coarse KNN*: un classificatore che fa una distinzione approssimativa tra le classi, con il numero di vicini impostato su 100.
- *Cosine KNN*: un classificatore che utilizza la metrica della distanza del coseno;
- *Cubic KNN*: un classificatore che utilizza la metrica della distanza cubica;
- *Weighted KNN*: un classificatore che utilizza come metrica la distanza ponderata [40].



### 4.2.6. Ensemble Classifiers

I metodi ensemble rappresentano delle tecniche che combinano le previsioni di più algoritmi di apprendimento automatico per fare previsioni più accurate rispetto a qualsiasi singolo modello. Il concetto di classificatore ensemble (apprendimento d'insieme) (EC) richiama l'utilizzo di differenti classificatori, che collaborano, attraverso specifiche operazioni, allo scopo di massimizzare le prestazioni utilizzando i punti di forza di ogni singolo modello e limitando le debolezze di ognuno. Alla base del concetto di Ensemble Learning ci sono i classificatori deboli (*weak classifier*). Sommati in un certo modo tra di loro, i classificatori deboli permettono di costruire un classificatore forte, risolvendo allo stesso tempo problemi tipici dei classificatori tradizionali (*overfitting in primis*). E' possibile, ad esempio, generare cento alberi decisionali differenti partendo dallo stesso insieme di addestramento e farli votare sulla classificazione migliore di un nuovo evento.

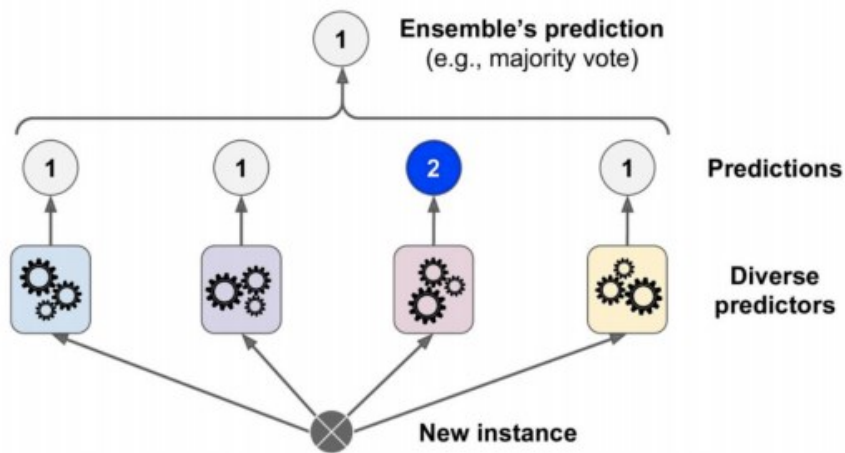


Figura 4.10: Esempio applicazione Ensemble Classifier

Nell'apprendimento supervisionato, l'Ensemble Classifier si divide in tre tecniche fondamentali:

- *Bagging*: Questa tecnica mira a creare un insieme di classificatori aventi la stessa importanza. All'atto della classificazione, ciascun modello voterà circa l'esito della predizione e l'output complessivo sarà la classe che avrà ricevuto il maggior numero di voti.
- *Boosting*: A differenza del bagging, ciascun classificatore influisce sulla votazione finale con un certo peso. Tale peso sarà calcolato in base all'errore di accuratezza che ciascun modello commetterà in fase di learning.
- *Stacking*: Mentre nel bagging l'output era il risultato di una votazione, nello stacking viene introdotto un ulteriore classificatore (detto meta-classificatore) che utilizzerà le predizioni di altri sotto-modelli per effettuare un ulteriore learning [41].



# 5.Setup Sperimentale

Dopo aver introdotto nei precedenti capitoli alcuni richiami sulle tecniche di manutenzione adoperate nel settore industriale per identificare i malfunzionamenti e ridurre i tempi di fermo degli impianti, sulla descrizione delle diverse tipologie di compressori industriali e sulle metodologie matematiche utilizzate in seguito per l'identificazione di malfunzionamenti e il trattamento dei dati, nel seguente verrà descritto il setup sperimentale.

Il seguente capitolo è sviluppato nelle seguenti fasi: inizialmente verrà descritto il compressore a doppia vite ad iniezione ad olio scelto come oggetto di studio, quindi verrà descritto il sistema di acquisizione e immagazzinamento dei dati. Infine verrà esposto il sistema realizzato per il trattamento dei dati e l'applicazione di logiche di machine learning supervisionato per la classificazione dello stato dell'oggetto in esame. A seguire verranno presentati i risultati ottenuti.

## 5.1.Descrizione del compressore in esame

Il compressore “*KS 11 – ESE 7*” è un compressore a doppia vite ad iniezione d'olio della *Gardner Denver* che trova applicazione nella produzione d'aria compressa in ambito industriale per azionamenti pneumatici. In particolare, il compressore in esame (*Figura 5.1*) è stato prodotto nel 2008 e nel 2018 è stato revisionato e sostituito in tutte le sue componenti usurate: cuscinetti, filtri, tubazioni, radiatore,

serbatoio aria compressa, cinghia di trasmissioni e rotori elicoidali. Il vano di compressione è alimentato da un motore trifase da 7.5 Kw a 50 Hz con assorbimento nominale in corrente pari a 16 A a 4400 giri al minuto (RPM).



*Figura 5.1: Il compressore a doppia vite ad iniezione d'olio in GD ESE 7*

Il sistema di compressione è in grado di produrre aria compressa fino alla pressione di 10 bar e il funzionamento dell'intero sistema di compressione viene controllato e regolato tramite una centralina della AIRBASIC (*Figura 5.2*).

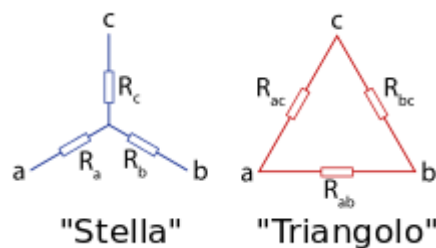


*Figure 5.2: Unità di controllo AIRBASIC del compressore*

Il compressore è provvisto di un serbatoio d'aria compressa da 270 litri nella quale viene immagazzinata l'aria prodotta prima di essere resa disponibili al carico ed eventualmente trattata tramite ulteriori filtri e separatori aria-olio.

### 5.1.1. Principio di funzionamento

Ipotizzando che il serbatoio d'aria compressa sia completamente vuoto, in fase di avviamento le fasi del motore trifase vengono alimentate con una configurazione a stella (*Figura 5.3*) in modo da sopprimere alla elevata richiesta di corrente. Dopo 10 secondi, la configurazione di alimentazione delle fasi viene trasformata nella configurazione a triangolo (*Figura 5.3*) e viene eccitata una elettrovalvola avviando la fase di funzionamento a carico nonché la aspirazione dell'aria dall'ambiente.



*Figura 5.3: Configurazioni fasi motore stella-triangolo*

Durante la fase di produzione, l'aria compressa viene separata dall'olio presente nel vano di compressione attraverso un separatore e delle camere presenti all'interno del serbatoio dell'olio, raffreddata tramite il radiatore e successivamente immagazzinata all'interno del serbatoio dell'aria. In particolare, l'aria viene aspirata all'interno della cassa di compressione (dove è presente il motore trifase, il vano di compressione e il serbatoio dell'olio) per far sì che l'aria che viene immessa nel vano di compressione sia il più possibile secca e ad una temperatura vicina alla temperatura dell'olio in maniera tale da minimizzare la formazione di condensa.

Il compressore è dotato di una termoresistenza (PT1000) per il controllo della temperatura presente all'interno del vano di compressione (nel caso il valore della temperatura superi i 100 °C, la centralina arresta il motore onde evita danni)

e di un pressostato differenziale per la regolazione del funzionamento a carico o a vuoto. Durante il funzionamento a carico, quando la pressione sale al valore  $P_{max}$  (impostato a 8.8 bar) di intervento del pressostato il contatto di quest'ultimo si apre e la centralina diseccita l'elettrovalvola mandando il compressore a vuoto per 1 minuto. Se durante il tempo di vuoto la pressione scende al valore  $P_{min}$  (impostato a 6.8 bar) di taratura del pressostato, la centralina comanda il ritorno carico del compressore, (Figura 5.4).

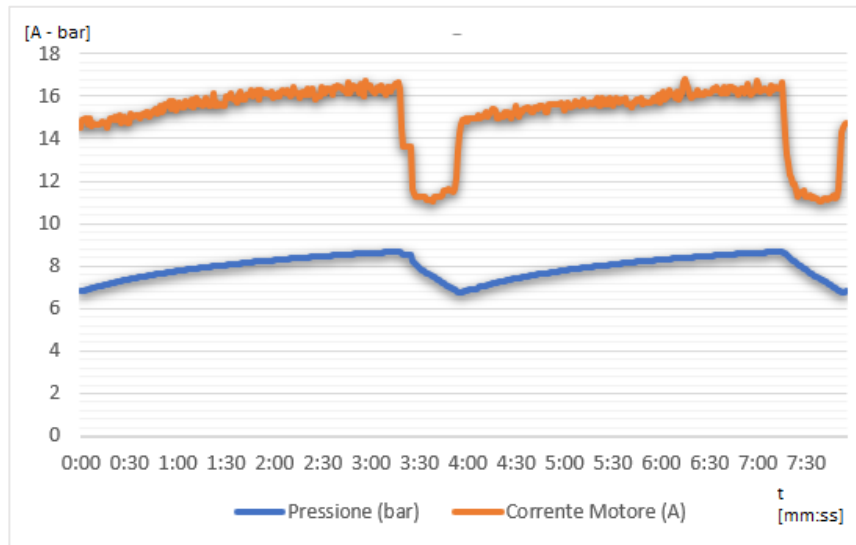
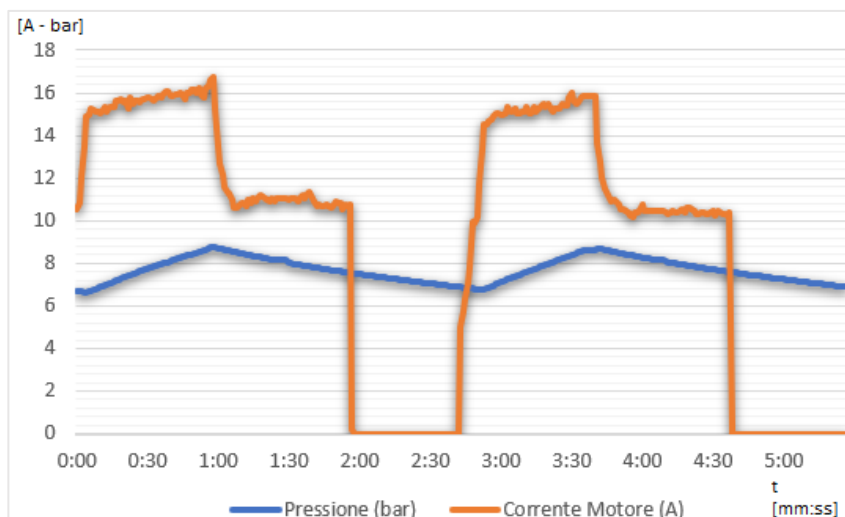


Figura 5.4: Ciclo di funzionamento senza arresto motore

Se la pressione rimane invece a valori maggiori di  $P_{min}$ , allo scadere del tempo di vuoto il motore viene spento, non appena la pressione scende al valore  $P_{min}$  il motore viene riavviato secondo la sequenza stella-triangolo. (Figura 5.5). Se invece la richiesta d'aria compressa da parte del carico, in termini di portata d'aria è sempre maggiore di quella prodotta dal compressore, quest'ultimo mantiene la configurazione di funzionamento a carico.



*Figura 5.5: Ciclo di funzionamento con arresto motore*

Nel caso in cui la centralina rilevi eccessivi assorbimenti di corrente oppure elevata temperatura all'interno del vano di compressione dell'aria, l'impianto viene arrestato per evitare danni e viene visualizzato nel display della centralina un codice di errore.

## 5.2.Sistema di acquisizione e immagazzinamento dati

Nella identificazione dello stato operativo del compressore è stato scelto di realizzare un sistema di classificazione basato sui dati. Nella prima fase di sviluppo, sono stati identificati i parametri da monitorare valutando quali avrebbero introdotto un valore significativo nel modello e quindi i sensori da integrare al sistema iniziale. Considerando i vari componenti del compressore e l'intero ciclo di compressione dell'aria sono stati identificati i seguenti parametri:

- temperatura dell'olio all'interno della camera di compressione;
- corrente assorbita dal motore;
- vibrazioni del motore e della camera di compressione;
- temperatura dell'aria aspirata;
- umidità relativa dell'aria aspirata;
- pressione dell'aria all'interno dell'impianto;
- portata dell'aria all'interno del tubo di mandata dal vano di compressione al serbatoio.



Vista la mancanza di un sistema di acquisizione, immagazzinamento e trattamento dei dati del compressore si è dovuto integrare allo stesso un sistema in grado di sopperire a questa mancanza senza alterare il normale funzionamento del compressore in esame. Tenendo in considerazione sia le necessità richieste dal seguente studio che gli sviluppi futuri, dopo aver analizzato diverse soluzioni offerte dal mercato, si è scelto di utilizzare il controllore *Z-PASS2-S* della *Seneca* (Figura 5.6).

### 5.2.1. Controllore Z-PASS2-S

Lo *Z-PASS2-S* è un'unità di controllo avanzata basata su PLC che supporta nativamente una piattaforma di teleassistenza e telecontrollo per l'industria 4.0. La scelta di questo prodotto è data dal fatto che implementa servizi orientati all'acquisizione e all'immagazzinamento dei dati (*datalogger*) oltre a funzionalità quali PLC in ambiente di sviluppo Straton con funzionalità di routing e accesso remoto tramite reti VPN o servizi DDNS.



Figura 5.6: Controllore Seneca Z-PASS2-S

Questo controllore permette inoltre di interfacciarsi alle reti industriali sia in locale che in remoto tramite delle porte Ethernet oppure delle porte seriali RS485, dispone di modem 4G LTE per la comunicazione tramite rete mobile, un ricevitore GPS per la rilevazione della posizione geografica e supporta i protocolli Modbus TCP server, Modbus RTU master/slave, FTP e web server. Oltre ai servizi di datalogger è stata sfruttata la possibilità del controllore di interfacciarsi ad una rete VPN e il PLC. Tramite la rete VPN si è reso il sistema accessibile anche da

remoto permettendone quindi il monitoraggio dei dati in real time e la possibilità di effettuare operazioni di configurazione senza doversi collegare direttamente al controllore in loco. Il PLC invece è stato fruttato per effettuare delle operazioni sui dati rilevati dai sensori per adattarli al sistema di immagazzinamento e condivisione dei dati e per creare delle logiche di generazione di allarmi basate sulle soglie e combinazioni di dati.

Disponendo di soli 2 ingressi digitali e 2 uscite digitali, per poter acquisire i dati analogici dai sensori, sono state utilizzate delle espansioni che interfacciandosi al controllore tramite il protocollo Modbus RTU, permettono di ampliare il numero di ingressi e uscite sia digitali che analogiche. Il fatto che i moduli aggiuntivi vengano identificati dal controllore come degli “slave” Modbus, permette di ottenere una elevata scalabilità e modularità nella quantità di segnali da leggere e comandare con i soli limiti imposti dal protocollo di comunicazione stesso. In particolare, sono stati aggiunti i seguenti moduli della Seneca per l’acquisizione dei segnali dai sensori:

- 2 moduli *Z-8AI* che permettono di acquisire fino a 16 segnali analogici in 4 diverse configurazioni, 4-20 mA passivo e attivo e 0-10 V passivo e attivo;
- 1 modulo *Z-5DI-2DO* che permette di acquisire fino a 5 ingressi digitali e 2 uscite digitali;
- 1 modulo *Z-170REG* che permette di acquisire segnali da sonde di temperatura come termoresistenze RTD e fornisce in uscita segnali analogici 4-20 mA o 0-10 V.

La Figura 5.7 mostra il controllore con i moduli di espansione precedentemente citati. Sono stati disposti all’interno di un quadro elettrico (Figura 8) con grado di protezione IP65 che non permette l’accesso di polvere e getti d’acqua.

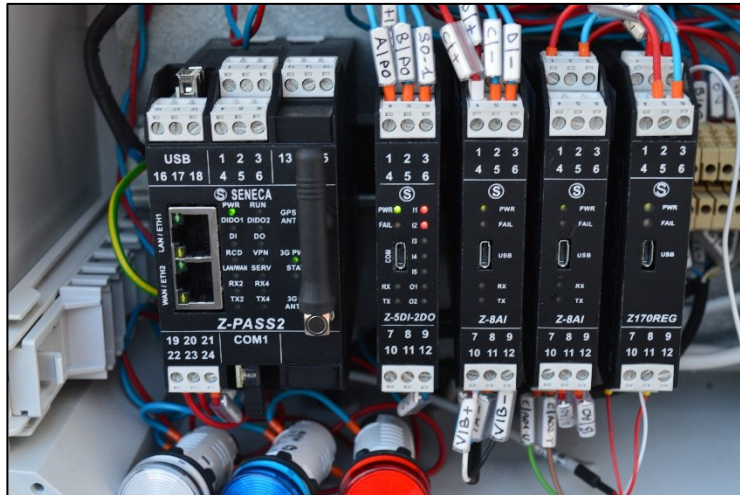


Figura 7: Sistema Seneca per l'acquisizione dei dati

All'interno del quadro elettrico, che è stato posizionato nella parete laterale della cassa di protezione del compressore (Figura 5.1), oltre al controllore e ai moduli di espansione, è presente un interruttore magnetotermico, un trasformatore 400 Vac-12 Vdc da 5 A ed un analizzatore di rete certificato che consente il monitoraggio della quantità di energia assorbita dal compressore espressa in KWh.

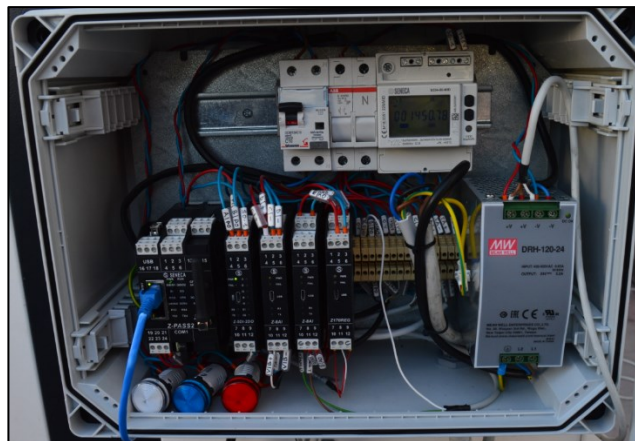


Figura 5.8: Quadro elettrico contenete sistema Seneca

Per consentire la visualizzazione in *real time* dei parametri rilevati dai sensori, è presente un HMI (*Human-Machine Interface*) (Figura 5.9) che tramite il protocollo Modbus TCP invia delle richieste di lettura al controllore Z-PASS2-S in una area di memoria dedicata. Ciò avviene perché per i limiti imposti dal protocollo Modbus, in una rete è permessa solo la presenza di un solo agente server che invia le

richieste di lettura o scrittura dei dati agli agenti slave. Dato che l'HMI è stato configurato per lavorare come agente server nel protocollo, si è dovuta dedicare una area di memoria del controllore nella quale duplicare i dati dai sensori per renderli disponibili all'HMI.

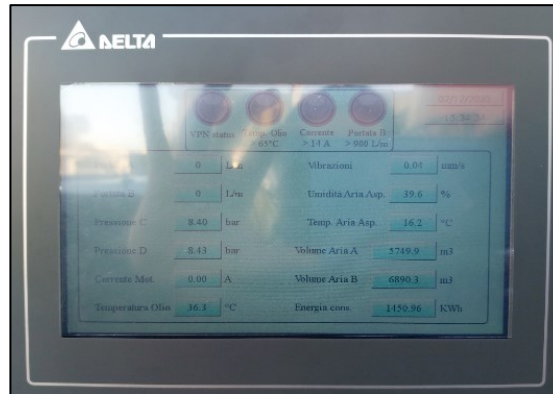


Figura 5.9: HMI per il monitoraggio dei dati dai sensori in loco

Nella visualizzazione dei dati in *real time*, oltre all'ausilio dell'HMI, si è sfruttato il servizio di Web Server presente all'interno dello Z-PASS2-S nel quale si sono sviluppate delle pagine web accessibili da remoto tramite la rete VPN, rappresentanti tabelle e grafici *real time* relative ai sensori presenti nel sistema.

### 5.2.2.Sensoristica

Partendo dalle considerazioni precedentemente fatte in merito ai parametri dell'impianto da monitorare e valutando il principio di funzionamento dello stesso dipendete dallo stato operativo del compressore (modalità a carico e modalità a vuoto) e dalla richiesta di aria compressa del carico (azionamento pneumatico), sono stati identificati i seguenti sensori:

- *Misuratore di energia "S604" della Seneca*: installato a monte della rete trifase, all'interno del quadro elettrico (Figura 5.8), ha permesso di misurare il consumo di energia del compressore espresso in Kilowattora. Il segnale è stato acquisito dal controllore tramite una uscita ad impulsi.
- *Trasduttore di corrente alternata Loop-Powered "T201" della Seneca*: installato in una fase di alimentazione del motore trifase ne ha permesso la misura istantanea della corrente assorbita. Il segnale è stato acquisito dal controllore tramite una uscita analogica da 4-20 mA.

- *Sensore di vibrazioni "MTN/2285-4P" della Monitran:* installato nella cassa di compressione, in prossimità delle viti elicoidali (*Figura 5.9*), ha permesso di misurarne le vibrazioni lungo l'asse di maggiore oscillazione. Il segnale è stato acquisito dal controllore tramite una uscita analogica da 4-20 mA.
- *Sensore di umidità relativa e temperatura dell'aria "RPFTF-I" della S+S Regeltechnik* installato in prossimità del filtro dell'aria aspirata del compressore per monitorare la temperatura dell'aria aspirata e la sua umidità relativa (*Figura 5.10*). Il segnale è stato acquisito dal controllore tramite due uscite analogiche da 4-20 mA.
- *Sensore di temperatura con segnale di uscita PT100* installato all'interno del vano di compressione dell'aria in prossimità delle viti elicoidali. Il segnale in uscita dal sensore è stato acquisito dal controllore tramite il convertitore universale "Z170REG" della Seneca che permette di acquisire in ingresso un segnale proveniente da una termoresistenza (Pt100, Pt500, Pt1000, ecc...) e fornisce in uscita un segnale analogico da 4-20 mA.
- *Primo multisensore di misura dell'aria compressa "SD6500 della IFM* installato nel canale di mandata dell'aria compressa che in uscita dal radiatore permette di immagazzinare nel serbatoio da 270 litri l'aria compressa prodotta (*Figura 5.11*). Il multisensore ha permesso di misurare la portata dell'aria tramite una uscita analogica da 4-20 mA e il volume d'aria prodotta nel tempo tramite una uscita ad impulsi.
- *Secondo multisensore di misura dell'aria compressa "SD6500" della IFM* installato nel canale di mandata dell'aria compressa a valle del serbatoio per misurare la portata d'aria richiesta dal carico e il volume d'aria compressa che viene richiesta nel tempo dal carico (*Figura 5.12*).
- *Sensore di pressione dell'aria "MBS 1700" della Danfoss* installato nel canale di mandata dell'aria compressa a valle del serbatoio per monitorare la pressione dell'aria all'interno dell'impianto di compressione (*Figura 5.12*). Il segnale è stato acquisito dal controllore tramite un'uscita analogica da 4-20 mA.





*Figura 5.9: Posizione sensore vibrazioni*



*Figura 5.10: Posizione sensore temperatura e umidità relativa dell'aria aspirata con dettaglio sulla vista laterale del vano di compressione e serbatoio dell'olio*



*Figura 5.12: Posizione sensori di pressione, portata e volume aria compressa a valle del serbatoio*

*<- Figura 5.11: Posizione sensori di portata e volume aria compressa a monte del serbatoio*

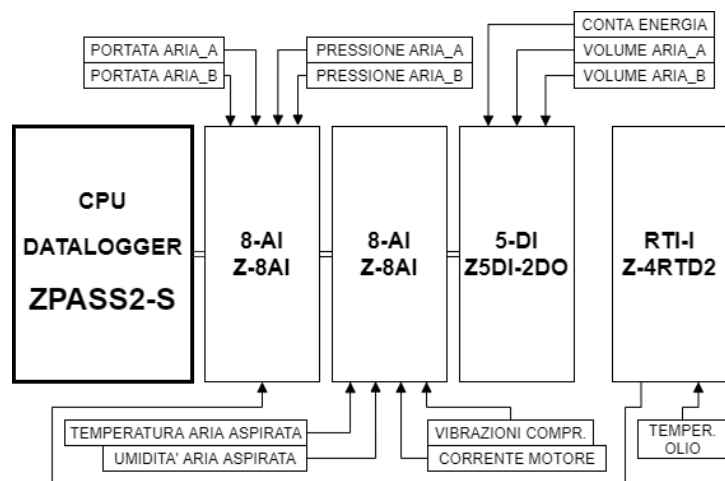


Figura 5.13: Configurazione segnali nel sistema Seneca

Nella fase di produzione dell'aria compressa, aspirando l'aria dall'ambiente viene immessa del vapore acqueo all'interno del circuito pneumatico creando il fenomeno della condensa. Come discusso nel Capitolo 3 il fenomeno della condensa influisce negativamente nella efficienza del compressore provocando nel peggiore dei casi danni alle viti elicoidali, ai cuscinetti o nei filtri. Per minimizzare tale fenomeno, sono stati installati due estrattori di condensa posizionati nel canale di mandata dell'aria compressa tra il radiatore e il serbatoio d'aria, come mostrato in *Figura 5.11*, e nella mandata dell'aria a valle del serbatoio (*Figura 5.12*). In particolare, i sensori di pressione sono stati posizionati ai capi di quest'ultimo estrattore per poterne valutare la variazione.

Per una più accurata lettura dei dati dai sensori si sono utilizzati cavi schermati che hanno permesso di ridurre al minimo le interferenze. La seguente tabella presenta i range e le unità di misura per parametri rilevati (*Tabella 5.1*).

Parametro	Range di Misura	Unità di Misura
Corrente motore	[0, 20]	A
Energia consumata	-	KWh
Vibrazioni compressore	[0, 20]	mm/s
Pressione aria	[0, 16]	bar
Portata aria	[0, 1250]	l/min
Volume aria prodotta	-	m <sup>3</sup>
Temperatura olio	[-100, +200]	°C
Temperatura aria asp.	[0, 50]	°C
Umidità Relativa a. asp.	[0, 100]	%

Tabella 5.1: Range e unità misura parametri rilevati dai sensori





# 6. Progettazione del Modulo di Manutenzione Predittiva

Il modulo di manutenzione predittiva sviluppato è basato sull'applicazione di tecniche di apprendimento supervisionato. Queste tecniche, come spiegato nel capitolo 4 richiedono di disporre di uno storico dati che includa, oltre ai segnali provenienti dai sensori in campo anche l'informazione dello stato di funzionamento della macchina e/o di degrado od usura di sue parti costitutive. Per quanto riguarda il compressore le prevalenti caratteristiche che interessa individuare sono:

- Grado di usura dei cuscinetti;
- Grado di deterioramento dell'olio;
- Quantità di olio insufficiente;
- Usura della cinghia di distribuzione;
- Stato dei filtri d'aria e olio;
- Stato del separatore;
- Ecc.

Non disponendo di uno storico dati si è dovuto provvedere a forzare il funzionamento del compressore in diverse condizioni operative.

Si sono quindi riprodotte le condizioni di degrado dell'olio motore andando a sostituire l'olio nuovo con olio esausto. Come ulteriore condizione si è riprodotta la mancanza di olio andando a togliere prima una quantità pari a 2,5 litri e poi un ulteriore litro di olio (su un totale di 3.5 litri di olio).

Per quanto riguarda le prestazioni del compressore al variare delle condizioni dei cuscinetti si era progettata la sostituzione di questi con cuscinetti caratterizzati da diversi gradi di usura. Al momento della stesura di questo lavoro di tesi questi ulteriori dati non sono risultati disponibili e quindi si è proceduto con i soli dati relativi alla condizione dell'olio motore. Le procedure nel seguito descritte saranno in seguito ripetute per inglobare i nuovi dati.

Nel seguente capitolo verrà descritto il metodo che è stato utilizzato per la applicazione delle tecniche di manutenzione predittiva basata sui dati dell'oggetto in esame.

La procedura di manutenzione predittiva sviluppata è caratterizzata dalle seguenti fasi:

1. **Raccolta dei dati:** è stata effettuata una campagna di raccolta dati di funzionamento del compressore a doppia vite ad iniezione d'olio a partire dal 30 ottobre 2019 fino al 28 gennaio 2020. Nel controllore è stato configurato un *datalogger* il quale è stato programmato per creare con intervalli di 1 ora dei file *CSV (Comma-Separate Values)* contenente le misure rilevate dai sensori con un passo di campionamento di 10 secondi. Ogni file CSV contiene il dataset relativo ai parametri misurati e l'indicazione della data e ora del momento in cui è stato rilevato ogni campione. Ogni campione può essere rappresentato da un vettore di 14 elementi formato dai seguenti elementi:

$\bar{x} =$	INDEX	progressivo indice campione
	TIMESTAMP	data e ora campionamento
	PORTATA_A	portata aria a valle del compressore
	PORTATA_B	portata aria a valle del serbatoio aria
	PRESSIONE_C	pressione a monte essicatore
	PRESSIONE_D	pressione a valle essicatore
	CORRENTE_MOTORE	corrente ist. assorbita dal motore
	TEMPERATURA_OLIO	temperatura olio vano compressione aria
	VIBRAZIONI	vibrazioni compressore
	UMIDITA_AMBIENTE	umidità aria aspirata
	TEMPERATURA_AMBIENTE	temperatura aria aspirata
	CONT_VOLUME_A	progressivo volume aria prodotta dal comp.
	CONT_VOLUME_B	progressivo volume aria a valle del serbatoio
	CONT_ENERGIA_KWH	progressivo energia assorbita dal motore

2. **Pre-processing dei dati:** avvalendosi dell'ambiente di sviluppo per il calcolo numerico *Matlab* sono stati acquisiti tutti i dati dai file CSV per creare il dataset completo di partenza. I dati così acquisiti sono stati quindi pre-processati in modo da eliminare false letture ed eventuali outlier e renderli idonei per l'applicazione delle tecniche di machine learning supervisionato (si veda il capitolo 4).

Analizzando i dati che identificano fasi di arresto del compressore sono stati individuati valori rilevati dai sensori negativi o prossimi allo zero dovuti da errori di risoluzioni che si creano in fase di trasduzione del segnale; questi dati sono stati quindi identificati e settati a zero. A partire dai dati relativi ai volumi d'aria (CONT\_VOLUME\_A e CONT\_VOLUME\_B) e l'energia assorbita dal motore (CONT\_ENERGIA\_KWH) sono stati misurate le loro derivate e quindi i relativi flussi d'aria compressa (FLUSSO\_A e FLUSSO\_B) e DIFF\_ENERGIA usati successivamente in fase di addestramento del modello.

Analizzando il trend dei segnali acquisiti nelle diverse condizioni operative si è notato che non vi sono particolari rumori ad alta frequenza e smorzamenti anomali nei segnali con veloci variazioni che avrebbero richiesto l'applicazione di opportuni filtri passa basso. Ciò è dovuto in parte alla accurata schermatura nei cavi effettuata in fase di progettazione del sistema e anche dal fatto che i relativi sensori utilizzati in fase di trasduzione dei segnali applicano dei filtri per ridurre la velocità di risposta e quindi effetti come lo smorzamento in fase di avviamento.

L'applicazione di tecniche di apprendimento supervisionato (*Machine Learning Supervised*), nella fase di istruzione dei modelli di predizione richiedono di avere in ingresso un dataset completo formato da coppie di input e output dove gli input sono le informazioni storiche rilevate dai sensori e gli output rappresentano i valori che hanno identificato la caratteristica o classe che si vuole prevedere. Quindi, per poter applicare le tecniche di apprendimento supervisionato si sono create delle tabelle di classificazione dei campioni ottenuti dalle misurazioni sui sensori in base al setup sperimentale. Nel setup sperimentale si è deciso di identificare 4 classi che rappresentano l'urgenza temporale nella richiesta di manutenzione:

- **LONG:** il compressore lavora correttamente e non è quindi necessario effettuare manutenzione. I dati che rappresentano questa classe sono riferiti a funzionamenti del compressore con olio di lubrificazione non

- degradato e senza anomalie nell'impianto pneumatico e nei suoi componenti (cuscinetti, filtri, separatore, cinghia di distribuzione, ...);
- **MEDIUM**: il compressore lavora correttamente ma è presente un olio degradato che diminuisce le prestazioni del compressore e nel medio periodo si potrebbero provocare danni al sistema;
  - **SHORT**: il compressore non lavora correttamente e nel breve periodo si avranno dei danni al compressore. Tale comportamento è stato simulato rimuovendo dal serbatoio dell'olio di lubrificazione circa 2 litri di olio su un totale di 3.5 litri;
  - **URGENT**: il compressore non lavora correttamente ed è richiesta urgentemente la manutenzione per evitare ingenti danni al compressore. Tale comportamento è stato simulato rimuovendo dal serbatoio dell'olio di lubrificazione circa 2.5 litri di olio su un totale di 3.5 litri.

Nell'implementazione del software in matlab, questa ultima operazione fornisce come risultato una nuova colonna nel dataset espresso da una tabella contenente elementi di tipo categorico (1:LONG, 2:MEDIUM, 3:SHORT, 4:URGENT).

La *Tabella 6.1* esprime la numerosità del dataset utilizzato con i campioni suddivisi in base alla classe di appartenenza:

Class	Count	Percent
LONG	8892	32.89 %
MEDIUM	8759	32.40 %
SHORT	9183	33.97 %
URGENT	200	0.74 %

*Tabella 6.1: Numerosità campioni nelle classi del dataset sperimentale*

3. **Normalizzazione dei dati**: tutti i dati vengono elaborati normalizzandoli in modo da avere media nulla e varianza unitaria.
4. **Principal Component Analysis e Matrici di Correlazione**: tramite l'analisi in componenti principali viene cercata nel dataset risultante dalle fasi precedenti correlazioni tra le variabili con l'obiettivo di diminuire la dimensionalità delle

variabili da utilizzare come predittori negli algoritmi successivamente utilizzati per l'apprendimento automatico.

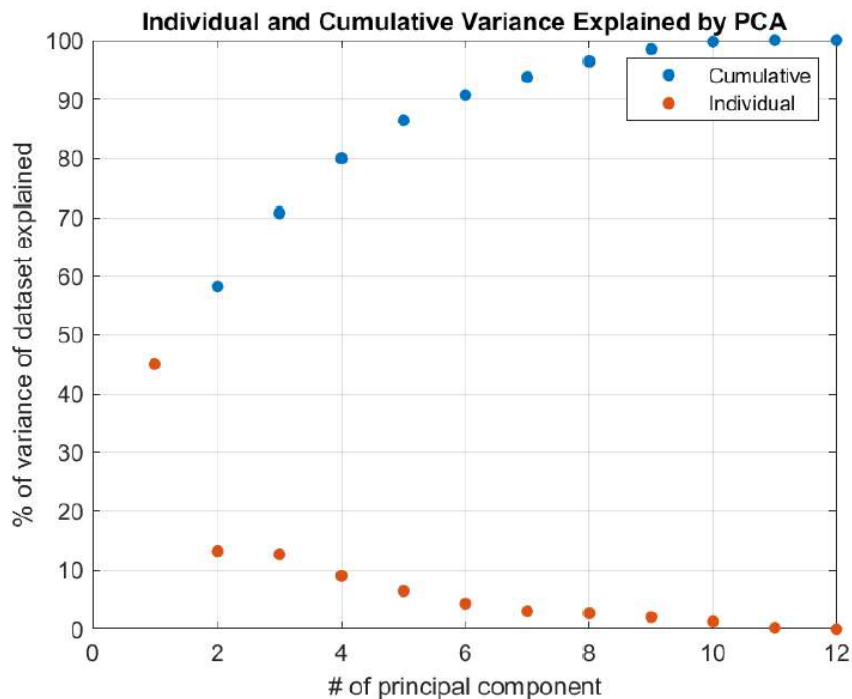
Il dataset  $X'$  utilizzato in questa procedura è costituito da 12 variabili di input  $X'_I$  e una variabile di output  $X'_O$  che specifica la classe di appartenenza. Si ha:

$X'_I = (\text{PORTATA\_A, PORTATA\_B, PRESSIONE\_C, PRESSIONE\_D, CORRENTE\_MOTORE, TEMPERATURA\_OLIO, VIBRAZIONI, UMIDITA\_AMBIENTE, TEMPERATURA\_AMBIENTE, FLUSSO\_A, FLUSSO\_B, DIFF\_ENERGIA})$

$X'_O = (\text{CLASS})$

$$X' = X'_I \cup X'_O$$

La *Figura 6.1* rappresenta la varianza individuale e cumulativa delle 12 componenti risultanti dalla applicazione della PCA mentre nella *Tabella 6.3* ne vengono riportati i valori:



*Figura 6.1: Rappresentazione varianza individuale e cumulativa componenti principali da PCA*

PC#	Eigen value	Var. Individuale (%)	Var. Cumulativa (%)
1	5.3981	44.9800	44.9842
2	1.5838	13.1979	58.1821
3	1.5181	12.6509	70.8330
4	1.0903	9.0861	79.9191
5	0.7750	6.4583	86.3774
6	0.5151	4.2923	90.6697
7	0.3625	3.0210	93.6907
8	0.3253	2.7109	96.4016
9	0.2484	2.0703	98.4719
10	0.1557	1.2973	99.7692
11	0.0277	0.2306	99.9998
12	0.0000	0.0002	100

*Tabella 6.2: Autovalori matrice di covarianza, varianza individuale e cumulativa delle componenti principali*

Valutando i risultati ottenuti dall'applicazione della PCA risulta che con le prime 8 componenti principali, ordinate in maniera decrescente rispetto alla loro varianza individuale, è possibile rappresentare il 95% dell'informazione utile presente nelle 12 variabili di partenza.

In questa fase, oltre alla PCA è stata calcolata la Matrice di Correlazione  $CorrMatrix(X')$  che ci ha permesso di valutare la correlazione tra le coppie di variabili e quindi la misura di quanto sia simile la variazione delle due nel tempo, con lo scopo di individuare le variabili, e quindi i parametri associati, da rimuovere nella successiva fase di applicazione degli algoritmi per l'apprendimento automatico supervisionato.

1.0000	0.6709	0.2851	0.2844	0.7359	0.2805	0.4303	-0.0451	0.2522	0.8369	0.4337	0.5940
0.6709	1.0000	0.3554	0.3543	0.5645	0.4211	0.3859	-0.0551	0.3984	0.6074	0.6527	0.4840
0.2851	0.3554	1.0000	1.0000	0.3974	0.4206	0.3639	-0.1110	0.1303	0.3425	0.2260	0.4014
0.2844	0.3543	1.0000	1.0000	0.3970	0.4207	0.3637	-0.1106	0.1298	0.3418	0.2253	0.4011
0.7359	0.5645	0.3974	0.3970	1.0000	0.5156	0.8925	-0.0258	0.1973	0.6442	0.3623	0.7391
0.2805	0.4211	0.4206	0.4207	0.5156	1.0000	0.5162	-0.2364	0.4352	0.2754	0.2639	0.4388
0.4303	0.3859	0.3639	0.3637	0.8925	0.5162	1.0000	-0.0313	0.0766	0.3899	0.2480	0.6456
-0.0451	-0.0551	-0.1110	-0.1106	-0.0258	-0.2364	-0.0313	1.0000	-0.5122	-0.0454	-0.0394	-0.0355
0.2522	0.3984	0.1303	0.1298	0.1973	0.4352	0.0766	-0.5122	1.0000	0.2305	0.2656	0.1754
0.8369	0.6074	0.3425	0.3418	0.6442	0.2754	0.3899	-0.0454	0.2305	1.0000	0.4031	0.5711
0.4337	0.6527	0.2260	0.2253	0.3623	0.2639	0.2480	-0.0394	0.2656	0.4031	1.0000	0.3334
0.5940	0.4840	0.4014	0.4011	0.7391	0.4388	0.6456	-0.0355	0.1754	0.5711	0.3334	1.0000

*Tabella 6.3: Matrice di Correlazione del dataset completo  $CorrMatrix(X')$*

Valutando i dati ottenuti si notano 3 correlazioni significative tra le variabili, in particolare:

- Il coefficiente di correlazione evidenziato in verde esprime la diretta relazione tra la 3° e la 4° variabile, rappresentanti la pressione a monte e la pressione a valle dell'estrattore di condensa;
- Il coefficiente evidenziato in arancione esprime la relazione tra la 1° e la 10° variabile, rappresentanti la portata dell'aria in uscita dal sistema di compressione e il relativo flusso d'aria lungo il tubo della mandata;
- Il coefficiente evidenziato in blu esprime la relazione tra la 5° e la 7° variabile, rappresentanti la corrente istantanea assorbita dal motore trifase e le vibrazioni del vano di compressione, contenente la coppia di viti elicoidali.

#### 5. Applicazione degli algoritmi di apprendimento automatico supervisionato:

tramite il tool presente di matlab, *Classification Learner*, si sono effettuate le operazioni di apprendimento supervisionato per la classificazione del dataset precedentemente pre-processato e normalizzato. Inizialmente viene eseguita la fase di configurazione del dataset usato per la classificazione nella quale è stato scelto di utilizzare il 70% dei dati (*trainig set*) per la successiva fase di training e il 30% dei dati per la fase di validazione (*validation set*). Successivamente viene configurato il *training set* scegliendo su quali variabili di input addestrare gli algoritmi ed eventualmente se applicare anche la PCA e quindi scegliendo se utilizzare le componenti principali fino a raggiungere una varianza cumulativa settata al 95% oppure definendo il numero di componenti principali da utilizzare per l'addestramento indipendentemente dalla loro varianza.

Configurato il *trainig set*, si selezionano le tecniche da utilizzare e confrontare per la fase di training del modello predittivo. Le tecniche utilizzate sono: *Decision Trees*, *Discriminant Analysis*, *Naive Bayes Classifiers*, *Support Vector Machines*, *Nearest Neighbor Classifier* ed *Ensemble Classifiers*.

Terminata la fase di training viene eseguita la fase di validazione nella quale viene utilizzato il *validation set* come insieme di dati da utilizzare nei modelli precedentemente addestrati (nella fase di training). Tramite questa operazione vengono prodotti degli indici di performance comuni tra i diversi modelli di classificazione con i quali è possibile valutare la bontà dei modelli (*Accuracy*, *Sensitivity* e *Specificity*) ed una serie di plot sui risultati ottenuti per ogni tecnica utilizzata come la Matrice di Confusione.

Con Matrice di Confusione si intende una matrice che restituisce una rappresentazione della accuratezza di un modello di classificazione tramite una matrice quadrata  $n \times n$  dove  $n$  è il numero delle classi da prevedere. Ogni

colonna della matrice rappresenta i valori predetti, mentre ogni riga rappresenta i valori reali. L'elemento sulla riga  $i$  e sulla colonna

Considerando, ad esempio, la tabella di contingenza, che mi mette in relazione coppie di variabili in input (*Tabella 6.4*), si possono definire:

- a.  $Accuracy = \frac{VP+VN}{P+N}$  rappresenta il rate di predizioni corrette date dal classificatore con  $P$ =numero dei positivi e  $N$ =numero dei negativi;
- b.  $Sensitivity = \frac{VP}{VP+VN}$  rappresenta la frazione di veri positivi per ogni classe e quindi la probabilità che un test abbia risultato positivo quando la classe vera è positiva;
- c.  $Specificity = \frac{VN}{VN+VP}$  rappresenta la frazione di veri negativi per ogni classe ovvero la probabilità che un test abbia risultato negativo quando la classe è negativa. [42]

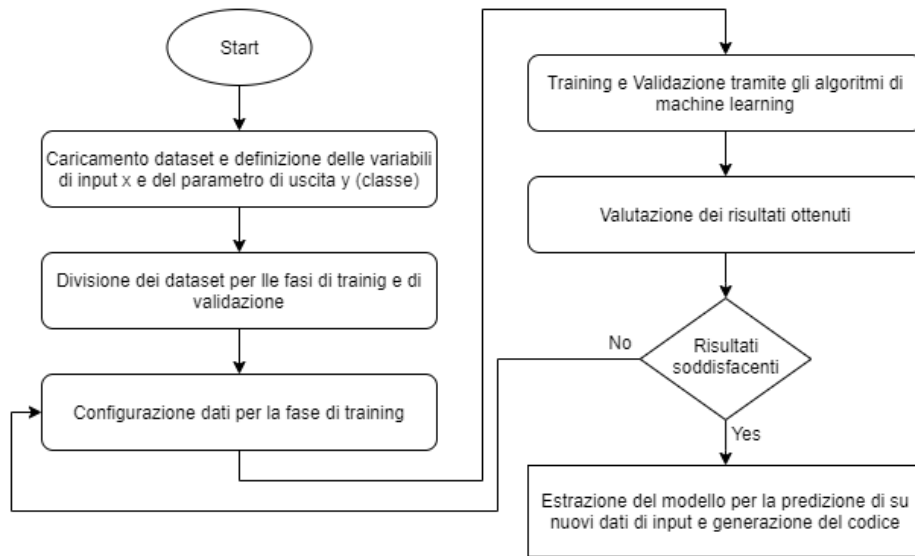
VP = Vero Positivo	FP = Falso Positivo
FN = Falso Negativo	VN = Vero Negativo

*Tabella 6.4: Tabella di contingenza*

Dalla valutazione della performance di un classificatore, in caso negativo vengono riconfigurate le variabili di input come precedentemente descritto e si ripetono le operazioni di training, validazione e valutazione dei risultati oppure si cerca di ottimizzare un classificatore cercando di creare un nuovo modello che minimizzi l'errore minimo di classificazione valutandone poi i risultati, altrimenti in caso positivo viene generato il modello di classificazione per stimare la classificazione degli elementi di altri dataset o in *real time*.

La *Figura 6.2* presenta una schematizzazione della fase di applicazione di apprendimento automatico supervisionato adoperato.





*Figura 6.2: Diagramma di flusso fase di apprendimento automatico supervisionato*



# 7. Risultati sperimentali

Nel seguente capitolo verranno esposti i risultati ottenuti dalla applicazione delle tecniche di apprendimento automatico multi-classe basato sul dataset relativo dalle misurazioni dei parametri del compressore a doppia vite ad iniezione d'olio in esame.

Trattazioni sulla analisi di correlazione tra le variabili di input del dataset e sui risultati ottenuti dalla applicazione della Principal Component Analysis sono state esposte nel precedente capitolo. Si riassume quanto ottenuto dalla Matrice di Correlazione (*Tabella 6.3*); tra i parametri rilevati dai sensori è emerso che vi sono tre correlazioni importanti tra alcune variabili:

- *PRESSIONE\_C - PRESSIONE\_D*: il coefficiente di correlazione è pari ad 1, in completa coerenza con la natura dell'informazione presente nelle due variabili. Essendo relative a misurazioni della pressione dell'aria compressa ai capi di un estrattore di condensa, la loro variazione risulta essere costante nel tempo ( $\Delta P \leq 2 \text{ bar}$ );
- *PORTATA\_A - FLUSSO\_A*: il coefficiente di correlazione è pari a 0.8369, coerente col fatto che risultano essere 2 parametri rilevati dallo stesso sensore (*Figura 5.11*) relativi alla portata e al flusso dell'aria compressa lungo la tubazione di mandata verso il serbatoio di immagazzinamento dell'aria.
- *CORRENTE\_MOTORE - VIBRAZIONI*: il coefficiente di correlazione è pari a 0.8925. Tale relazione descrive il fatto che, in condizioni di funzionamento del compressore, quando il motore passa dal funzionamento a carico al funzionamento a vuoto, la corrente assorbita dal motore scende (*Figura 5.4*) e anche le vibrazioni del motore e del vano di compressione

diminuiscono proporzionalmente. Questo risultato risulta essere particolarmente interessante sia in fase di configurazione del *training set* nell'applicazione delle tecniche di classificazione come verrà mostrato nell'esposizione dei risultati a seguire.

Dalla applicazione della PCA sul dataset è risultato invece che con le prime 8 componenti principali ottenute si riesce ad esplicitare circa il 96% della varianza (*Tabella 6.8*) permettendo quindi di ridurre dimensionalmente il numero delle variabili in fase di training.

Nel seguito sono esposti i risultati ottenuti dalla applicazione degli algoritmi di apprendimento automatico a partire dallo stesso dataset precedentemente pre-processato, normalizzato e analizzato tramite la PCA e la Matrice di Correlazione.

## 7.1. Classificazione - Test 1

Nel primo test si è utilizzato il dataset rappresentabile dalla matrice  $X'$  dove le colonne rappresentano le 12 variabili di input e la variabile di output relativa alla classe che si vuole classificare.

X <sub>1</sub>	PORTATA_A	Input
X <sub>2</sub>	PORTATA_B	Input
X <sub>3</sub>	PRESSIONE_C	Input
X <sub>4</sub>	PRESSIONE_D	Input
X <sub>5</sub>	CORRENTE_MOTORE	Input
X <sub>6</sub>	TEMPERATURA_OLIO	Input
X <sub>7</sub>	VIBRAZIONI	Input
X <sub>8</sub>	UMIDITA_AMBIENTE	Input
X <sub>9</sub>	TEMPERATURA_AMBIENTE	Input
X <sub>10</sub>	FLUSSO_A	Input
X <sub>11</sub>	FLUSSO_B	Input
X <sub>12</sub>	DIFF_ENERGIA	Input
Y	CLASS	Output

*Tabella 7.1: variabili presenti nel dataset*

Il dataset è stato suddiviso in due parti, dove il 70% dei dati è stato utilizzato per la fase di training mentre il restante 30% per la fase di validazione. Nella fase di configurazione del *training set* non sono state selezionate tutte le variabili di input

e non si è effettuata la riduzione delle variabili tramite PCA. L'addestramento si è eseguito per 24 algoritmi di classificazione suddivisi nelle seguenti tipologie:

- *Decision Trees*
- *Discriminant Analysis*
- *Naive Bayes Classifiers*
- *Support Vector Machines*
- *Nearest Neighbor Classifier*
- *Ensemble Classifiers*

Nella tabella seguente sono indicati i risultati in termini di accuratezza che si sono ottenuti dalla fase di validazione dei modelli addestrati.

Settaggio training set Predittori = 12/12 PCA = NO	<i>Accuracy (%)</i>
<i>Fine Tree</i>	98.7
<i>Medium Tree</i>	94.2
<i>Coarse Tree</i>	78.9
<i>Linear Discriminant</i>	77.5
<i>Quadratic Discriminant</i>	89.3
<i>Gaussian Naive Bayes</i>	70.2
<i>Kernel Naive Bayes</i>	88.9
<i>Linear SVM</i>	85.7
<i>Quadratic SVM</i>	98
<i>Cubiq SVM</i>	98.3
<i>Fine Gaussian SVM</i>	97.6
<i>Medium Gaussian SVM</i>	98.1
<i>Coarse Gaussian SVM</i>	90.0
<i>Fine KNN</i>	98.5
<i>Medium KNN</i>	97.4
<i>Coarse KNN</i>	94.9
<i>Cosine KNN</i>	97.4
<i>Cubic KNN</i>	97.2
<i>Weighted KNN</i>	98
<i>Ensemble Boosted Trees</i>	96.6
<i>Ensemble Bagged Trees</i>	99.5
<i>Ensemble Subspace Discriminant</i>	75.7
<i>Ensemble Subspace KNN</i>	98.7
<i>Ensemble RUSBoosted Trees</i>	96.1

*Tabella 7.2: Risultati in termini di accuratezza Test 1*

I risultati ottenuti da questo test hanno evidenziato ottima accuratezza per diversi classificatori. I classificatori Naive Bayes e i Discriminanti Lineari hanno evidenziato valori di accuratezza inferiori al 90% il che indica che nella fase di validazione dei modelli con il *validation set* non si sono ottenuti predizioni particolarmente accurate rispetto alle altre tecniche di classificazione. In particolare, dei classificatori che hanno evidenziato i risultati peggiori, le relative matrici di confusione identificano una bassa probabilità di corretta predizione della classe di maggior interesse, la classe URGENT. Come si può vedere dalla *Figura 7.1*, rappresentante la matrice di confusione per Gaussian Naive Bayes, su 60 campioni etichettati come URGENTI sono 17 stati predetti in maniera corretta (28%) mentre 22 sono stati erroneamente predetti come SHORT e 21 come MEDIUM. Gli elementi presenti nella quarta colonna evidenziati in rosso stanno invece a identificare campioni appartenenti alle classi LONG, MEDIUM e SHORT che sono stati classificati erroneamente in fase di validazione come URGENT andando ad identificare dei falsi allarmi.

(Gaussian Naive Bayes) - Test 1

	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT
LONG	1959	203	483	22
MEDIUM	199	1590	774	65
SHORT	293	316	2125	21
URGENT		21	22	17
	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT
	Predicted class			

*Figura 7.1: Matrice di confusione Gaussian Naive Bayes -Test 1*

I risultati migliori si sono ottenuti tramite i classificatori *Fine Tree* ed *Ensemble Bagged Trees*. Con il primo si ha avuto un indice di accuratezza pari al 98.7 % ma andando a visionare i risultati ottenuti nella validazione rappresentati nella

matrice di confusione, risulta che su 60 campioni etichettati come URGENTI solo il 75% è stato predetto in maniera corretta e il 5% è stato etichettato come LONG. Questo classificatore, anche se nella fase di validazione ha previsto per almeno il 98% dei casi in maniera corretta i dati relativi alle classi LONG, MEDIUM e SHORT, è risultato non essere un buon classificatore per la classe URGENT (*Figura 7.2*).

(Fine Tree) -Test 1

LONG	2625	18	23	1
MEDIUM	22	2584	22	
SHORT	19	8	2726	2
URGENT	3	2	10	45
True class	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT
	Predicted class			

*Figura 7.2: Matrice di confusione Fine Tree -Test 1*

Tramite il classificatore *Ensemble Bagged Trees*, in fase di validazione si è ottenuta una accuratezza pari al 99.5%. Dalla sua matrice di confusione (*Figura 7.3*) si può notare che la sensibilità (True Positive Rates) per le prime 3 classi è risultata essere >99% mentre per la classe URGENT pari al 85%, quindi indici migliori rispetto a quelli ottenuti con gli altri classificatori in questo test.

**(Ensemble Bagged Trees) - Test 1**

LONG	2662	3	2	
MEDIUM	8	2614	5	1
SHORT	15	6	2734	
URGENT		3	6	51
	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT

Predicted class

*Figura 7.3: Matrice di confusione Ensemble Bagged Trees – Test 1*

Altro risultato di rilievo ottenuto tramite quest'ultimo classificatore è che solo un campione è stato erroneamente classificato con URGENT. Questo sta ad indicare, relativamente al training set utilizzato, una probabilità del 2% di avere un falso positivo (Figura 7.4).

**(Ensemble Bagged Trees) - Test 1**

LONG	99%	<1%	<1%	
MEDIUM	<1%	>99%	<1%	2%
SHORT	1%	<1%	>99%	
URGENT		<1%	<1%	98%
Positive Predictive Value	99%	>99%	>99%	98%
False Discovery Rate	1%	<1%	<1%	2%
	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT

*Figura 7.4: Positive Predictive Value – False Discovery Rate – Ensemble Bagged Trees – Test 1*



## 7.2. Classificazione – Test 2

Partendo dalle conclusioni ottenute nel Test 1, si è addestrato il classificatore albero decisionale ottimizzato il quale, partendo dai risultati ottenuti precedentemente dai classificatori della stessa categoria, ottimizza il modello tramite la variazione dei parametri dello stesso scegliendo quello che minimizza l'errore di classificazione. In questo test si è quindi usato un dataset completo senza applicazione della PCA col modello *Optimizable Tree*.

Settaggio training set Predittori = 12/12 PCA = NO	<u>Accuracy (%)</u>
<i>Optimizable Tree</i>	99.1

Tabella 7.3: Risultati in termini di accuratezza Test 2

Rispetto ai risultati ottenuti nel Test 1 per gli alberi decisionali, tramite l'*Optimizable Tree* si sono ottenuti risultati migliori. L'accuratezza è pari al 99.1% mentre la sensitività per la classe URGENT è pari al 89%. Confrontando la sua matrice di confusione (*Figura 7.5*) con quella relativa al *Fine Tree* del Test 1, i risultati sono migliori in quanto il numero di campioni predetti correttamente come URGENT è aumentato da 45 a 51 e nessun campione classificato come URGENT è stato predetto come LONG. Solo 1 campione LONG, 2 campioni SHORT e 3 campioni SHORT sono stati erroneamente classificati, in fase di validazione, come URGENT.

**(Optimizable Tree) -Test 2**

LONG	2654	7	5	1
MEDIUM	9	2607	10	2
SHORT	17	9	2726	3
URGENT	0	5	4	51
	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT
	Predicted class			

*Figura 7.5: Matrice di confusione Optimizable Tree – Test 2*

Nella Figura 7.6 è rappresentato, nei suoi primi 10 split su 50 totali, l'albero di decisione ottenuto dal modello Optimizable Tree. Da notare che l'albero è stato realizzato sulle variabili normalizzate

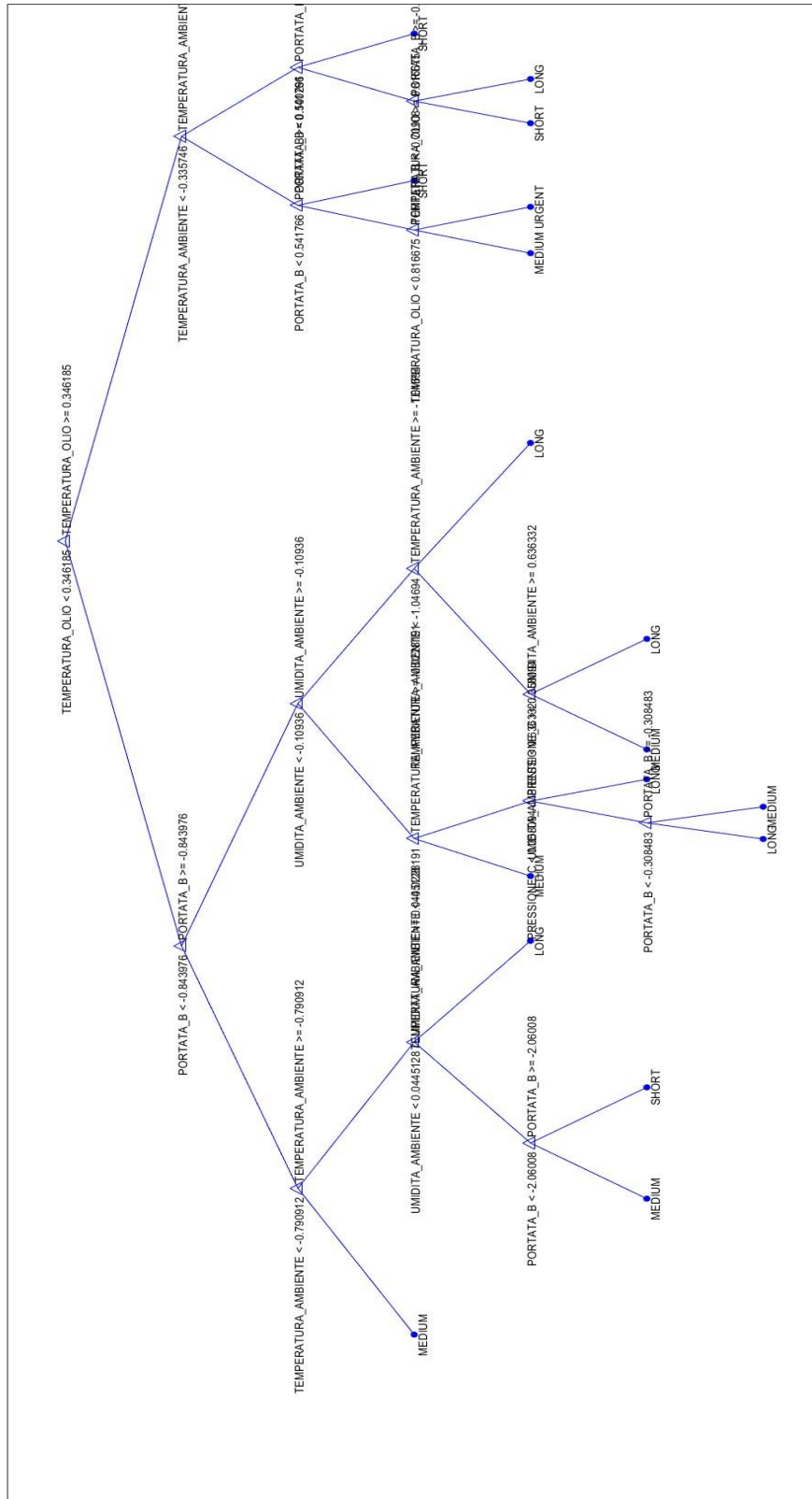


Figura 7.6: albero di decisione Optimizable Tree – Test 2

### 7.3. Classificazione – Test 3

Partendo dalle conclusioni ottenute nel Test 1, si è addestrato il classificatore Ensemble ottimizzato il quale, partendo dai risultati ottenuti precedentemente dai classificatori della stessa categoria, ottimizza il modello tramite la variazione dei parametri dello stesso scegliendo quello che minimizza l'errore di classificazione. In questo test si è quindi usato un dataset completo senza applicazione della PCA col modello *Optimizable Ensemble*.

Settaggio training set Predittori = 12/12 PCA = NO	<u>Accuracy (%)</u>
<i>Optimizable Ensemble</i>	99.7

Tabella 7.4: Risultati in termini di accuratezza Test 3

Il modello realizzato tramite il classificatore Ensemble ottimizzato ha fornito i risultati migliori tra i modelli realizzati nei test precedentemente descritti. Dalla relativa matrice di confusione (*Figure 7.7*) risulta che per le classi LONG, MEDIUM e SHORT oltre il 99% dei campioni sono stati predetti in maniera corretta mentre per la classe URGENT è avvenuto per il 95% dei casi. Le predizioni errate nel modello di validazione sono quindi minime ed in particolare per la classe URGENTE, solo 3 campioni su 60 sono stati predetti in maniera errata.

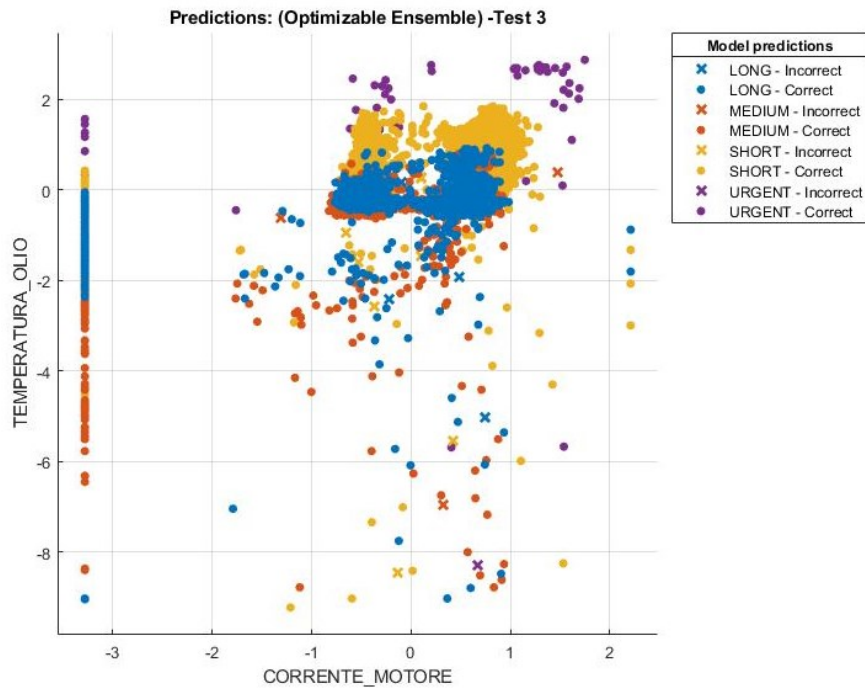
**(Optimizable Ensemble) - Test 3**

LONG	2663	1	3	
MEDIUM	7	2614	6	1
SHORT	6	1	2748	
URGENT		2	1	57
	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT

Predicted class

*Figura 7.7: Matrice di confusione Optimizable Ensemble – Test 3*

Nella *Figura 7.8* vengono rappresentati i risultati ottenuti dalla validazione del modello espressi in base alla interpolazione dei punti relativi alla temperatura dell'olio e alla corrente del motore. Divisi per classe, sono espressi con dei punti i campioni predetti in maniera corretta, mentre con le croci quelli predetti in maniera errata. Da tale rappresentazione è possibile visualizzare la distribuzione delle classi nel range di misura normalizzato della temperatura dell'olio e della corrente.



*Figura 7.8: Rappresentazione grafica dati di validazione modello Optimizable Ensemble – Test 3 rispetto alle variabili relative alla temperatura olio e corrente motore normalizzati*

## 7.4. Classificazione – Test 4

Questo test ha previsto la valutazione dei classificatori ottenuti tramite gli alberi di decisione e i classificatori Ensemble applicando la riduzione del numero di variabili nel training set. Nello studio della Matrice di correlazione precedentemente descritta è emerso che vi è alta correlazione tra tre coppie di variabili del dataset. Si sono quindi rimossi dal training set la variabile  $X_4$  relativa alla  $PRESSIONE_D$ , la variabile  $X_{10}$  relativa al  $FLUSSO_A$  e tra le variabili  $X_5$  e  $X_7$  relative alla  $CORRENTE_MOTORE$  e  $VIBRAZIONI$  si è deciso che togliere le informazioni relative alle vibrazioni in quanto economicamente il sensore di vibrazioni è molto più costoso rispetto al trasduttore di corrente.

Settaggio training set Predittori = 9/12 PCA = NO	<i>Accuracy (%)</i>
<i>Fine Tree</i>	98.4
<i>Medium Tree</i>	94.2
<i>Coarse Tree</i>	78.9
<i>Ensemble Boosted Trees</i>	96.6
<i>Ensemble Bagged Trees</i>	99.0
<i>Ensemble Subspace Discriminant</i>	75.5
<i>Ensemble Subspace KNN</i>	98.6
<i>Ensemble RUSBoosted Trees</i>	96.3

*Tabella 7.5: Risultati in termini di accuratezza Test 4*

Confrontando i risultati ottenuti in questo test con i risultati del Test 1 nel quale si era considerato l'intero dataset per la fase di training, non si sono presentati particolari peggioramenti in termini di accuratezza dei modelli. Quindi le conclusioni ottenute dalla matrice di correlazioni sono risultate compatibili con i risultati che si sono ottenuti dalle validazioni dei modelli addestrati in questo test. La matrice di confusione relativa al modello realizzato dal classificatore Ensemble Bagged Trees (*Figura 7.9*) confrontata con la matrice di confusione del test 1 risulta essere migliore. In particolare, è aumentato il numero dei campioni relativi alla classe urgente che sono stati predetti in maniera corretta (54 su 60) e nessun campione etichettato come LONG, MEDIUM e SHORT è stato predetto come URGENT nella fase di validazione. Questi risultati stanno ad indicare che riducendo la dimensione delle variabili nel training set rispetto alle considerazioni effettuate sulla matrice di correlazioni, si ottengono risultati migliori nel classificatore *Ensemble Bagged Trees*.

**(Ensemble Bagged Trees) - Test 4**

LONG	2629	14	24	
MEDIUM	19	2604	5	
SHORT	9	4	2742	
URGENT		2	4	54
	LONG	MEDIUM	SHORT	URGENT

Predicted class

*Figura 7.9: Matrice di confusione Ensemble Bagged Trees- Test 4*

## 7.5. Classificazione - Test 5

L'obiettivo di questo test è di valutare l'accuratezza e le matrici di confusione di classificatori ottenuti tramite gli alberi di decisione e i classificatori di tipo Ensemble applicando le seguenti configurazioni in fase di settaggio del training set:

- Riduzione del numero di variabili rispettando le considerazioni effettuate sulla matrice di correlazione (rimozione delle variabili  $X_4$ ,  $X_7$  e  $X_{10}$ );
- Applicazione della PCA e criterio di riduzione delle componenti principali in base alla varianza cumulativa maggiore di 95%.



Settaggio training set Predittori = 7/12 PCA = SI	<i>Accuracy (%)</i>
<i>Fine Tree</i>	90.7
<i>Medium Tree</i>	78.4
<i>Coarse Tree</i>	69.5
<i>Ensemble Boosted Trees</i>	86.9
<i>Ensemble Bagged Trees</i>	97.6
<i>Ensemble Subspace Discriminant</i>	74.3
<i>Ensemble Subspace KNN</i>	97
<i>Ensemble RUSBoosted Trees</i>	85.7

*Tabella 7.6: risultati in termini di accuratezza Test 5*

L'applicazione della PCA sul dataset ridotto nella configurazione precedentemente ha permesso di ridurre ulteriormente il training set di 2 componenti. Vengono quindi addestrati i classificatori tramite dei training set costituiti da 7 componenti principali. Come ci aspettavamo, riducendo ulteriormente informazione dal training set, anche se solo per il 5%, la accuratezza dei modelli addestrati peggiora sensibilmente. Questo risultato dimostra che l'applicazione della PCA nel caso di studio in esame aumenta l'errore di predizione che però si mantiene comunque accettabile perché in modelli, come l'Ensemble Bagged Trees, l'accuratezza è > 97%.

## **7.6.Classificazione – Test 6**

Partendo dalle conclusioni relative al test 3, nel quale si è trovato il modello di classificazione migliore rispetto ai modelli identificati e descritti negli altri test, in questo è stato addestrato i classificatore ottimizzato di tipo Ensemble considerando un training set ridotto nel numero delle variabili tramite le conclusioni fatte sulla matrice di correlazione (ad inizio capitolo) e l'applicazione della PCA con criterio di riduzione delle principali in base alla varianza cumulativa (> 95%).

Settaggio training set Predittori = 7/12 PCA = s0	<i>Accuracy (%)</i>
<i>Optimizable Ensemble</i>	98.4

Tabella 7.7: risultati in termini di accuratezza Test 6

Nella valutazione del modello ottenuto si potrebbe affermare che il classificatore ensemble ottimizzato con un training set ridotto, permette di ottenere previsioni molto accurate visto che dal test di validazione effettuato si è ottenuta una accuratezza pari al 98.4%. La matrice di confusione associata a questo modello () presenta però dei risultati particolarmente peggiori rispetto a quelli ottenuti nel test 3. In particolare, si è ridotto il numero di campioni di classe URGENT predetti in maniera corretta ed è aumentato il numero dei campioni di classi LONG, MEDIUM e SHORT predetti erroneamente come URGENT.

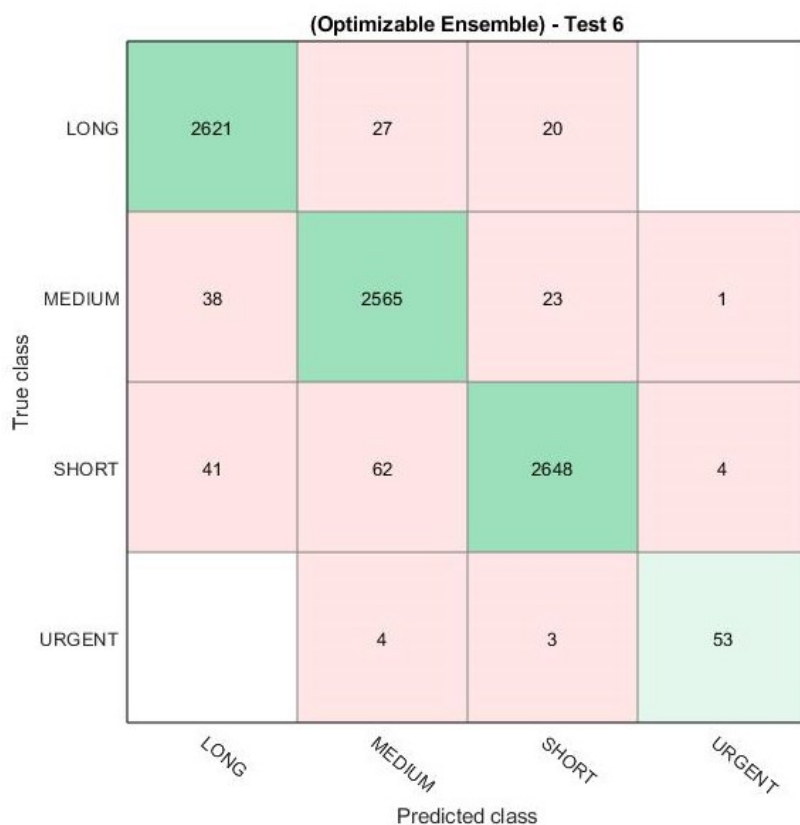


Figura 7.10: Matrice di confusione Optimizable Ensemble - Test 6

## 7.7.Considerazioni sui risultati

Confrontando i risultati ottenuti dai vari test, risulta che il modello migliore di predizione è stato prodotto dal classificatore Ensemble Ottimizzato che ha utilizzato nella fase di training tutte e 12 le variabile (feature) e non ha applicato la PCA.

A dimostrazione di questo risultato, la accuratezza associata a questo classificatore è pari al 99,7% e dalla analisi della matrice di confusione (*Figura 7.7*) emerge che i campioni relativi alla classe URGENT, sono stati predetti in maniera corretta nel 95% dei casi.

Nei test nei quali si è ridotto il numero dei predittori e si è applicata la PCA, indipendentemente dal classificatore si sono ottenuti risultati sensibilmente peggiori, come si può vedere dalla Tabella 7.8., dove vengono riassunti i risultati dei tre migliori classificatori in base ai risultati ottenuti sul *trainig set* completo e su quello ridotto.

Classifier Model	<i>Training set configurazione</i>	<i>Accuracy (%)</i>
<i>Fine Tree</i>	<i>12/12 variable, no PCA</i>	<i>98.7</i>
<i>Fine Tree</i>	<i>9/12 variables, yes PCA -&gt; 7/9 PC</i>	<i>98.4</i>
<i>Ensemble Bugged Trees</i>	<i>12/12 variable, no PCA</i>	<i>99.5</i>
<i>Ensemble Bugged Trees</i>	<i>9/12 variables, yes PCA -&gt; 7/9 PC</i>	<i>97.6</i>
<i>Optimizable Ensemble</i>	<i>12/12 variables, no PCA</i>	<i>99.7</i>
<i>Optimizable Ensemble</i>	<i>9/12 variables, yes PCA -&gt; 7/9 PC</i>	<i>98.4</i>

*Tabella 7.8 Rappresentazione della accuratezza per i classificatori migliori e relativa configurazione del training set*

Dato che, come precedentemente descritto, tramite la riduzione delle variabili nel training set viene rimossa l'informazione relativa alle vibrazioni e i risultati dai modelli migliori risultano essere comunque buoni (accuratezza > 97.6%), allora si può concludere che si possono ottenere buone predizioni anche senza misurare

le vibrazioni, in completa coerenza con ciò che si è ottenuto dalla analisi della matrice di correlazione.



# 8. Conclusioni e Sviluppi Futuri

Il presente lavoro di tesi ha riguardato lo sviluppo di un modulo per la manutenzione predittiva da applicare a compressori a doppia vite ad iniezione d'olio. Il lavoro è stato svolto in collaborazione con la MGA Automation di Falconara Marittima (AN) e nasce dalla esigenza di trovare un modello che sia in grado di stimare lo stato di salute di una macchina e prevederne il comportamento futuro.

Dopo aver studiato le caratteristiche tecniche dei compressori a doppia vite, si è realizzato un setup sperimentale per l'acquisizione di dati di funzionamento del compressore in differenti condizioni operative. Per rilevare i parametri di funzionamento del compressore, si è realizzato un sistema di acquisizione dati evoluto orientato all'industria 4.0 mentre la fase di analisi dei dati e la successiva applicazione della machine learning è stata realizzata in ambiente Matlab

Si sono quindi analizzate varie tecniche apprendimento automatico supervisionato (Machine Learning Supervised). Nello stato attuale il sistema realizzato permette di classificare quattro condizioni di funzionamento dipendenti dallo stato di degrado dell'olio utilizzato dal compressore, dei filtri, del

separatore e del circuito di potenza. Le quattro classi identificano l'urgenza nell'effettuare operazioni di manutenzione e quindi di predizione di danni che potrebbero portare a situazioni di arresto del sistema.

I risultati ottenuti dai test sperimentali hanno evidenziato ottimi valori in termini di accuratezza dei modelli utilizzati rappresentando quindi una ottima base per successive attività di sviluppo.

L'attività di sperimentazione proseguirà in prima fase con modifiche al circuito di potenza del compressore tramite l'applicazione di un inverter andando a sostituire il principio di funzionamento stella-triangolo ormai obsoleto. L'applicazione dell'inverter permetterà innanzitutto di applicare efficienza energetica nell'impianto di compressione e di proseguire le sperimentazioni delle tecniche di apprendimento automatico su una gamma maggiore di funzionamento del compressore. Altre attività di sviluppo potrebbero interessare la ottimizzazione dei modelli di apprendimento utilizzati oltre la valutazione di altre tecniche di machine learning.

I risultati ottenuti dai test sperimentali permettono di concludere che tecniche innovative per l'apprendimento automatico supervisionato possono essere applicate ai compressori a doppia vite, ampiamente utilizzati in ambito industriale, potendo applicare politiche di manutenzione predittiva in sostituzione alle attuali politiche di manutenzione periodica e correttiva adottate.





# Bibliografia

[1] Enciclopedia Online Treccani, "treccani.it"

[2] A. Jannaccone, "Analisi e riprogettazione della manutenzione tramite metodologia Realiability Centered Maintenance: caso di studio in un'azienda del settore alimentare", 2015

[3] P. Costagliola, "Implementazione di un sistema di manutenzione preventiva per la determinazione dell'indice MTTR ottimo per una linea di produzione critica: casodi studio presso lo stabilimento Prysmian di Arco Felice", 2014

[4] L. Furlanetto, M. Garetti, "Principi generali di gestione della manutenzione", Franco Angeli Editore, 2006

[5] V. Roscioli, "Manutenzione Predittiva e tecnologie abilitanti", 2018

[6] L. Fedele L. Furlanetto L. Saccardi, "Progettare e gestire la manutenzione", McGraw-Hill, 2004

[7] A. Ciullo, "Identificazione di Strumenti di reliability Services Web-based e progettazione", 2013

[8] J. Wan, "Software-Defined Industrial Internet of Things in the context of Industry 4.0", IEEE, 2016

- [9] K. Sharma, R. Nandal, "A Literature Study on Machine Learning Fusion With IOT", IEEE, 2019
- [10] Normativa UNI 10366:2007, Manutenzione – Criteri di progetto della manutenzione, 2007
- [11] A. Altobelli I. Soydan C. Mandelli C. Basilico, "Project System e Maintenance System", 2007
- [12] M. Kans, A. Ingwald, "Business Model Development toward Service Management 4.0", Procedia CIRP, 2016
- [13] F. Rossi, "Modellazione Numerica e simulazione di un compressore a doppia vite a secco", 2016
- [14] G. Taft, "Selection and Application of the Industrial Screw Compressors" IEEE, 1972.
- [15] R. N. Brown, "Compressor: Selection and Sizing", Texas: Gulf Publishing Company Book Division, 1986
- [16] E. H. Mayoral, "World's largest Science, Technology & Medicine Open Access book publisher Fourier Analysis for Harmonic Signals in Electrical Power Systems." Fourier Analysis for Harmonic Signals in Electrical Power Systems.
- [17] W. Stocker, "Industrial Refrigeration Hand Book", McGraw Hill, 1998.
- [18] "Manuale istruzioni e manutenzione", Compressore a doppia vite ad iniezione ad olio, Gardner Denver Product KS6-KS8-KS11, 2008
- [19] N. Al-Zubi, L. Momani, "Multivariate Analysis of Intracranial Pressure (ICP) Signal Using Principal Component Analysis", IEEE, 2009
- [20] I.T. Jolliffe, "Principal Component Analysis", Second Edition, Springer, 2002

- [21] N. Rosli, R. Ibrahim, I. Ismail, "Application of Principle Component Analysis in resolving Influential Factor Subject to Industrial Motor Failure", IEEE, 2018
- [22] S. Karamizadeh, S. M. Abdullah, A. A. Manaf, M. Zamani, A. Hooman, "An Overview of Principal Component Analysis," J. Signal Inf. Process., 2013
- [23] X. Dai, Z. Gao, "From model, signal to knowledge: A data-driven perspective of fault detection and diagnosis," IEEE, 2013
- [24] A.K. Ronay, R. Bhinge, "Data analytics and uncertainty quantification for energy prediction in manufacturing," IEEE, 2015.
- [25] W.R. Zwick, W.F. Velicer "Comparison of Five Rules for Determining the Number of Components to Retain", IEEE, 1984
- [26] Radek Silhavy, "Artificial Intelligence Methods in Intelligent Algorithms", Sringer, 2019
- [27] S. S. Gavankar, S. D. Sawarkar, "Eager Decision Tree", IEEE, 2017
- [28] J. Quinlan, "Induction of decision trees," Machine learning, 1986.
- [29] R.A. Fisher, "The use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems", IEEE, 1936
- [30] A.M. Martinez, A.C. Kak, "PCA versus LDA", IEEE, 2001
- [31] T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, "The Element of Statistical Learning", Second Edition, Springer, 2009
- [32] D.M. Kharina, F.Ramadhani, S.Maharani, H.R. Hatta, "Department Recommendations for Prospective Students Vocational High School of Information Technology with Naïve Bayes Method", IEEE, 2015

- [33] H. Zhang, "The Optimality of Naive Bayes", American Association for Artificial Intelligence, 2004
- [34] C. Hill, W.E. Griffiths, G.C. Lim, "Principi di Econometria", Zanichelli, 2013
- [35] N.K. Verma, A. Roy, "An Optimized Fault Diagnosis Method for Reciprocating Air Compressors Based on SVM", IEEE, 2011
- [36] F. Wang, L. Song, L. Zhang, H. Li, "Fault Diagnosis for Reciprocating Air Compressor Valve Using P-V Indicator Diagram and SVM", IEEE, 2010
- [37] M. Hussain, S.K. Wajid, A. Elzaart, M. Berbar, "A Comparison of SVM Kernel Functions for Breast Cancer Detection", IEEE, 2011
- [38] H. Jaafar, N. Mukahar, D. Ramli, "A Methodology of Nearest Neighbor: Design and Comparison of Biometric Image Database", IEEE, 2016
- [39] S. Raschka e V. Mirjalili. "Python Machine Learning" 2° ed., Packt, 2017
- [40] D. K. Mishra, M. K. Nayak, A. Joshi "Information and Communication Technology for Sustainable Development", Springer, 2017
- [41] R. Saini, S.K. Ghosh, "Ensemble Classifier in Remote Sensing: A Review", IEEE, 2017
- [42] S.A.M. Aris, A.H.Jahidin, M.N. Taib, "Performance Measure of the Multi-Class Classification for the EEG Calmness Categorization", IEEE, 2015