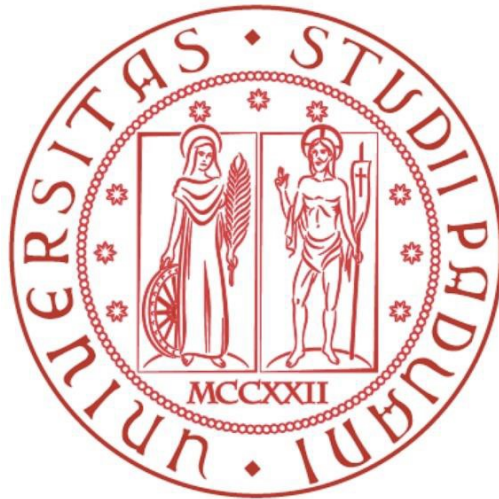


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA  
Dipartimento di Tecnica e Gestione dei Sistemi Industriali

Corso di laurea in Ingegneria Meccatronica



## L'utilizzo del Digital Twin per la manutenzione predittiva

Relatore: Prof. Ilenia Zennaro

Laureanda: Chiara Dall'Igna

Anno Accademico 2023/2024



# Sommario

ASPETTI GENERALI DELLA MANUTENZIONE .....	7
1.1 Definizione di manutenzione .....	7
1.2 Cause di guasto .....	8
1.3 Scopo della manutenzione.....	9
1.4 Il ruolo della manutenzione a livello aziendale.....	9
1.5 Processo produttivo e processo manutentivo .....	10
1.6 Cenni storici .....	11
1.7 Strategie manutentive.....	12
1.8 Il costo della gestione della manutenzione.....	14
1.9 La manutenzione è obbligatoria per legge .....	15
1.10 Chi effettua la manutenzione?.....	15
1.11 Piano di manutenzione .....	15
1.12 Registro di manutenzione degli impianti.....	16
MANUTENZIONE PREDITTIVA .....	17
2.1 Definizione di manutenzione predittiva .....	17
2.2 Evoluzione della PdM .....	17
2.3 Sviluppo di un programma PdM .....	18
2.4 Tecniche PdM per l'acquisizione dei dati .....	19
2.4.1 Parametri di misurazione del processo che indicano la prestazione.....	19
2.4.2 Analisi delle vibrazioni .....	20
2.4.2.1 Limitazioni tecnologiche dell'analisi delle vibrazioni .....	21
2.4.3 Tribologia.....	25
2.4.3.1 Limitazioni della tribologia.....	27
2.4.4 Termografia.....	29
2.4.4.1 Limitazioni della termografia.....	31
2.4.5 Analisi acustica .....	32
2.4.5.1 Limitazioni dell'analisi ultrasonica .....	33
2.4.6 Altre tecniche PdM.....	34
2.5 Machine learning.....	35
2.5.1 Algoritmi di machine learning .....	37
2.5.1.1 Random Forest .....	37
2.5.1.2 Artificial Neural Network .....	38
2.5.1.3 Support Vector Machine .....	39
2.5.1.4 K-means .....	39

DIGITAL TWIN .....	41
3.1 Definizione di Digital Twin .....	41
3.2 Domini di applicazione del DT .....	43
3.2.1 Categoria 1: Design.....	45
3.2.2 Categoria 2: Processo, logistica e produzione.....	45
3.2.3 Categoria 3: Prognostic health management.....	46
3.2.4 Categoria 4: Ciclo di vita in generale.....	46
3.3 Le piattaforme usate per lo sviluppo dei DT .....	47
3.4 Modelli di rappresentazione che sono usati per sviluppare i DT .....	48
3.5 Approcci che sono stati applicati per la rappresentazione del DT .....	49
3.5.1 Approcci di Machine Learning .....	49
3.5.2 Approcci di Deep Learning .....	51
3.5.3 I metodi di ottimizzazione del modello.....	54
3.5.4 Gli approcci statistici.....	54
3.5.5 Modelli matematici .....	55
3.6 Livelli di astrazione che sono usati per i DT.....	55
3.7 I protocolli di comunicazione che sono usati per i DT.....	56
3.8 I parametri dello stato di gemellaggio che sono usati nei DT .....	56
3.9 Le sfide e le direzioni possibili di soluzione nell'uso dei DT .....	57
MANUTENZIONE PREDITTIVA CON DT.....	59
4.1 DT nella manutenzione .....	59
4.2 L'obiettivo della manutenzione predittiva che sfrutta il DT .....	60
4.3 Vantaggi e svantaggi dell'impiego del DT nella manutenzione predittiva .....	61
4.4 Definizione di RUL.....	63
4.5 Problematiche nelle metodologie per il calcolo del RUL .....	64
4.6 Introduzione all'approccio .....	65
4.7 Descrizione dell'approccio.....	66
4.7.1 Fase 1: modellazione fisica avanzata delle macchine .....	67
4.7.2 Fase 2: messa a punto della simulazione del modello physics-based .....	69
4.7.3 Fase 3: l'operazione del DT .....	71
4.7.4 Fase 4: calcolo del RUL .....	71
4.7.5 Implementazione del sistema .....	72
4.8 Caso studio .....	73
CONCLUSIONI.....	81

# Indice delle figure

Figura 1. Schema delle strategie manutentive .....	14
Figura 2. Costi di manutenzione (www.Diadromi.it) .....	15
Figura 3. Sistema portatile per il monitoraggio delle vibrazioni (www.pruftechnik.com) .....	21
Figura 4. Riassunto vantaggi e svantaggi dell'analisi delle vibrazioni .....	25
Figura 5. Classificazione morfologica delle particelle (www.nils.eu).....	26
Figura 6. Viscosimetro rotazionale (www.anton-paar.com).....	27
Figura 7. Riassunto vantaggi e svantaggi della tribologia .....	29
Figura 8. Rilevazione della temperatura di un motore con termocamera (www.it.rs-online.com).....	31
Figura 9. Riassunto vantaggi e svantaggi della termografia .....	32
Figura 10. Riassunto vantaggi e svantaggi dell'analisi sonora e ultrasonica .....	34
Figura 11. Strati del machine learning (Shinde P.P. et al. 2018).....	36
Figura 12. Rappresentazione dei diversi tipi di flussi nel DT, Digital Shadow e Digital Model (Errandonea I. et al. 2020) .....	43
Figura 13. Ambiti in cui si utilizza il DT (Errandonea I. et al. 2020).....	44
Figura 14. Ambiti in cui viene applicato il DT (Errandonea I. et al. 2020).....	44
Figura 15. Riassunto ambiti applicativi.....	47
Figura 16. Modelli di Machine Learning usati per la rappresentazione del DT (van Dinter R. et al. 2022) .....	51
Figura 17. Modelli di Deep Learning usati per la rappresentazione del DT (van Dinter R. et al. 2022) .....	53
Figura 18. Frequenza dei parametri di gemellaggio nei diversi studi (van Dinter R. et al. 2022) .....	57
Figura 19. Domini di applicazione (van Dinter R. et al. 2022) .....	60
Figura 20. Vantaggi e svantaggi dell'impiego del DT nella manutenzione predittiva .....	63
Figura 21. Concetto principale per il calcolo del RUL (Aivaliotis P. et al. 2019).....	67
Figura 22. Passi per la modellazione .....	69
Figura 23. Messa a punto del meccanismo di simulazione sincrona (Aivaliotis P. et al. 2019) .....	70
Figura 24. Simulazione degli input sui modelli digitali (Aivaliotis P. et al. 2019) .....	71
Figura 25. Metodo per il calcolo del RUL (Aivaliotis P. et al. 2019).....	72
Figura 26. Modello digitale del robot (Aivaliotis P. et al. 2019).....	75
Figura 27. Confronto del segnale di coppia dell'asse 1 (a) senza sintonizzazione del modello, (b) durante la sintonizzazione, (c) dopo la sintonizzazione (Aivaliotis P. et al. 2019) .....	76
Figura 28. Confronto del segnale di coppia nominale e predetta dopo un mese (Aivaliotis P. et al. 2019).....	78
Figura 29. Confronto del segnale di coppia nominale e predetta dopo quattro mesi (Aivaliotis P. et al. 2019).....	78
Figura 30. Confronto del segnale coppia nominale e predetta dopo 6 mesi (Aivaliotis P. et al. 2019) .....	79
Figura 31. Calcolo del RUL basato sulla massima deviazione permessa (Aivaliotis P. et al. 2019).....	79

# Indice delle tabelle

Tabella 1. Componenti del robot e livelli di modellazione.....	74
Tabella 2. Parametri di modellazione e fattori di peso .....	75
Tabella 3. Riassunto dei vantaggi e degli svantaggi delle tecniche PdM .....	83
Tabella 4. Vantaggi e svantaggi del DT nella manutenzione predittiva .....	85

# Capitolo 1

## ASPETTI GENERALI DELLA MANUTENZIONE

### 1.1 Definizione di manutenzione

Una generica attrezzatura di un impianto industriale (produttore di beni o servizi) ha un ciclo di vita in cui si presentano periodi di corretto funzionamento (funzionamento nominale) e intervalli di tempo in cui la produzione è parzialmente o completamente danneggiata a causa di un guasto e risulta quindi interrotta dalla successiva riparazione.

La manutenzione è la funzione aziendale che ha la supervisione di tutti gli impianti di produzione e che deve progettare, organizzare e realizzare degli interventi il cui fine sia quello di garantire la potenzialità nominale (o detta anche capacità produttiva) ed il buono stato di conservazione delle attrezzature nei periodi di funzionamento ovvero di minimizzare gli intervalli di fermo necessari per ripristinare queste caratteristiche.

Le procedure manutentive hanno un ruolo rilevante sulle realtà produttive perché vanno ad influenzare vari aspetti:

-aspetto patrimoniale: gli impianti rappresentano immobilizzi di cospicue somme di denaro che per necessità devono essere redditizi;

-aspetto tecnologico: il cattivo stato dell'impianto può condizionare la qualità del prodotto e/o del servizio erogato;

-aspetto economico sociale/legale: i fermi impianto e i difetti dei componenti riducono gli utili dell'azienda e oltre all'impatto economico si possono correre dei rischi sulla sicurezza dei lavoratori, dell'ambiente, ecc...

Al fine, quindi, di preservare nel tempo gli impianti è doverosa una costante e regolare attività di manutenzione da effettuarsi con periodicità indicate da regolamenti e norme tecniche del settore, in quanto qualsiasi componente, anche se impiegato correttamente, non può mantenere invariate nel tempo le proprie prestazioni, le caratteristiche di sicurezza, la geometria e la propria conformazione. Un componente viene definito come una generica entità (ad esempio una attrezzatura, una macchina, un impianto) di cui si conosce il comportamento al guasto grazie alla disponibilità di dati statistici e delle informazioni raccolte da esperienze pregresse mentre un sistema complesso è un insieme

di componenti connessi per il soddisfacimento di una specifica necessità. In questo caso però non si conosce il comportamento al guasto.

## 1.2 Cause di guasto

Le cause più comuni che possono portare ad una sostituzione o alla riparazione del componente, secondo Furlanetto et al., (2006), sono:

- *l'usura meccanica o corrosione*: il normale uso continuativo delle apparecchiature è la causa più comune di guasto. L'usura meccanica è il fenomeno di attrito tra due superfici metalliche all'interno di un macchinario e può configurarsi come:
  - Fatica: si ha quando una delle due superfici lavora più dell'altra, quindi questa diventa fragile, si affatica e si spezza;
  - Adesione: si ha quando le due superfici in contatto diretto trasferiscono materiale da una parte all'altra;
  - Abrasione: si ha quando una particella all'interno della macchina causa una sollecitazione interna, che si traduce nella propagazione di schegge di materiale;
  - La corrosione invece si ha quando le superfici si arrugginiscono;
- *errori degli operatori*: per distrazione, mancato rispetto delle attività da svolgere, decisioni sbagliate;
- *manca di manutenzione preventiva*: spesso le aziende per mancanza di tempo e budget si affidano solamente ad interventi di manutenzione a guasto che in molti casi sono inefficaci soprattutto per i macchinari più complessi. Per tali sistemi è più produttivo stabilire un programma di manutenzione, monitorarli ed ispezionarli regolarmente;
- *eccessiva manutenzione preventiva*: per quanto possa essere considerato in antitesi con il punto precedente quando si agisce su un macchinario con un intervento di manutenzione, si espongono le componenti a numerosi rischi; quindi, è necessario ponderare bene tutti i vari interventi;
- *scarsa cultura dell'affidabilità*: sovente pur di non ritardare troppo i tempi di produzione viene considerato affidabile un qualsiasi impianto a seguito di una



riparazione rapida. Sebbene una soluzione immediata possa migliorare e rendere disponibile l'impianto, questa azione non si traduce nell'affidabilità dello stesso.

### **1.3 Scopo della manutenzione**

La manutenzione ha lo scopo di ridurre il livello di rischio che ha come conseguenza il danno a persone e cose (infortuni, danni agli impianti, danni al materiale, danni all'ambiente, disservizi, pericolo di incendio e quant'altro). I benefici derivanti da una corretta manutenzione sono:

- Sicurezza;
- Affidabilità;
- Qualità;
- Riduzione dei costi operativi;
- Aumento della disponibilità dell'impianto evitando i fermi non previsti;
- Incremento della vita utile del componente.

Quindi si effettua la manutenzione sia per motivi economici sia per ragioni etico-sociali.

### **1.4 Il ruolo della manutenzione a livello aziendale**

La funzione manutenzione per essere efficiente e produttiva deve essere fortemente legata con le altre principali funzioni aziendali. I principali settori dell'impresa le cui attività dipendono dalla manutenzione, secondo Manzini et al., (2007) sono:

- Programmazione della produzione. Il flusso dei materiali in produzione deve essere continuativo e senza interruzioni per ottenere delle buone rendite dell'impianto. Servendosi di politiche e di interventi manutentivi si può garantire la massima disponibilità delle attrezzature senza intralciare i piani di produzione.
- Assicurazione e controllo della qualità. Attuando politiche manutentive immediate e appropriate si ottiene l'opportunità di risolvere il problema dei difetti e degli scarti, che oltre ad essere uno spreco, riducono il livello del servizio al cliente, inducono continui aggiustamenti ai piani di produzione e conducono a possibili ripetizioni di lavoro.
- Acquisto e stoccaggio di materiali in magazzino. La corretta conduzione di un sistema di produzione richiede l'impiego di materiali di consumo e di ricambio

pronti all'uso in modo tale che insieme alle tecniche manutentive siano assicurati elevati livelli di disponibilità delle macchine e la continuità della produzione.

- Gestione delle risorse umane. La manutenzione richiede forza lavoro e molte competenze per questo la scelta del personale viene effettuata con grande attenzione.
- Centro di elaborazione dati. Questo settore ha il compito di recuperare e gestire le informazioni provenienti dal sistema produttivo e dal processo manutentivo.

## **1.5 Processo produttivo e processo manutentivo**

Al giorno d'oggi nei sistemi di produzione oltre al processo di produzione può essere riconosciuto anche un processo legato alle tecniche e politiche manutentive che possiamo sintetizzare con il nome di processo manutentivo.

L'output principale del sistema produttivo è il prodotto finito mentre l'output del sistema secondario è la richiesta di manutenzione. Questa esigenza può derivare dal fenomeno della rottura dell'impianto produttivo o dalla necessità di ridurre la probabilità che esso si verifichi o dal caso di ottimizzare i livelli produttivi. La richiesta, quindi, avvia delle azioni che nel caso di guasto sono principalmente volte alla immediata eliminazione del problema. Le principali attività e problematiche connesse alla pianificazione e alla gestione della manutenzione si possono classificare in:

-azioni di monitoraggio (feed-back control);

-azioni di pianificazione (planning);

-azioni di organizzazione (organization).

Il monitoraggio si adegua fundamentalmente al controllo dello stato dell'impianto ma anche ad un controllo di tipo gestionale delle attività intraprese e alla seguente individuazione di eventuali problematiche. Sulla base del controllo o per l'improvvisa necessità (per guasto) vengono attuate delle attività che in genere devono essere pianificate e successivamente eseguite. In caso di guasto comprensibilmente si procede subito alla riparazione senza effettuare nessuna pianificazione del lavoro. Questo intervento garantisce il riavvio dell'impianto nel minor intervallo di tempo possibile, rimandando l'azione risolutiva alla prossima fermata programmata. Tutto questo sistema richiede una puntuale organizzazione per poter lavorare in maniera efficace.

La gestione operativa del controllo supera il semplice monitoraggio delle attrezzature dal momento che si esplicita attraverso alcune attività:

- Plant control. Prevede il controllo delle prestazioni dell'impianto attraverso la sensoristica, le operazioni degli operatori e la successiva elaborazione dei dati;
- Work control. Si coordina la domanda di manutenzione con la disponibilità delle risorse impiegate;
- Inventory control. Questa attività si basa sulla disponibilità dei ricambi e dei mezzi di supporto agli interventi manutentivi;
- Cost control. La manutenzione ha un costo;
- Quality control. Consiste nel misurare alcuni attributi connessi al servizio e/o al prodotto al fine di verificarne l'adeguatezza rispetto le specifiche.

L'azione di monitoraggio rappresenta il punto di partenza per tutte le attività manutentive. In ambito manutentivo questo si traduce con il bisogno di misurare e programmare le prestazioni degli impianti e delle attrezzature di produzione.

## **1.6 Cenni storici**

L'attenzione nei confronti delle strategie manutentive inizia a partire dagli anni '30. In quel periodo gli impianti di produzione erano semplici, progettati in maniera robusta e con grande attenzione al sovradimensionamento dei componenti costitutivi. Di conseguenza l'avvenimento del guasto era piuttosto raro e i ritmi di produzione non elevati consentivano interventi di riparazione completi e senza rilevante fretta. Questa condizione basata unicamente su azioni di tipo correttivo viene ricondotta alla cosiddetta manutenzione di *prima generazione* o detta anche manutenzione correttiva.

La situazione cambia negli anni '40 col verificarsi del secondo conflitto mondiale. La grande richiesta di fornitura bellica spinge le aziende nella direzione della meccanizzazione: gli impianti divengono più complessi e costosi e in aggiunta gli intervalli di fermo creati dai guasti sono sempre più frequenti. In questa situazione il metodo correttivo non può più bastare. Comincia, quindi, a comparire l'idea dell'intervento preventivo (siamo attorno agli anni '50-'60). La prevenzione si basa sulle scadenze con un periodo di tempo fisso, determinate dalle conoscenze e dalle esperienze pregresse degli operatori. La gestione di questa nuova politica accresce la rilevanza dell'organizzazione e pianificazione delle attività di manutenzione. Lo sviluppo di queste

attività preventive viene fatto coincidere con la cosiddetta manutenzione di *seconda generazione* o manutenzione preventiva.

A partire dalla fine degli anni '60 l'industria conosce un boom economico che incoraggia uno sviluppo senza precedenti. L'automazione, inizialmente di tipo "rigido" (con impianti dedicati a singoli prodotti e senza la possibilità di riutilizzarli per altri beni) diventa sempre più sensibile alla flessibilità operativa. In Giappone iniziano a svilupparsi i primi modelli di gestione della produzione di tipo "Just in time", nei quali l'effetto di una fermata dell'impianto è aggravato dalla riduzione del work in progress. Negli anni '80 comincia a presentarsi il bisogno di disporre di sistemi di valutazione oggettiva delle prestazioni affidabilistiche degli impianti. Per questa ragione vengono a delinearsi i concetti di affidabilità, manutenibilità e disponibilità. Dal punto di vista delle tipologie di intervento, a fianco della manutenzione correttiva e preventiva, viene introdotta la manutenzione su condizione, che punta all'intervento sulla base dell'estrazione di segnali dall'impianto. In questi anni assumono un ruolo rilevante la gestione dei ricambi, la programmazione e lo scheduling delle attività legate alla gestione degli impianti produttivi. Quindi dagli anni '60 fino alla fine del millennio grazie alle innovazioni e ai nuovi cambiamenti si può parlare di manutenzione di *terza generazione*.

Al giorno d'oggi invece parliamo di una manutenzione di *quarta generazione*. L'idea principale è quella di una manutenzione combinata con il sistema di produzione. Questa strategia riesce a prevedere, ove possibile, il comportamento al guasto eseguendo politiche di riduzione della probabilità del suo accadimento e ottimizzando altri fattori, come la gestione dei ricambi e la pianificazione degli interventi. Quindi in futuro la manutenzione tenderà sempre più ad anticipare il comportamento delle attrezzature, stimando le possibili cause dei problemi con il fine di eliminarle prima che possano originare conseguenze negative. La strategia è quella di fissare in anticipo le performance richieste ed attese dalle macchine e a sviluppare modelli mirati a introdurre adeguate attività preventive ed ispettive per la previsione dei singoli guasti.

## **1.7 Strategie manutentive**

Le varie politiche di manutenzione sono differenti l'una dall'altra ma non si devono considerare a sé stanti. Infatti, non c'è una unica strategia dominante. Dunque, si tratta di selezionare e incorporare le migliori tecniche in modo tale da ottenere il massimo risultato

complessivo. La scelta delle politiche può essere operata con diversi gradi di dettaglio, con l'impiego di risorse più o meno importanti.

Riassumendo, secondo Manzini et al., (2007), esistono molteplici strategie manutentive e nessuna tra quelle descritte di seguito si può definire la migliore in assoluto poiché l'efficacia di una politica dipende dal sistema su cui è applicata.

- **Manutenzione a guasto:** questa tipologia di intervento manutentivo viene eseguita qualora l'impianto sia incapace di operare a fronte dell'accadimento del guasto.
- **Manutenzione preventiva:** si tratta di una manutenzione basata su interventi preventivi ovvero che cercano di anticipare l'evento di rottura dell'impianto. In dettaglio si possono distinguere due categorie di intervento manutentivo di tipo preventivo:
  - *manutenzione preventiva basata su statistica:* si tratta di modelli manutentivi basati sull'elaborazione di parametri affidabilistici che governano il comportamento al guasto dei sistemi produttivi. In particolare, si considerino la use-based preventive maintenance e la time-based. Queste due politiche si basano sull'uso e sulla vecchiaia dei componenti produttivi: più precisamente si considerano le ore di funzionamento e il calendario. Pertanto, quando un sistema raggiunge un certo stato di vecchiaia, espressa in tempo di effettivo utilizzo o età, si prevede un'azione preventiva;
  - *manutenzione preventiva su condizione:* si basa sul monitoraggio di parametri impiantistici i cui valori sono influenzati dalle condizioni operative e dalla salute dei sistemi produttivi. Questo tipo di manutenzione, chiamata anche manutenzione predittiva, sarà ripresa in maniera più approfondita nel capitolo 2.
- **Manutenzione opportunistica:** il sistema produttivo manifesta con una certa cadenza l'opportunità di essere mantenuto. Tale opportunità cresce durante i periodi di fermo impianto come ad esempio durante le festività.
- **Manutenzione ispettiva:** si intende l'attività orientata all'identificazione dei guasti mediante l'osservazione e la perlustrazione degli impianti. Questa tecnica fonda le prime basi di manutenzione predittiva.

- **Revisione:** si intende l'attività congiunta di analisi e aggiustamento di un componente o di un sistema per il raggiungimento di un ammissibile stato di funzionamento.
- **Manutenzione per sostituzione:** non si tratta di interventi migliorativi ma di sostituzione programmata di una o più parti del sistema.

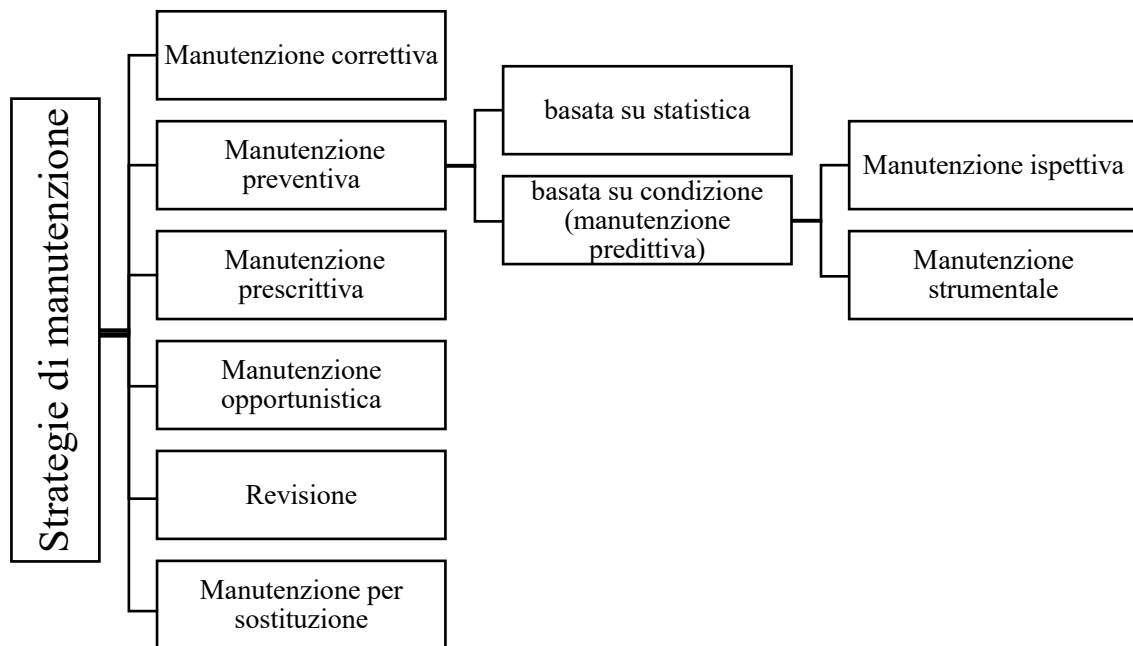


Figura 1. Schema delle strategie manutentive

## 1.8 Il costo della gestione della manutenzione

Il costo di gestione della manutenzione di un impianto industriale ha un peso importante nelle voci di bilancio, soprattutto in realtà complesse e strutturate; per questo motivo gestire con diligenza questo aspetto può portare a un risparmio notevole.

Nell'ottica di ridurre i costi di manutenzione la scelta delle giuste strategie segue precise logiche, derivanti da una conoscenza ed esperienza di utilizzo degli impianti, dall'analisi dei guasti e da considerazioni di carattere economico sul costo del ciclo di vita dei beni aziendali.

Il bisogno di contenere i costi ad essa associati porta all'adozione di politiche preventive, nella prova di migliorare continuamente l'efficienza dei processi industriali e ridurre l'effetto sui bilanci delle imprese.



Figura 2. Costi di manutenzione ([www.Diadromi.it](http://www.Diadromi.it))

Infatti, come si nota nella figura 2, i costi di manutenzione correttiva sono il doppio rispetto ai costi di una manutenzione predittiva e le perdite di produzione della prima sono decisamente superiori rispetto alla seconda.

### 1.9 La manutenzione è obbligatoria per legge

La manutenzione degli impianti è un obbligo di legge stabilito per tutti i proprietari, i responsabili e gli amministratori di impianti. La normativa UNI EN 13306 definisce la manutenzione come “la combinazione di tutte le azioni tecniche, amministrative e gestionali, previste durante il ciclo di vita di un’entità, destinate a mantenerla o a riportarla in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta”.

### 1.10 Chi effettua la manutenzione?

La manutenzione dell’impianto è eseguita dal tecnico manutentore dotato dei requisiti previsti dalle normative.

### 1.11 Piano di manutenzione

Il piano di manutenzione è il documento complementare al progetto strutturale che ne prevede, pianifica e programma l’attività di manutenzione al fine di mantenere nel tempo le funzionalità, le caratteristiche, la produttività e l’efficienza dell’impianto. Nel piano di manutenzione devono essere considerate le attività di verifica stabilite dalle norme e dalle leggi in vigore. Innanzitutto, viene consigliato di esaminare la documentazione di progetto e il manuale dell’impianto; poi va eseguito un sopralluogo per verificare lo stato di conservazione dell’impianto e la corrispondenza con quanto indicato negli stessi documenti sopra citati attraverso:

- Esame a vista;
- Prove di funzionamento;
- Attività di pulizia;
- Controllo dei componenti.

Tutti i controlli effettuati devono essere annotati in un apposito registro di manutenzione degli impianti.

Il piano, quindi, ha lo scopo di ridurre le spese per eventuali guasti, prolungare la vita utile dell'attrezzatura, incrementare la produttività migliorando la disponibilità e l'affidabilità delle attività attraverso arresti programmati, cioè, interruzioni ad impatto minimo.

### **1.12 Registro di manutenzione degli impianti**

Il registro di manutenzione degli impianti è un documento all'interno del quale vengono annotati gli interventi di manutenzione eseguiti sull'impianto nel corso del tempo. In particolare, raccoglie gli esiti di tutti i controlli periodici effettuati sull'efficienza degli impianti elettrici, antincendio, di illuminazione, di sicurezza, ecc. Viene messo a disposizione degli organi di vigilanza per eventuali controlli e serve a garantire l'efficienza e il corretto funzionamento dell'impianto.

La gestione della manutenzione degli impianti è un'attività complessa. Per chi svolge questa attività può risultare utile affidarsi a un software di manutenzione impianti che consente la pianificazione delle manutenzioni, il tracciamento delle attività e la gestione delle problematiche in un'unica piattaforma.



# Capitolo 2

## MANUTENZIONE PREDITTIVA

### 2.1 Definizione di manutenzione predittiva

La manutenzione predittiva (PdM) è una politica di manutenzione sviluppata soprattutto negli ultimi anni e grazie ai suoi numerosi benefici è stata adottata da molti settori, soprattutto da quelli in cui l'affidabilità è fondamentale, come ad esempio nelle centrali elettriche, nei servizi pubblici e nei sistemi di comunicazione.

La manutenzione predittiva, in sostanza, si applica su un sistema deteriorato. Grazie ad una valutazione dello stato del sistema e/o mediante un'analisi dei dati storici dello stesso si riescono a prevedere i difetti o i guasti futuri in maniera tale da ottimizzare la successiva azione di manutenzione.

Un programma di PdM rileva innanzitutto i primi segnali di guasto o fallimento e poi avvia le procedure di manutenzione che dovranno essere eseguite al momento giusto. I dati della PdM forniscono informazioni sia sulla diagnostica che sulla prognosi perché hanno la capacità di esprimere dove si trovano i difetti, i malfunzionamenti del sistema, possono indicare i guasti futuri e quando accadranno oltre alla presenza di errori.

In primo luogo, grazie a tutte queste informazioni derivate dai dati della PdM, i lavori di manutenzione diventano più proattivi e quindi più efficaci ed efficienti.

In secondo luogo, i dati derivati dalla PdM forniscono anche informazioni prognostiche e dopo un attento studio possono essere utilizzati anche per applicazioni diverse dalla manutenzione, come ad esempio la valutazione della qualità dei prodotti di seconda mano e la valutazione dell'usura degli utensili da taglio.

### 2.2 Evoluzione della PdM

Il concetto di PdM nasce attorno al 1940. Il primo metodo utilizzato per la PdM è l'ispezione visiva. Verso la fine della seconda rivoluzione industriale, i tecnici della manutenzione eseguivano quotidianamente delle "walkdown" cioè delle camminate di osservazione dei sistemi critici della produzione con il tentativo di identificare potenziali guasti o problemi legati alla manutenzione. I guasti rilevati da tale azione infatti potevano influire sull'affidabilità, sulla qualità del prodotto e sui costi di produzione.

Un'ispezione visiva è ancora un valido strumento di manutenzione ed è ancora tutt'oggi incluso nei programmi di gestione della manutenzione.

Ai giorni nostri invece oltre all'ispezione visiva, si sfruttano i sensori per le attività di "vista, udito, olfatto e tatto" e lo stato di valutazione non è più concentrato a livello del componente ma è stato elevato a quello del sistema.

Nella sua forma più integrata, la PdM raccoglie i dati sulle condizioni del sistema principalmente dai sensori, al giorno d'oggi soprattutto dal Wireless Network System (WNS), poi valuta i dati, determina il momento giusto per intervenire e attiva e dirige le procedure necessarie alla manutenzione come gli ordini per i pezzi di ricambio e la mobilitazione del personale.

La PdM, quindi, richiede un approccio interdisciplinare che coinvolge sia l'ingegneria sia i metodi di gestione.

### **2.3 Sviluppo di un programma PdM**

Un programma PdM consiste fondamentalmente di tre passi: acquisizione dei dati, elaborazione degli stessi e infine il processo decisionale per attuare la manutenzione.

I dati della PdM sono per lo più ottenuti da esami periodici eseguiti sul sistema e/o dal monitoraggio costante dello stesso grazie all'utilizzo di vari sensori. In questo caso trovano una minor considerazione le valutazioni delle precedenti prestazioni dell'impianto, i modelli fisici o la vita media statistica del meccanismo.

Perciò la PdM può essere descritta come una valutazione della salute del sistema per una manutenzione proattiva ed efficiente, alla base dell'essenza stessa del PdM.

I vantaggi del PdM possono essere riassunti in questi punti principali:

- Maggiore sicurezza dei lavoratori e dell'ambiente;
- Maggiore affidabilità;
- Maggiore disponibilità dell'impianto;
- Qualità del prodotto migliorata;
- Riduzione dei costi per i componenti e la manodopera;
- Meno sprechi in termini di materie prime e materiali di consumo, come i lubrificanti;
- Risparmio energetico.

Le tecniche PdM per l'acquisizione dei dati nelle diverse situazioni possono essere catalogate nel seguente modo:

- Misurazioni dei parametri di processo;

- Analisi delle vibrazioni;
- Analisi dell'olio;
- Analisi termica;
- Analisi acustica;
- Altre tipologie di tecniche.

Oltre al campo del “sensing” e quindi dell’acquisizione dei dati, un altro aspetto che richiede un diverso campo di competenza è quello della presa di decisione nella PdM. La ricerca su questo aspetto della PdM spazia sui lavori di selezione della politica di manutenzione più adatta al processo produttivo preso in esame. Va precisato che, in generale, il programma della PdM si basa sulle seguenti due premesse principali:

1. Il tasso di deterioramento è sufficientemente basso da consentire il tempo necessario per rilevare e analizzare i segnali di guasto e di conseguenza procedere con l’intervento.
2. Non è sostenibile lasciare che il sistema fallisca in termini di sicurezza e/o costi.

## **2.4 Tecniche PdM per l’acquisizione dei dati**

Sebbene l’ispezione visiva e i sensi umani forniscano informazioni preziose relative allo stato del sistema per essere mantenuto, la PdM attualmente fa molto affidamento sulle tecnologie dei sensori. Per ogni utilizzo dei sensori nelle diverse situazioni che si possono riscontrare, sono state create delle tecniche di PdM per ottenere i dati richiesti. Queste tecniche possono essere suddivise come segue (Manzini et al., 2007, Selcuk, 2015):

- Misurazioni dei parametri di processo;
- Analisi delle vibrazioni;
- Analisi dell’olio;
- Analisi termografiche;
- Analisi acustiche;
- Altre tecniche di PdM.

### *2.4.1 Parametri di misurazione del processo che indicano la prestazione*

Per monitorare lo stato di salute del sistema vengono utilizzati alcuni parametri di misurazione del processo come ad esempio l’efficienza, la perdita di calore, la temperatura, la corrente del motore, la pressione del fluido e l’umidità. Anche cambiamenti nella velocità della produzione, nella qualità del prodotto e possibili

cambiamenti anomali nei parametri di processo possono fornire informazioni sullo stato di salute del sistema. Tuttavia, bisogna riconoscere che alcuni cambiamenti nei parametri di processo sono causati da cambiamenti operativi e non necessariamente indicano un possibile guasto futuro.

### **2.4.2 Analisi delle vibrazioni**

L'analisi delle vibrazioni è la tecnica di PdM più comune e maggiormente utilizzata per ottenere informazioni sullo stato del sistema. Si sfrutta questo strumento perché molti impianti sono composti da sistemi elettromeccanici e principalmente viene applicato su apparecchiature rotanti o alternative su base continua o a intervalli programmati.

Per esempio, se una vibrazione si presenta durante il funzionamento del sistema a velocità di marcia questa potrebbe indicare un possibile squilibrio o un disallineamento del sistema stesso. Nella maggior parte dei casi, le vibrazioni non sono così semplici da interpretare e quindi possono essere analizzate mediante una rete neurale artificiale (ANN) (Wu S et al., 2007). L'analisi delle vibrazioni, in generale, può dare avvertimenti molto precoci, a volte anche mesi prima del fallimento. Il tasso di falsi allarmi è solo dell'ordine dell'8%. (NASA, 2008)

L'analisi delle vibrazioni non fornisce solo informazioni sulle vibrazioni indotte meccanicamente ma anche sulle vibrazioni indotte dal flusso, come ad esempio sui compressori, sulle pompe e sulle condutture.

L'analisi delle vibrazioni è particolarmente utile per rilevare i seguenti problemi:

- Squilibrio;
- Eccentricità;
- Disallineamento di giunti e cuscinetti;
- Problemi di risonanza;
- Allentamento/debolezza meccanica;
- Sfregamento;
- Alberi piegati;
- Crepe sull'albero;
- Ingranaggi e cuscinetti usurati o danneggiati;
- Cinghie e catene di trasmissione difettose/non regolate correttamente;
- Difetti della turbina/pala del ventilatore.

Per eseguire l'analisi delle vibrazioni in modo corretto si deve partire dal modello di vibrazione del sistema sano preso come riferimento e poi ottenuti i nuovi dati dai vari monitoraggi, confrontare il nuovo modello con quello di riferimento e infine valutare ciò che è opportuno fare in quella determinata situazione.



Figura 3. Sistema portatile per il monitoraggio delle vibrazioni ([www.pruftechnik.com](http://www.pruftechnik.com))

#### *2.4.2.1 Limitazioni tecnologiche dell'analisi delle vibrazioni*

La maggior parte dei programmi della PdM hanno adottato l'uso di collettori di dati a singolo canale basati su microprocessore e l'uso di un software basato su Windows per acquisire, gestire, trovare il trend e valutare l'energia di vibrazione creata da questi sistemi elettromeccanici.

Alcune limitazioni in cui si può incorrere sono descritte di seguito: acquisizione e analisi dei dati semplificati, dati a singolo canale, dati di stato stazionario, dati nel dominio della frequenza, risposta a bassa frequenza e la media dei dati.

##### *Acquisizione e analisi dei dati semplificati*

L'acquisizione e l'analisi dei dati semplificati, oltre a provvedere a numerosi vantaggi, sono considerate due azioni di un certo spessore perché, se il database non è configurato in modo corretto, le funzionalità automatiche di questi analizzatori genererà una diagnosi errata che può portare ad un disastroso guasto nell'impianto produttivo. A causa del ridotto coinvolgimento dei tecnici, questa mansione ripetitiva di solito viene svolta da personale con poca esperienza e quindi incapace di riconoscere i possibili dati errati ottenuti dall'elaborazione. La mancanza di formazione si traduce quindi in una minor conoscenza degli indizi visivi e uditivi che deve essere parte integrante del processo di monitoraggio.

##### *Dati a singolo canale*

La maggior parte dei sistemi di monitoraggio delle vibrazioni basati su microprocessore raccolgono dati stazionari su un singolo canale e quindi questi sistemi sono limitati all'analisi di macchinari semplici che funzionano a velocità relativamente costante.

Sebbene la maggior parte degli strumenti basati su microprocessore siano limitati ad un singolo canale di ingresso, in alcuni casi nell'analizzatore è incorporato un secondo canale. Questo secondo canale però è limitato all'input da un contagiri o da un segnale di input fornito una volta per giro, quindi, non può essere utilizzato per l'acquisizione dei dati sulle vibrazioni. Questa limitazione vieta l'uso della maggior parte degli analizzatori di vibrazioni basati su microprocessore per i macchinari complessi o per le macchine a velocità variabile.

Quindi la tecnologia di acquisizione dei dati a singolo canale presuppone che il profilo di vibrazione generato da una macchina rimanga costante durante tutto il processo di acquisizione dei dati. Questo è fattibile nelle applicazioni dove la velocità delle macchine rimane relativamente costante.

#### *Dati di stato stazionario*

La maggior parte degli strumenti basati su microprocessore sono progettati per gestire i dati sulle vibrazioni di stato stazionario. Pochi strumenti hanno la capacità di catturare in modo affidabile eventi transitori come, ad esempio, rapidi cambiamenti di velocità o di carico. Di conseguenza, il loro utilizzo è limitato nelle situazioni in cui questi cambiamenti si verificano.

Inoltre, i dati delle vibrazioni raccolti con un analizzatore basato su un microprocessore sono filtrati e condizionati per eliminare eventi non ricorrenti e l'associazione dei loro profili di vibrazione. I filtri anti-aliasing sono incorporati appositamente negli analizzatori per rimuovere segnali spuri come gli urti o i transitori però il loro utilizzo può distorcere il profilo di vibrazione della macchina.

Poiché i dati sulle vibrazioni sono dinamici e le ampiezze cambiano costantemente, per ottenere un buon risultato è meglio fare la media dei dati. Questo approccio elimina la variazione dell'ampiezza nella vibrazione alla frequenza individuale dei componenti che compongono la macchina; tuttavia, queste variazioni, che vengono chiamate battiti, possono essere uno strumento diagnostico valido. Il problema risiede nel fatto che molti microprocessori non hanno le funzionalità di media e il riconoscimento dei battiti integrate.

Le limitazioni più gravi sono causate dalla media e dai filtri antialiasing perché sono incapaci di riconoscere e registrare gli impatti che spesso occorrono all'interno dei macchinari. Questi impatti, in generale, sono indicazioni di un comportamento anomalo e spesso sono la chiave per riconoscere problemi imminenti.

#### *Dati nel dominio della frequenza*

La maggior parte dei programmi di PdM sono basati esclusivamente sul dominio della frequenza delle vibrazioni. L'analizzatore basato sul microprocessore raccoglie dati nel dominio del tempo e automaticamente li converte nel dominio della frequenza usando la trasformata veloce di Fourier (FFT). L'analisi dei dati nel dominio della frequenza è più semplice da sviluppare rispetto ad un'analisi nel dominio del tempo ma l'analisi nel dominio della frequenza non riesce a isolare e a riconoscere i problemi all'interno della macchina o nei suoi sistemi installati. Per questo motivo vengono aggiunti altri strumenti (come il multicanale e un'analisi in real time) in aggiunta all'analisi dei dati nel dominio della frequenza per ottenere un'immagine completa della diagnosi.

#### *Risposta a bassa frequenza*

Molti analizzatori basati su microprocessori e monitoratori delle vibrazioni non possono catturare accuratamente i dati da macchine con basse velocità o macchine che generano vibrazioni a basse frequenze. I due problemi principali che diminuiscono la capacità di acquisire i dati a bassa frequenza sono i rumori elettronici e le caratteristiche di risposta del trasduttore. Il rumore elettronico della macchina monitorata e il "rumore di fondo" dell'elettronica dentro l'analizzatore tendono a sovrascrivere l'attuale vibrazione dei componenti nelle macchine a bassa velocità. Per risolvere questo problema, i sistemi utilizzano filtri particolari e tecniche di acquisizione dati per separare la reale vibrazione da quella creata dal rumore dell'elettronica.

#### *Media dei dati*

Tutti i treni macchina sono soggetti a vibrazioni random, casuali e periodiche. Perciò si raccomanda di prelevare diversi set di dati ed eseguire la media per eliminare i segnali spuri. Fare la media migliora anche la ripetibilità dei dati perché solo i segnali continui sono conservati.

Per eseguire una buona media si devono acquisire tre o quattro campioni e bisogna considerare il tempo che serve per compiere le misurazioni. Alcune eccezioni includono macchinari a bassa velocità, eventi transitori e la media svolta in maniera sincrona.

### *Limitazioni applicative*

L'errore più grande commesso dall'applicazione tradizionale del monitoraggio delle vibrazioni risiede nella sua stessa applicazione. Come viene descritto nel Manzini et al., (2007), la maggior parte dei programmi limita l'uso della tecnologia di PdM ai semplici macchinari rotanti e non ai critici sistemi produttivi che generano la capacità dell'impianto. Di conseguenza, le apparecchiature ausiliarie vengono mantenute in buone condizioni operative ma la produttività dell'impianto non viene migliorata.

Il monitoraggio delle vibrazioni non deve essere limitato semplicemente alle attrezzature rotanti. I sistemi basati sui microprocessori usati per l'analisi delle vibrazioni possono essere usati efficacemente su tutte le attrezzature elettromeccaniche senza considerare la complessità o che tipo di movimento meccanico il sistema compie. Ad esempio, può essere usato per analizzare i cilindri idraulici e pneumatici che hanno un puro movimento lineare.

Il monitoraggio delle vibrazioni deve concentrarsi sui sistemi di produzione critici. Ognuno di questi sistemi deve essere valutato come un'unica macchina e non come singoli componenti. Questa metodologia consente all'analista di rilevare operazioni anomale all'interno del sistema complesso. Problemi come ad esempio la tracciabilità, la tensione e le deviazioni della qualità del prodotto possono essere facilmente riconosciuti e corretti sfruttando questa tecnica.

Quindi se utilizzati correttamente, il monitoraggio e l'analisi delle vibrazioni rappresentano lo strumento della PdM più potente disponibile. Questo non deve essere usato solo sulle semplici macchine rotanti ma anche sui sistemi di produzione critici. La logica diagnostica deve essere guidata dalle dinamiche operative dei macchinari e non dalle modalità semplificate di guasto dovuto alle vibrazioni.



+	
<p><b>VANTAGGI</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Vasto utilizzo perchè questo tipo di analisi viene applicata su sistemi elettromeccanici rotanti</li> <li>• Dà avvertimenti precoci, a volte anche mesi prima del fallimento</li> <li>• Il tasso del falso allarme è solo dell'ordine dell'8%</li> <li>• Rilevamento di problemi come lo squilibrio, lo sfregamento, le crepe sull'albero, cuscinetti usurati, disallineamento di giunti e cuscinetti</li> <li>• Non è una tecnica distruttiva</li> </ul>	<p><b>SVANTAGGI</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Le vibrazioni sono difficili da interpretare infatti serve personale qualificato e con esperienza</li> <li>• I macchinari devono essere semplici e devono funzionare con velocità relativamene costante</li> <li>• Alcuni microprocessori non hanno la capacità di catturare eventi transitori e quindi si basano solo su dati stazionari</li> <li>• L'analisi nel dominio della frequenza non riesce a riconoscere i problemi all'interno della macchina</li> <li>• Macchine che generano vibrazioni a basse frequenze sono difficili da monitorare perchè nel loro monitoraggio c'è la presenza del rumore elettronico</li> <li>• Si deve svolgere la media dei dati per eliminare i dati spuri che possono portare ad un risultato dell'analisi errato</li> </ul>

Figura 4. Riassunto vantaggi e svantaggi dell'analisi delle vibrazioni

### 2.4.3 Tribologia

La TRIBOLOGIA è la scienza che studia le interazioni superficiali come l'attrito, l'usura e la lubrificazione tra organi in moto relativo. Le informazioni sulle condizioni della macchina e sulle condizioni dell'olio/lubrificante si possono ottenere dalle analisi fisiche e chimiche degli oli e dei lubrificanti usati.

Ci sono due tipi di analisi dell'olio:

1. *Analisi delle particelle usurate*: per verificare le condizioni dei componenti meccanici si sfrutta questo tipo di analisi, cioè, si osserva se sono presenti detriti all'interno dell'olio. Esistono due metodi principali per preparare i campioni da analizzare: l'analisi spettrografica e l'analisi ferro grafica. Il primo metodo usa dei filtri graduati per separare i solidi all'interno del lubrificante a seconda della dimensione e la dimensione più piccola ottenuta è attorno ai 10 microns invece il secondo metodo separa le particelle usurate grazie all'aiuto di un magnete. La limitazione di questo secondo metodo è il fatto che le particelle magnetiche sono rimosse dall'analisi. La presenza di queste particelle indica l'usura delle parti interne del meccanismo e il tipo di usura può essere identificato studiando la

quantità, la composizione, la dimensione e la forma delle particelle. Per riconoscere le diverse casistiche di usura sono stati creati degli atlanti che raccolgono immagini e informazioni sui detriti a seconda della dimensione, del colore, della forma e del materiale. Possono verificarsi diverse tipologie di usura e vengono elencate come segue:

- Usura abrasiva;
- Usura adesiva;
- Cavitazione;
- Usura corrosiva;
- Usura da taglio;
- Usura per fatica;
- Usura scorrevole.

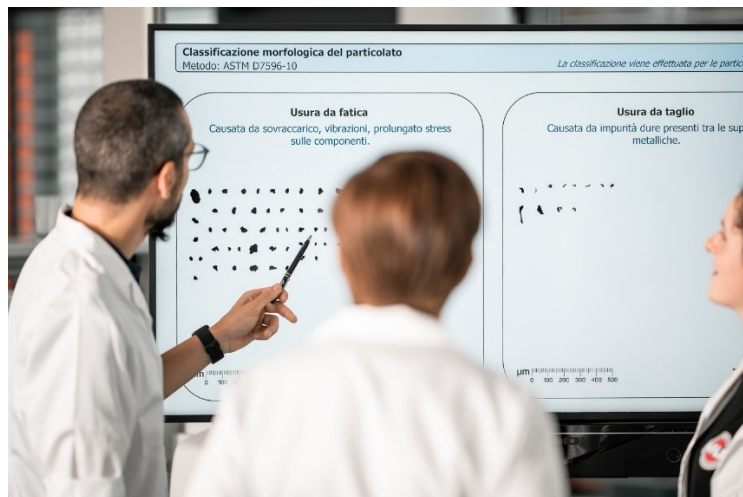


Figura 5. Classificazione morfologica delle particelle ([www.nils.eu](http://www.nils.eu))

2. *Analisi dell'olio che determina se il lubrificante è degradato o può ancora funzionare.* Questo tipo di analisi però non è uno strumento che determina le condizioni operative della macchina o i potenziali guasti ma fornisce informazioni importanti riguardanti la salute dei lubrificanti dal momento che le proprietà dei lubrificanti si deteriorano nel tempo. Le principali proprietà monitorate sono a titolo esemplificativo:

- Conteggio delle particelle;
- Contenuto di acqua;
- Viscosità;
- Contenuto additivo;

- Punto d'infiammabilità;



Figura 6. Viscosimetro rotazionale ([www.anton-paar.com](http://www.anton-paar.com))

Utilizzando un sistema microelettromeccanico (MEMS) cioè un array multi-sensore, è possibile misurare simultaneamente più di una proprietà critica dell'olio: come la temperatura, l'umidità relativa (saturazione percentuale), la viscosità e la permittività relativa (variazioni della costante dielettrica). (Duchowski JK et al., 2006)

Questo tipo di analisi dovrebbe essere limitata ad un programma proattivo che conserva ed estende la vita utile dei lubrificanti. Questo esame trova applicazione nel controllo qualità, nella riduzione della quantità di olio lubrificante nei magazzini e nella determinazione dell'intervallo di tempo conveniente per il cambio dell'olio.

#### *2.4.3.1 Limitazioni della tribologia*

Le limitazioni principali che si possono riconoscere per questa tecnica sono: i costi delle attrezzature, l'acquisizione dei campioni che devono essere raccolti adeguatamente e l'interpretazione dei dati.

##### *Costi delle attrezzature*

I costi sono molto elevati soprattutto per la strumentazione dell'analisi spettrografica mentre le analisi standard che includono parametri come la viscosità, il punto di infiammabilità, le particelle insolubili e altri ancora sono meno costosi.

##### *L'acquisizione dei campioni*

L'analisi dell'olio può essere effettuata sia online sia offline. I campioni di oli utilizzati per la lubrificazione possono essere analizzati per scopi idraulici o per l'isolamento e i risultati dell'analisi forniscono informazioni accurate sullo stato dell'olio.

Per un'analisi affidabile è importante il luogo in cui viene effettuato il campionamento, infatti, è necessario prevenire la contaminazione esterna e il campione deve essere raccolto dove è presente una buona quantità di particelle.

Un altro aspetto da sottolineare è la frequenza del campionamento dell'olio lubrificante. Infatti, la frequenza di campionamento è una funzione del tempo medio al guasto (MTTF) dall'inizio dell'usura anomala al guasto catastrofico. Per le macchine in servizio critico, il campionamento può essere eseguito ogni 25 ore mentre per la maggior parte delle attrezzature industriali in servizio continuo il campionamento può essere eseguito mensilmente. Per le macchine con carichi estremi il campionamento deve essere effettuato a cadenza settimanale. (Manzini et al., 2007)

#### *L'interpretazione dei dati*

La fase più importante dell'analisi è l'interpretazione dei dati. Il personale, infatti, deve essere addestrato nella chimica di base e deve saper interpretare i risultati ottenuti.

L'analisi dell'olio non è così diffusa come l'analisi delle vibrazioni; tuttavia, è estremamente preziosa soprattutto nei casi di macchine a bassa velocità con livelli di carico elevati, poiché è in grado di identificare i difetti delle apparecchiature rotanti ancor prima che lo possa fare l'analisi delle vibrazioni.

Per una diagnosi precoce e migliore dei guasti si è soliti combinare l'analisi dell'olio con l'analisi delle vibrazioni poiché si completano a vicenda.

L'analisi dell'olio ha un grande rilievo anche dal punto di vista ambientale in quanto impedisce inutili sostituzioni dell'olio. Questo fatto porta, quindi, ad una riduzione dell'inquinamento del suolo e dell'acqua.


	<p><b>VANTAGGI</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• E' utilizzata per il controllo della qualità e per determinare il momento migliore per il cambio dell'olio</li> <li>• Riduzione dello stoccaggio di olio nei magazzini</li> <li>• Questa analisi viene impiegata in macchinari a bassa velocità e con livelli di carico elevati</li> <li>• In alcuni casi si possono identificare i difetti prima che lo possa fare l'analisi delle vibrazioni</li> <li>• Ha un enorme importanza per quanto riguarda la protezione e la sicurezza ambientale</li> <li>• E' un esame non distruttivo</li> </ul>	<p><b>SVANTAGGI</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Non è un'analisi che determina lo stato di salute della macchina ma determina la degradazione dei lubrificanti</li> <li>• Le attrezzature per l'analisi spettrografica sono molto costose</li> <li>• I campioni dell'olio devono essere raccolti evitando la contaminazione esterna e con una buona quantità di particelle</li> <li>• Frequenza di campionamento dipende dalla criticità del sistema preso in esame</li> <li>• Il personale deve essere formato e qualificato per interpretare i dati ottenuti</li> </ul>
---	---	--

Figura 7. Riassunto vantaggi e svantaggi della tribologia

#### 2.4.4 Termografia

La termografia è una tecnica che può essere utilizzata per monitorare la condizione della macchina, le strutture, i sistemi e le attrezzature elettriche. Per questa disciplina si utilizza una strumentazione progettata per monitorare l'emissione dell'energia infrarossa di un meccanismo per determinare le sue condizioni di funzionamento.

La termografia si sviluppa sfruttando il fatto che tutti gli oggetti avendo una temperatura al di sopra dello zero assoluto emettono energia o luce infrarossa (IR) e la lunghezza d'onda della luce aumenta all'aumentare della temperatura dell'oggetto. La quantità di radiazione è determinata anche dalle condizioni, dalla forma della superficie dell'oggetto e dall'angolo di visione. La termografia utilizza questa relazione temperatura-lunghezza d'onda e rende visibili i cambiamenti di temperatura nel sistema considerato.

Le emissioni infrarosse, o al di sotto del rosso, sono le onde con lunghezza d'onda più corta e sono quindi invisibili senza una strumentazione adatta. La misurazione della temperatura usando i metodi ad infrarossi è complicata perché ci sono tre sorgenti di energia termica che possono essere riconosciuti da un oggetto qualunque: l'energia emessa dall'oggetto stesso, l'energia riflessa dall'oggetto e l'energia trasmessa dall'oggetto. Nella PdM l'energia emessa è l'unica energia importante mentre l'energia

riflessa e quella trasmessa alterano i dati infrarossi grezzi e quindi per eliminarli dallo studio si utilizzano dei filtri appositi.

La termografia IR è stata ampiamente utilizzata per rilevare problemi meccanici o elettrici che causano anomalie di temperatura. Poiché è un metodo senza contatto, è particolarmente utile per la manutenzione dell'equipaggio elettrico. Le principali applicazioni della termografia IR sono elencate di seguito:

- Collegamento elettrico allentato o corrosivo;
- Perdite nel riscaldamento, nella ventilazione e nell'aria condizionata;
- Allentamento meccanico;
- Problemi di caricamento;
- Guasto del componente.

Per una misurazione corretta della temperatura assoluta bisogna tenere presente:

- Le condizioni della superficie come, ad esempio, la vernice o altri rivestimenti perché possono influenzare la misurazione.
- L'atmosfera tra l'oggetto e la telecamera a IR può contenere vapore acqueo, oppure possono essere presenti altri gas o polvere, l'illuminazione e altri fattori possono influenzare la misurazione.
- La distanza tra l'oggetto e la telecamera ad infrarossi.

#### *Tipologie di sistemi termografici*

I tre tipi di strumenti più utilizzati per un efficace programma di manutenzione predittiva sono: i termometri ad infrarossi, scanner di linea e un sistema di immagini ad infrarossi.

#### *Termometro ad infrarossi*

I termometri ad infrarossi sono progettati per fornire la temperatura attuale di un singolo punto sulla macchina o sulla superficie della stessa. Questi termometri si possono utilizzare insieme agli strumenti di misura delle vibrazioni basati su microprocessore per monitorare la temperatura dei punti critici dell'impianto o dell'equipaggiamento. Questa tecnica è usata soprattutto per monitorare le temperature degli avvolgimenti dei motori o dei cappucci dei cuscinetti oppure per controllare le temperature delle tubazioni di processo. Se usata singolarmente l'unica limitazione di questa tecnica sta nel fatto che la temperatura rappresenta un singolo punto nella macchina o nella struttura ma se viene unita all'analisi delle vibrazioni, questa unione può dare risultati di rilievo.

#### *Scanner di linea*

Questo tipo di strumento fornisce una scansione unidimensionale o una linea di radiazione comparativa. Questo strumento anche se fornisce un campo visivo più grande, perché può mostrare l'area della superficie della macchina, è limitato nelle applicazioni della manutenzione predittiva.

#### *Immagini ad infrarossi*

Le immagini termiche o infrarosse provvedono a fornire scansioni delle emissioni infrarosse di macchine, processi o apparecchiature complesse in breve tempo rispetto agli altri due strumenti di misurazione. I sistemi di immagini ad infrarossi funzionano in modo simile ad una telecamera, cioè l'utilizzatore per visualizzare il profilo di emissione termica di un'ampia area deve semplicemente guardare attraverso l'ottica dello strumento.



**Figura 8. Rilevazione della temperatura di un motore con termocamera ([www.it.rs-online.com](http://www.it.rs-online.com))**

#### *2.4.4.1 Limitazioni della termografia*

Alcuni accorgimenti che si possono riscontrare in questa tecnica sono i costi degli strumenti di misurazione, la formazione e la conoscenza che il personale deve possedere per riconoscere le varie situazioni e infine l'attenzione per eseguire in sicurezza la scansione.

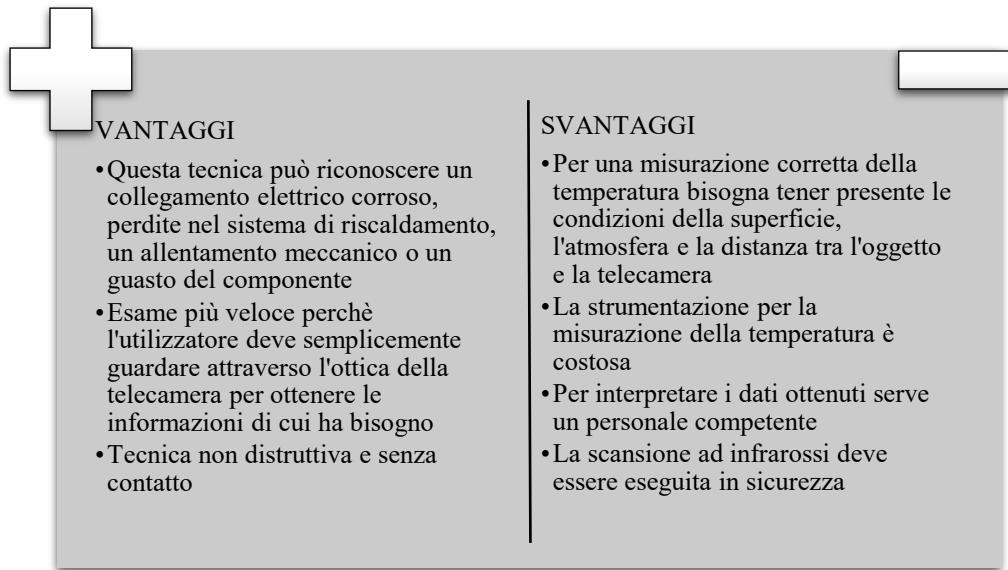
#### *Costi*

Sul mercato ci sono diverse tipologie di strumenti di immagine e il costo varia a seconda della complessità dell'oggetto come, ad esempio, gli scanner in bianco e nero in confronto a quelli a colori. I dispositivi meno costosi hanno dei difetti perché non possono salvare e richiamare le immagini fatte precedentemente e quindi questi aspetti potrebbe influenzare negativamente un programma a lungo termine di PdM.

### Formazione del personale

La formazione è fondamentale con qualsiasi sistema di immagine ad infrarossi. Inoltre, l'interpretazione dei dati a infrarossi richiede molte competenze ed una esperienza approfondita.

Per eseguire una scansione ad infrarossi in sicurezza serve personale qualificato ed organizzato.



VANTAGGI	SVANTAGGI
<ul style="list-style-type: none"><li>• Questa tecnica può riconoscere un collegamento elettrico corroso, perdite nel sistema di riscaldamento, un allentamento meccanico o un guasto del componente</li><li>• Esame più veloce perché l'utilizzatore deve semplicemente guardare attraverso l'ottica della telecamera per ottenere le informazioni di cui ha bisogno</li><li>• Tecnica non distruttiva e senza contatto</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Per una misurazione corretta della temperatura bisogna tener presente le condizioni della superficie, l'atmosfera e la distanza tra l'oggetto e la telecamera</li><li>• La strumentazione per la misurazione della temperatura è costosa</li><li>• Per interpretare i dati ottenuti serve un personale competente</li><li>• La scansione ad infrarossi deve essere eseguita in sicurezza</li></ul>

Figura 9. Riassunto vantaggi e svantaggi della termografia

### 2.4.5 Analisi acustica

L'analisi acustica, come l'analisi delle vibrazioni, è una sottoclasse dell'analisi del rumore.

La maggior parte delle macchine in condizioni di funzionamento normale crea modelli sonori costanti. L'analisi acustica nasce dal confronto tra i modelli sonori ottenuti da un funzionamento normale e quindi registrati come riferimento e i cambiamenti degli stessi modelli dovuti all'usura o ad altri tipi di deterioramento dei componenti.

Oltre alle analisi acustiche su un livello sonico, anche le analisi ultrasoniche possono fornire informazioni sullo stato di salute del sistema. Gli strumenti di misurazione a ultrasuoni traducono i suoni ad alta frequenza prodotti dal vapore o dalle perdite d'aria nella gamma di frequenze udibile.

Di seguito sono riportati alcuni dei guasti che possono essere rilevati dall'analisi ultrasonica:



- Rilevamento di perdite in sistemi a pressione e a vuoto (ad esempio caldaie, scambiatori di calore, condensatori, refrigeratori, colonne di distillazione, forni a vuoto, gas speciali sistemi);
- Ispezione dei cuscinetti;
- Ispezione dello scaricatore di condensa;
- Integrità delle guarnizioni e delle guarnizioni nei serbatoi, nei sistemi di tubazioni;
- Cavitazioni della pompa;
- Analisi delle valvole dei compressori;
- Arco elettrico.

#### *Differenza tra analisi delle vibrazioni e analisi ultrasoniche*

L'unica differenza tra l'analisi delle vibrazioni e l'analisi ultrasoniche è la banda di frequenza che loro monitorano. Nel primo caso il range monitorato è tra l'1 Hertz e 30000 Hz, mentre nel secondo caso la frequenza supera i 30000 Hz.

#### *2.4.5.1 Limitazioni dell'analisi ultrasonica*

Gli ultrasuoni non forniscono la capacità di diagnosticare eventuali problemi ai cuscinetti o alla macchina perché questa tecnologia è limitata a una banda larga (da 30 kHz a 1 MHz) e non può nemmeno definire la causa principale dei livelli di rumore anomali generati da una macchina.

L'analisi degli ultrasuoni dovrebbe essere limitata al rilevamento di livelli di rumore ambientali anomali. Tentare di sostituire il monitoraggio delle vibrazioni con gli ultrasuoni non è fattibile.

VANTAGGI	SVANTAGGI
<ul style="list-style-type: none"> <li>• I guasti che si possono rilevare mediante questa tecnica sono ad esempio le perdite nei sistemi a pressione e a vuoto, l'integrità delle guarnizioni, le cavitazioni nelle pompe</li> <li>• Banda di frequenza elevata per l'analisi ultrasonica (oltre i 30000 Hz)</li> <li>• Non è una tecnica distruttiva</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Da questo esame non si riesce ad identificare la causa principale dei livelli di rumore anomali generati dalla macchina</li> <li>• La banda larga delle frequenze non consente di diagnosticare eventuali problemi ai cuscinetti</li> <li>• Non è fattibile sostituire l'analisi delle vibrazioni con l'analisi ultrasonica</li> </ul>

Figura 10. Riassunto vantaggi e svantaggi dell'analisi sonica e ultrasonica

## 2.4.6 Altre tecniche PdM

Numerose altre tecniche non distruttive sono state sviluppate per riconoscere i prossimi problemi negli impianti o nei sistemi.

Le tecniche più comuni sono il monitoraggio delle condizioni elettriche con test non distruttivi, come l'ispezione a raggi X e l'ispezione magnetica delle particelle. Questi possono essere utilizzati per il rilevamento di crepe, il monitoraggio della corrosione e così via. Inoltre, le tecniche di resistenza elettrica e potenziale, il rilevamento dell'idrogeno e i fori di trivellazione, possono essere utilizzati per misurare la corrosione e i suoi diversi tassi di avanzamento durante i cicli di produzione. Infine, un'altra tecnica che si sta affermando negli ultimi anni è l'impiego del Digital Twin. Questo gemello digitale fornisce uno strumento utile per studiare lo stato di salute di un sistema. La sua trattazione sarà sviluppata in maniera approfondita nel capitolo 3 e 4.

### *Test elettrico*

I metodi tradizionali dei test elettrici sono uniti insieme alle analisi delle vibrazioni per prevenire i guasti nei motori elettrici. Questi test includono ad esempio (Manzini et al., 2007):

- test della resistenza;
- test di Megger;
- Test Hi Pot;

- Test dell'impedenza.

Con il test della resistenza si misura la resistenza attraverso un ohmetro che non va a misurare direttamente la resistenza ma misura la corrente. La scala del misuratore è calibrata in ohm, ma il movimento del misuratore risponde alla corrente in un range intorno ai 20-50 microampere. Un test di resistenza indica ad esempio se il circuito è aperto o chiuso e quindi può indicare se è presente una rottura nel circuito o c'è un cortocircuito a terra. È importante sottolineare che gli elementi induttivi e capacitivi presenti nel circuito possono disturbare le misurazioni di resistenza. I primi saranno considerati inizialmente come dei circuiti aperti e quando saranno completamente carichi come dei cortocircuiti mentre nei secondi inizialmente saranno considerati come dei cortocircuiti e quando sono carichi saranno considerati dei circuiti aperti. Il problema di questo test sta nel fatto che non riesce a riconoscere gli avvolgimenti che sono cortocircuitati insieme o l'isolamento debole.

Il test di Megger invece misura le resistenze elevate e si utilizza il megaohmetro per le misurazioni. Quest'ultimo misura la tensione per determinare la resistenza. Questo test è considerato non distruttivo se viene applicato un voltaggio entro i limiti di fabbricazione e l'isolamento è efficiente. Questo metodo è utilizzato soprattutto per testare l'integrità dell'isolamento.

Un altro metodo che determina l'integrità dell'isolamento è il test HiPot (High potenzial) però questo tipo di test è potenzialmente distruttivo. Viene utilizzato come strumento di garanzia della qualità e quando viene utilizzato può rovinare l'isolamento, quindi, non è consigliato durante le attività lavorative.

Il test dell'impedenza è composto di due componenti: un componente resistivo e un componente induttivo o capacitivo. Questa tecnica si utilizza per rilevare i cortocircuiti nelle bobine, tra le spire o verso terra.

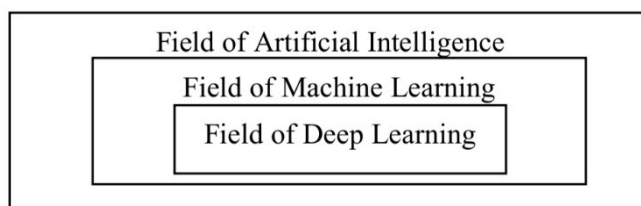
## **2.5 Machine learning**

L'intelligenza artificiale (AI) si riferisce alla creazione di macchine intelligenti come il cervello umano. L'intelligenza artificiale, in informatica, indica lo studio degli "agenti intelligenti": qualsiasi dispositivo che percepisce il suo ambiente e intraprende delle azioni che lo portano a raggiungere con successo i propri obiettivi è definito come AI.

Quotidianamente, il termine “intelligenza artificiale” viene applicato quando una macchina è in grado di svolgere funzioni che gli esseri umani associano alle capacità mentali degli esseri umani, come “l’apprendimento” e “la risoluzione dei problemi”.

L’apprendimento è un aspetto vitale delle macchine. Perciò il Machine Learning o detto anche apprendimento automatico è un sottoinsieme dell’AI come mostrato in figura 11.

Gli scienziati informatici hanno compiuto molti sforzi sin dagli Anni ‘50 nel campo dell’apprendimento automatico e ad oggi si hanno elevate aspettative in ciò che possono fare le macchine. Il Deep Learning è un tentativo in questa direzione e viene considerato un sottoinsieme del Machine Learning.



**Figura 11. Strati del machine learning (Shinde P.P. et al. 2018)**

All’interno dell’intelligenza artificiale, il Machine Learning è risultato in molte applicazioni come un potente strumento per lo sviluppo di algoritmi predittivi intelligenti. I metodi di ML hanno la capacità di gestire dati ad elevata dimensione e di vario tipo e di estrarre relazioni nascoste all’interno dei dati in ambienti complessi come quelli industriali (Wuest et al. 2016). Il ML in questo modo fornisce un approccio di rilievo per le applicazioni di PdM. Tuttavia, le prestazioni della PdM dipendono dalla scelta appropriata della tecnica di ML.

Per progettare un modello di ML per l’applicazione della PdM sono previsti alcuni passaggi che sono:

- Selezione dei dati storici;
- Preelaborazione dei dati;
- Selezione del modello, formazione del modello e la sua validazione;
- Manutenzione del modello.

La prima fase identifica come i dati vengono raccolti e come vengono registrati in modo tale che i dati importanti vengano selezionati per la progettazione del modello. Questa fase è uguale alla fase di acquisizione dati della PdM dove i dati vengono acquisiti per ottenere informazioni sulla salute del componente. La fase successiva sintetizza e rielabora i dati in maniera tale che essi siano utili alla costruzione del modello. Questo

passaggio include la trasformazione, la pulizia e la riduzione dei dati. Nella PdM si incontra la stessa fase in cui i dati vengono manipolati e analizzati per una migliore comprensione. Il passo successivo è quello di scegliere, formare e validare il modello. Nella PdM questo stadio è chiamato processo decisionale di manutenzione e ha lo scopo di indicare qual è il miglior algoritmo da applicare. Infine, l'ultimo punto che è quello della manutenzione del modello ha l'obiettivo di conservare le prestazioni del modello nel tempo. Quest'ultima fase è importante in ambito industriale perché le applicazioni possono cambiare nel tempo e possono condurre ad una degradazione delle prestazioni del modello.

### **2.5.1 Algoritmi di machine learning**

Gli algoritmi di ML che vengono maggiormente utilizzati sono (Carvalho et al., 2019):

- Random Forest (RF);
- Metodi basati su reti neurali (ad esempio ANN cioè Artificial Neural Network CNN Convolutional NN);
- Support Vector Machine (SVM);
- K-Means.

#### *2.5.1.1 Random Forest*

La RF è stata introdotta da Leo (2001). La RF, come il nome suggerisce, indica la creazione di una “foresta”, cioè un insieme complesso di numerosi alberi decisionali randomizzati. La foresta ha il compito di aggregare le loro predizioni tramite la media semplice. Biau e Scornet (2016) dimostrano in un articolo che RF ha delle buone prestazioni quando il numero di variabili è molto grande rispetto al numero dei campioni che sono le osservazioni. RF è un algoritmo di apprendimento supervisionato sia per i compiti di classificazione sia per i compiti di regressione. Come descritto da Leo (2001), nonostante una RF è una collezione di alberi decisionali ci sono alcune differenze da tenere presente: mentre gli alberi decisionali generano regole e nodi dal calcolo del guadagno di informazioni e dall'indice di Gini, la RF genera alberi decisionali in modo casuale. In aggiunta, mentre gli alberi decisionali profondi potrebbero soffrire di sovradattamento, la RF in molti casi evita l'adattamento elevato perché lavora con sottoinsiemi di caratteristiche random e costruisce piccoli alberi da tali sottoinsiemi.

Riassumendo il RF è il metodo più usato nel ML per le applicazioni di PdM. Le principali motivazioni sono: gli alberi decisionali provvedono ad un grande numero di osservazioni

per fare parte della previsione (Matthew et al., 2017) e in alcuni casi il RF può ridurre la variazione e aumentare la generalizzazione. Ad ogni modo, il metodo di RF ha alcune limitazioni: è un metodo complesso che richiede molto tempo computazionale rispetto ad altri metodi di ML.

#### *2.5.1.2 Artificial Neural Network*

Le ANN sono tecniche computazionali intelligenti che sono ispirate dai neuroni biologici. Un'ANN è composta da numerose unità di processo chiamate nodi o neuroni, le quali compiono un'unica semplice funzione. Queste unità sono connesse tra di loro da canali di comunicazione che hanno lo stesso peso associato e gestiscono i loro dati locali che sono indicati attraverso le loro connessioni. Il comportamento intelligente di un'ANN deriva dalle interazioni che hanno i nodi della rete.

Questo approccio viene proposto in ambito industriale soprattutto nel rilevamento e il controllo predittivo. Nei vantaggi delle ANN rientrano:

- La robustezza perché anche se i dati sono incoerenti, le ANN non soffrono di degradazione;
- Si basano solamente su dati storici e quindi non serve una conoscenza approfondita per prendere decisioni;
- Grazie ad una loro costruzione accurata, possono essere impiegate in real time senza dover cambiare la loro architettura ad ogni aggiornamento.

Gli svantaggi delle ANN che si possono riscontrare sono invece:

- Le reti possono raggiungere conclusioni che sono opposte alle leggi e alle teorie stabilite dalle applicazioni;
- Sviluppare una ANN può essere molto dispendioso in termini di tempo;
- Si basano su metodi black box, cioè non si conosce come la ANN sia riuscita ad ottenere quel dato risultato;
- Per apprendere correttamente le ANN hanno bisogno di una grande quantità di dati.

Le altre tecniche basate sulle ANN sono chiamate tecniche di Deep Learning o ANN multistrato. Nel Deep Learning, i dati sono appresi da diversi livelli di gerarchia. Questa capacità di apprendimento su vari livelli di astrazione permette ad un sistema di imparare funzioni complesse che possono dirigere i dati di input direttamente ai dati di output. Su questo approccio si basa la Convolutional Neural Network (CNN). La CNN è una classe

di algoritmi di Deep Learning ed è proposta per predire i guasti nei sensori acustici e nei pannelli fotovoltaici. Nonostante i modelli di Deep Learning sono strumenti di predizione molto potenti, essi richiedono un'esperienza e un'approfondita conoscenza nel selezionare i diversi livelli di gerarchia per un particolare impiego.

#### *2.5.1.3 Support Vector Machine*

La SVM, grazie alla sua elevata accuratezza permette l'esecuzione di compiti di selezione e regressione. L'elevata precisione nella separazione di diverse classi di dati e la capacità di determinare il miglior punto di separazione nella classe di dati sono le caratteristiche principali della SVM (Susto et al., 2013).

SVM è un set di metodi di apprendimento supervisionato che performa l'analisi di regressione e il riconoscimento della progettazione. All'inizio, i SVM erano dei classificatori binari non probabilistici ma ora sono utilizzati nei problemi multi-classe. In questo caso, l'SVM crea iperpiani ad n-dimensioni che dividono i dati in n gruppi/classi.

I vantaggi che si possono riconoscere dell'SVM sono i seguenti:

- Elevata fruibilità in diverse applicazioni;
- Identificazione dei guasti in diverse condizioni di funzionamento del sistema considerato;
- Elevata accuratezza nei compiti di classificazione e regressione.

Nell'utilizzo della SVM si possono incontrare i seguenti svantaggi:

- La difficoltà di scegliere la funzione del kernel per un modello SVM;
- Il tempo di addestramento cresce proporzionalmente con il numero di campioni;
- Il modello finale dell'SVM non è semplice da interpretare;
- La difficoltà di inserire nel modello una logica economica.

#### *2.5.1.4 K-means*

Il modello K-Means è un algoritmo di raggruppamento che usa una strategia non supervisionata per determinare un set di cluster. Lo scopo principale è quello di trovare le k partizioni (o dette cluster) dei set di dati in modo tale che i campioni simili siano associati nello stesso cluster mentre i campioni diversi siano associati ad altri gruppi (Boutsidis et al., 2015).

I vantaggi nell'utilizzo di questo algoritmo sono:

- Semplicità nella sua implementazione e nell'interpretazione;

- Ha buone prestazioni e gestisce una grande quantità di dati fin tanto che il numero  $k$  di cluster è ridotto;
- Può cambiare i centri dei cluster con delle riqualificazioni quando si presentano nuovi campioni disponibili;
- Minimizza la variazione nell'interclasse e aumenta la distanza della classe extra.

Gli svantaggi invece sono rappresentati:

- Dalla difficoltà di determinare il numero  $k$  di cluster;
- L'uso di dati random nell'algoritmo potrebbe causare un maggior impatto nel risultato finale;
- L'ordine di ingresso dei dati ha un'influenza sul risultato finale;
- L'algoritmo è sensibile alle misurazioni, cioè i dati normalizzati o standardizzati possono causare cambiamenti nei risultati.



# Capitolo 3

## DIGITAL TWIN

### 3.1 Definizione di Digital Twin

Il concetto di Digital Twin (DT) è apparso per la prima volta nel 2002 e pian piano ha continuato ad evolversi.

La prima definizione di DT è stata fatta da Grieves nel 2012. Grieves definisce il DT come: “Un prodotto fisico nello spazio reale, un prodotto virtuale nello spazio virtuale e la connessione dei dati e delle informazioni che tiene uniti i due spazi insieme.” Grieves ha sottolineato il fatto che lui si stava riferendo ad un set di informazioni che descrivono internamente l’asset dalla sua forma più generale al comportamento più concreto (Grieves and Vickers, 2017).

Rosen esprime il concetto come due spazi identici, quello fisico e quello virtuale, il quale permette il rispecchiamento tra i due per analizzare le condizioni che occorrono in tutte le fasi del ciclo di vita dell’oggetto (Rosen et al., 2015).

Più tardi, nel 2016 Boschert e Rosen concordano con il fatto che il DT non è solo un mucchio di dati contenenti informazioni fisiche e funzionali di un componente o di un prodotto o di un sistema ma è anche un insieme di algoritmi che descrivono il comportamento del sistema e servono per decidere sulle azioni da compiere nella produzione.

La definizione più comune del DT è stata descritta da Glaessgen e Stargel nel 2012. Loro affermano che il DT è composto da tre parti: il prodotto fisico, il prodotto virtuale e la comunicazione tra di loro e lo definiscono come segue: “Una multi fisica integrata, multi scala, una simulazione probabilistica di un veicolo o di un sistema che usa i migliori modelli fisici disponibili, i sensori più aggiornati, una grande quantità di dati storici per rispecchiare la vita del suo gemello volante” (Glaessgen and Stargel, 2012).

Liu in un articolo del 2019 afferma che: “Modelli realistici dello stato attuale del processo e i loro stessi comportamenti nelle interazioni con il loro ambiente nel mondo reale è chiamato DT” (Liu et al., 2019).

Negli ultimi anni sono state svolte numerose analisi per determinare le caratteristiche che portano alla definizione di Digital Twin (Talkhestani et al., 2019; Tao et al., 2018).

Un gemello digitale, grazie all'integrazione di modelli e di tutte le informazioni disponibili, dovrebbe essere la rappresentazione più realistica di un asset fisico. Il DT essendo sempre sincronizzato con l'asset fisico, dovrebbe contenere tutte le informazioni sul processo e acquisire informazioni operative, organizzative e tecniche. Inoltre, deve essere in grado di simulare il comportamento dell'asset fisico.

Un'altra caratteristica importante del DT è la sua evoluzione. Infatti, un DT è qualcosa di vivo che cambia, migliora ed evolve mentre mantiene il confronto tra lo spazio fisico e quello virtuale. Quest'ultimo aspetto è quello più importante. L'integrazione e la convergenza sono altre due prospettive da tenere presente.

Tutte le informazioni sull'elemento fisico così come sul processo e sul servizio devono essere in contatto tra di loro. Lo stesso criterio si applica per l'interazione e la convergenza tra i dati storici e quelli in tempo reale.

In questa interazione, i DT possono avere differenti livelli di integrazione a seconda del flusso di dati coinvolti (Kritzinger et al., 2018). Nel primo livello, si può trovare il Digital Model, nel secondo il Digital Shadow e infine il DT come mostrato nella figura 12. La differenza fondamentale tra queste tre interazioni si concentra sul modo con cui l'oggetto fisico si relaziona con l'oggetto digitale.

Nel caso del Digital Model, l'interazione tra l'oggetto fisico e il modello digitale è manuale in entrambe le direzioni. Nel caso del Digital Shadow invece, la direzione dei dati dall'oggetto fisico all'oggetto digitale è automatico, ma non si può dire lo stesso nell'altra direzione. Ad esempio, l'interazione è automatica quando il modello digitale è alimentato dai dati che provengono dai sensori o dai dati delle ispezioni effettuate sull'oggetto fisico. Infine, nel DT l'interazione tra i due oggetti, quello fisico e digitale, è automatico e bidirezionale. In questo caso, oltre ad includere le informazioni dai sensori o dalle ispezioni effettuate, il modello digitale dovrebbe comportare l'azione da eseguire sull'oggetto fisico, come ad esempio l'attività di manutenzione.

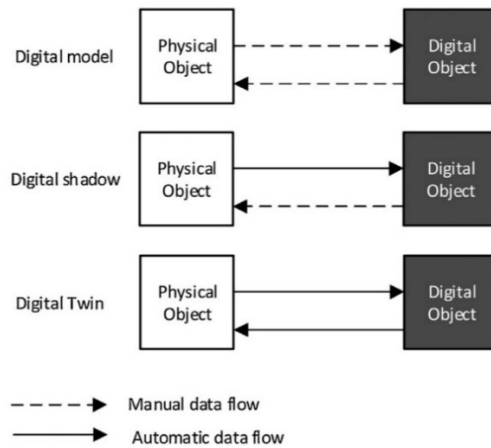
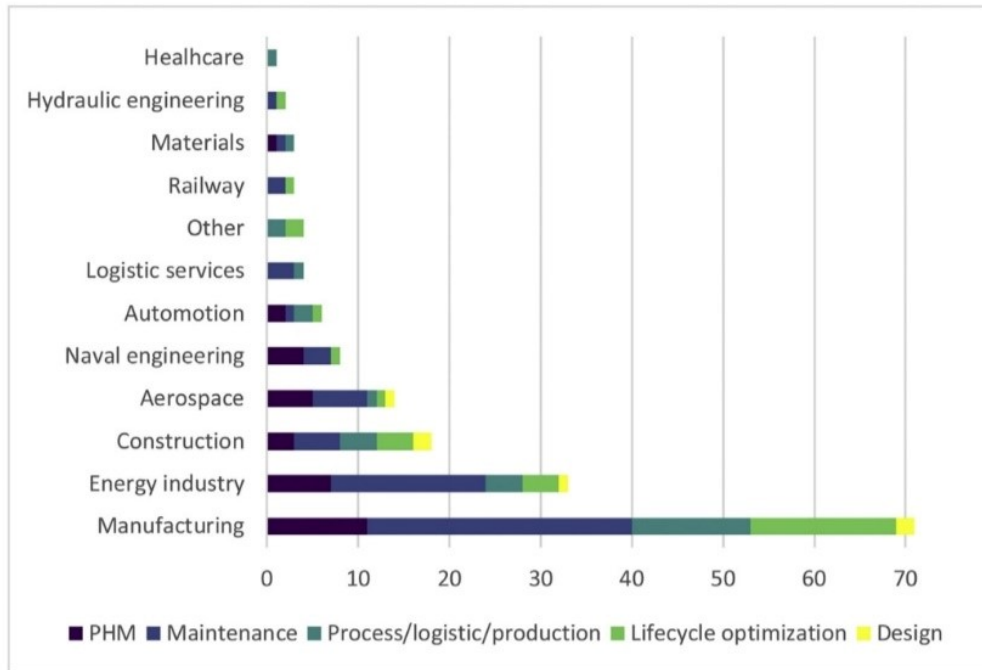


Figura 12. Rappresentazione dei diversi tipi di flussi nel DT, Digital Shadow e Digital Model (Errandonea I. et al. 2020)

### 3.2 Domini di applicazione del DT

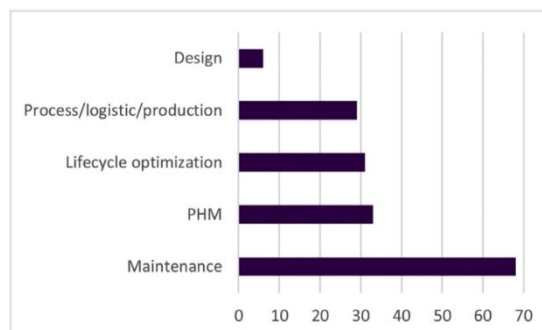
Negli ultimi anni, il Digital Twin è stato implementato in diversi settori industriali e soprattutto in aree di applicazione come il design, la produzione, la manifattura e la manutenzione (Itxaro Errandonea et al., 2020).

Le diverse tipologie di industrie hanno adottato il paradigma del DT per migliorare la tracciabilità, la manutenzione, il ciclo di vita dell'asset considerato e infine per ridurre i rischi identificati nell'asset stesso. Infatti, il DT può essere collegato ad un asset e alle sue performance o a sistemi molto più complessi come una linea di produzione o un servizio dove sono presenti molti componenti con differenti comportamenti.



**Figura 13. Ambiti in cui si utilizza il DT (Errandonea I. et al. 2020)**

Nella figura 13 sopra riportata, si può notare che l'industria manifatturiera è il settore nel quale le ricerche dell'implementazione del DT sono più concentrate. In secondo luogo, si trovano le industrie energetiche che sono connesse all'estrazione di gas e petrolio, la gestione delle turbine eoliche e le industrie con infrastrutture offshore. In terzo luogo, si trova la categoria delle costruzioni e dei cantieri. In questa ricadono anche tutti i casi studio degli edifici e dei ponti che sfruttano il DT. Come si può vedere, le tre categorie principali sono rappresentate da industrie che tradizionalmente investono sulla ricerca e sullo sviluppo e che richiedono requisiti di sicurezza su di esse che portano necessariamente ad imbattersi in elevati costi per l'attività di manutenzione.



**Figura 14. Ambiti in cui viene applicato il DT (Errandonea I. et al. 2020)**

Più in dettaglio, le categorie in cui si impiega il DT per lo studio di un asset, come è mostrato nella figura 14, sono racchiuse nei cinque gruppi seguenti (Itxaro Errandonea et al., (2020)):

- *Design*: l'applicazione del DT si focalizza sull'analisi dello stato di rottura e quindi come il design dell'asset, nella seconda interazione, può essere migliorato;
- *Processo/logistica/produzione*: in questa categoria rientrano tutti i risultati relativi all'uso del DT per l'ottimizzazione del processo che è stato eseguito o in caso di miglioramento della logistica o del miglioramento della produzione;
- *Gestione della salute prognostica* (PHM, Prognostic Health Management): in questa sezione rientrano tutti i casi in cui il DT si focalizza sulla prognosi dello stato di salute dell'asset;
- *Manutenzione*: in questa categoria si concentrano i casi in cui il DT ha l'obiettivo di migliorare il processo manutentivo, ottimizzare la strategia proposta, calcolare i relativi costi di manutenzione, predire lo stato del componente e calcolare il RUL. Questa sezione verrà articolata in dettaglio nel capitolo successivo.
- *Ciclo di vita in generale*: in questo gruppo l'impiego del DT fornisce un valido strumento per migliorare il ciclo di vita di un oggetto.

### 3.2.1 Categoria 1: Design

L'uso delle simulazioni per ottimizzare il design di un prodotto è un metodo che viene usato da sempre. Ultimamente, però, a causa del suo elevato costo computazionale, sono stati selezionati nuovi approcci orientati sui dati o nuovi approcci ibridi. (Raman e Hassanaly, 2019).

Nel settore manifatturiero, i risultati in questo campo sono concentrati maggiormente nella linea di produzione. Infatti, usando approcci basati sulla modellizzazione del sistema, sui dati fisici e di processo in tempo reale, si raggiunge la capacità di analizzare e assistere al processo decisionale per l'ottimizzazione del design (Zhang et al., 2017).

### 3.2.2 Categoria 2: Processo, logistica e produzione

Un'altra possibile applicazione del DT è l'ottimizzazione dei processi, della logistica e della produzione. Il DT non è solo applicato nell'industria manifatturiera ma è applicato anche nel settore aeronautico, automotrice, nell'industria energetica, navale e nel campo della medicina. Il suo impiego si concentra nell'ottimizzazione della fabbricazione, nel

miglioramento della disponibilità della linea e nell'aumento della produttività (Peeters 2018).

### *3.2.3 Categoria 3: Prognostic health management*

In questa categoria, il DT viene assunto nel settore manifatturiero, seguito dai seguenti settori: energia, aerospazio e automotive. Il settore manifatturiero, insieme con quello dei materiali, sono quelli che si impegnano a sviluppare nuove metodologie (Errandonea et al., 2020). Ad esempio, si realizzano dei DT per il processo di monitoraggio e di diagnosi dello stato di un prodotto (Olivotti et al., 2019), oppure per predire i guasti di differenti attrezzature (Xu et al., 2019; Luo et al., 2019) o per il rilevamento e l'identificazione dei difetti nel componente.

### *3.2.4 Categoria 4: Ciclo di vita in generale*

In quest'ultima categoria, l'adozione del DT permette l'ottimizzazione della gestione del ciclo di vita di diversi asset (Kaewunruen e Lian, 2019) e il controllo del rischio (Lehmann e Jones, 2019) oltre alla presenza di nuove metodologie di DT (Zhang et al., 2019).

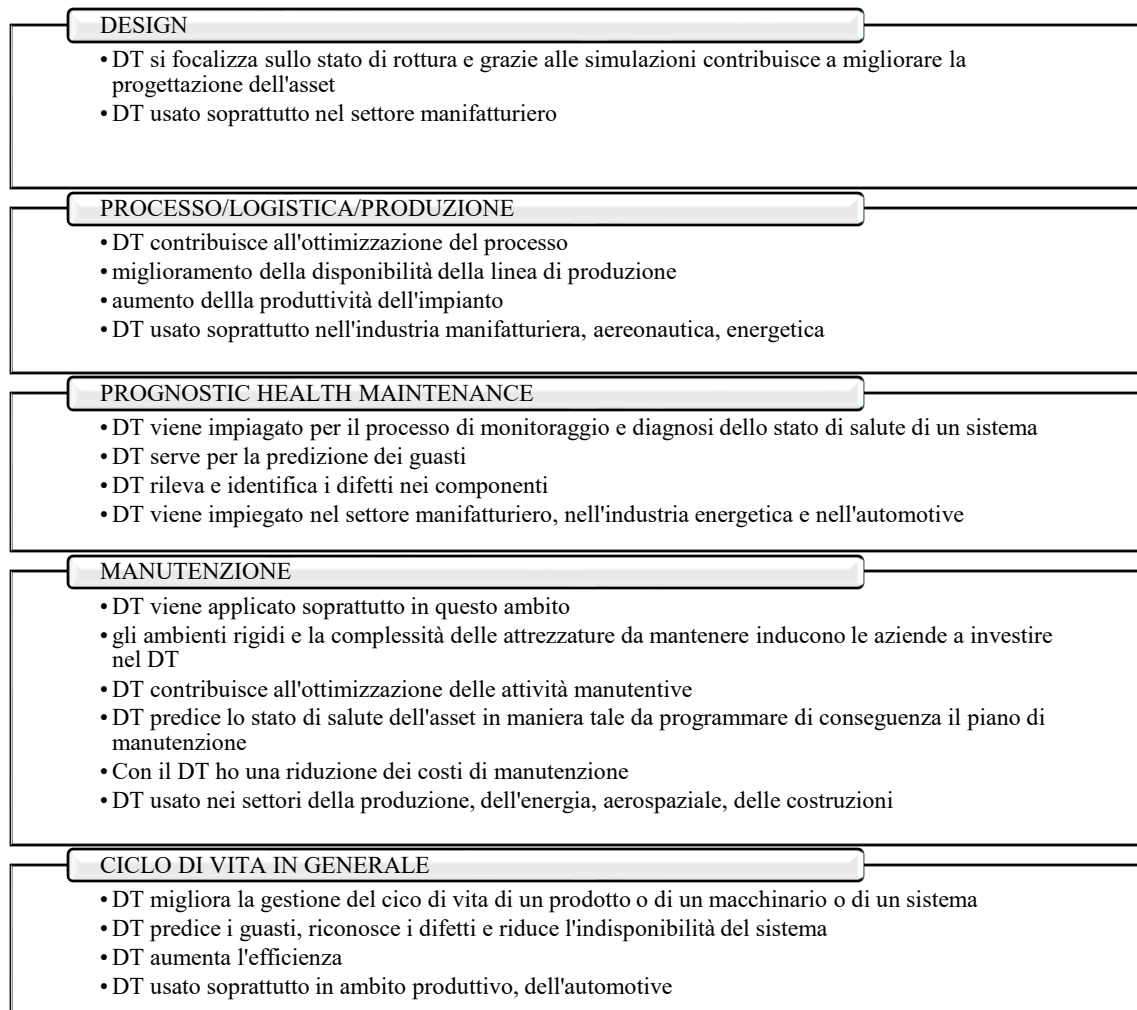


Figura 15. Riassunto ambiti applicativi

### 3.3 Le piattaforme usate per lo sviluppo dei DT

Le piattaforme dei DT sono spesso software abilitati all'IoT che ospitano il modello DT e i suoi moduli. Alcuni software più utilizzati sono per esempio OpenModelica, Mathworks Simulink e Multybody System Simulation, mentre quelli meno utilizzati sono Fedem, Ramboll, REPLICA, ANSYS, CAD e altri ancora.

OpenModelica è un ambiente di simulazione e modellazione open-source basato sul linguaggio di programmazione MODELICA. È usato spesso sia dagli esperti nell'industria sia in Accademia.

Mathworks Simulink invece è un software per progettare e analizzare modelli che possono agire come Digital Twin. Mathworks Simulink è stato usato per l'analisi di manutenzione predittiva, ad esempio, in un equipaggiamento di pompe, nelle macchine di perforazione e nei sistemi di trasmissione.

Infine, il Multybody System Simulation da Sympack serve per generare dati di input aggiuntivi oltre ai dati inviati dall'oggetto fisico.

Le piattaforme di modellazione meno utilizzate per costruire il DT sono descritte brevemente di seguito:

- Fedem, ora è SAP Leonardo. La piattaforma di DT è stata usata per trasmissioni nelle applicazioni marittime.
- Ramboll, una compagnia danese di consulenza ingegneristica ha sviluppato Ramboll Offshore Structural Analysis Programs (ROSAP). Questa piattaforma si usa per la modellazione predittiva della dinamica strutturale offshore.
- Un altro caso è lo sviluppo di una piattaforma dell'Iot e DT basata sulla manutenzione predittiva chiamata REclaim OPTimization, and simuLation Cooperation in digitAl Twin (REPLICA).
- ANSYS è un software di modellazione di un elemento finito per calcolare il fattore di intensità di stress sotto specifiche condizioni di carico. Questo modello di DT è stato poi applicato per la previsione della crescita delle crepe sulle ali degli aerei.
- Il DT può essere costruito tramite il software CAD. Ad esempio si è sviluppato un DT delle pastiglie di un freno automobilistico con il CAD e poi il modello è stato usato nel software Creo per generare dati aggiuntivi.
- Poi a seconda del modello che deve essere costruito e della sua funzionalità si possono trovare altri software come, ad esempio, il GeNIe Modeler e SMILE engine prodotto da BayesFusion grazie al quale si è modellizzato un cuscinetto volvente. Il modello del DT è stato generato usando un Network Bayesian di un banco prova per cuscinetti.

### **3.4 Modelli di rappresentazione che sono usati per sviluppare i DT**

Ci sono numerosi approcci per rilevare i fallimenti produttivi. Questi approcci possono essere model-based o data-driven. Gli approcci model based rappresentano l'asset fisico attraverso equazioni matematiche o fisiche. Possiamo trovare ad esempio:

- Il modello geometrico che definisce la forma, la dimensione, la posizione e assembla le relazioni dei componenti della macchina;
- Il modello fisico simula le proprietà fisiche e i carichi;



- Il modello del comportamento descrive come il sistema fisico è governato da fattori trainanti o da fattori di disturbo;
- Il modello di informazione collaborativa definisce come i diversi componenti interagiscono tra di loro e simula il comportamento collaborativo tra asset diversi;
- Il modello decisionale rende il modello capace di valutare, ragionare e validare. Questo è composto da un input variabile, da algoritmi e da una collezione di vincoli e regole.

I modelli geometrico, fisico, comportamentale e collaborativo sono modelli descrittivi mentre il modello decisionale è un approccio intelligente di modello data-driven. Si può aggiungere anche un ulteriore modello che è quello ibrido. Questo tipo di modello combina due o più modelli come, ad esempio, quello fisico e il modello data-driven.

Enormi quantità di dati storici del sistema considerato sono spesso disponibili grazie all'industria 4.0 e all'aumento dell'uso dell'IoT. I modelli data-driven, quindi, grazie all'elaborazione di queste informazioni possono trovare schemi nascosti e usarli per modellare un asset fisico.

Il DT che usa un approccio model-based produce un accurato riassunto dei dati però molto spesso questo metodo è costoso perché serve molto tempo per sviluppare questi tipi di modelli e inoltre viene richiesto un vasto dominio di conoscenza.

Dall'altra parte invece i modelli data-driven, come gli algoritmi di machine learning, sviluppano un modello di DT in tempi più rapidi ma con una accuratezza leggermente inferiore.

Un'altra possibilità è quella di usare modelli di rappresentazione multipli per un solo DT in maniera tale da tenere presente i costi e i tempi a propria disposizione.

### **3.5 Approcci che sono stati applicati per la rappresentazione del DT**

Gli approcci che si possono riscontrare per la rappresentazione del DT sono il (1) Machine Learning, (2) il Deep Learning, (3) il modello ottimizzato, (4) i metodi statistici e infine i (5) metodi matematici.

#### *3.5.1 Approcci di Machine Learning*

La figura 16 sottostante mostra gli approcci di Machine Learning che sono usati nei DT.

- Per la maggior parte delle rappresentazioni dei modelli di DT si implementa l'SVM. Il Support Vector Machine (SVM), come descritto nel capitolo 2, è un algoritmo che sviluppa un iperpiano attraverso l'algebra lineare per eseguire

classificazioni. SVM si può usare, ad esempio, per predire il rischio negli oleodotti o per una classificazione multi-classe di sette stati dei cuscinetti volventi.

- Oppure in un altro caso è stato usato una variante di regressione dell'SVM, cioè il Support Vector Regressor (DVR), regressione lineare, regressione dell'albero decisionale e regressione della Random Forest per la predizione di un indice di salute. L'obiettivo degli alberi decisionali è quello di eseguire la classificazione o la regressione mediante un algoritmo ad albero binario. La Random Forest è basata su un insieme di numerosi alberi decisionali "deboli". Questi alberi decisionali "deboli" sono addestrati su un set di caratteristiche campionate casualmente per risolvere il comportamento avido degli alberi decisionali profondi.
- Un altro caso ha usato l'algoritmo k-means clustering. K-means clustering è un algoritmo di apprendimento non supervisionato che categorizza i campioni in k numeri di cluster.
- Un altro caso ha eseguito una macchina di apprendimento estremo (extreme learning machine, ELM). In altre parole, è stata impiegata una rete neurale con un singolo strato nascosto a velocità di apprendimento rapida e buone prestazioni di generalizzazione per prevedere la causa del guasto di un riduttore (es. Usura dei denti, fatica o rottura).
- In un altro caso si è utilizzata una mappa auto organizzata (SOM). Partendo dal segnale della vibrazione, attraverso le caratteristiche di tempo-frequenza si è diagnosticato il guasto e predetto il livello di danno conseguente. Un SOM è un modello di apprendimento della macchina non supervisionato per la ricognizione dei sistemi, tipicamente usato per la riduzione dimensionale.

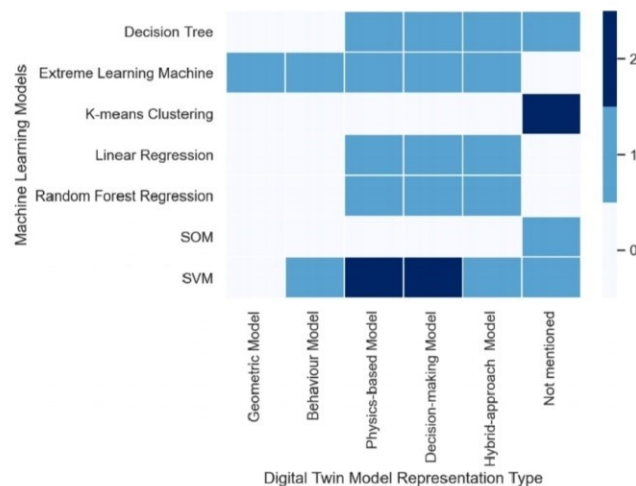


Figura 16. Modelli di Machine Learning usati per la rappresentazione del DT (van Dinter R. et al. 2022)

### 3.5.2 Approcci di Deep Learning

La figura 17 mostra gli algoritmi di Deep Learning che sono usati per la rappresentazione del DT. Il Deep Learning è un sottodominio del Machine Learning ispirato dalle reti neurali artificiali. Queste reti stratificate sono spesso impilate; per questo si chiamano reti neurali profonde.

- In certi casi è stato usato un algoritmo autoencoder che rappresenta il DT. L'autoencoder è un tipo di rete neurale che apprende una rappresentazione compressa dei dati grezzi. L'autoencoder è composto di un encoder e di un decoder. L'encoder comprime l'input mentre il decoder tenta di creare l'input dall'encoder. Il modello encoder è salvato dopo la formazione, mentre il decoder è cancellato. L'encoder potrebbe essere usato poi come un approccio di preparazione dei dati per estrarre le caratteristiche dai dati grezzi quindi così un nuovo modello di Machine Learning può essere sfruttato.
- In un altro caso si è impiegato una Long Short-Term Memory (LSMT) basata sull'encoder-decoder per ricostruire la serie nel tempo dell'input, preservare l'informazione dei dati efficaci, identificare le anomalie, ricostruire l'errore e generare un indicatore di salute non supervisionato per la predizione affidabile del RUL. L'algoritmo LSTM è un tipo di Recurrent Neural Network (RNN) progettato per i dati delle serie temporali dove l'ordine dei dati campionati è importante. I LSTM sono progettati per immagazzinare informazioni temporali di lungo e breve termine. LSMT sono generalmente unidirezionali ma possono anche essere bidirezionali (bi-LSTM). I LSMT possono essere usati come encoder-decoder dove l'encoder riduce lo spazio caratteristico e il decoder

sovracampiona le caratteristiche dello spazio, riducendo così il rumore complessivo.

- In un altro caso invece viene usato un Variational Autoencoder (VAE) come un esplicito Deep Digital Twin per stimare l'indicatore di salute. I VAE sono un tipo di approccio Bayesiano variazionale. I VAE, nonostante la loro somiglianza architetturale con gli autoencoder convenzionali, hanno una architettura differente con obiettivi e formulazione matematica diversa. Invece di un vettore fisso, lo spazio latente in questa architettura comprende una combinazione di distribuzioni. Il VAE è costruito da strati convoluzionali e deconvoluzionali.
- In un altro caso si usa invece una Convolutional Neural Network (CNN). CNN è una delle più comuni architetture di DL. La CNN usa un set di operazioni convoluzionali e le mette insieme per estrarre le caratteristiche topologiche dei dati di input. Poi, un set di strati tutti connessi è utilizzato per la classificazione. La CNN è la più usata nelle applicazioni di visione dei computer oppure viene usata per stimare la Modulation Transfer Function (MTF), un indicatore chiave per la valutazione delle performance che è usato nella fase di progettazione di un sistema elettro-ottico.
- In un altro caso invece si è usato un Auto-Associative Neural Network (AANN). Un'AANN comprende una rete feedforward di cinque strati che può essere divisa in reti neurali di due-tre strati connessi in serie come l'architettura di un autoencoder. Uno strato di input è seguito da uno strato nascosto e da uno strato a collo di bottiglia nella rete. Lo strato a collo di bottiglia comprime i dati di input e la topologia mentre permette l'estrazione effettiva della caratteristica. Un secondo strato nascosto non lineare e lo strato di uscita della seconda rete segue lo strato a collo di bottiglia.
- In un'altra occasione si è usata una tecnologia di Deep learning e data-driven per sviluppare un DT partendo dai dati dei sensori e dai dati delle operazioni storiche delle attrezzature e ottenendo così una mappatura affidabile dei dati di simulazione attraverso il rilevamento intelligente e l'estrazione dei dati chiamato DT implicito (IDT).
- In un altro esempio si usa una Spiking Neural Network (SNN) per eliminare le anomalie in una rete energetica intelligente che riceve i dati da un sensore in una specifica area. La SNN valuta un'informazione temporale che si adatta al loro

approccio di previsione delle serie temporali, esibendo basse esigenze computazionali.

- In un altro caso è impiegato un Bi-Directional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) per costruire un modello di monitoraggio per predire la condizione dell'usura degli utensili basata sulle caratteristiche locali estratte. Il comportamento del GRU è simile al LSMT, però esso non contiene un'unità di memoria.
- Vicino al VAE per il DT esplicito, è stato costruito un Generative Adversarial Network (GAN) nel collocamento della rete generativa implicita profonda. Il processo di formazione della GAN è lanciato come un gioco non cooperativo di due giocatori dove ogni giocatore ha il controllo sui suoi parametri (ad esempio i pesi di ciascuna rete che costituisce o il generatore (G) o il discriminatore (D)). Un significativo vantaggio dell'approccio GAN è che non richiede di minimizzare la perdita dell'MSE (Mean Square Error) a differenza della maggior parte dei metodi di regressione e di identificazione del sistema. Il D approssima il rapporto di densità tra i dati osservati e quelli generati invece il G minimizza alcune divergenze. Queste dinamiche formative permettono alla GAN di diventare sensibile anche a deviazioni di piccola magnitudo dal collettore. Come con il VAE, anche l'algoritmo GAN predice un indicatore di salute.
- Invece in un altro caso si sfrutta un percettrone multistrato (MLP) in una piattaforma di machine learning chiamata OnPoint Cortex. Il MLP contiene un profondo set di neuroni lineari immagazzinati per eseguire un compito di apprendimento supervisionato.

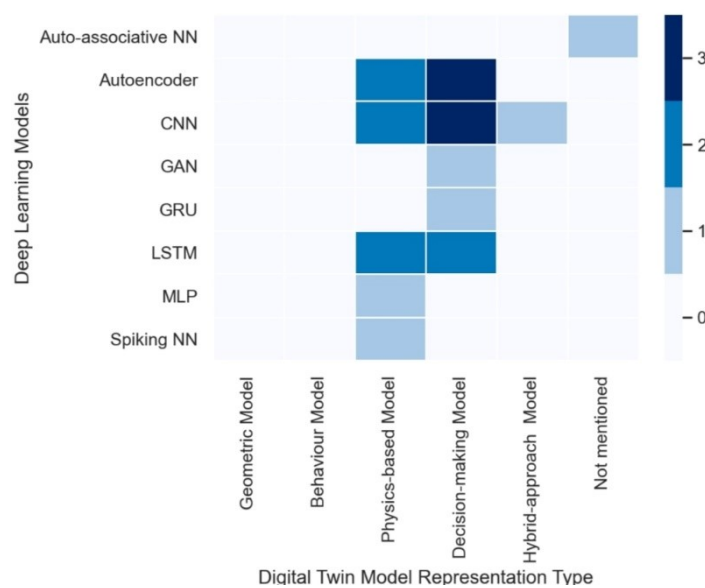


Figura 17. Modelli di Deep Learning usati per la rappresentazione del DT (van Dinter R. et al. 2022)

### *3.5.3 I metodi di ottimizzazione del modello*

Nelle soluzioni basate sull'AI, i modelli possono essere ottimizzati in vari modi. Un esempio è quello di usare la cross-validation (CV) per valutare il modello di manutenzione predittiva oppure si può usare un algoritmo di griglia di ricerca che è una variazione sulla CV. Una griglia di parametri è fornita con una griglia di ricerca e tutte le possibili combinazioni sono valutate nell'impostazione della CV. Da qui si ottiene il parametro di posizione con il risultato migliore.

### *3.5.4 Gli approcci statistici*

Nella fase analitica predittiva sono stati usati diversi approcci statistici. Sono state utilizzate ad esempio funzioni di distribuzione di probabilità, Kalman e i filtri antiparticolato, i metodi di monte Carlo e l'analisi del componente principale (PCA).

Negli approcci statistici per la riduzione del rumore sono stati usati il filtro antiparticolato o il filtro di Kalman conosciuto anche come stima quadratica lineare (LQE).

Solo i sistemi lineari possono utilizzare un filtro di Kalman mentre per un sistema non lineare dove l'obiettivo è quello di stimare lo stato del sistema si deve impiegare uno stimatore dello stato non lineare.

I filtri antiparticolato lavorano come i filtri di Kalman, ma i filtri antiparticolato possono approssimare qualunque distribuzione. Per questo motivo i filtri antiparticolato richiedono un più grande set di punti riferiti come particelle. Inoltre, il filtro antiparticolato è computazionalmente più costoso di un filtro di Kalman.

Il filtro di Kalman lo posso utilizzare per stimare gli stati/ le risposte senza rumore oppure per l'identificazione dell'onda di carico.

Invece l'algoritmo del filtro antiparticolato include due processi: la predizione e l'aggiornamento. Nel processo di predizione, il campionamento di monte Carlo è impiegato per stimare il prossimo stato in accordo alla densità di probabilità a priori mentre il processo di aggiornamento usa i dati misurati per modificare la predizione dei risultati.

Si applicano invece i metodi di monte Carlo per risolvere numericamente la distribuzione posteriore di un modello ad elemento finito. Si usa il campionamento di monte Carlo, ad esempio, per risolvere numericamente l'equazione integrale del VAE per stimare gli indicatori di salute oppure si usa questo metodo per mitigare l'influenza di incertezza nelle misurazioni dell'input nell'errore stimato.

Infine, si può sfruttare l'algoritmo Principal Component Analysis (PCA) per ridurre la dimensionalità delle caratteristiche imparate ad uno spazio tracciabile 2D o 3D. Si esegue questa riduzione dimensionale che è una via per addestrare i modelli di Machine Learning nello spazio delle funzionalità perché altrimenti sarebbe troppo grande.

### *3.5.5 Modelli matematici*

Per la modellazione del DT e la manutenzione predittiva si possono applicare anche i modelli matematici.

Sono stati applicati ad esempio gli approcci di degradazione esponenziale del modello, il modello ad n gradi di libertà, il metodo ad elemento finito e il modello di Johnson Cook.

- Un modello di degradazione esponenziale (EDM) è un modello che segue il trend di degradazione basato su un set di parametri. Poiché l'EDM è parametrizzato, esso è flessibile e scalabile a molte macchine ed è impiegato soprattutto per i parametri stocastici.
- Si può usare anche un modello di vibrazione torsionale ad n gradi di libertà (DOF) come modello matematico. Un sistema ad n-DOF è un sistema che richiede n coordinate per descrivere la sua equazione di moto. Ci sono n frequenze naturali in un sistema n-DOF e ciascuna frequenza naturale corrisponde ad uno stato naturale di vibrazione con una configurazione di dislocamento conosciuta come il modo normale. Si usa questo metodo per monitorare la restante vita utile degli ingranaggi oppure per il calcolo del RUL.
- Invece il metodo ad elemento finito (FEM) è un metodo che risolve numericamente equazioni diverse grazie alla divisione dell'oggetto modellato in elementi più piccoli connessi. Si impiega la simulazione FEM per raccogliere informazioni sulla geometria dei materiali e sui dati di processo. Si usa la FEM, ad esempio, per simulare la deformazione della pala di una turbina eolica, lo stress dei denti di un ingranaggio e la temperatura dei cuscinetti.
- Infine, si usa il modello di plasticità di Johnson Cook per descrivere accuratamente e simulare la relazione tra lo stress, lo sforzo e la temperatura durante il processo di fresatura.

## **3.6 Livelli di astrazione che sono usati per i DT**

Il livello di astrazione del DT descrive il livello di dettaglio del DT e il livello di precisione del modulo della manutenzione predittiva. Per esempio, un DT a livello-

componente può provvedere a predizioni di manutenzione più specifiche rispetto ad un DT a livello-sistema. I DT a livello di componente si possono concentrare sui cuscinetti e sui riduttori mentre i DT a livello di sistema ambiscono ad eseguire la manutenzione predittiva su un'intera macchina come sui sistemi di trasporto su rotaia ad elevata velocità, drivetrains e sulle gru a braccio. Il DT di un sistema di sistemi per la manutenzione predittiva è per esempio il modello di un piano di un intero negozio.

### **3.7 I protocolli di comunicazione che sono usati per i DT**

I protocolli di comunicazione descrivono i metodi di scambio di dati tra gli asset fisici e quelli digitali. I più utilizzati sono MQTT, l'OPC UA e il Modbus.

Il Message Queuing Telemetry Transport (MQTT) è il protocollo standard per lo scambio di dati dell'IoT. MQTT usa un mucchio di TCP/IP e pubblica/sottoscrive all'architettura.

Il protocollo MQTT usa due entità di rete: un mediatore e numerosi clienti. Un mediatore MQTT è un server che riceve tutti i messaggi dai clienti e invia i messaggi ai clienti che sono supposti di riceverli. I clienti possono pubblicare i messaggi su un certo argomento, e il mediatore di questi clienti distribuisce il messaggio ad altri clienti che si sono iscritti a quello stesso argomento.

Un altro protocollo di comunicazione usato per lo scambio di dati nell'industria 4.0 è l'Open Platform Communications Unified Architecture (OPC UA). OPC UA nell'ambiente industriale standardizza lo scambio di dati tra gli oggetti fisici pur essendo indipendenti dal produttore. Esso usa una architettura di comunicazione client-server e una pila di TCP/IP. Da qui si può usare uno schema XML per trasportare i dati in un modo orientato all'oggetto.

Un altro tipo ancora di protocollo che può essere utilizzato è il protocollo Modbus. Il Modbus supporta tre protocolli TCP/IP, RTU e ASCII. Il Modbus TCP, usa il protocollo Ethernet e una comunicazione client-server, mentre il protocollo RTU Modbus usa una comunicazione seriale master/slave.

### **3.8 I parametri dello stato di gemellaggio che sono usati nei DT**

I parametri di gemellaggio dello stato sono essenziali per creare un DT che elabora il completo comportamento dell'asset fisico e per spiegare la degradazione dello stesso.

La figura 18, riportata di seguito, mostra i parametri dello stato di gemellaggio che sono stati trovati nei diversi studi. La figura in ascissa mostra le sorgenti di gemellaggio, cioè i parametri degli stati e in ordinata il numero di volte che questi parametri sono stati



trovati nei diversi articoli. Si nota che i vari criteri sono concentrati soprattutto sulle influenze meccaniche o elettriche. La vibrazione è il dato maggiormente utilizzato e a seguire troviamo la velocità, la coppia e la temperatura.

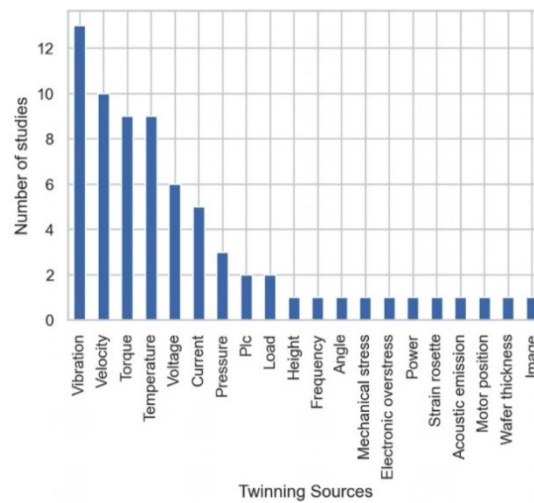


Figura 18. Frequenza dei parametri di gemellaggio nei diversi studi (van Dinter R. et al. 2022)

### 3.9 Le sfide e le direzioni possibili di soluzione nell'uso dei DT

Le tre sfide principali che si possono riscontrare nell'uso del DT sono l'onere computazionale, la varietà dei dati e la complessità dei dati, del modello o degli asset. Di seguito verrà descritta brevemente la sfida e poi verrà presentata una possibile soluzione.

- Il fardello computazionale è considerato una sfida a causa del livello di dettaglio del metodo proposto che influisce sull'energia, sul consumo di tempo e sul rapporto costo-efficacia. La sfida è anche quella di eseguire prestazioni computazionali complesse su un grande volume di dati operativi ad alta velocità. Il peso computazionale su hardware locale potrebbe essere risolto usando un computing Cloud che spesso è più economico rispetto all'ospitare e mantenere un server in sede.
- Creare un accurato DT con le misurazioni ottenute da una singola condizione operativa è una sfida. A questo problema si propone l'utilizzo di sensori addizionali esterni per monitorare la degradazione del sistema. Invece se c'è la mancanza di dati semi-integri e di fallimento per la previsione della manutenzione, come soluzione si possono usare diversi modelli di stima degli indicatori di salute quando si affrontano set di dati diversi.
- Modellizzare un asset complesso con comportamenti diversi su diversi ambienti è una sfida perché attualmente è difficile costruire un Digital Twin dettagliato basandosi sulla complessità delle risorse. Inoltre, la sfida riguarda una grande e

complessa quantità di dati che sarà generata durante il funzionamento del DT, il quale ha caratteristiche di multimodalità, eterogeneità multi-sorgente, multidimensionalità e distribuzione complessa.

- La scarsità dei dati è un problema soprattutto per le piccole imprese che a malapena gestiscono i dati di manutenzione degli asset. Per creare modelli predittivi sono richiesti una grande quantità di dati etichettati run to failure ma questi dati in questi casi non sono disponibili.
- La qualità dei dati è una sfida perché ci potrebbero essere delle incertezze nei dati disponibili. Inoltre, si aggiunge che alcune volte il dato è sporcato da possibili rumori e quindi è difficile stimare i parametri.
- È difficile estrarre il comportamento normale e anormale dei modelli dai grandi dataset in real time. Per creare dati significativi dall'equipaggiamento dei sensori serve un dispendio di tempo importante.
- Ai giorni nostri non esiste un modello maturo di riferimento per il DT. Una possibile soluzione è quella di sorpassare la mancanza di modelli standard, grazie ai produttori e altre organizzazioni che dovrebbero unirsi per progettare uno standard comune per gli approcci alla manutenzione predittiva.
- Infine, un altro problema è la mancanza di un ciclo di feedback nei metodi di manutenzione predittiva da svilupparsi dinamicamente con l'asset. L'uso di un metodo di apprendimento rinforzato come i modelli di Markov potrebbero risolvere questa sfida.

# Capitolo 4

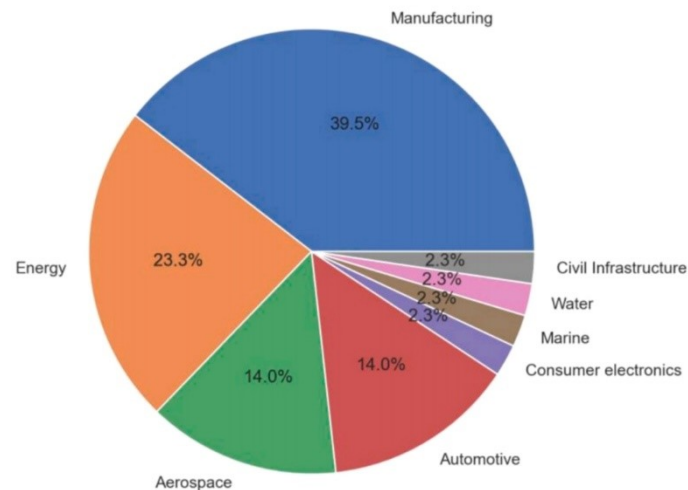
## MANUTENZIONE PREDITTIVA CON DT

### 4.1 DT nella manutenzione

Il DT trova il suo impiego prevalentemente nella manutenzione. Difatti, a causa degli ambienti rigidi e della complessità delle attrezzature nei settori come quello aeronautico, navale o eolico, i costi della manutenzione sono molto elevati il che giustifica l'investimento nella creazione del DT con lo scopo di ottimizzare le attività manutentive (Tao et al., 2018). In situazioni in cui è difficile accostarsi al bene fisico (come nelle piattaforme offshore) è possibile accedere al DT, ospitato nel Cloud, da qualsiasi luogo e può fornire informazioni in tempo reale sullo stato di questo (Tang et al., 2018).

I DT, in molti casi, sono usati anche per predire lo stato dell'asset, in modo tale da programmare conseguentemente il piano di manutenzione. Fare la prognosi è il processo principale della manutenzione predittiva (Aivaliotis et al., 2019).

I domini di applicazione principali della manutenzione predittiva che usa i DT sono raffigurati nella figura 19. Come si può notare i domini di maggior rilievo in cui si applica il DT sono i settori della produzione, dell'energia e il settore aerospaziale. Il DT nel dominio della manifattura si applica sulle macchine computerizzate a controllo numerico (CNC), sui robot industriali e sulla produzione di semiconduttori. L'uso del DT in questo caso si concentra sullo studio dei componenti ad usura rapida come i cuscinetti rotanti e i riduttori, mentre nel dominio dell'energia il DT si impiega sull'energia fossile e soprattutto sulle risorse rinnovabili come le turbine eoliche, le reti energetiche e l'energia nucleare. Infine, lo sfruttamento del DT sul settore aerospaziale è collegato al fatto che la NASA provvede a raccogliere diversi dataset sui cuscinetti per i sistemi di manutenzione intelligente. Quindi usando questi dataset si elimina il bisogno di costruire dei DT personalizzati perché tutti i dati sono già stati simulati, accelerati e standardizzati nella ricerca di processo.



**Figura 19. Domini di applicazione (van Dinter R. et al. 2022)**

Inoltre, i DT sono impiegati per aiutare l'operatore a performare l'incarico specifico di manutenzione (Pairet et al., 2019) e infine per calcolare il costo delle attività di manutenzione (Kaewunruen and Xu, 2018).

#### **4.2 L'obiettivo della manutenzione predittiva che sfrutta il DT**

Secondo "Liu et al., 2018" il concetto di DT contiene nel complesso una tecnologia di acquisizione di dati in real time, una tecnologia di mappatura dei dati e una tecnologia di predizione basata sui dati che può rendere reale la convergenza tra il prodotto fisico e lo spazio virtuale (Liu et al., 2018).

Inoltre, in "Schleich et al., 2017" si descrive che una delle capacità del DT è quella di predire la risposta del sistema di un evento inaspettato, prima che esso occorra. Predizioni di questo tipo possono essere fatte comparando le analisi di questi eventi e la risposta attuale con le predizioni del comportamento che erano state fatte. In altre parole, il DT è uno strumento efficace per la PdM.

Lo scopo della PdM che usa il DT è quello di stimare, predire o rilevare la condizione di salute di un componente, di un sistema o di un sistema di sistemi (Raymon van Dinter et al., 2022).

Gli output ottenuti dall'analisi della manutenzione predittiva possono essere raggruppati in due categorie: azione operativa di classificazione e azione operativa di deterioramento. La prima indica obiettivi rigorosi come gli stati di salute delle macchine e in questo caso si diagnosticano rotture, malfunzionamenti e si rilevano anomalie. L'azione operativa di deterioramento invece si basa su obiettivi continuativi come il MTTF (Mean Time To Failure), ovvero il tempo fino a che la macchina si rompe. In questo caso si stima il RUL,

oppure si predicono gli indicatori di salute, si esegue il monitoraggio della condizione della macchina oppure si calcola l'indice OEE.

### **4.3 Vantaggi e svantaggi dell'impiego del DT nella manutenzione predittiva**

I settori in cui trova maggiormente impiego il modello digitale per la manutenzione sono, come descritto precedentemente, la manifattura, l'industria energetica (come le turbine eoliche, l'estrazione di petrolio, i pannelli solari, ...), il settore delle costruzioni e l'industria aeronautica. Quindi dalla diversità e complessità di questi ambiti si può dedurre che il DT ha una grandissima adattabilità, versatilità e porta efficienza nelle strategie manutentive. Il problema conseguente però sta nel fatto che la creazione dello stesso può essere molto costosa perché in molti casi la manutenzione dell'asset è di per sé molto costosa.

L'impiego dei DT, in tutte le strategie manutentive, producono molti benefici. Nella manutenzione reattiva, il modello digitale ha il compito di determinare la causa della rottura da parte dei modelli mentre nella manutenzione preventiva, l'applicazione del DT può aiutare a migliorare il piano di manutenzione preventiva. Fino ad ora, i piani di manutenzione preventiva sono stati sviluppati con gli anni di esperienza delle persone incaricate della manutenzione o della fabbricazione dell'asset. Molte aziende spesso realizzano una manutenzione preventiva abusiva che viene anche chiamata troppa manutenzione, a causa della conservazione della sicurezza delle persone, dell'ambiente di lavoro e della produttività. Quindi, in questo scenario, i DT potrebbero essere usati con lo scopo di progettare un piano più efficace di manutenzione preventiva.

Inoltre, l'accuratezza nella creazione del DT è molto importante, perché essa potrebbe essere l'unico criterio per stabilire la periodicità delle attività manutentive, oltre a tener presente gli obblighi normativi e legislativi che devono essere applicati soprattutto negli asset critici.

Dal punto di vista della manutenzione predittiva, invece, l'uso del DT è essenziale perché migliora il processo decisionale per la scelta dell'azione manutentiva. I DT permettono una comunicazione integrata dall'asset fisico al modello virtuale attraverso i sensori che sono inseriti nel sistema reale. L'integrazione di dati, provenienti dai sensori come le informazioni di input ai modelli virtuali, induce nella consapevolezza di eseguire una manutenzione nel modello reale. Il DT può incorporare modelli predittivi che valutano lo

stato corrente e quello futuro, analizzano i loro comportamenti e predicono la loro degradazione. Questa predizione migliora quando il DT include molte informazioni sulle caratteristiche fisiche, caratteristiche del processo in corso o caratteristiche dell'operazione che l'asset andrà a compiere. Va evidenziato che è necessario avere i dati storici per la generazione di modelli predittivi e per la conseguente calibrazione e validazione del gemello digitale. In questo caso è molto importante che il modello includa anche le informazioni di come l'asset migliora dopo le attività di manutenzione. Questa informazione, infatti, dovrebbe essere altrettanto necessaria per la validazione dei modelli.

Comunque, l'applicazione del DT si sta affermando gradualmente in molte industrie perché quest'ultime accorgendosi dei benefici che esso comporta, stanno passando dalla manutenzione reattiva a quella predittiva. I vantaggi che l'utilizzo del DT porta nell'ambito produttivo sono per esempio la riduzione dei tempi di inattività operativa, la riduzione dei costi di manutenzione e la riduzione degli investimenti di capitale. Il passaggio, come si può ben ritenere, non è istantaneo perché il gemello digitale è ancora in evoluzione e la riluttanza delle persone ai nuovi cambiamenti e alle nuove strategie potrebbe portare ad interferenze sul modo tradizionale di svolgere la manutenzione. In questo caso, la dimostrazione dei benefici della nuova tecnologia dalla comunità scientifica, gli avanzamenti di soluzioni tecnologiche prodotte dai fornitori e la mente aperta dei Consigli di amministrazione che supportano i nuovi cambiamenti, saranno la chiave per il successo delle strategie predittive nel futuro.

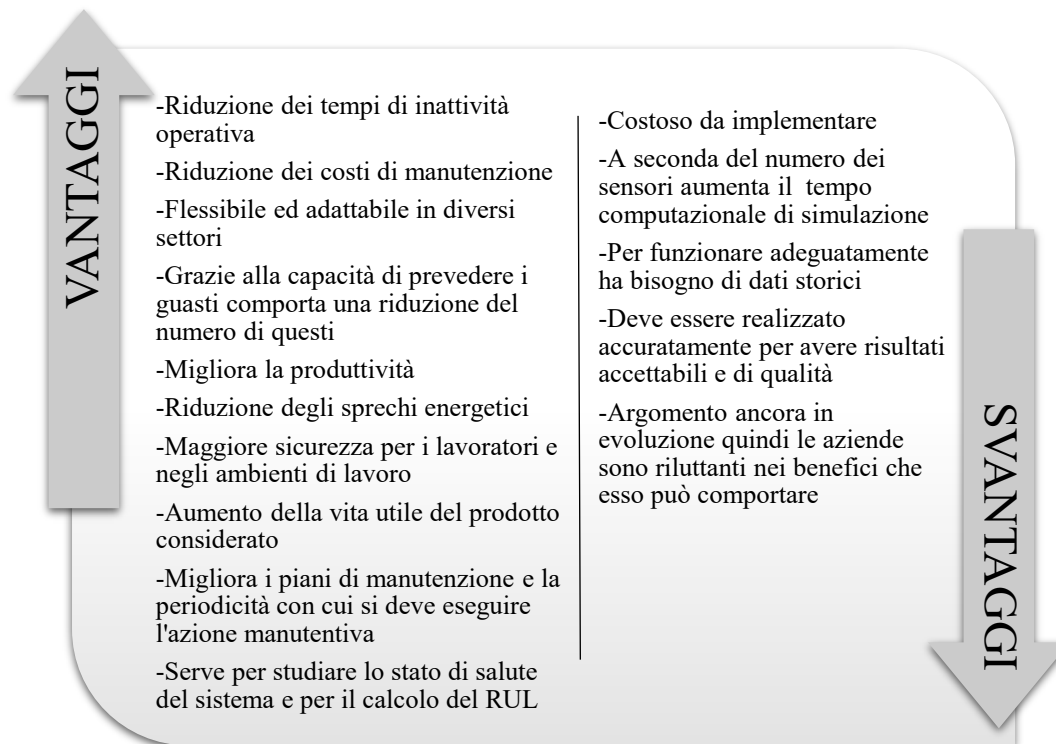


Figura 20. Vantaggi e svantaggi dell'impiego del DT nella manutenzione predittiva

#### 4.4 Definizione di RUL

Il RUL è l'acronimo di Remaining Useful Life che significa la vita utile residua di un componente, di una macchina o di un sistema. Questo indicatore è un concetto essenziale della Prognostic and Health Management (PHM). Infatti, questa disciplina si concentra sul predire il tempo di quando un sistema o un componente non eseguirà più la sua funzione prevista.

Il RUL ha un ruolo essenziale nel processo decisionale per la risoluzione degli imprevisti perché esso determina quando un'azione di manutenzione deve essere svolta.

Questo indice si basa sulle informazioni di valutazione della salute del sistema e sulla comparazione degli output ottenuti dal modello digitale del componente della macchina e dal componente reale.

Le strategie di manutenzione predittiva basate sulla predizione in real time del RUL sono state sviluppate per determinare il miglior tradeoff tra ridurre la vita utile residua di alcuni componenti e diminuire il costo del set up per la loro manutenzione tenendo presente simultaneamente la dipendenza economica e stocastica dei possibili guasti.

Per ottenere informazioni riguardanti la reale vita utile residua del componente si possono usare diverse tecnologie come l'analisi del trend, la modellazione e la simulazione del componente stesso mentre per determinare il miglior programma di manutenzione si deve

considerare la corretta valutazione dell'impatto di ciascun componente sull'intero sistema separatamente dalla sua compatibilità con le scadenze di produzione dell'industria.

Il RUL è il parametro più importante di una macchina, perché basandosi su questa stima, si progetta e poi si esegue un piano di manutenzione. La sua implementazione permette la definizione delle risorse e delle loro relazioni che sono coinvolte nella progettazione per l'affidabilità, nella diagnostica, nella prognostica e nella programmazione della manutenzione.

Per calcolare il RUL si possono utilizzare i seguenti approcci: la legge di Paris e Kalman, la regressione di processo gaussiana (GPR) e il modello ARIMA.

Nel modello di utilizzo di un sistema e nella generalizzazione di un possibile guasto sono stati uniti la legge di Paris e il filtro di Kalman. Questo modello mira a fornire un trend di salute del componente migliorato e una stima più accurata della vita utile residua. Questa tecnica di osservare lo stato è una tecnica di filtraggio avanti/indietro che non ha il ritardo di fase (Bechhoefer e Schlanbusch, 2015).

Inoltre, per la prognostica, un modello stocastico dell'evoluzione di degradazione della macchina è stato sviluppato attraverso la regressione del processo gaussiano (Gaussian Process Regression definito GPR). La distribuzione del RUL, prima del guasto, è stimata dalla comparazione con un criterio di fallimento dei futuri stati di degradazione, previsti dal GPR (Baraldi et al., 2015).

Infine, un'altra tecnologia implementata per la stima del RUL è il modello ARIMA che si basa sui dati storici e poi viene analizzata da tecniche dinamiche simboliche (Efthymiou et al., 2011)

#### **4.5 Problematiche nelle metodologie per il calcolo del RUL**

Nonostante alcune tecniche predittive si concentrino sul calcolo del RUL, si possono riscontrare alcune problematiche durante il loro utilizzo come la mancanza dei dati storici, stima del RUL a livello della macchina invece che a livello del componente, mancanza di aggiornamenti sulle funzionalità della macchina reale e la trascuratezza di alcuni fenomeni di degradazione della macchina.

Per calcolare il RUL, quasi tutti gli approcci menzionati sopra si basano sulla disponibilità dei dati ottenuti dai precedenti guasti dei sistemi di produzione ma non tutte le aziende registrano e poi analizzano questi set di dati. La mancanza di dati storici pone un limite enorme per il calcolo del RUL.



Un'altra problematica che si può riconoscere è la predizione del RUL a livello della macchina e non a livello del componente. La complessità nelle macchine moderne pone un limite all'efficacia del calcolo del RUL. Quindi è consigliabile calcolare il RUL a livello del componente rispetto al livello della macchina.

Inoltre, è stato identificato come limite il mancato aggiornamento nel tempo delle metodologie che sono usate per il calcolo del RUL. In aggiunta, molti modelli sono statici e quindi non possono essere adattati online nel caso in cui la funzionalità della macchina reale venga modificata.

Infine, una limitazione degli approcci già esistenti è quella che alcuni fenomeni fisici e il loro profilo di degradazione non vengono tenuti in considerazione.

#### **4.6 Introduzione all'approccio**

In generale, si usano i modelli physics-based per modellare e analizzare i componenti di una macchina; e per ottenere una maggiore accuratezza del RUL si includono anche i fenomeni fisici che influenzano il loro stato di salute. Dal momento che la predizione è basata sulle equazioni matematiche all'interno dei modelli physics-based, il calcolo della vita utile residua si può predire con dati storici limitati.

Infine, si sfrutta il concetto del DT che consente l'adattamento online della rappresentazione digitale della macchina in base al comportamento reale di essa stessa grazie ad un meccanismo di ottimizzazione della simulazione.

Per riassumere, la PHM esprime la stima della vita utile residua della macchina per determinare il tempo ottimale per eseguire la prossima operazione di manutenzione. Mentre le soluzioni PHM a livello di componente, come ad esempio il cuscinetto, il riduttore e il mandrino, sono migliorate nel tempo e garantiscono una notevole affidabilità per le applicazioni industriali, l'utilizzazione delle soluzioni PHM a livello di macchina è ancora molto ristretta a causa della mancanza di soluzioni da collezionare, da connettere e soprattutto dalla mancanza del controllo dei dati/informazioni provenienti dai sensori e dall'unione di questi grazie ai modelli digitali efficienti.

Di seguito verrà riportata una metodologia model-driven che permetterà la predizione accurata del RUL di un componente della macchina.

## 4.7 Descrizione dell'approccio

La metodologia descritta da Aivaliotis et al., (2019) si focalizza sull'utilizzo del concetto del DT con lo scopo di stimare il RUL di ciascun componente della macchina.

Per il calcolo del RUL, i dati provenienti da differenti fonti devono essere uniti e poi analizzati. Più precisamente, l'approccio model-driven proposto utilizzerà i dati provenienti dal controllore della macchina reale, i dati provenienti dai sensori embedded e i dati provenienti dalla simulazione dei modelli digitali.

I dati generati dalla simulazione dei modelli digitali non possono essere raggiunti dalla macchina reale perché si utilizzano dei sensori virtuali per monitorare i singoli componenti. Durante la simulazione del modello physics-based digitale, l'espressione matematica dettagliata dei componenti della macchina e la connessione tra di loro, permette all'utilizzatore di monitorare e di raccogliere i dati da ciascun singolo componente virtuale della macchina.

L'utilizzo del DT, grazie alla simulazione dei modelli physics-based, punta a risolvere la cinematica inversa del modello partendo dagli input individuati come segnali di posizione e ricavando gli output indicati come segnali di coppia applicati su ciascun componente della macchina alla fine della suddetta simulazione.

I compiti eseguiti dalla macchina reale saranno assegnati ai modelli da simulare in maniera tale da acquisire l'output della simulazione per il calcolo del RUL. Inoltre, sarà utilizzato un meccanismo di ottimizzazione della simulazione per assicurare che le funzioni simulate dal modello della macchina siano approssimate a quelle reali.

Come descritto sopra, l'uso di modelli digitali statici per generare i dati richiesti per la predizione del RUL non è raccomandato perché lo stato della macchina reale potrebbe cambiare. Per assicurarci che i dati generati dalla simulazione del modello digitale possano essere usati per una stima accurata del RUL, i modelli digitali physics-based dovranno essere aggiornati online usando i dati provenienti dal mondo reale.

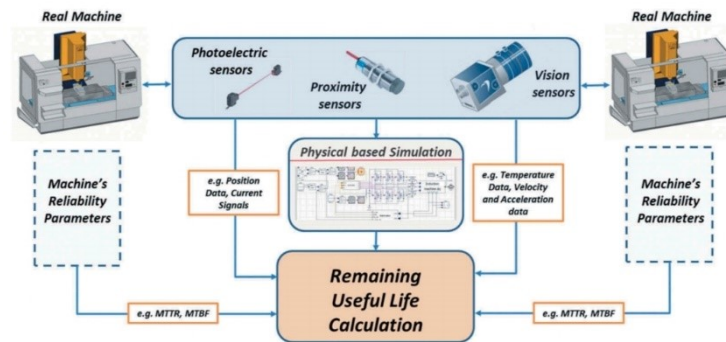


Figura 21. Concetto principale per il calcolo del RUL (Aivaliotis P. et al. 2019)

La procedura per il calcolo del RUL si compone di quattro fasi:

- la prima fase consiste nello sviluppo avanzato della modellazione fisica delle macchine. Un set di sensori virtuali sarà aggiunto alle simulazioni dei modelli delle macchine eccetto per le caratteristiche cinematiche e dinamiche delle stesse.
- La seconda fase si concentra sulla simulazione sincrona connessa ai modelli physics-based delle macchine. Come la simulazione dei modelli delle macchine è usata per il calcolo del loro RUL, i modelli delle macchine dovrebbero essere continuamente connessi per evitare possibilmente le deviazioni tra le loro funzionalità reali e quelle simulate.
- La terza fase consiste nella simulazione dei modelli physics-based usando come input i dati raccolti dai sensori e dai controllori delle macchine.
- La quarta fase include l'unione dei dati all'uscita della simulazione e il monitoraggio dei dati della macchina con lo scopo di predire la vita utile residua delle macchine. L'affidabilità dei parametri della macchina è stata integrata nella simulazione dei loro modelli. Di seguito, ogni fase è descritta in dettaglio.

#### 4.7.1 Fase 1: modellazione fisica avanzata delle macchine

Questa fase si concentra sulla modellazione fisica avanzata del sistema nel software. Inizialmente per studiare il comportamento dinamico si prendono in considerazione la definizione della cinematica e il modello strutturale della macchina reale.

Il modello virtuale della macchina è costituito da una serie di elementi che rappresentano il comportamento dinamico di ciascun componente della macchina in base alla modellistica delle funzioni meccaniche, elettriche, idrauliche e di altro tipo.

È necessario definire ciascun componente della macchina che deve essere modellato per ottenere un modello funzionante. Il modello, inoltre, per essere efficiente deve essere simulato in un tempo computazionale accettabile.

Alcuni componenti della macchina, infatti, vengono rappresentati come delle scatole nere (ovvero, senza la conoscenza delle sue operazioni interne) o come delle scatole grigie (usando dati teorici per completare il modello) o come delle scatole bianche dove si conoscono le funzionalità esatte e le operazioni che compie questo componente.

Successivamente, vengono definiti i sensori virtuali del modello per la complessità del modello di simulazione della macchina. I sensori virtuali sono modellati con un layout di elementi e la loro funzione è quella di monitorare e raccogliere i dati dai modelli physics-based durante la simulazione. Bisogna fare attenzione nell'utilizzo e nel numero dei sensori virtuali perché questi sono direttamente proporzionali all'aumento del tempo computazionale della simulazione del modello.

Perciò, è importante aver definito e specificato i dati che devono essere collezionati dalla simulazione del modello perché poi questi verranno impiegati nell'algoritmo della predizione del RUL.

Infine, vengono definiti i parametri di modellazione, i quali saranno usati per aggiornare il modello fisico basato sul controllore e sui dati dei sensori.

Questi parametri saranno modificabili e verranno associati con la messa a punto della simulazione sincrona con l'obiettivo di regolare il comportamento del modello della macchina con quello della macchina reale.

Di seguito, nella figura 22, è riportato un breve schema dei passi da eseguire nella prima fase.

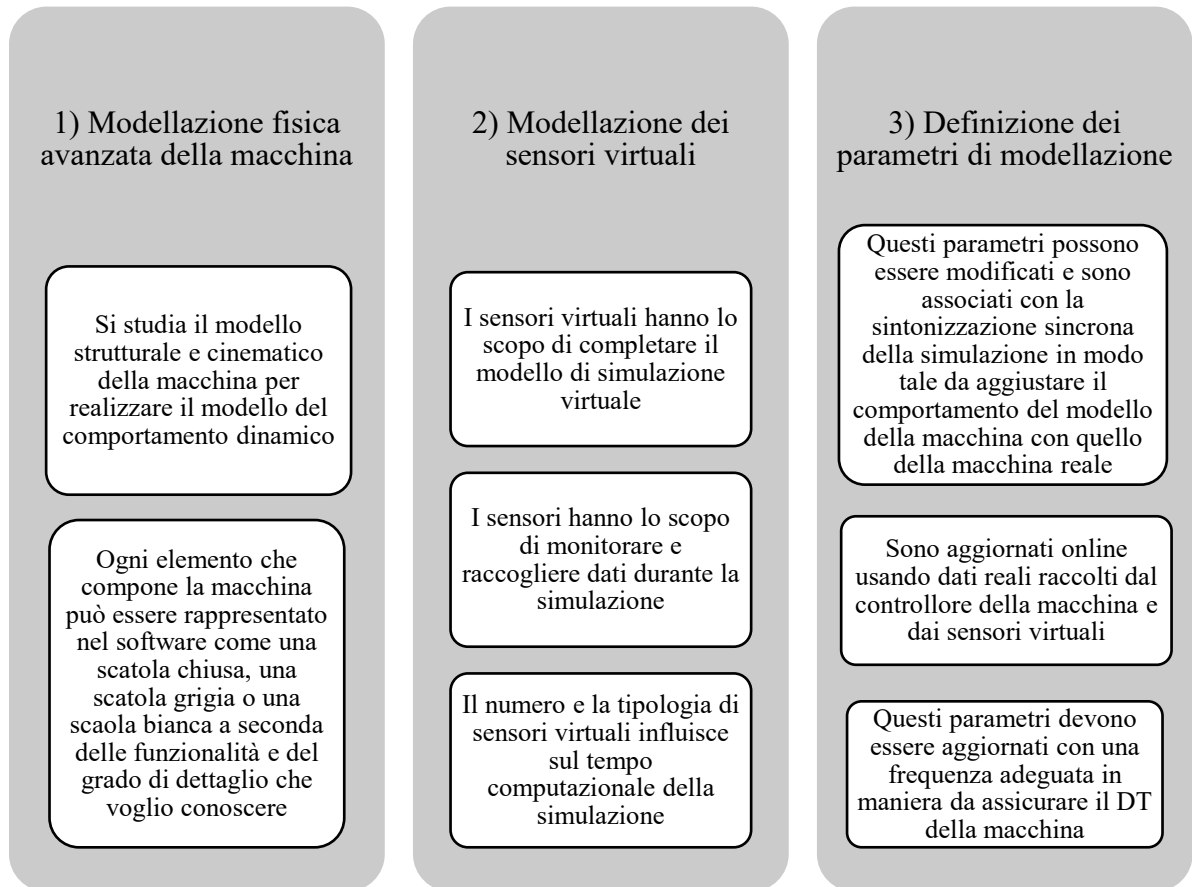


Figura 22. Passi per la modellazione

#### 4.7.2 Fase 2: messa a punto della simulazione del modello physics-based

Questa fase si concentra sulla messa a punto del modello physics-based come raffigurato nella figura 23. Lo scopo di questa fase è di realizzare il DT delle macchine reali nell'ambiente di simulazione.

Riprendendo la fase 1, dopo aver determinato i parametri di modellazione il passo successivo è quello di definire i dati che devono essere monitorati sia dai sensori fisici che si trovano inseriti nella macchina sia dal controllore delle risorse che si trova anch'esso inserito nella macchina. Una volta acquisiti i dati si impiega una tecnica di sintesi che considera sia le riduzioni fisiche sia quelle computazionali.

Per riduzione fisica si intende la somma di dati che devono essere sintetizzati tenendo presente che una potenziale mancanza di dati potrebbe occorrere mentre per riduzione computazionale si intende il tempo computazionale che serve per ottenere la sintesi dei dati.

I dati sintetizzati hanno l'obiettivo di perfezionare i modelli grazie all'aggiornamento dei parametri di modellazione. Particolarmente i dati attuali che sono raccolti dal controllore e dai sensori inseriti nella macchina servono per due ragioni: la prima è quella di fornire l'input al modello digitale per la sua simulazione e la seconda è quella di confrontarli con l'output della simulazione. Successivamente ci sarà un confronto tra il comportamento attuale della macchina e quello predetto dal modello digitale.

Per realizzare il concetto di DT, i parametri di modellazione hanno lo scopo di eliminare il possibile errore derivato da questa comparazione. Per fare sì che l'errore sia nullo, la stima dei parametri di modellazione dovrebbe essere compiuta periodicamente e poi essere fornita al modello digitale.

Dal momento che i parametri della modellazione sono stati stimati e il modello è stato creato, la deviazione tra il comportamento attuale e quello digitale della macchina è calato. Quando questa deviazione è più bassa del limite desiderato, la procedura di sintonizzazione si ferma e i nuovi parametri di modellazione sono ottenuti e forniti al modello digitale.

Una parte di questa fase è quella di definire la priorità della sintonizzazione online in real time del componente della macchina. Da una parte, la sintonizzazione sincrona dei modelli di simulazione è responsabile di mantenere la precisione del risultato del DT oltre il 95% ma dall'altra parte non è necessario che tutti i parametri di modellazione siano continuamente aggiornati. Alcuni dei parametri di modellazione saranno sintonizzati con frequenze più basse rispetto ad altre a causa degli effetti inferiori sulla simulazione del processo. Una tabella dei fattori di peso definisce la frequenza di sintonizzazione per ciascun componente della macchina. In questo modo, il tempo computazionale è ridotto.

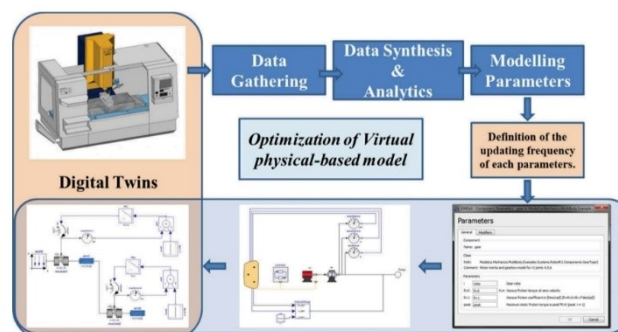


Figura 23. Messa a punto del meccanismo di simulazione sincrona (Aivaliotis P. et al. 2019)

#### 4.7.3 Fase 3: l'operazione del DT

Come mostrato nella figura 24, lo scopo principale di questa fase è l'utilizzo del DT. Dopo la modellazione della macchina (fase 1) e la sintonizzazione tra il modello digitale e la macchina reale durante il loro funzionamento (fase 2), il prossimo passo è la loro simulazione.

L'input da adoperare nella simulazione è lo stesso che viene servito alla macchina vera. Questa immissione di dati è elaborata virtualmente nel software della simulazione e i dati in uscita sono usati per la stima del RUL di ciascuna macchina (fase 4). Quest'output virtuale ottenuto dalla simulazione viene confrontato con l'attuale output ottenuto dal funzionamento della macchina reale. Dai risultati di questa comparazione si calcola il RUL.

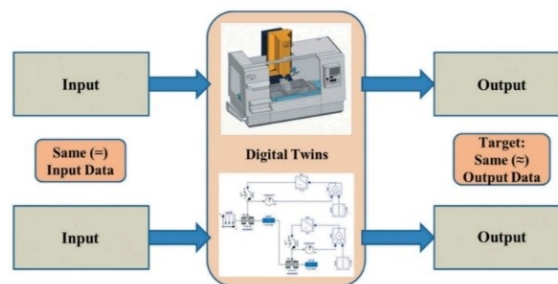


Figura 24. Simulazione degli input sui modelli digitali (Aivaliotis P. et al. 2019)

#### 4.7.4 Fase 4: calcolo del RUL

Il RUL del componente è calcolato considerando i dati raccolti dai sensori, dai controllori delle macchine e dalla simulazione dei modelli physics-based della macchina stessa.

La simulazione integrata del modello permette la predizione del comportamento del sistema sotto diverse condizioni di lavoro. Inoltre, i modelli digitali possono essere usati per la simulazione del piano futuro di produzione definito per le macchine. La necessità del DT aumenta dal fatto che i dati collezionati dai sensori non sono sempre adeguati al calcolo del RUL.

Grazie all'uso di modelli physics-based, si possono estrapolare i dati usando sensori virtuali basati sulla rappresentazione matematica della macchina.

I parametri monitorati possono essere collegati alla temperatura, alla tensione, alla corrente, al momento torcente e alla forza.

Questi parametri sono raccolti direttamente dal controllore della macchina mentre la simulazione dei modelli physics-based usano i sensori virtuali come descritto nella fase 2. Tutte queste misurazioni sono filtrate e poi raggruppate per una specifica fase

temporale. Queste azioni di filtraggio e raggruppamento sono eseguite al fine di evitare la cattura random di cambiamenti bruschi dei parametri che non sono importanti per la condizione della macchina.

L'output di questa fase permette il calcolo del RUL del componente della macchina durante il suo funzionamento.

La predizione del RUL si basa sulla comparazione del comportamento predetto del componente della macchina e il comportamento nominale del componente reale.

Questo confronto è basato sulla comparazione di segnali e più precisamente sul segnale della coppia. La procedura per il calcolo del RUL di un componente della macchina è quello di simulare continuamente il modello digitale tenendo in considerazione il piano delle operazioni future della macchina reale così come la degradazione del modello dovuta a fenomeni fisici nel tempo e comparare l'output della simulazione con l'output nominale della macchina. Algoritmi efficienti sono usati per processare e unire i dati raccolti con lo scopo di fornire le informazioni generate al software di simulazioni. Questa informazione è usata come input per la simulazione e per la sintonizzazione della simulazione del modello.

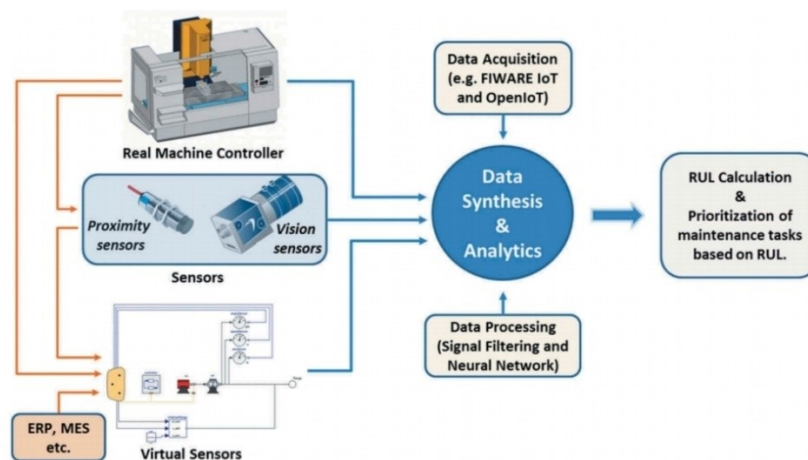


Figura 25. Metodo per il calcolo del RUL (Aivaliotis P. et al. 2019)

#### 4.7.5 Implementazione del sistema

In questa sezione è descritto il software che è stato implementato con lo scopo di eseguire l'approccio presentato. La procedura di modellazione è stata sviluppata nell'ambiente OMEdit, una connessione MODELICA editor per Open MODELICA. Open MODELICA, come descritto nel capitolo 3, è una risorsa aperta basata su MODELICA modellazione e l'ambiente di simulazione è inteso per l'uso industriale. MODELICA è



un linguaggio senza proprietario, orientato sull'oggetto, basato su equazioni per modellare convenientemente sistemi fisici complessi. Questo software permette all'utilizzatore di creare modelli che descrivono il comportamento di sistemi nel mondo reale in due modi. Il primo modo è quello di usare i componenti liberamente dalla standard library di Modelica e il secondo è quello di creare i propri componenti. Unendo questi componenti si possono creare larghi e complessi sistemi.

Il calcolo del RUL è basato sull'output della simulazione physics-based in combinazione con i dati prodotti dalla macchina. Questi ultimi dati sono usati per validare che il RUL calcolato è in linea con il tempo di vita ideale di funzionamento. Nonostante grandi deviazioni potrebbero occorrere durante il confronto di questa metrica, dal momento che il RUL è basato sul funzionamento della vera macchina mentre i parametri del produttore sono basati su un livello teoretico del funzionamento nominale della stessa, si può ottenere lo stato di salute dei componenti della macchina. In accordo, la priorità dei lavori di manutenzione può essere data basandosi sul RUL di ciascun componente.

## **4.8 Caso studio**

Per dimostrare la funzionalità dell'approccio appena discusso riprendo un caso studio presentato nell'articolo "the use of Digital Twin for predictive maintenance in manufacturing" di Aivaliotis, Georgoulia e Chryssolouris. La risorsa da studiare è una struttura robotica di sei assi che viene utilizzata per lavori di saldatura nell'assemblaggio di un sistema termosifonico. La dimostrazione dell'approccio sarà presentata suddivisa in fasi in modo tale che ci sia una corrispondenza con le informazioni descritte precedentemente.

### **FASE 1: AVANZATA MODELLAZIONE FISICA DELLE MACCHINE**

Il modello digitale del robot è presentato nella figura 26. Il componente "struttura meccanica" del robot digitale consiste di sette collegamenti, sei giunti, sei assi, un attrezzo e un telaio di base che corrisponde ai reali sottocomponenti del robot. Il numero di parametri di ciascun sottocomponente (ad esempio la massa, il centro di massa, il tensore di inerzia, l'asse di ciascun collegamento) è stato definito personalmente dal costruttore del robot mentre altri parametri sono stati estratti dai file di CAD o stimati mediante procedure di identificazione. Ciascun asse è utilizzato come collegamento tra il componente "struttura meccanica" e i sei componenti riduttori. Ciascun componente riduttore consiste di un ingranaggio ideale che rappresenta il rapporto di cambio di

ciascun asse, un componente rotazionale con l'inerzia che rappresenta gli ingranaggi e un cuscinetto che rappresenta la frizione Coulomb. Successivamente, ogni componente riduttore è collegato con il corrispondente componente chiamato "segnale di input" attraverso il componente "attuatore" che è responsabile di creare un segnale di coppia, per il movimento del corrispondente giunto collegato, basato sull'informazione del componente "segnale di input".

Il secondo passo della fase 1 è la modellazione e l'integrazione di un numero di sensori virtuali nel modello digitale con lo scopo di raccogliere dati che non giungono da altri sistemi di sensori o dai controllori del robot.

In questa dimostrazione sono stati utilizzati tre sensori virtuali: sensore di posizione, di velocità e di accelerazione. Questi sensori hanno lo scopo di raccogliere il segnale di posizione nell'albero di uscita del riduttore rispetto al segnale di posizione prima del cuscinetto, raccogliere il segnale di velocità nell'albero di uscita del riduttore rispetto al segnale di velocità prima del cuscinetto e raccogliere il segnale dato dall'accelerometro nell'albero di uscita del riduttore rispetto al segnale dato dell'accelerometro prima dell'influenza dell'inerzia dell'asse. I tre sensori sono integrati in ciascun riduttore del modello digitale.

Assumendo che il riduttore è il componente più critico per il ciclo di vita di un robot, i parametri di modellazione del modello digitale derivano dalla presenza dei riduttori. Più precisamente, i parametri che maggiormente influenzano il funzionamento dei riduttori sono i parametri di modellazione  $F_c$  che corrisponde al componente "frizione" del riduttore del robot ed esso è collegato con la frizione Coulomb e il parametro  $J_m$  che corrisponde all'inerzia degli ingranaggi. Questi due parametri saranno sintonizzati nel tempo da un meccanismo di sintonizzazione che è descritto nella fase 2.

Componente	Sottocomponente	Livello di modellazione
Attuatore	-	Scatola nera
Segnale di input	-	Scatola nera
Riduttore	Ingranaggio ideale Attrito del cuscinetto Inerzia	Scatola grigia
Struttura meccanica	Collegamenti Giunti Massa Telaio	Scatola bianca

**Tabella 1. Componenti del robot e livelli di modellazione**

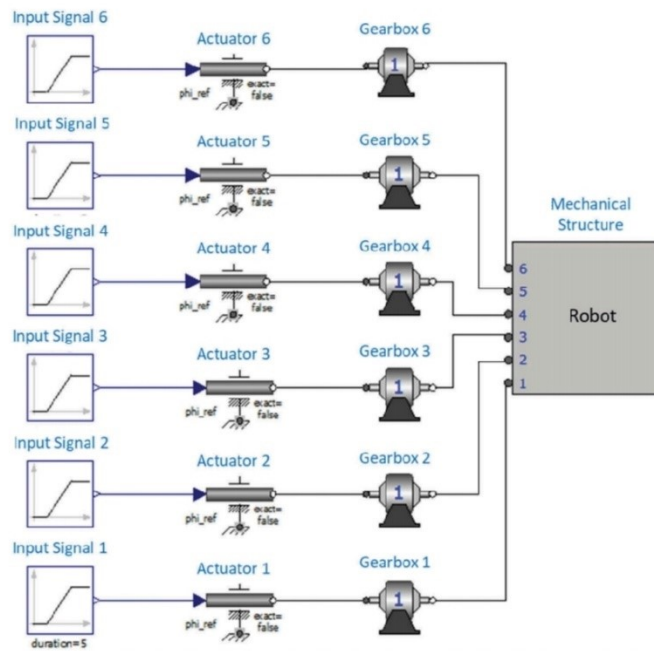


Figura 26. Modello digitale del robot (Aivaliotis P. et al. 2019)

Parametri di modellazione	Fattore di peso di sintonizzazione
Fc (attrito di Coulomb)	80% (aggiornamento di 1 tempo ogni 8 cicli di simulazione)
Jm (inerzia degli ingranaggi)	60% (aggiornamento di 1 tempo ogni 6 cicli di simulazione)

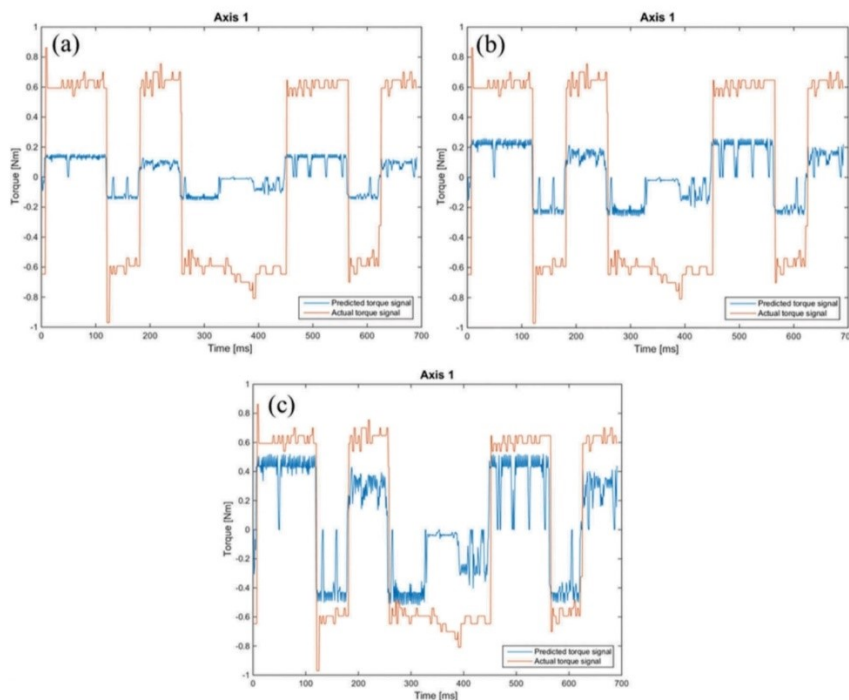
Tabella 2. Parametri di modellazione e fattori di peso

## FASE 2: SIMULAZIONE SINCRONIZZATA DEL MODELLO PHYSICS-BASED

Dopo la fase di modellazione, la simulazione sintonizzata del meccanismo è stata implementata sui modelli con lo scopo di realizzare il DT. In questo caso studio, i dati che sono stati usati per la sintonizzazione del modello sono dati che sono stati raccolti dal controllore del robot e dagli accelerometri che sono stati piazzati sui collegamenti del robot. Per ciascun riduttore, sono stati monitorati due segnali: il primo è stato raccolto usando il controllore della macchina e monitora il segnale di posizione attuale prima del riduttore mentre il secondo è stato raccolto usando l'accelerometro e monitora il segnale di coppia attuale dopo il riduttore. La stessa procedura si è svolta continuamente e i dati sono stati immagazzinati in database locali mentre la simulazione procedeva. Per ciascuna iterazione della simulazione, i segnali di posizione attuale di ciascun riduttore sono stati forniti come input al modello digitale. La dinamica inversa del modello digitale è stata simulata in OpenModelica ed è stato calcolato il segnale della coppia predetta da

ciascun riduttore. In accordo, il meccanismo sintonizzato richiede anche una simulazione del modello ma con i valori iniziali di  $F_c$  e  $J_m$  così come sono stati definiti dal costruttore dei riduttori.

I dati dell'esecuzione reale e i dati della simulazione virtuale sono stati confrontati e sono stati calcolati gli errori della coppia. La stima dei parametri della modellazione del modello è basata sul metodo non lineare dei minimi quadrati. Usando questo metodo, i range dei valori per i parametri è stato ristretto significativamente. Inoltre, è stato eseguito un processo iterativo usando i parametri stimati con lo scopo di valutare il comportamento del modello simulato. I parametri dinamici per i quali gli errori calcolati sono stati minimi sono stati salvati per la prossima esecuzione del programma. Questo processo è stato eseguito tante volte quante il numero dell'esperimento del robot avente come output un documento Excel che includeva i parametri dinamici del robot. Quando i parametri sono stati stimati con successo, i nuovi valori del  $F_c$  e del  $J_m$  sono stati importati nel modello digitale.



**Figura 27. Confronto del segnale di coppia dell'asse 1 (a) senza sintonizzazione del modello, (b) durante la sintonizzazione, (c) dopo la sintonizzazione (Aivaliotis P. et al. 2019)**

La figura 27 rappresenta come la deviazione tra il segnale di coppia attuale (arancione) e quello predetto (azzurro) è eliminata durante la sintonizzazione del sistema grazie all'aggiornamento dei parametri  $F_c$  e  $J_m$ . Queste figure sono riferite all'asse 1 del robot

ma la stessa procedura si è svolta anche per la modellazione dei parametri degli altri cinque assi. Al fine di ridurre il tempo computazionale del sistema, i fattori di peso che hanno il compito di indicare quanto spesso un parametro deve essere aggiornato, sono stati definiti per tutti i parametri della modellazione. La definizione di questi è basata sulla letteratura e più precisamente sugli studi nei quali si definisce in quale maniera un fenomeno fisico influenzi lo stato di salute della macchina (Chandra et al., 2006; Kang et al., 2015). Il tempo iniziale per l'esecuzione di una simulazione con entrambi i parametri che devono essere sintonizzati su ogni iterazione della simulazione è stato approssimato a 260ms e dopo la definizione dei parametri di peso, questo periodo di tempo è stato ridotto del 24%, ottenendo quindi 197,6s.

### FASE 3: SIMULAZIONE DELLE FUNZIONALITÀ DELLA MACCHINA

Dopo la modellazione della cinematica inversa del modello del robot e il modello digitale sintonizzato, si è svolta la simulazione dell'intero sistema. I segnali di posizione monitorati dei motori del robot sono stati convertiti e importati come input alla simulazione attraverso i segnali di input dei componenti. I parametri di simulazione sono stati definiti con lo scopo di eseguire con accuratezza e velocità la simulazione. L'output della simulazione è il segnale della coppia di ciascun riduttore del robot che si è verificato in modo da muovere il robot simulato come fosse quello vero.

### FASE 4: CALCOLO DEL RUL

Dal momento in cui il DT è stato creato, i modelli digitali sono pronti per essere usati per la simulazione dei riduttori in differenti casi di funzionamento. Si sono svolti un set di esperimenti e lo stato di salute di ciascun riduttore del robot è stato calcolato come risultato del confronto tra la funzione nominale del robot e quella predetta che è stata ottenuta attraverso il modello digitale. Quando la differenza tra le due supera un limite predefinito, poi l'algoritmo di calcolo del RUL provvede al RUL di ciascun elemento per il corrispettivo caso di funzionamento della macchina.

Il piano di produzione della compagnia di manutenzione e i principali compiti del robot di saldatura sono stati presi in considerazione per l'esecuzione degli esperimenti. Le figure sottostanti rappresentano il funzionamento del riduttore dell'asse 1 del robot durante la sua simulazione per un periodo di sei mesi. La simulazione del robot si esegue ogni giorno entro la fine del periodo di tempo stabilito, nonostante venga mostrato un diagramma per mese per indicare come la frizione del cuscinetto ( $F_c$ ) e l'inerzia degli

ingranaggi ( $J_m$ ) influenzino lo stato di salute del riduttore. Nello stesso caso, tutti i riduttori del robot vengono simulati e si stima il RUL.

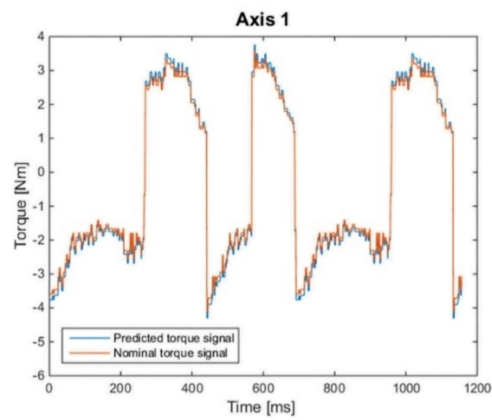


Figura 28. Confronto del segnale di coppia nominale e predetta dopo un mese (Aivaliotis P. et al. 2019)

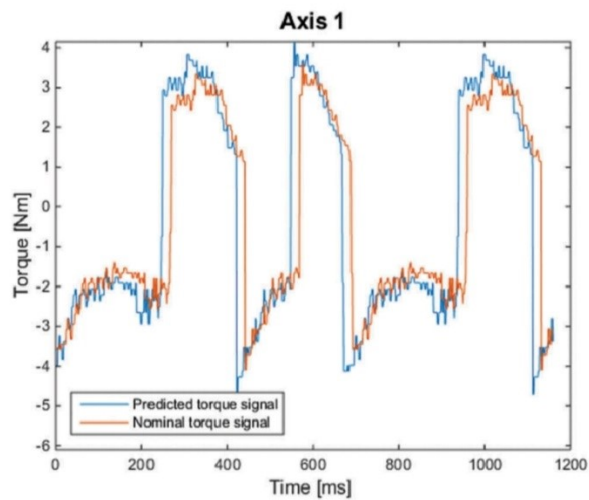


Figura 29. Confronto del segnale di coppia nominale e predetta dopo quattro mesi (Aivaliotis P. et al. 2019)

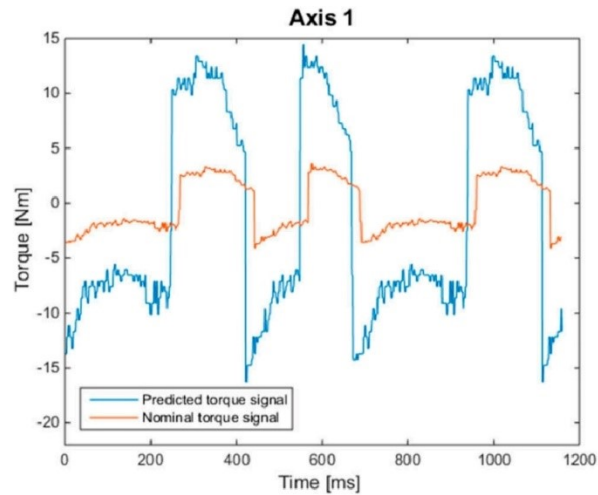


Figura 30. Confronto del segnale coppia nominale e predetta dopo 6 mesi (Aivaliotis P. et al. 2019)

Come è mostrato nelle figure 28-30, la deviazione tra il segnale di coppia nominale e il segnale di coppia predetto è aumentato durante il tempo a causa dell'usura.

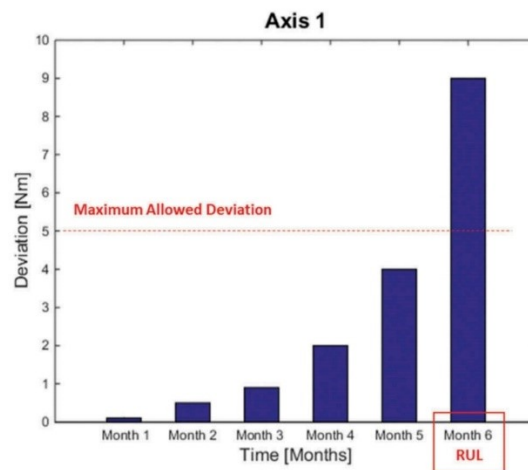


Figura 31. Calcolo del RUL basato sulla massima deviazione permessa (Aivaliotis P. et al. 2019)

Nell'immagine 31, la deviazione massima consentita è stata definita dall'utilizzatore del robot tenendo in considerazione i dati storici e le esperienze precedenti.

Sulla base del caso studio sopra citato, il RUL del riduttore dell'asse 1 del robot è stato di 6 mesi. In altre parole, la deviazione tra il segnale della coppia nominale che deve essere applicata al riduttore del robot per eseguire le attività di saldatura e i segnali predetti che sono stati stimati prendendo in considerazione il futuro piano di produzione e la degradazione dei profili dei componenti "riduttori", ha superato il massimo limite consentito. Il modello digitale di ciascun componente veniva aggiornato quotidianamente tramite la sintonizzazione dei parametri di modellazione  $F_c$  e  $J_m$ . Per realizzare questo, i dati richiesti sono stati raccolti dal controllore del robot con l'obiettivo di identificare il

comportamento dei componenti e di conseguenza di adattare i loro modelli digitali. Nello stesso modo è stato stimato il RUL degli altri riduttori. Lo stesso esperimento è stato ripetuto continuamente una volta al giorno dopo la sintonizzazione dei modelli digitali.

Quindi, l'iterazione della simulazione per il calcolo del RUL in questa applicazione era una volta al giorno. Il RUL calcolato era lo stesso in tutti gli esperimenti ma se il calcolo si svolgeva su base giornaliera rispetto a quella mensile come in questo scenario si potevano verificare delle piccole alterazioni.

Considerando i risultati del caso presentato, la metodologia proposta consente la previsione del RUL dei componenti della macchina e la stessa modalità si può applicare su una struttura più generica per attuare un'azione di manutenzione predittiva.

Fatta eccezione per la tecnica di stima del RUL, la procedura proposta si concentra anche sulla creazione di modelli digitali e sull'abilitazione del concetto di DT. In questa ricerca, il metodo è stato implementato e validato sui riduttori di un robot anche se la stessa metodica può essere applicata in altri componenti.

Infine, dall'esperimento si possono identificare alcune limitazioni. In primo luogo, è stato assunto che i componenti più critici dei riduttori sono i cuscinetti. Secondo la letteratura, le principali cause di cedimento dei cuscinetti sono correlate a problemi di carico e della lubrificazione. In questo caso studio, l'usura riportata è dovuta a condizioni operative normali di un riduttore. Questo significa che il carico rientra nell'intervallo indicato dal produttore mentre la lubrificazione è deteriorata a causa del tempo operativo. Questo è il motivo per cui questo documento si concentra sull'attrito. In secondo luogo, la metodologia proposta non è stata validata attraverso un reale scenario che include un guasto di un componente della macchina. In altre parole, la metodologia funziona e viene stimato il RUL di ciascun componente; tuttavia, un vero guasto confermerà se il RUL è stato calcolato con elevata precisione o meno.

In terzo luogo, i modelli physics-based di alcuni componenti sono stati modellati come delle scatole nere. Questa scelta aumenta le possibilità di una stima RUL non precisa per questi componenti.



# Capitolo 5

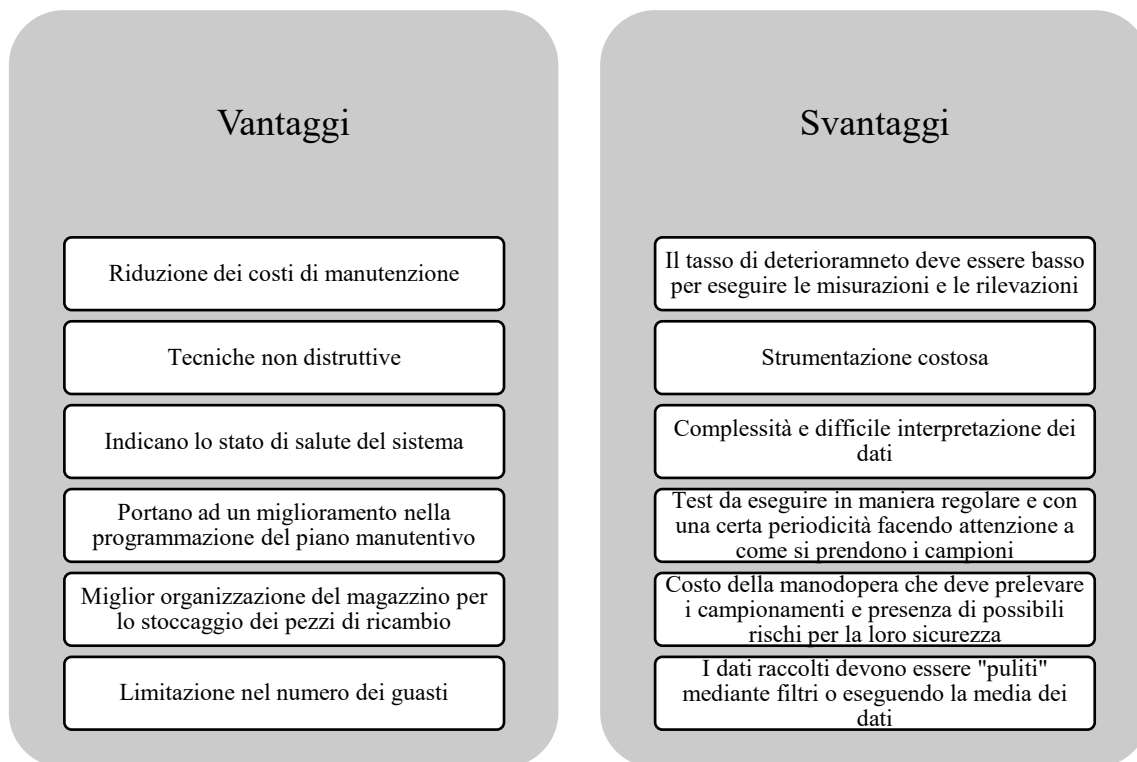
## CONCLUSIONI

Nel presente elaborato è stato trattato l'utilizzo del DT come approccio alla manutenzione predittiva.

La manutenzione è l'insieme di tutte quelle azioni che servono per mantenere attivo un impianto in maniera tale da massimizzare la sua efficienza diminuendo così i tempi di guasto e ripristino delle sue normali caratteristiche e funzionalità. Una manutenzione adeguata non si basa solo su motivi economici ma anche su ragioni etico-sociali. Le politiche manutentive principali che si possono riconoscere sono la manutenzione correttiva, quella preventiva, quella predittiva e infine quella prescrittiva. Tenendo presente tutte queste tecniche, si nota che nessuna è preferibile rispetto alle altre ma queste devono essere scelte adeguatamente in maniera tale da ottenere i migliori benefici.

Tra le tecniche appena elencate, quella che si sta affermando soprattutto in ambito industriale è la manutenzione predittiva. I risultati ottenuti da questa tecnica sono per la maggior parte migliorativi: aumento dell'affidabilità del sistema, ottimizzazione degli impianti e perfezionamento della gestione della manutenzione. Questo metodo, grazie ad una valutazione dello stato di salute del sistema riesce a riconoscere i difetti dei componenti e a prevedere i guasti futuri. Di conseguenza, conoscendo la natura e il tempo in cui si verificheranno i guasti, si può determinare la migliore azione preventiva di manutenzione da intraprendere. Inizialmente questa tecnica era solamente visiva, infatti si basava sulle perlustrazioni e sulle osservazioni che gli addetti alla manutenzione eseguivano nell'azienda per rilevare i guasti imminenti. Successivamente l'attività di controllo degli operatori è stata sostituita in parte con i sensori. In questo modo la valutazione dello stato di salute del sistema non è più riferita a livello di componente ma è a livello del sistema. Un progetto di PdM si compone principalmente di tre passi: il primo è l'acquisizione dei dati, il secondo è l'elaborazione di questi e infine il processo decisionale per attuare la miglior scelta di azione manutentiva oltre che all'indicazione del miglior momento per eseguirla. I dati sono acquisiti dai sensori mediante esami periodici e monitoraggi costanti del sistema considerato. Le principali tecniche di manutenzione predittiva che si basano su questa procedura sono l'analisi delle vibrazioni, l'analisi acustica, la tribologia e la termografia. L'utilizzo di queste tecniche non portano danni ai sistemi esaminati e i risultati che si ottengono dalla loro applicazione sono dati

dal confronto tra il modello di analisi ottenuto a funzionamento nominale e il modello di analisi conseguito quando il macchinario ha malfunzionamenti dovuti a dei difetti o a dei principi di guasto. Inoltre, data la complessità degli esiti ottenuti e la loro corretta interpretazione è necessaria la presenza di personale qualificato e con una certa esperienza. La metodologia maggiormente utilizzata è la prima citata. Questa viene utilizzata soprattutto su apparecchiature elettromeccaniche. L'analisi delle vibrazioni può rilevare possibili squilibri o disallineamenti dei componenti che compongono il sistema. Alcuni svantaggi nella sua applicazione sono ad esempio l'eliminazione dei dati "spuri" e l'analisi nel dominio della frequenza che non sempre identifica in dettaglio il difetto. La tribologia invece è la disciplina che si interessa della degradazione e la composizione chimica dell'olio e dei lubrificanti per determinare il momento migliore per la loro sostituzione. Questo tipo di analisi non identifica lo stato di salute della macchina ma svolge un ruolo fondamentale per la salvaguardia dell'ambiente, per la riduzione dei costi e per un miglioramento nell'organizzazione delle quantità d'olio in magazzino. Le limitazioni che si riscontrano nella sua pratica sono, ad esempio, il costo delle attrezzature e l'acquisizione dei campioni che deve essere eseguita in maniera precisa per fare in modo di non andare ad influenzare i dati finali. La termografia, invece, è una tecnica che monitora l'emissione di energia infrarossa di un meccanismo per determinare lo stato di salute dello stesso. Questa metodologia viene svolta attraverso la scannerizzazione del sistema mediante telecamere ad IR, termometri o scanner perché sfrutta il fatto che gli oggetti avendo una temperatura al di sopra dello zero assoluto emettono energia o luce infrarossa. Alcune problematiche che si possono riconoscere sono ad esempio i costi elevati per la strumentazione, l'esecuzione di una corretta misurazione della temperatura considerando la superficie e la distanza tra l'oggetto e la telecamera e la messa in sicurezza delle persone e dell'ambiente quando si esegue la scansione. Infine, l'analisi acustica si concentra sui modelli sonori che le macchine creano quando sono in funzionamento. Questo tipo di metodologia riprende il concetto dell'analisi delle vibrazioni. Queste tecniche sono efficaci per prevedere i difetti e i guasti ma devono essere svolte periodicamente e con regolarità dagli addetti alla manutenzione che hanno sempre una probabilità di rischio che non garantisce sulla loro incolumità.



**Tabella 3. Riassunto dei vantaggi e degli svantaggi delle tecniche PdM**

Nell'ultimo ventennio, è sorta una nuova tecnologia chiamata Digital Twin per la manutenzione predittiva. Il Digital Twin tradotto come modello digitale è la rappresentazione virtuale di un componente reale. Questi due oggetti, quello virtuale e quello reale, sono sempre sintonizzati tra di loro in maniera tale che il DT acquisisca dati operativi e tecnici sia dai controllori inseriti sulla macchina reale sia dai sensori virtuali. Inoltre, il gemello digitale deve essere in grado di simulare il comportamento dell'asset fisico. Questa applicazione serve per prevedere lo stato di salute del sistema in maniera tale da programmare e organizzare il successivo piano di manutenzione. Il DT non è un modello statico anzi è qualcosa che cambia ed evolve con il comportamento e la struttura della macchina reale. Fatta questa premessa, si è già intuito che il suo costo computazionale è elevato ma i vantaggi che la sua esecuzione porta con sé sono notevoli. Il gemello digitale innanzitutto trova applicazione in diversi ambiti: partendo dal settore manifatturiero, a quello dell'energia, al settore delle costruzioni, a quello aerospaziale e quello dell'automotive. Infatti, è uno strumento versatile e adattabile nelle diverse tipologie di settore industriale. Nelle situazioni in cui è difficile accostarsi al bene fisico è possibile accedere al DT, ospitato nel Cloud, da qualsiasi luogo e in qualsiasi momento e esso può fornire informazioni in real time sullo stato del sistema. Inoltre, ottimizza il programma di manutenzione, ottimizza la produzione, la logistica, aumenta la disponibilità dell'impianto, riduce il numero di guasti e riduce i costi di manutenzione.

Per determinare lo stato di salute di un asset, il gemello digitale viene utilizzato per il calcolo del RUL. Il RUL è un parametro che indica la vita utile residua del componente preso in esame. Il RUL è fondamentale nel processo decisionale per risolvere gli imprevisti perché dal suo calcolo si progetta il piano di manutenzione e si determina il momento esatto per eseguire l'azione manutentiva. Per la stima del RUL di un asset tramite l'impiego del DT bisogna seguire una procedura composta da quattro fasi: modellazione fisica del sistema, realizzazione e sintonizzazione del modello digitale con quello reale, successiva simulazione e infine il calcolo del RUL. In questa tesi si riprende il caso studio di un robot per la saldatura di un sistema termosifonico. Dopo aver modellato il robot e averlo rappresentato nell'ambiente virtuale, aggiunti i sensori e decisi i parametri di modellazione, si passa alla sintonizzazione sincrona dei due oggetti. Si svolge questa operazione in maniera tale che il comportamento del robot virtuale sia uguale a quello del robot reale. Una volta che la deviazione tra i due comportamenti è inferiore rispetto al limite imposto allora la sintonizzazione si ferma e i parametri di modellazione non vengono più aggiornati. Il passo successivo è la simulazione del modello virtuale: vengono forniti segnali di posizione uguali in input sia al robot reale sia al robot virtuale e il segnale di coppia che si ottiene dai due modelli viene confrontato per calcolare il RUL. Il RUL ottenuto è stato di sei mesi come era stato descritto dal produttore. Quindi conoscendo questo dato, l'utilizzatore è spinto ad intervenire in maniera preventiva per organizzare l'azione di manutenzione migliore. Questo esperimento si è svolto una volta al giorno per sei mesi e l'obiettivo principale era sottolineare che a causa dell'usura dei cuscinetti dei riduttori le prestazioni e l'efficienza del robot diminuiscono con l'aumentare delle ore di funzionamento. Inoltre, questo test è stato svolto con carichi che rientravano nel range definito dal produttore quindi l'usura dei riduttori è dovuta principalmente all'uso prolungato nel tempo. Lo sviluppo del DT in questo studio è stato essenziale perché grazie alla simulazione del modello virtuale si è potuto prevedere la restante vita utile del robot. Questa procedura si può applicare anche in altri casi e in condizioni differenti.

A volte è difficile implementare un DT perché può essere troppo complesso da rappresentare nello spazio virtuale oppure perché il fardello computazionale è complicato e di conseguenza serve un tempo computazionale molto lungo. Altre volte invece non è possibile costruire il DT a causa della scarsità dei dati, della mancanza dei dati storici perché non esistono memorie che possono contenere grandi e varie quantità di informazioni e infine i dati possono avere una scarsa qualità.

Al momento per cercare di sorpassare questi problemi si sfruttano nuovi approcci che collaborano per la realizzazione del DT. Queste proposte si basano sull'intelligenza artificiale. In particolar modo il concetto di Machine Learning e di Deep Learning si stanno diffondendo per la manutenzione predittiva. I loro algoritmi predittivi intelligenti sono degli strumenti potenti sia per determinare lo stato di salute della macchina sia nella creazione del DT. Infatti, i metodi di ML hanno la capacità di gestire vari tipi di dati con elevate dimensioni e di estrapolare da essi delle relazioni nascoste.

<b>Vantaggi</b>	<b>Svantaggi</b>
Riduzione del costo operativo della manutenzione	Costo d'implementazione elevato
Riesce a prevedere lo stato di salute del sistema	Per aver miglior risultati è necessario un grande livello di accuratezza
Viene utilizzato per stimare il RUL	Per avere migliori esiti i componenti nello spazio digitale devono essere modellati come delle scatole bianche
Aumento della disponibilità dell'impianto	Complessità d'implementazione comporta un lungo tempo computazionale
Maggiore efficienza e affidabilità	È importante la qualità e la presenza di dati storici per ottenere un modello efficace
Adattabilità e flessibilità nei diversi ambiti in cui è impiegato	
Miglioramento nella programmazione della manutenzione	
Se viene ospitato nel Cloud, è possibile accedervi in qualsiasi luogo e in qualsiasi momento	
Si svolge la simulazione del modello digitale per prevedere il comportamento del sistema nel futuro	
Aumento della sicurezza per gli operatori	

**Tabella 4. Vantaggi e svantaggi del DT nella manutenzione predittiva**

# Bibliografia

- Aivaliotis, P., Georgoulas, K., & Chryssolouris, G. (2019). « The use of Digital Twin for predictive maintenance in manufacturing.” *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 32(11), 1067-1080.
- Aivaliotis, P., Georgoulas, K., Arkouli, Z., & Makris, S. (2019). Methodology for enabling digital twin using advanced physics-based modelling in predictive maintenance. *Procedia Cirp*, 81, 417-422.
- Ashtari Talkhestani, B., Jung, T., Lindemann, B., Sahlab, N., Jazdi, N., Schloegl, W., & Weyrich, M. (2019). An architecture of an intelligent digital twin in a cyber-physical production system. *at-Automatisierungstechnik*, 67(9), 762-782.
- Baraldi, P., Mangili, F., & Zio, E. (2015). A prognostics approach to nuclear component degradation modeling based on Gaussian Process Regression. *Progress in Nuclear Energy*, 78, 141-154.
- Bechhoefer, E., & Schlanbusch, R. (2015). Generalized prognostics algorithm using Kalman smoother. *IFAC-PapersOnLine*, 48(21), 97-104.
- Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *Test*, 25, 197-227.
- Boschert, S., & Rosen, R. (2016). Digital twin—the simulation aspect. *Mechatronic futures: Challenges and solutions for mechatronic systems and their designers*, 59-74.
- Boschert, S., Heinrich, C., & Rosen, R. (2018, May). Next generation digital twin. In Proc. tmce (Vol. 2018, pp. 7-11). Las Palmas de Gran Canaria, Spain.
- Boutsidis, C., Zouzias, A., Mahoney, M. W., & Drineas, P. (2014). Randomized dimensionality reduction for  $k$ -means clustering. *IEEE Transactions on Information Theory*, 61(2), 1045-1062.
- Carvalho, T. P., Soares, F. A., Vita, R., Francisco, R. D. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024.
- Chandra, M., & Langari, R. (2006, July). Gearbox degradation identification using pattern recognition techniques. In *2006 IEEE International Conference on Fuzzy Systems* (pp. 1520-1526). IEEE.
- Duchowski, J. K., & Mannebach, H. (2006). A novel approach to predictive maintenance: a portable, multi-component MEMS sensor for on-line monitoring of fluid condition in hydraulic and lubricating systems. *Tribology transactions*, 49(4), 545-553.
- Efthymiou, K., Georgakakis, P., Papakostas, N., & Chryssolouris, G. (2011). On an Engine Health Management System. In *3rd International Conference of the European Aerospace Societies*.
- Errandonea, I., Beltrán, S., & Arrizabalaga, S. (2020). Digital Twin for maintenance: A literature review. *Computers in Industry*, 123, 103316.

- Furlanetto, L., Garetti, M., & Macchi, M. (2006). *Principi generali di gestione della manutenzione* (Vol. 629). FrancoAngeli.
- Glaessgen, E., & Stargel, D. (2012, April). The digital twin paradigm for future NASA and US Air Force vehicles. In *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC structures, structural dynamics and materials conference 20th AIAA/ASME/AHS adaptive structures conference 14th AIAA* (p. 1818).
- Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. *Transdisciplinary perspectives on complex systems: New findings and approaches*, 85-113.
- Hashemian, H. M. (2010). State-of-the-art predictive maintenance techniques. *IEEE Transactions on Instrumentation and measurement*, 60(1), 226-236.
- Jones, S., & Lehmann, S. (2019, April). Bringing It All Together: The Emergence of Operational Risk Management Systems—Two Case Studies. In *2019 Spring Meeting and 15th Global Congress on Process Safety*. AIChE.
- Kaewunruen, S., & Lian, Q. (2019). Digital twin aided sustainability-based lifecycle management for railway turnout systems. *Journal of Cleaner Production*, 228, 1537-1551.
- Kaewunruen, S., & Xu, N. (2018). Digital twin for sustainability evaluation of railway station buildings. *Frontiers in Built Environment*, 4, 77.
- Kang, J., Zhang, X., & Jin, T. (2015, June). Tracking gearbox degradation based on stable distribution parameters: A case study. In *2015 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)* (pp. 1-6). IEEE.
- Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihn, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *Ifac-PapersOnline*, 51(11), 1016-1022.
- Leo, B. (2001). *Random Forests*, vol.45, Kluwer Academic Publishers5-32.
- Liu, J., Zhou, H., Liu, X., Tian, G., Wu, M., Cao, L., & Wang, W. (2019). Dynamic evaluation method of machining process planning based on digital twin. *IEEE Access*, 7, 19312-19323.
- Liu, Z., Meyendorf, N., & Mrad, N. (2018, April). The role of data fusion in predictive maintenance using digital twin. In *AIP conference proceedings* (Vol. 1949, No. 1). AIP Publishing.
- Luo, W., Hu, T., Zhang, C., & Wei, Y. (2019). Digital twin for CNC machine tool: modeling and using strategy. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 10, 1129-1140.
- Manzini, R., & Regattieri, A. (2007). “Manutenzione dei sistemi di produzione.” Progetto Leonardo Esculapio.
- Mathew, J., Luo, M., & Pang, C. K. (2017, September). Regression kernel for prognostics with support vector machines. In *2017 22nd IEEE international conference on emerging technologies and factory automation (ETFA)* (pp. 1-5). IEEE.
- NASA. Reliability-centered maintenance guide for facilities and collateral equipment. 2008, <https://www.wbdg.org/ccb/NASA/GUIDES/rcmguide.pdf>

- Olivotti, D., Dreyer, S., Lebek, B., & Breitner, M. H. (2019). Creating the foundation for digital twins in the manufacturing industry: an integrated installed base management system. *Information systems and e-business management*, 17, 89-116.
- Pairèt, È., Ardón, P., Liu, X., Lopes, J., Hastie, H., & Lohan, K. S. (2019, March). A digital twin for human-robot interaction. In *2019 14th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)* (pp. 372-372). IEEE.
- Peeters, E., The Netherlands Organisation for Applied Scientific Research Works With Digital Twin in Real Life. *ERCIM NEWS*, 115, p. 41, Oct.
- Raman, V., & Hassanaly, M. (2019). Emerging trends in numerical simulations of combustion systems. *Proceedings of the Combustion Institute*, 37(2), 2073-2089.
- Rosen, R., Von Wichert, G., Lo, G., & Bettenhausen, K. D. (2015). About the importance of autonomy and digital twins for the future of manufacturing. *Ifac-papersonline*, 48(3), 567-572.
- Schleich, B., Anwer, N., Mathieu, L., & Wartzack, S. (2017). Shaping the digital twin for design and production engineering. *CIRP annals*, 66(1), 141-144.
- Selcuk, S. (2017). Predictive maintenance, its implementation and latest trends. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 231(9), 1670-1679.
- Shinde, P. P., & Shah, S. (2018, August). A review of machine learning and deep learning applications. In *2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA)* (pp. 1-6). IEEE.
- Susto, G. A., & Beghi, A. (2016, September). Dealing with time-series data in predictive maintenance problems. In *2016 IEEE 21st International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)* (pp. 1-4). IEEE.
- Tang, S., Wang, R., Zhao, X., & Nie, X. (2018, April). Building cloud services for monitoring offshore equipment and operators. In *offshore technology conference* (p. D011S011R005). OTC.
- Tao, F., Cheng, J., Qi, Q., Zhang, M., Zhang, H., & Sui, F. (2018). Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94, 3563-3576.
- Tao, F., Zhang, M., Liu, Y., & Nee, A. Y. (2018). Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment. *Cirp Annals*, 67(1), 169-172.
- van Dinter, R., Tekinerdogan, B., & Catal, C. (2022). Predictive maintenance using digital twins: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 151, 107008.
- Wu, S. J., Gebrael, N., Lawley, M. A., & Yih, Y. (2007). A neural network integrated decision support system for condition-based optimal predictive maintenance policy. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 37(2), 226-236.
- Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C., & Thoben, K. D. (2016). Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications. *Production & Manufacturing Research*, 4(1), 23-45.



- Xu, Y., Sun, Y., Liu, X., & Zheng, Y. (2019). A digital-twin-assisted fault diagnosis using deep transfer learning. *Ieee Access*, 7, 19990-19999.
- Zhang, H., Liu, Q., Chen, X., Zhang, D., & Leng, J. (2017). A digital twin-based approach for designing and multi-objective optimization of hollow glass production line. *Ieee Access*, 5, 26901-26911.
- Zhang, H., Zhang, G., & Yan, Q. (2019). Digital twin-driven cyber-physical production system towards smart shop-floor. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 10(11), 4439-4453.
- Zonta, T., Da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., de Lima, M. J., da Trindade, E. S., & Li, G. P. (2020). Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 150, 106889.