



**UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE**

**FACOLTA' DI INGEGNERIA**

---

Corso di Laurea triennale in INGEGNERIA GESTIONALE

**DIGITAL TWIN E INDUSTRY 4.0 PER LA MANUTENZIONE  
PREDITTIVA**

**DIGITAL TWIN AND INDUSTRY 4.0 FOR PREDICTIVE  
MAINTENANCE**

Relatore: Chiar.mo/a

Prof. **MAURIZIO BEVILACQUA**

Correlatore: Chiar.mo/a

Prof. **GIOVANNI MAZZUTO**

Tesi di Laurea di:

**SIMONE MAGLIANI**

**A.A. 2019 / 2020**



# INDICE

<b>1</b>	<b>INTRODUZIONE ALL'INDUSTRIA 4.0</b>	<b>1</b>
1.1	Manutenzione predittiva nell'industria 4.0	3
<b>2</b>	<b>DIGITAL TWIN</b>	<b>6</b>
2.1	Definizione	6
2.2	Come funziona il digital twin?	6
2.3	L'utilità e i vantaggi del gemello digitale	8
<b>3</b>	<b>MANUTENZIONE PREDITTIVA</b>	<b>10</b>
3.1	L'obiettivo della manutenzione predittiva	10
3.2	I metodi di manutenzione "tradizionali"	12
<b>4</b>	<b>METODI DI PREVISIONE BASATI SUI MODELLI MATEMATICI O SUI SEGNALI</b>	<b>14</b>
4.1	Approcci basati sui modelli matematici	14
4.2	Approcci basati sui segnali	14
4.2.1	Approcci basati su dati statistici	15
4.2.1.1	Dati CM diretti e indiretti	15
<b>5</b>	<b>PREVISIONE RUL</b>	<b>22</b>
5.1	Come arrivare alla previsione RUL	22
5.2	Approccio strategico per la manutenzione predittiva	25

5.3	Previsione RUL in condizioni operative variabili nel tempo .....	27
<b>6</b>	<b>RICHIAMO ALLA TEORIA DEI SEGNALI.....</b>	<b>30</b>
6.1	Segnali analogici e numerici.....	30
6.2	Segnali deterministici e stocastici.....	31
6.3	Segnali periodici e non periodici.....	32
6.4	Dominio del tempo.....	32
6.5	Dominio della frequenza.....	33
6.6	Analisi in tempo-frequenza.....	34
<b>7</b>	<b>SIMILARITY, DEGRADATION E SURVIVAL</b>	
	<b>MODEL.....</b>	<b>35</b>
7.1	Similarity model.....	35
7.2	Degradation model.....	38
7.3	Survival model.....	41
<b>8</b>	<b>L'UTILIZZO DELL'ANALISI DI SOPRAVVIVENZA</b>	
	<b>PER LA STIMA DELLA RUL.....</b>	<b>43</b>
8.1	La survival analysis.....	43
8.2	Il metodo di Kaplan Meier.....	46
8.2.1	Implementazione in Matlab del metodo di Kaplan Meier....	48
8.3	La funzione di rischio e la distribuzione di Weibull.....	50
	<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>54</b>

# 1 INTRODUZIONE ALL' INDUSTRIA 4.0

Industria 4.0 prende il nome dal piano industriale del governo tedesco presentato nel 2011 che prevedeva investimenti su infrastrutture, scuole, sistemi energetici, enti di ricerca e aziende per ammodernare il sistema produttivo tedesco e rendere la manifattura tedesca competitiva a livello globale.

Dalla prima rivoluzione industriale nel 18° secolo, il mondo ha affrontato la sfida di produrre più beni a partire da risorse naturali limitate e in esaurimento per soddisfare la domanda in costante aumento dei consumi, limitando al contempo gli impatti ambientali e sociali negativi.

La prima rivoluzione industriale interessò prevalentemente il settore tessile e quello metallurgico, con l'introduzione della macchina a vapore nella seconda metà del '700.

La seconda rivoluzione industriale viene invece fatta convenzionalmente partire dal 1870 con l'introduzione dell'elettricità, dei prodotti chimici e del petrolio.

Ci si riferisce normalmente agli effetti dell'introduzione massiccia dell'elettronica, delle telecomunicazioni e dell'informatica nell'industria come alla terza rivoluzione industriale (rivoluzione digitale) che viene fatta partire intorno al 1950.

La quarta rivoluzione industriale (Industria 4.0) è basata su una crescente integrazione di "sistemi cyber-fisici" (cyber-physical systems o CPS) nei processi industriali.

Con l'Industria 4.0 i sistemi industriali ed i relativi macchinari sono sempre più dotati di tecnologie che acquisiscono in tempo reale dati dettagliati sul proprio funzionamento e comunicano e distribuiscono tali dati ad altri sistemi informatici in rete.

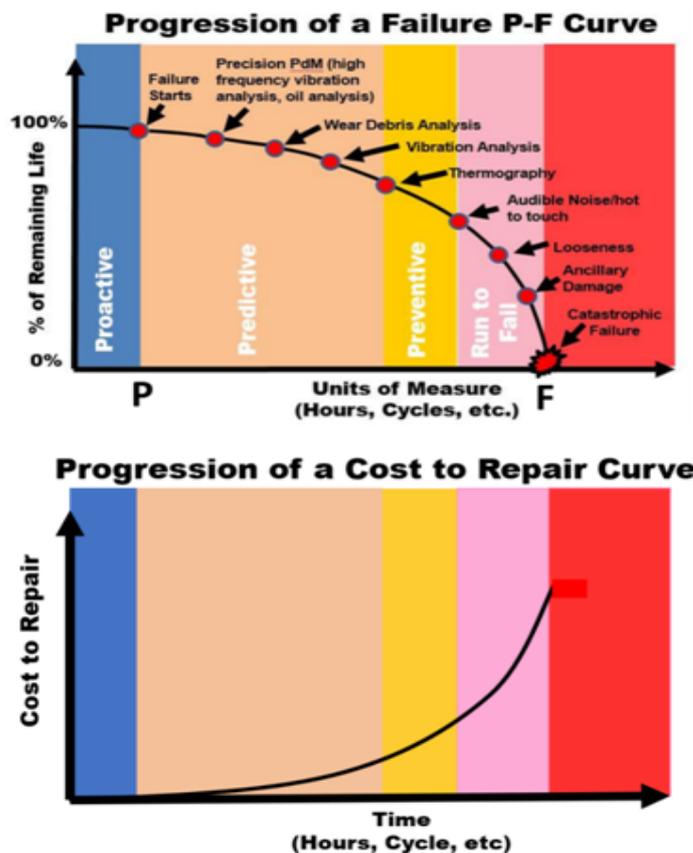
Sono molti gli elementi da proteggere, dai sistemi embedded (sistemi integrati), alle reti di comunicazione, ai sistemi informatici che analizzano e immagazzinano dati (es. cloud).

Particolare importanza assume la diffusione dei “gemelli digitali” (digital twin) nell'industria 4.0 all'interno di ambienti di programmazione avanzata; si tratta di rappresentazioni virtuali in tempo reale di un sistema fisico a un grande livello di dettaglio grazie all'applicazione di sensori. In altre parole, è un modello evoluto che consente di realizzare fisicamente il prodotto solo quando il progetto soddisfa pienamente i requisiti.

Il reperimento di dati e l'implementazione dei modelli matematici che li elaborano, costituiscono due grandi sfide da affrontare nell'industria 4.0; è necessario il loro superamento per far sì che l'azienda possa perseguire i migliori processi decisionali.

## 1.1 MANUTENZIONE PREDITTIVA NELL'INDUSTRIA 4.0

È in questo contesto che nasce il concetto di manutenzione predittiva, ovvero dal momento in cui qualsiasi miglioramento è in grado di incidere direttamente sulla redditività dell'intero processo produttivo. L'industria 4.0, attraverso l'adozione di questo tipo di manutenzione, si adopera allo scopo di sopperire alla scarsità di dati relativi alle attività di riparazione svolte per le macchine; questa è la causa principale di inefficienza delle attività di manutenzione "tradizionali". Con la predittiva, quindi, si riesce ad effettuare, con largo anticipo, una previsione per quanto riguarda il verificarsi di un guasto di un dispositivo, la quale consente di pianificare le manutenzioni e soprattutto ridurle e renderle più mirate. Così facendo si riesce a risparmiare su eventuali costi legati a manutenzioni straordinarie.



Nell'ambiente Industry 4.0, i computer interconnessi, i materiali e le macchine intelligenti comunicano tra loro, interagiscono con l'ambiente e infine prendono decisioni con il minimo coinvolgimento umano.

A livello di smart factory, l'applicazione di CPPS, IOT, analisi dei big data e dati cloud porta alla decentralizzazione della produzione che consente a macchine, risorse umane, materiali e controller di processo di comunicare tra loro in tempo reale come ad esempio in un social network. L'enorme quantità di efficienza comunicativa, trasparenza, sorveglianza e controllo nella smart factory minimizza tempi di inattività, sprechi, difetti e rischi attraverso i processi di produzione.

In un sistema di produzione guidato digitalmente, queste tecnologie avanzate emergenti consentono sia alle aziende di adottare strategie basate sui dati per la raccolta di informazioni attraverso il ciclo di vita del prodotto (ad es. le proprietà dei materiali), sia l'allocazione efficiente delle risorse e quindi sbloccare il pieno potenziale della sostenibilità ambientale.

Tuttavia, le tecnologie digitali possono portare a conseguenze negative non intenzionali sullo sviluppo sostenibile: esse aumentano le dinamiche competitive negli ambienti aziendali e possono imporre oneri finanziari e ambientali alle imprese manifatturiere. Questo fenomeno è tuttora sottovalutato.

Detto ciò, quindi, si può riassumere il concetto di industria 4.0 come “l'integrazione orizzontale e verticale dei sistemi di produzione guidati dallo scambio di dati in tempo reale e dalla produzione flessibile per consentire una produzione

personalizzata”, come citato nel 2018 da Jabbour, Foropon e Godinho Filho in “Technological Forecasting and Social Change”, pag. 19.

L’obiettivo di questa tesi è quello di descrivere un tipico processo di manutenzione predittiva, implementando un modello digitale e arrivando alla previsione della vita utile residua (RUL) di un macchinario attraverso lo studio di segnali provenienti da dei sensori installati sull’apparecchiatura da testare.

## **2 DIGITAL TWIN**

### **2.1 DEFINIZIONE**

Cosa sono nello specifico i digital twin precedentemente citati?

I digital twin sono dei gemelli digitali di impianti che possono essere utilizzati come strumento di supporto alle decisioni. Per gemello digitale si intende un sistema virtuale di un prodotto, processo o servizio. L'accoppiamento tra il modello fisico e quello digitale permette di avere una raccolta dati, un monitoraggio dei dati del sistema ed evidenziare i problemi, eventuali anomalie di funzionamento, prima che l'evento negativo possa accadere; tutto ciò si usa per il processo di manutenzione predittiva.

### **2.2 COME FUNZIONA IL DIGITAL TWIN?**

In sostanza, il gemello digitale, oltre a raccogliere i dati direttamente dal campo, crea un sistema simulato con cui risulta più semplice interagire, in modo tale da avere la possibilità di andare a valutare se interventi particolari (ad es. di manutenzione) possano essere necessari evitando che si presenti il guasto. Il digital twin, quindi, permette di evidenziare in real time se le condizioni operative del sistema sono accettabili o se quest'ultimo inizia a presentare delle criticità.

Innanzitutto dobbiamo conoscere il problema dal punto di vista del mondo reale. Questa conoscenza ci permetterà di creare un modello simulativo che a sua volta consentirà di trovare delle soluzioni che saranno utilizzate per trarre delle conclusioni trasferite poi nel mondo reale (ad es. può essere di aiuto per chi deve prendere decisioni per fare investimenti in modo corretto).

In molti casi non è possibile trovare soluzioni fisiche a problemi, in quanto potrebbero essere costose, potrebbero richiedere stop della produzione, oppure potrebbero aver bisogno di risorse che attualmente non sono disponibili. Allora, da questo punto di vista, il passaggio ad una soluzione simulata non fa più inizialmente investire delle grosse cifre per fermare la produzione o per valutare investimenti possibili (che porterebbero ad un incremento di costi). La scelta sbagliata di una linea produttiva, o il non corretto funzionamento, andrebbe ad incidere pesantemente sui costi di esercizio e di ammortamento dell'impianto e causerebbe delle perdite di profitto: l'introduzione di modifiche sul sistema simulato permetterà di valutare in tempo reale e con meno impegno economico le migliori condizioni che potrebbero essere adottate.

Quindi, invece di mettere subito una linea reale, si potrebbe valutare dal punto di vista dell'utilizzabilità un certo numero di soluzioni, simularne i risultati e scegliere quella migliore. Se si aggiungesse, al sistema simulato, la possibilità di interagire col sistema reale, quello simulato agirà anche come controllore dell'ambiente reale.

Alcune definizioni:

- SISTEMA: rappresentazione semplificata della realtà, esso può essere modellato;
- MODELLO: rappresentazione del sistema che serve a migliorarne la conoscenza per rendere più facile all'operatore capire come il sistema reale si possa presentare.

Si tratta quindi di una rappresentazione semplificata della realtà.

-MODELLO DI SIMULAZIONE: versione digitale del modello fisico valutato. Ha lo scopo di migliorare nel tempo il livello di comprensione del sistema.

- MACHINE LEARNING: si parla di machine learning quando un sistema può acquisire i dati di funzionamento e con strumenti più o meno complessi sarà in grado

di evolvere la propria conoscenza, di creare un output che rappresenti un aiuto sempre più importante per chi deve prendere decisioni.

In sintesi, il processo che facilita la presa di decisioni nella maniera più corretta possibile è quello di analizzare il sistema, creare un modello per poi simularlo.

I digital twin sono importanti perché non solo catturano lo stato attuale, ma anche la cronologia operativa dell'impianto, andando quindi ad aumentare l'intelligenza del sistema operativo aziendale: tutto ciò consente di ottimizzare, automatizzare e valutare le prestazioni future.

I metodi di modellizzazione possono essere generalmente raggruppati in due tipi: metodi basati sulla fisica (ad es. modellazione meccanica) e metodi basati su dati (es. deep learning). I modelli devono essere aggiornati e perfezionati in base alle parti in funzione, il che normalmente prevede un passaggio diretto di dati dai macchinari in algoritmi che ottimizzano il digital twin; ciò permette di tenere in considerazione aspetti come l'ambiente, l'età e la configurazione del macchinario.

### 2.3 L'UTILITÀ E I VANTAGGI DEL GEMELLO DIGITALE

Il digital twin, una volta che è disponibile e aggiornato, può essere utilizzato in diversi modi per prevedere il comportamento futuro, affinare il controllo e ottimizzare il funzionamento del macchinario. Uno di questi è la possibilità di utilizzare alcuni sensori di simulazione che non sono presenti nella struttura reale e che simulano qualsiasi tipo di scenario futuro per fornire informazioni sulle operazioni attuali e prossime.

Alcune piattaforme permettono di definire, in cloud, un modello digitale funzionale (il digital twin) dell'oggetto fisico da monitorare. Nella pratica, all'oggetto sono applicati vari sensori che rilevano i principali parametri fisici del funzionamento. Questi dati vengono trasferiti alla piattaforma cloud, dove alcuni algoritmi di simulazione calcolano forze, stress e usura dell'oggetto e ne visualizzano graficamente le condizioni attraverso un motore di interpretazione tridimensionale. Ecco il primo vantaggio di questo tipo di approccio: esso permette il monitoraggio da remoto dello stato di un oggetto fisico, ad esempio un macchinario, senza dover effettuare un'ispezione sul posto.

Tuttavia, i principali vantaggi di questa soluzione sono legati alla parte predittiva: questi algoritmi di simulazione possono andare oltre la semplice resa della situazione al momento. Hanno la possibilità infatti di prevedere cosa succederà probabilmente in futuro in base ai dati di funzionamento raccolti nel tempo. Inoltre, è possibile eseguire simulazioni di come il comportamento dell'oggetto fisico potrebbe variare in funzione di diversi scenari di carico. Tutto ciò apre a diverse possibilità di manutenzione predittiva e di ottimizzazione delle procedure di manutenzione. Un altro obiettivo di questo criterio è quello di aiutare nel miglioramento generico delle prestazioni degli oggetti monitorati.

### **3 MANUTENZIONE PREDITTIVA**

Tenendo in considerazione la parte introduttiva riguardante l'industria 4.0 e dopo aver specificato l'importanza dell'utilizzo dei digital twin, si può finalmente entrare nel mondo della manutenzione predittiva.

Il profondo mutamento del contesto produttivo ha portato il tema dell'efficientamento in primo piano e ha modificato e moltiplicato le esigenze di manutenzione. L'attuale scenario di mercato richiede agli attori del mondo industriale di sbagliare pochissimo, anzi il meno possibile. Gli inconvenienti di ogni tipo, come i fermi macchina o gli errori in fase di consegna devono essere ridotti al massimo per non imbattersi in contraccolpi economici che rischiano di compromettere la competitività aziendale. Tutto ciò è reso possibile grazie alla tecnologia digitale, ovvero l'avvento all'interno dei contesti industriali di paradigmi di industria 4.0, quella che viene ormai unanimemente definita la quarta rivoluzione industriale. In particolare, uno dei benefici derivanti dall'introduzione dell'industrial IOT (internet of things) è rappresentato, appunto, dalla manutenzione predittiva; si tratta di una manutenzione intelligente capace di limitare i potenziali problemi delle macchine industriali grazie alla continua analisi dei dati messi a disposizione dai macchinari connessi alla rete.

#### **3.1 L'OBIETTIVO DELLA MANUTENZIONE PREDITTIVA**

Gli scopi principali di questo tipo di manutenzione sono: prevedere quando i guasti potrebbero verificarsi e riuscire ad impedirne l'arrivo. L'obiettivo finale è quello di ridurre i costosi fermi macchina e fermi impianto, nonché le spese per i ricambi, minimizzando gli interventi manuali sugli apparati e dispositivi industriali.

Ragionando sul lungo termine, è possibile ridurre anche i costi legati all'immobilizzo in magazzino di parti di ricambio, in quanto le imprese industriali possono contare su un prolungamento del ciclo di vita utile delle proprie macchine.

Quindi, le imprese che riescono ad eseguire una strategia di questo tipo possono contare su un evidente risparmio in termini di costi di manutenzione e un notevole guadagno di produttività.

La possibilità di prevedere con sempre maggiore precisione eventuali guasti o malfunzionamenti a carico di macchine e attrezzature si rivela di grande interesse per tutte le imprese che subirebbero un importante contraccolpo economico e produttivo all'interruzione temporanea della loro attività.

Alcune macchine, nella stragrande maggioranza dei casi, sono sottoposte a manutenzioni ordinarie programmate e standardizzate; nella pratica, questo tipo di approccio equivale all'assenza di informazioni in tempo reale sullo stato dei macchinari e dei loro diversi componenti. Tale metodo, ossia la manutenzione programmata, non è più sufficiente perché è in grado di prevenire malfunzionamenti solo nel 50% dei casi.

Le piattaforme produttive che utilizzano le strategie di manutenzione predittiva consentono interventi di manutenzione soltanto quando è strettamente necessario, in quanto sono gli stessi macchinari a fornire informazioni precise sull'autodiagnosi dei propri componenti e ad inviare segnali quando si verificano variazioni sul comportamento ottimale.

Un sistema di manutenzione predittiva è destinato a rivestire nel prossimo futuro un ruolo sempre più importante anche nella vita quotidiana di tutti coloro che utilizzano macchine ed impianti, non solo nell'industria produttiva.

Presupposto necessario per applicare questo tipo di manutenzione è la possibilità di rilevare e immagazzinare i dati raccolti tramite i sensori della macchina al fine di avere informazioni specifiche dell'impianto per poter creare un database storico che consentirà di applicare sofisticate analisi di machine learning (apprendimento automatico) allo scopo di implementare programmi di manutenzione specifica.

I principali vantaggi di questo tipo di manutenzione sono quindi:

- identificare tempestivamente anomalie nei macchinari ed evitare ripercussioni di carattere economico, ambientale e in ottica di sicurezza;
- permettere il controllo e la riduzione di costi a parità di qualità erogata;
- assicurare la possibilità di massimizzare la vita di beni e impianti;
- permettere, soprattutto, di misurare le performance dell'impianto e consentire di fare attività manutentiva solo quando è effettivamente richiesta.

Un sistema di manutenzione predittiva immagazzina l'esperienza e le informazioni acquisite per mettere in atto successive azioni correttive al fine di ottimizzare il processo manutentivo, cosa che non prevede un sistema di manutenzione tradizionale (reattiva o preventiva), andando quindi a perdere quella che costituirebbe una preziosa conoscenza; in sostanza, con la predittiva si hanno miglioramenti sull'attività aziendale sia da un punto di vista economico, sia da un punto di vista del processo qualitativo e organizzativo.

### 3.2 I METODI DI MANUTENZIONE “TRADIZIONALI”

- manutenzione REATTIVA: viene fatta attività di manutenzione solo in caso di guasti. Il manutentore, in questi casi, è costretto a tenere in magazzino i pezzi di ricambio più comuni; è costretto, in poco tempo, ad identificare il problema, riparare l'attrezzatura e rimetterla in funzione. Dev'essere quindi perennemente a

disposizione e pronto ad affrontare un lavoro di emergenza. Nascono di conseguenza diversi problemi riguardo questo tipo di manutenzione: primo fra tutti è l'interruzione della produzione, seguito dalle ricadute negative che il guasto di una macchina può avere sul funzionamento di altri macchinari. Per non parlare della gestione e della programmazione del proprio tempo da parte degli uomini della programmazione. Per tutti questi motivi questa manutenzione può essere molto più costosa delle attività di manutenzione eseguite su base programmata.

- manutenzione PREVENTIVA: viene eseguita in intervalli di tempo programmati, riparando o sostituendo l'apparecchiatura prima che si guasti. Questa strategia riduce i costi di manutenzione e prevede l'esecuzione di operazioni semplici, ma periodiche, eseguibili da personale non specializzato.

Se invece si riuscisse a trovare il modo di capire, con largo anticipo, quale parte della macchina si sta danneggiando, si potrebbe agire per tempo e nel punto specifico: qui nasce il concetto di PREDIZIONE.

## **4 METODI DI PREVISIONE BASATI SUI MODELLI MATEMATICI O SUI SEGNALI**

In questo capitolo si vuole entrare nel dettaglio di questa importantissima divisione tra metodi di previsione.

Il concetto alla base della strategia di manutenzione predittiva è quello della prognostica, cioè la previsione della vita utile residua (RUL) del componente, definita come il tempo rimasto prima che esso smetta di svolgere le sue funzioni nel rispetto delle specifiche di design.

Negli ultimi decenni, svariati metodi prognostici sono stati proposti, principalmente a causa della grande varietà di sistemi e applicazioni per cui sono stati pensati. Essi possono essere classificati in metodi basati su MODELLI MATEMATICI e metodi basati sui SEGNALI provenienti direttamente dal dispositivo.

### **4.1 APPROCCI BASATI SUI MODELLI MATEMATICI**

Essi sviluppano modelli matematici basati sulla conoscenza del meccanismo di fallimento dei modelli, cioè si basano sulla fisica del processo di degrado sottostante per essere in grado di prevedere l'insorgenza di guasti; tuttavia, per alcuni sistemi complessi, è difficile costruire modelli precisi di meccanismi di guasto a causa delle incertezze del sistema e dei rumori ambientali.

### **4.2 APPROCCI BASATI SUI SEGNALI**

Gli approcci basati sui segnali tentano di derivare i modelli direttamente dai dati CM (condition monitoring) raccolti e possono essere suddivisi in approcci basati sui modelli statistici e approcci di intelligenza artificiale. I modelli statistici sono costruiti secondo le leggi fisiche o distribuzioni di probabilità; l'intelligenza

artificiale, invece, costruisce modelli senza conoscere lo stato del sistema, cioè formano modelli basati sulle informazioni sulla degradazione storica mediante algoritmi di apprendimento intelligenti.

#### 4.2.1 APPROCCI BASATI SU DATI STATISTICI

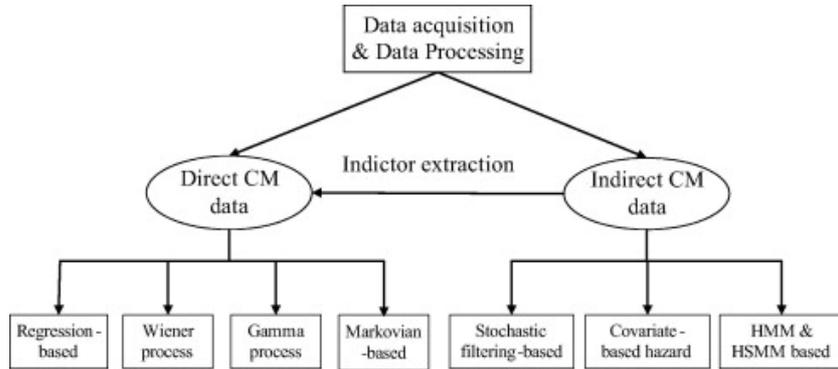
Approcci basati su dati statistici costruiscono i modelli di stima RUL adattando il modello ai dati disponibili secondo un modello probabilistico senza fare affidamento su alcun principio fisico o ingegneristico. Per raggiungere una previsione RUL ben stimata, è necessario raccogliere e archiviare dati utili (informazioni) da risorse mirate. Tuttavia, per alcune risorse critiche, non è possibile che si verifichino errori e pertanto i dati degli eventi potrebbero essere scarsi. È in questo caso che si utilizza un'importante fonte di informazioni come i dati CM, i quali sono definiti da dati ad esempio di vibrazione, temperatura, pressione, velocità, dati ambientali, ecc.

Ovviamente gli approcci basati sui dati statistici si basano sulla disponibilità dei dati e sulla natura dei dati. A tal proposito, è opportuno classificare i dati CM osservati in dati CM diretti e dati CM indiretti.

##### 4.2.1.1 DATI CM DIRETTI E INDIRETTI

I dati diretti sono quelli che possono descrivere direttamente lo stato del sistema in modo tale da raggiungere un livello di soglia predefinito; quelli indiretti, invece, sono quelli che possono indicare soltanto parzialmente lo stato del sistema, quindi potrebbero essere necessari altri dati di eventi di errori per uno scopo di stima RUL. Detto ciò, è pertanto lecito distinguere i modelli basati sui processi statali osservati direttamente dai modelli basati sui processi statali osservati indirettamente.

Questa è la tassonomia degli approcci basati sui dati statistici per la stima RUL:



La freccia da CM indiretto a CM diretto implica che è possibile che gli indicatori che sono in grado di rappresentare direttamente gli stati di salute del sistema possano essere estratti o calcolati da dati CM indiretti utilizzando alcune tecniche di elaborazione del segnale.

#### -DATI CM DIRETTI

Attualmente, ci sono due approcci popolari usati per modellare la RUL sulla base dei processi statali osservati direttamente. Il primo approccio modella l'evoluzione dello stato come un processo continuo, mentre il secondo approccio assume lo stato seguendo uno spazio discreto. Per quelli al processo continuo si considerano la regressione, il moto browniano (processi di Wiener) e i processi gamma; i modelli con stati discreti sono invece modelli basati su catene di Markow.

I metodi basati sulla regressione sono comunemente usati nell'industria e nei campi accademici e si contraddistinguono per la loro semplicità. Il principio fondamentale di questi metodi è che la salute dei sistemi oggetti di studio può essere descritta da alcune variabili CM, quindi la RUL può essere stimata monitorando e predicendo questa variabili con una soglia predefinita. Ad oggi, due dei metodi più popolari di questi modelli sono l'apprendimento automatico e i metodi di regressione a coefficienti casuali.

I processi di Wiener per la modellizzazione del degrado sono appropriati nel caso in cui i processi di degrado variano bi-direzionalmente nel tempo con i rumori gaussiani. Uno dei principali svantaggi di questo tipo di modelli è che usano solo le informazioni contenute negli attuali dati di degrado e ignorano qualsiasi informazione fornita dall'intera sequenza di osservazioni; per ovviare a questo problema è stato proposto un processo integrato per modellare il percorso di degrado cumulativo delle caratteristiche di qualità di un prodotto.

A volte, i processi di degradazione sono monotonici e si evolvono solo in una direzione, come ad esempio nei processi di usura o nella propagazione delle fessure da fatica. In tali casi, un processo Gamma è un modello naturale per i processi di degrado in cui si suppone che il deterioramento avvenga gradualmente nel tempo in una sequenza di piccoli incrementi positivi. È stato dimostrato che i processi Gamma sono utili per determinare le decisioni ottimali di ispezione e manutenzione. Il vantaggio del processo Gamma per la stima RUL è che i calcoli matematici richiesti sono relativamente semplici e il significato fisico è facile da capire. Contrariamente ai metodi di regressione a coefficienti casuali, i modelli di degradazione basati sul

processo Gamma possono tenere conto della variabilità temporale. Questa proprietà può anche essere applicata ai suddetti modelli basati sui processi di Wiener e ai prossimi modelli basati su Markov poiché sono tutti basati su quei processi stocastici che possono catturare la dinamica dei processi di degrado.

I presupposti di base dei modelli basati su Markov sono duplici. Uno è che il futuro stato di degrado dell'articolo dipende solo dallo stato di degrado attuale, che viene spesso definito come privo di memoria. L'altro è che lo stato del sistema può essere rivelato direttamente dalle informazioni CM osservate. Il motivo principale per cui questi modelli sono stati ampiamente applicati alla stima RUL e al supporto decisionale di manutenzione è che la condizione di funzionamento dell'impianto può essere suddivisa in diversi stati significativi, come "Buono", "OK", "Solo difetti minori", "Manutenzione richiesta", "Non riparabile", in modo che la definizione dello stato sia più vicina a ciò che viene utilizzato nell'industria rispetto ad altri modelli stocastici, e quindi è facile da capire.

#### -DATI CM INDIRETTI

Esistono tre tipi principali di modelli che sono stati utilizzati per la stima RUL rientranti in questa categoria. Vi è un modello CM che utilizza un filtro stocastico, un modello di rischio basato sulle covariate e, infine, un metodo basato sul modello nascosto di Markov (HMM); quest'ultimo ha anche un'estensione, ovvero un modello semi-nascosto di Markov (HSMM).

Il primo è un modello in cui la vita residua condizionale è definita come il lasso di tempo da qualsiasi momento in cui le informazioni di monitoraggio sono ottenute

fino al momento in cui possono essere dichiarate fallite dato che non sono necessari altri interventi di manutenzione. Tutti i modelli basati su filtro hanno lo svantaggio di avere sempre bisogno di un livello di soglia; per ovviare a questa limitazione, sono stati sviluppati nel tempo dei modelli di stima RUL usando una tecnica di filtraggio semi-stocastica, in cui si può osservare una tendenza crescente o decrescente delle informazioni CM monitorate.

In molte situazioni pratiche, come l'usura di un componente meccanico o il deterioramento di un dispositivo elettronico, il processo di degradazione è causato da uno o più fattori chiamati covariate. Queste covariate cambiano stocasticamente e possono influenzare e/o indicare la vita; pertanto, è importante incorporare queste covariate nella modellistica a vita. Essendo uno dei modelli basati su covariate più diffusi, il modello di rischi proporzionali (PHM) è ampiamente utilizzato per mettere in relazione le variabili CM del sistema e i fattori esterni con il fallimento di un sistema e quindi è applicato in diverse aree di analisi dei dati di vita e CBM (condition based maintenance). Il vantaggio più importante del PHM con covariate dipendenti dal tempo rispetto agli altri approcci statistici è che le informazioni sulla covariata possono essere facilmente combinate con una funzione di rischio di base. Pertanto, l'effetto di diverse covariate sul rischio totale può essere facilmente valutato. I principali problemi legati all'utilizzo di modelli di rischio basati su covariate per la stima RUL sono:

- i modelli hanno mescolato la relazione causale di diverse covariate; alcuni possono influire sul pericolo e alcuni possono essere influenzati dal pericolo;

- quando l'evoluzione delle covariate è stocastica, un altro processo (principalmente una catena di Markov) deve essere usato per descrivere il processo di covariata, che è un ulteriore onere per il modello.

L' HMM è composto da due processi stocastici: una catena di Markov nascosta (che non è osservabile e rappresenta lo stato reale del deterioramento) e un processo osservabile (che è l'informazione CM osservata dal monitoraggio e dai test). Un riscontro negativo dell' HMM è che la stima dei parametri per gli HMM potrebbe non essere così semplice ed efficiente, specialmente per l'identificazione online.

Molti ricercatori hanno sottolineato che i principali limiti della stima dei parametri degli HMM sono il calcolo pesante e hanno bisogno di una grande memoria. Inoltre, a causa della sua indipendenza dalla storia passata, un HMM ha un potere limitato nel modellare le strutture temporali dei problemi di predizione, di conseguenza presenta delle difficoltà nel processo decisionale di manutenzione. Come

generalizzazione dell'HMM, gli HSMM sono utili in molte applicazioni di ingegneria, come la stima del segnale, la diagnostica e la prognostica, e molte altre.

Un HSMM è tradizionalmente definito consentendo al processo di stato inosservato di essere una catena semi-Markov; le catene semi-Markov nascoste possiedono sia la flessibilità delle catene Markov nascoste per l'approssimazione di distribuzioni di probabilità complesse sia la flessibilità delle catene semi-Markov per la

rappresentazione di strutture temporali. Attraverso gli studi sperimentali, gli autori hanno sostenuto che gli HSMM hanno offerto diversi vantaggi significativi rispetto agli HMM nella diagnostica e nella prognostica della salute delle apparecchiature.

Tuttavia, sebbene i risultati degli HSMM siano promettenti, un HSMM ha lo stesso

inconveniente di un HMM, ovvero si presume che le osservazioni siano indipendenti dalla sua storia. Una recente estensione considera i fattori di invecchiamento nell' HSMM per caratterizzare il deterioramento del sistema, sviluppando quindi un metodo di calcolo RUL migliorato.

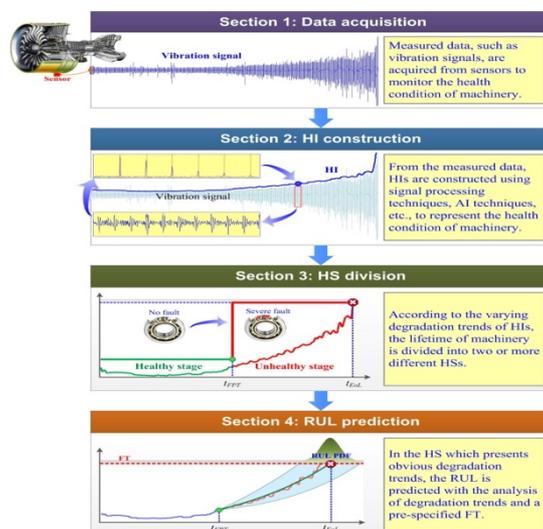
## 5 PREVISIONE RUL

È importante sottolineare nuovamente che la prognosi dei macchinari è uno dei compiti principali nella manutenzione basata sulle condizioni (predittiva) che mira a prevedere la vita utile rimanente (RUL) delle macchine sulla base delle tendenze storiche. Per vita utile rimanente di una risorsa o di un sistema si intende la durata dal tempo corrente alla fine della vita utile; è quindi il periodo durante il quale si prevede che un'attività o una proprietà sarà utilizzabile per lo scopo per il quale è stata acquisita.

### 5.1 COME ARRIVARE ALLA PREVISIONE RUL

Un programma prognostico di macchinari consiste in genere di quattro processi tecnici:

- 1) acquisizione dati;
- 2) costruzione dell'indicatore di salute (HI)
- 3) divisione dello stadio di salute (HS)
- 4) previsione RUL



Il primo processo di prognostica di macchinari è l'acquisizione dei dati. Si tratta di una procedura di acquisizione e memorizzazione di diversi tipi di dati di monitoraggio da vari sensori installati sull'apparecchiatura monitorata. Esso è caratterizzato da sensori, dispositivi di trasmissione e dispositivi di memorizzazione dei dati. I sensori sono impiegati per acquisire diversi tipi di dati di monitoraggio in grado di riflettere il processo di degrado dei macchinari, i quali a loro volta vengono trasmessi in un PC o dispositivi portatili attraverso un dispositivo di trasmissione dei dati e memorizzati in una posizione di memoria per analisi successive.

Dai dati misurati, gli HI (health indicator) sono realizzati con tecniche di elaborazione del segnale per rappresentare le condizioni di salute dei macchinari. La costruzione di questi indicatori svolge un ruolo fondamentale nella prognosi dei macchinari in quanto essi semplificano la modellazione prognostica e producono risultati di previsione accurati. Tali indicatori possono essere classificati in due classi diverse in base alle loro strategie di costruzione: indicatori di fisica (PHI) e indicatori virtuali (VHI). I primi sono correlati alla fisica dei guasti e generalmente vengono estratti dai segnali di monitoraggio usando metodi statistici o metodi di elaborazione dei segnali; i secondi sono generalmente costruiti fondendo più PHI perdendo significati fisici e presentando solo una descrizione virtuale delle tendenze di degrado dei macchinari.

Successivamente, l'intera vita utile dei macchinari viene suddivisa in due o più stadi di salute differenti (HS). Questa divisione mira a dividere i processi di degrado continuo dei macchinari in diversi stadi di salute in base alle diverse tendenze degli indicatori di salute. Poiché non vi sono informazioni sull'andamento del degrado in una fase sana, è difficile e inutile prevedere la RUL durante questa fase. La

previsione RUL deve essere attivata a partire dall'ora di inizio della fase malsana, definita come il primo tempo di previsione (FPT). In questi casi, il compito della divisione HS è di rilevare il degrado nella prima fase di avanzamento delle macchine e fornire un primo tempo di previsione adatto per la previsione RUL.

Infine, nello stadio di salute che presenta un evidente andamento del degrado, la RUL è prevista con l'analisi degli andamenti del degrado e una soglia di guasto prestabilita. Questo è l'ultimo processo tecnico e l'obiettivo finale della prognosi dei macchinari ed ha come compito principale quello di prevedere il tempo rimanente prima che la macchina perda la sua capacità operativa in base alle informazioni sul monitoraggio delle condizioni.

Determinare il momento giusto per la manutenzione delle macchine è una grande sfida per molte aziende industriali. Attualmente, come già descritto in precedenza, la maggior parte delle aziende reagisce in caso di guasti (manutenzione reattiva) o esegue attività di manutenzione in intervalli di tempo prestabiliti (manutenzione preventiva). Date le conseguenze negative che questi approcci causano, come le interruzioni impreviste della produzione o sprechi di ore di lavoro della macchina, stanno prendendo sempre più piede le strategie di manutenzione predittiva, le quali offrono un gran potenziale. Una parte fondamentale di questo metodo è la stima della vita utile residua (RUL) delle risorse della macchina. Dato che gli approcci di stima RUL si basano su metodi statistici e algoritmi derivati, sono necessari molti dati per una buona stima.

Le basi elementari per la stima della RUL sono le macchine usate con i loro componenti o sottocomponenti, con l'aggiunta dei pezzi da loro prodotti. I sensori installati misurano diversi tipi di variabili e li trasducono in segnali elettrici,

principalmente tensioni. Tramite, ad esempio, dei bus di campo, questi segnali possono essere trasferiti su una porta di industrial internet of things (IOT), la quale ha tre funzioni principali: interoperabilità, aggregazione ed elaborazione locale dei dati. Nel modello di previsione, nel quale i dati sono preparati secondo algoritmi di apprendimento automatico, l'output è la RUL.

Per ottenere delle soluzioni concrete si può ricorrere all'utilizzo di un sistema di supporto alle decisioni (DSS). Esso viene fornito con i dati stimati del modello di simulazione al fine di dare proposte solide e basate su regole. Queste ultime possono includere istruzioni di manutenzione per addetti alla produzione e ingegneri, opzioni per ottimizzare i costi di controllo e raccomandazioni per lo sviluppo ottimizzato di prodotti o macchine in futuro. È molto importante sottolineare che questi risultati possono essere utilizzati per sviluppare la generazione successiva di questo componente.

## 5.2 APPROCCIO STRATEGICO PER LA MANUTENZIONE PREDITTIVA

### 1) Analisi dello stato e definizione degli obiettivi

Per prima cosa occorre chiarire l'attuale strategia di manutenzione, dando particolare attenzione verso le aziende che già utilizzano approcci basati su dati fondati sulla fisica, ma non sanno come analizzarli al fine di stimare la RUL. Si effettua quindi un'analisi dello stato identificando i componenti critici, ovvero quelli più esposti a usura e guasti ricorrenti. L'obiettivo di questo step è identificare i vantaggi di una strategia di manutenzione predittiva rispetto a quella attuale.

### 2) Verifica della disponibilità di dati, informazioni e conoscenze

Le conoscenze originate in un processo di sviluppo del prodotto devono essere utilizzate e integrate nello sviluppo del processo per la manutenzione predittiva. Spesso le macchine utilizzate per produrre parti o prodotti sono fabbricate da altre società (dai produttori di macchine appunto); il risultato è una mancanza di informazioni sullo sviluppo e sulla produzione delle macchine. Quindi, al fine di evitare la mancanza di dati e informazioni per calcoli, analisi o simulazione, la disponibilità di questi dev'essere verificata in una fase iniziale. Sono, perciò, necessarie ricerche in questo settore.

### 3) Integrazione della modellazione basata sui dati

La modellazione basata sui dati può essere suddivisa in tre fasi: acquisizione, elaborazione e analisi dei dati. Dopo aver scelto i sensori adeguati, essi devono essere integrati e protetti meccanicamente e dev'essere garantita la trasmissione di energia del sensore. Come detto precedentemente, per raccogliere tutti i segnali dei sensori che si verificano, bisogna scegliere una porta IOT. Un'ulteriore sfida per gli esperti è rappresentata dalla scelta di quale algoritmo è più adatto per il set di dati; un esempio è MATLAB, che fornisce una funzione che verifica in anticipo quale algoritmo si adatta meglio.

### 4) Integrazione della modellazione basata sulla fisica

Quando si parla di modellazione basata sulla fisica, si fa riferimento alla simulazione secondo leggi ingegneristiche, fisiche o chimiche. Per questo tipo di manutenzione, l'oggetto da simulare viene prima analizzato; quindi vengono integrati, se disponibili, i metodi di affidabilità e le potenziali informazioni di pre-dimensionamento delle precedenti fasi di sviluppo delle macchine. L'effettivo

processo di simulazione viene eseguito in base alla tecnica di simulazione, il tutto dopo aver scelto un software adatto.

#### 5) Ibridazione di approcci alla modellazione

Arrivati a questo punto, dove sia la modellazione basata sui dati che quella basata sulla fisica sono state integrate con successo nei processi, i due approcci saranno combinati. Quando i dati del campo vengono utilizzati o trasferiti al modello di simulazione, viene creata un'immagine digitale realistica; quindi, il modello di simulazione apprende da esperienze ed eventi reali nella realtà. Perciò si può affermare che esso non è più un semplice modello teorico, bensì riproduce il comportamento reale della macchina o dei singoli componenti in modo quasi identico. La fusione tra sistemi reali e digitali genera un gemello digitale; questa interazione dei due modelli crea una base di dati preparata per molte eventualità per consentire a un sistema complessivo di monitorare, controllare e ottimizzare se stesso.

### 5.3 PREVISIONE RUL IN CONDIZIONI OPERATIVE VARIABILI NEL TEMPO

Tradizionalmente, i metodi di previsione si basano sulla valutazione di una popolazione di sistemi analizzando statisticamente un campione di dati. Tuttavia, unità diverse della stessa popolazione hanno generalmente proprietà dei materiali, qualità di fabbricazione e condizioni operative diverse, andando quindi a recare enormi variazioni nella stima delle restanti vite dei sistemi di ingegneria.

Sebbene la maggior parte della letteratura sulla modellizzazione del degrado ha ipotizzato che le condizioni operative prevalenti di un sistema rimangano costanti per

l'intera sequenza temporale della previsione, anche le condizioni operative, compresi l'ambiente esterno e i set operativi, svolgono un ruolo significativo nella previsione della RUL.

I punti di cambio di condizione spesso provocano shock o salti nei segnali di degrado. Questo fenomeno si ripercuote spesso nel mondo reale e ha un impatto importante sulla previsione RUL.

Gli effetti delle condizioni operative variabili nel tempo sono stati classificati in due categorie principali:

- 1) variazioni del tasso di degradazione del segnale in condizioni diverse;
- 2) salti di segnale nei punti di variazione delle condizioni.

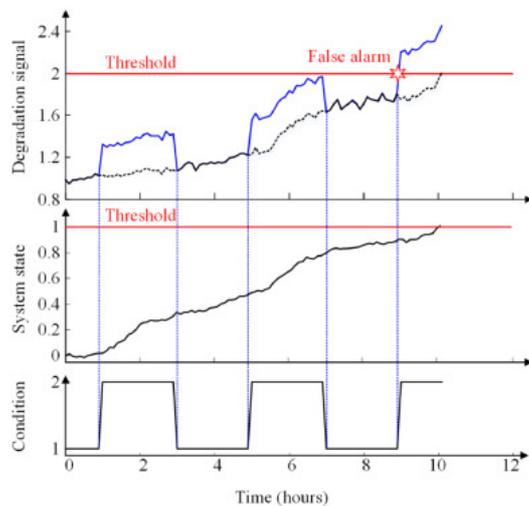


Illustrazione del comportamento di degrado in condizioni operative variabili nel tempo. Quando la condizione operativa passa alla condizione 2, provoca salti nell'ampiezza del segnale. All'ultimo punto di cambio della condizione, il segnale di degrado attraversa la soglia di guasto dovuta all'interruzione della condizione operativa. I salti nei segnali di degrado causano falsi allarmi e comportano una sottostima del tempo di guasto.

La soluzione a questo problema è l'analisi separata dei due fattori citati precedentemente, distinguendo così i propri contributi alla previsione RUL per evitare falsi allarmi e migliorare l'accuratezza della previsione.

Per quanto riguarda il primo punto, si cerca di trasformare i tassi di degrado variabili nel tempo in tassi di degrado di base fisso attraverso la trasformazione su scala temporale che è una funzione delle condizioni operative. Analizzando il secondo punto, invece, si mette in pratica un algoritmo di trasformazione del segnale che ricalibra i salti improvvisi di segnale che si verificano nei punti di cambio di condizione, andando così a migliorare l'accuratezza della previsione RUL.

## **6 RICHIAMO ALLA TEORIA DEI SEGNALI**

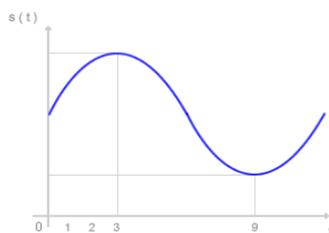
Volendo focalizzare l'attenzione sui modelli di previsione basati sui segnali, in questo paragrafo viene illustrato un breve richiamo di questi ultimi.

Il termine “segnale” (dal latino “signum”) è usato molto spesso nell'uso quotidiano del linguaggio comune, oltre che nel campo scientifico e tecnologico. Nello studio dei sistemi fisici e del loro comportamento intendiamo il termine “segnale” come una variazione temporale dello stato fisico di un sistema che serve per rappresentare, registrare e trasmettere messaggi. In parole povere, un segnale è un'informazione trasmessa a distanza mediante un mezzo di trasmissione da un punto trasmettitore a un punto ricevitore; l'informazione viene trasformata dal trasmettitore in un segnale, ossia in una forma più agevole per la trasmissione, e al punto di arrivo il ricevitore trasforma nuovamente il segnale nella forma sorgente.

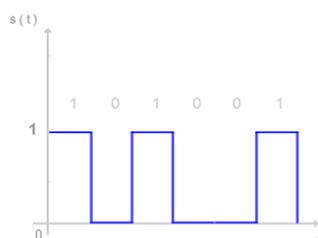
La loro classificazione può essere fatta in tanti modi diversi a seconda della proprietà che si intende classificare.

### **6.1 SEGNALI ANALOGICI E NUMERICI**

- ANALOGICO: è un segnale continuo espresso mediante l'insieme dei numeri reali; un'informazione è analogica se rappresenta il fenomeno analogamente a come esso è, ovvero si passa da un valore ad un altro attraversando tutti gli infiniti valori possibili tra l'uno e l'altro. Generalmente la funzione del segnale analogico assume una forma “a onda” sul diagramma cartesiano.



- NUMERICO: è un segnale discreto espresso tramite un numero limitato di simboli. Per rappresentare le informazioni si utilizzano valori discreti, cioè si passa da uno stato ad un altro con un salto discreto. Ad esempio, il segnale numerico digitale è espresso mediante le cifre del sistema binario (bit) nei simboli 0 e 1. Sul diagramma cartesiano la funzione assume una forma a gradini.



## 6.2 SEGNALI DETERMINISTICI E STOCASTICI

Inoltre, esso può essere di tipo deterministico o stocastico se la sua modalità di evolversi nel tempo è prevedibile o meno. Un segnale è deterministico se il suo valore istantaneo può essere predetto ad ogni istante; esso può essere specificato attraverso una formula matematica o un algoritmo computazionale. Tuttavia occorre specificare che segnali di questo tipo non esistono in natura. Infatti le interazioni tra

la sorgente del segnale e l'ambiente circostante oppure le caotiche fluttuazioni della variabile fisica del segnale (temperatura, pressione...) portano alla conclusione che gli unici segnali reali sono di natura casuale o stocastica.

### 6.3 SEGNALI PERIODICI E NON PERIODICI

Un'ulteriore distinzione è data da segnali periodici e non periodici. I primi sono quelli che si ripetono uguali a loro stessi passato un certo periodo ( $T$ ), cioè ciclicamente nel tempo; il più semplice dei segnali periodici è la sinusoide ed è caratterizzato da una sola frequenza ( $1/T$ ). Nelle situazioni reali, però, comunemente si incontrano segnali periodici ma non sinusoidali (sebbene siano buoni descrittori di fenomeni periodici) e per comprendere quali frequenze contengono si considerano gli sviluppi in serie di Fourier; quest'ultima è un algoritmo con il quale è possibile rappresentare una funzione nel tempo come somma di infinite funzioni armoniche, ciascuna con un'ampiezza e una fase distinta, tutte legate tra di loro dal fatto che le loro frequenze sono tutte multipli interi di  $1/T$ . I fenomeni non periodici, invece, sono dei transitori che accadono e poi non accadono più; vi sono anche fenomeni che sono un mix tra l'essere ripetitivi e casuali (segnali pseudorandom).

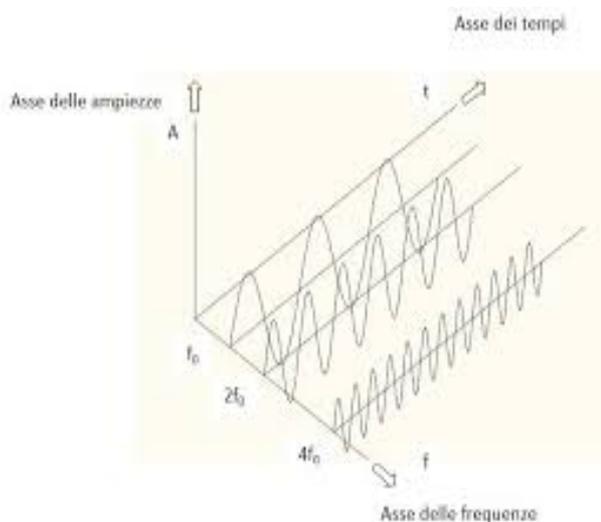
### 6.4 DOMINIO DEL TEMPO

Il dominio del tempo è la descrizione grafica delle funzioni matematiche  $f(t)$  o dei segnali  $s(t)$  in relazione alla variabile tempo ( $t$ ); ( $t$ ) è la variabile indipendente e indica lo scorrere del tempo. Nelle telecomunicazioni il dominio del tempo descrive sul diagramma cartesiano le variazioni di un segnale nel corso del tempo. È il modo

tradizionale di osservare un fenomeno, la rappresentazione nel dominio temporale è una registrazione di ciò che accade al parametro che stiamo osservando nel tempo

## 6.5 DOMINIO DELLA FREQUENZA

Il dominio della frequenza è la rappresentazione grafica dei valori istantanei di un segnale  $s(f)$  in funzione delle frequenze; nel diagramma cartesiano le frequenze sono indicate sull'asse delle ascisse, mentre i valori istantanei del segnale  $s(f)$  sono indicati sull'asse delle ordinate. Nelle telecomunicazioni il grafico nel dominio delle frequenze di un segnale è detto spettro. Quest'ultimo mostra la distribuzione del segnale nelle varie bande di frequenza all'interno di un intervallo. L'intervallo fra la frequenza massima e la frequenza minima, ovvero il campo di variazione della frequenza, viene detto larghezza di banda.



Nella figura osserviamo un segnale costituito da una fondamentale, da una seconda armonica a frequenza doppia e da una terza armonica a frequenza quadrupla.

## 6.6 ANALISI IN TEMPO-FREQUENZA

Tempo e frequenza sono estremamente disaccoppiati: un'analisi nel tempo ed una in frequenza, in molti casi, non permettono di comprendere e descrivere in modo esaustivo la natura del segnale in studio. Il grosso difetto dell'analisi in frequenza è il fatto che, se da un lato essa fornisce informazioni esaustive riguardo quante e quali frequenze esistono in un segnale, dall'altro non permette di capire quando, ossia in quali istanti temporali, queste frequenze sono esistite; si parla di disaccoppiamento di due grandezze, cioè non esiste una precisa relazione tra due grandezze. Di conseguenza il grande limite dell'analisi in frequenza è che a partire dalla sola conoscenza delle informazioni delle armoniche presenti in un dato segnale, non è possibile comprendere come lo spettro, ossia l'insieme di queste armoniche, vari al variare del tempo. Nella vita di tutti i giorni si possono osservare moltissimi fenomeni, più o meno complessi, che potrebbero richiedere la necessità, al fine di essere modellizzati in maniera corretta, di un'analisi in tempo-frequenza. Un esempio nel quale si introduce un'analisi in tempo-frequenza è la musica: al variare del tempo, differenti strumenti, dal differente timbro, producono differenti suoni, ossia diversi insiemi di armoniche, riconosciuti dall'orecchio umano come musica (es. di piano in tempo-frequenza: pentagramma).

L'analisi tempo-frequenza tradizionale utilizza distribuzioni tempo-frequenza, che rappresentano l'energia o la potenza dei segnali della forma d'onda nelle funzioni bidimensionali sia del tempo che della frequenza per rivelare meglio i modelli di errore per una diagnostica più accurata.

## 7 SIMILARITY, DEGRADATION E SURVIVAL MODEL

Per arrivare alla stima della RUL, come già detto precedentemente, esistono due tipi di modelli: quelli basati sui modelli matematici e quelli basati sui segnali. Nel capitolo precedente si può notare la distinzione tra dominio del tempo e dominio della frequenza nello studio dei segnali; nello specifico, esistono tre modelli di previsione che rientrano nell'analisi nel dominio del tempo dei segnali: i similarity, i degradation e i survival models. Il modello da utilizzare dipende da quante informazioni si hanno a disposizione.

### 7.1 SIMILARITY MODEL

Si utilizzano i similarity model se i dati coprono l'intero degrado di un sistema da uno stato integro ad un errore. Si costruisce un modello statistico sui segnali (che arrivano dalla macchina/impianto) vincolati alla rottura; io ho l'acquisizione del segnale da un certo momento, ad esempio da quando attivo la macchina, fino a quando quest'ultima non subisce un guasto. Questo tipo di modelli è utile quando si hanno a disposizione cronologie run-to-failure (correre verso il fallimento) di macchine simili.

Esistono tre tipi di similarity model:

- Hashed-feature similarity model: trasforma i dati storici di degrado di ciascun membro dell'insieme di informazioni in dimensioni fisse e condensate come i valori medi, massimi o minimi ecc.

- Pairwise similarity model: trova i componenti i cui percorsi di degradazione storici sono più correlati a quelli del componente testato;
- Residual similarity model: adatta i dati precedenti a un modello come un modello lineare o esponenziale nel tempo di utilizzo; quindi calcola i residui tra i dati previsti dai modelli d'insieme e i dati dal componente di prova.

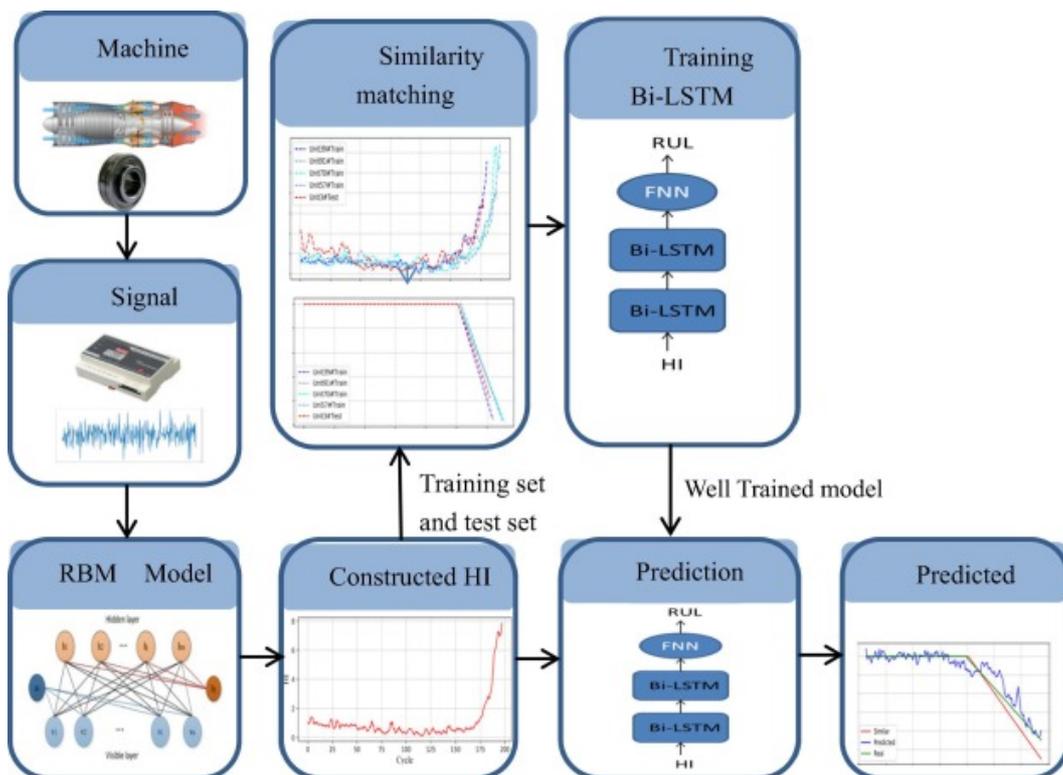
Il metodo basato sulla somiglianza può calcolare accuratamente il valore approssimativo della vita residua effettiva; i risultati sperimentali hanno mostrato che il modello basato su una tecnologia simile ha delle performance superiori rispetto al modello originale. Pertanto, la combinazione di apprendimento supervisionato e previsione di somiglianza ha il potenziale per migliorare l'accuratezza della previsione RUL utilizzando la capacità di apprendimento del modello di rete.

Un metodo per migliorare l'accuratezza della previsione dell'apprendimento supervisionato usando la somiglianza può essere descritto nel modo seguente:

- si raccolgono i segnali grezzi con il dispositivo di acquisizione e si dividono tali segnali in set di dati di allenamento e set di dati di test;
- mediante un apprendimento non supervisionato basato sulle caratteristiche del segnale della normale fase operativa, si addestra l'RBM (restricted Boltzmann machine: è una macchina in grado di estrarre funzioni affidabili da dati di rilevamento non elaborati basati sul modello probabilistico e sulla struttura della rete non lineare) e quindi si ottengono gli HI del set di allenamento e del set di test;

- viene generato il RUL target per il set di allenamento e secondo questo metodo di somiglianza basato sulla degradazione, le unità di addestramento con il processo di degradazione simile sono abbinate al set di test. Quindi il “RUL simile” dell’unità di test viene calcolato in base al RUL target delle unità corrispondenti.
- l’ HI e il RUL target del set di allenamento e l’ HI e “RUL simili” del set di test vengono utilizzati per addestrare la struttura della rete Bi-LSTM;
- si utilizza il modello di previsione per prevedere il RUL per il set di test.

Struttura del metodo di somiglianza appena illustrato:



## 7.2 DEGRADATION MODEL

I degradation model si limitano ad avvisare quando la macchina entrerà in lavorazione in una zona anomala; in alcuni casi, infatti, non sono disponibili dati di errore da macchine simili, ma si potrebbe essere a conoscenza di una soglia di sicurezza che non dovrebbe essere superata per non creare guasti. È possibile utilizzare queste informazioni per adattare un modello di degrado all'indicatore di condizione, che a sua volta utilizza le informazioni passate per prevedere in che modo l'indicatore di condizione cambierà in futuro.

In questo modo, si può stimare statisticamente quanti cicli ci sono fino a quando l'indicatore di condizione non supera la soglia, il che aiuta a stimare la vita utile rimanente. I modelli di degradazione stimano il RUL prevedendo quando l'indicatore di condizione attraverserà una soglia prescritta; questi modelli sono molto utili quando esiste un valore noto dell'indicatore di condizione che indica un errore.

Esistono due tipi di degradation model:

- linear degradation model: descrive il comportamento di degradazione come un processo stocastico lineare; i modelli di degrado lineare sono utili quando il sistema non presenta un degrado cumulativo;
- exponential degradation model: descrive il comportamento di degrado come un processo stocastico esponenziale; i modelli di degrado esponenziale sono utili quando il componente testato presenta un degrado cumulativo.

Mentre viene stabilita l'applicazione del monitoraggio dello stato del sistema, vengono raccolti dati di degrado che descrivono le caratteristiche di qualità nel tempo. Nell'analisi di degrado, un tempo di guasto può essere visto come il tempo di primo passaggio di una soglia specificata nel processo di degrado. Inoltre, la vita utile rimanente può essere definita come il periodo di tempo tra il degrado attuale e una soglia predefinita, ed è stata frequentemente utilizzata come uno degli indici vitali in PHM (prognostics and system health management).

È noto che la selezione della soglia di errore è un problema importante nella pratica; tale soglia viene generalmente impostata in base alla conoscenza del dominio tecnico o agli standard industriali accettati.

Una caratteristica di questo processo nel contesto dell'affidabilità è che il degrado dell'impianto può aumentare o diminuire gradualmente e cumulativamente nel tempo: il tasso di degrado spesso aumenta a causa di cambiamenti fisici e chimici che si verificano con l'uso e con l'età. Il piccolo aumento o diminuzione della degradazione in un breve intervallo di tempo si comporta in modo simile alla camminata casuale di piccole particelle in fluidi e aria. Pertanto, questo tipo di processi stocastici è ampiamente utilizzato per caratterizzare il percorso dei processi di degrado in cui si possono osservare successive fluttuazioni nella degradazione.

La modellizzazione della degradazione e la stima dei parametri sono due aspetti indispensabili per l'implementazione dell'analisi della degradazione. Un modello di degrado adeguato è il punto chiave per la caratterizzazione del degrado e la rappresentazione dell'affidabilità di un prodotto; nel frattempo, un metodo di stima

flessibile è il punto chiave per la valutazione dell'affidabilità e l'inferenza di degradazione di un prodotto. Un'analisi di affidabilità ad alta precisione dei prodotti moderni si basa pertanto fortemente su questi due aspetti critici dell'analisi di degrado.

Al giorno d'oggi, due situazioni tipiche si incontrano generalmente nell'analisi di degradazione del prodotto moderno:

- analisi di degradazione con osservazioni di degradazione sparse/frammentate;
- analisi di degradazione con osservazioni di degradazione in evoluzione/aggiornamento.

La prima situazione è comunemente introdotta dall'analisi dell'affidabilità dei prodotti che non possono essere monitorati frequentemente; informazioni soggettive o informazioni storiche sono generalmente incorporate per integrare l'insufficienza di queste osservazioni di degrado sparse/frammentate. La seconda situazione è generalmente introdotta dalla gestione della salute del sistema dei prodotti soggetti al monitoraggio delle condizioni; i risultati dell'analisi di degrado vengono aggiornati quando sono disponibili nuovi dati di degrado osservati.

### 7.3 SURVIVAL MODEL

Nei survival model non ho una grande quantità di dati, ho esclusivamente le date di quando succede il guasto. Dallo studio di questi dati si riesce a dare una stima, una previsione di un possibile guasto; si possono trattare singoli eventi, uno specifico guasto o la tipologia del guasto. In altre parole, se non si dispone della cronologia completa della flotta, ma si dispongono di dati sui guasti, si possono usare i metodi di sopravvivenza per stimare la RUL; questi modelli utilizzano una distribuzione di probabilità di questi dati per stimare la RUL. Esistono due tipi di survival model:

- reliability survival models: si usano quando si hanno a disposizione solo dati sulla durata di vita di componenti simili. Date le informazioni storiche sui tempi di guasto di un insieme di componenti simili, questo modello stima la distribuzione delle probabilità dei tempi di guasto; questa distribuzione viene utilizzata per stimare il RUL del componente testato;
- covariate survival models: si usano quando si ha a disposizione sia la durata della vita che altri dati variabili correlati al RUL. Le covariate includono informazioni come fornitore di componenti, regimi in cui è stato utilizzato il componente. Questo è un modello di sopravvivenza a rischio proporzionale che utilizza le durate di vita e le covariate per calcolare la probabilità di sopravvivenza di un componente testato.

L'analisi di sopravvivenza è una tecnica statistica per modellare il tempo fino al verificarsi di un evento di interesse e per trovare la relazione di questo tempo con le diverse variabili di uno studio. A seconda dello scopo dello studio, è necessario

definirne l'evento e le covariate; di solito, ai fini ingegneristici, l'evento è definito come il fallimento. Dopo aver definito il criterio di fallimento e le covariate dello studio, i test di lavorazione sequenziale devono essere eseguiti in base alla progettazione di esperimenti e continuati fino al raggiungimento del criterio di fallimento definito. I dati sperimentali raccolti verranno utilizzati per stabilire il layout dei dati specifici necessari per lo sviluppo del modello di sopravvivenza. I dati sono costituiti da informazioni importanti come il tempo necessario per l'evento desiderato (tempo di sopravvivenza) e lo stato dell'evento (stato di errore in questo caso) in qualsiasi osservazione. Una volta raccolti i dati richiesti, saranno stimati i parametri del modello di rischio proporzionale; affidabilità e funzioni di pericolo saranno ottenute e utilizzate per calcolare la durata residua media degli inserti fino al guasto.

Il modello di rischi proporzionali, ad esempio, è un modello comune per l'analisi dei dati di sopravvivenza, ed è sviluppato in base al fatto che il tasso di fallimento della variabile casuale desiderata (tempo al fallimento) dipende dal tempo, che riflette anche il fenomeno dell'invecchiamento alle covariate che descrivono l'ambiente operativo.

## **8 L'UTILIZZO DELL'ANALISI DI SOPRAVVIVENZA PER LA STIMA DELLA RUL**

In questo capitolo ci si focalizza su questo tipo di analisi già introdotto precedentemente, con lo scopo di utilizzare uno dei metodi da essa proposti per arrivare ad una previsione RUL.

### **8.1 LA SURVIVAL ANALYSIS**

L'analisi di sopravvivenza è una raccolta di procedure statistiche per l'analisi dei dati per le quali la variabile di risultato di interesse è il tempo fino al verificarsi di un evento.

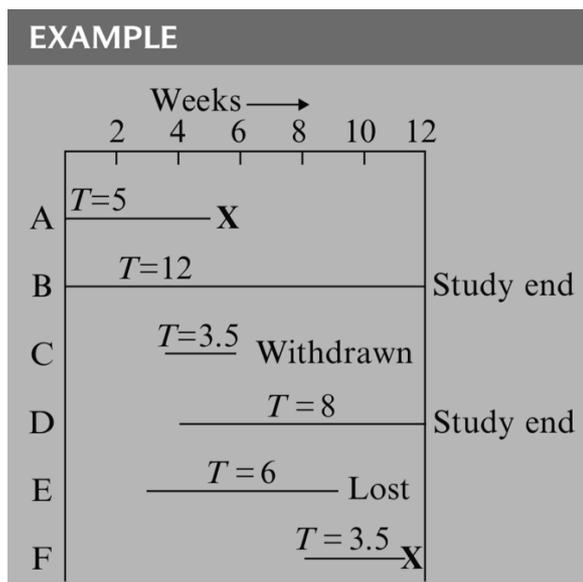
- TEMPO: anni, mesi, settimane o giorni dall'inizio del monitoraggio del componente fino al verificarsi di un evento;
- EVENTO: morte, incidenza della malattia nelle persone o guasti nei macchinari (il fallimento).

È altrettanto importante definire il TEMPO DI SOPRAVVIVENZA: si tratta del tempo in cui un individuo è sopravvissuto in un periodo di monitoraggio (follow-up).

La maggior parte delle analisi di sopravvivenza deve considerare un problema analitico chiave chiamato CENSURA. In sostanza, la censura si verifica quando si hanno alcune informazioni sul tempo di sopravvivenza individuale, ma non lo si conosce esattamente. Nel caso in cui il tempo di sopravvivenza è maggiore del tempo

di monitoraggio si parla di censura a destra, nel caso contrario si parla di censura a sinistra. Un esempio di censura a sinistra è il seguente: si monitora un soggetto fino a quando non diventa positivo ad un virus (evento); tuttavia l'istante in cui esso è effettivamente esposto al virus non è conosciuto, di conseguenza ci si trova di fronte ad un caso in cui il tempo di sopravvivenza è censurato sul lato sinistro, poiché il tempo di sopravvivenza reale, che termina all'esposizione, è più breve del tempo di monitoraggio, che termina quando il test del soggetto è positivo.

La maggior parte dei dati di sopravvivenza, però, è censurata a destra; di seguito è riportato un esempio.



- L'individuo A è seguito dall'inizio dello studio fino ad ottenere l'evento alla settimana 5; il suo tempo di sopravvivenza è di 5 settimane e non è censurato.
- L'individuo B viene osservato dall'inizio dello studio, ma viene seguito fino alla fine del periodo di studio di 12 settimane senza ottenere l'evento; il tempo di

sopravvivenza qui è censurato perché si può solo dire che sono almeno 12 settimane.

- L'individuo C entra nello studio tra la seconda e la terza settimana e viene seguito fino a quando non si ritira dallo studio a 6 settimane; il tempo di sopravvivenza in questo caso è censurato dopo 3,5 settimane.
- L'individuo D entra alla settimana 4 ed è seguito per il resto dello studio senza ottenere l'evento; in questo caso il tempo censurato è di 8 settimane.
- L'individuo E entra nello studio alla settimana 3 e viene seguito fino alla settimana 9, quando ne viene perso il controllo; il suo tempo censurato è di 6 settimane.
- L'individuo F entra alla settimana 8 e viene seguito fino all'evento verificatosi alla settimana 11,5; in questo caso non vi è censura ed il tempo di sopravvivenza è di 3,5 settimane.

Prima di procedere con la descrizione di uno dei modelli utilizzati nell'analisi di sopravvivenza, è importante definire alcune funzioni che si riveleranno utili per il calcolo della vita utile rimanente. Innanzitutto il tempo (ad esempio trascorso dall'avvio di una macchina al suo guasto) è una variabile casuale non negativa e continua, può quindi assumere qualsiasi valore reale. Questa variabile casuale ha una PDF e una CDF:

- Probability density function (PDF= $f(t)$ ): funzione di densità di probabilità;
- Cumulative distribution function (CDF= $F(t)$ ): funzione di distribuzione cumulativa

La funzione di distribuzione cumulativa rappresenta la probabilità che un evento si verifichi entro un certo tempo  $t$ :  $F(t)=P(T<t)$ . Il complemento di questa funzione è la funzione di sopravvivenza  $S(t)=1-F(t)=P(T>=t)$  la quale ovviamente rappresenta il caso contrario, ovvero la probabilità che un evento non si verifichi entro un certo tempo. Infine vi è il tasso con cui si verifica un evento, descritto dalla cosiddetta funzione di rischio  $h(t)$  che mette in relazione tutte le precedenti funzioni:

$$h(t)=f(t)/S(t)=f(t)/(1-F(t)).$$

## 8.2 IL METODO DI KAPLAN MEIER

Il metodo di Kaplan Meier descrive come stimare e rappresentare graficamente la funzione di sopravvivenza  $S(t)$  partendo dai dati inerenti ai tempi di guasto e alla censura di un determinato individuo. I dati di sopravvivenza sono riassunti nella tabella seguente, la cosiddetta “tabella di vita”, la quale ordina i dati in base ai tempi di guasto ascendenti.

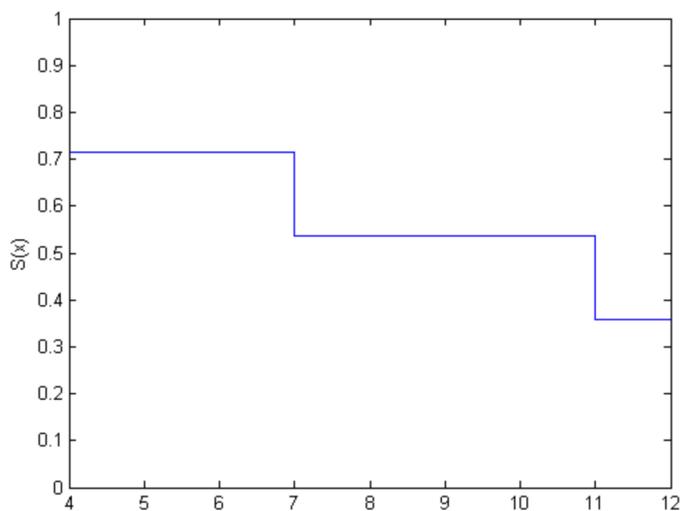
Time (t)	Number failed (d)	Censoring	Number at Risk (r)	Hazard Rate	Survival Probability	Cumulative Distribution Function
4	2	1	7	2/7	$1 - 2/7 = 0.7143$	0.2857
7	1	0	4	1/4	$0.7143*(1 - 1/4) = 0.5357$	0.4643
11	1	1	3	2/3	$0.5357*(1 - 1/3) = 0.3571$	0.6429
12	1	0	1	1/1	$0.3571*(1 - 1) = 0$	1.0000

Come si può notare, essa è composta da:

- tempi di fallimento;
- numero di individui non riusciti in un determinato periodo di tempo;
- numero di individui censurati in un determinato periodo di tempo;

- numero di individui a rischio all'inizio di un periodo (all'inizio di ogni periodo questo numero è ridotto del numero di guasti più gli individui censurati alla fine del periodo precedente);
- tasso di rischio;
- probabilità di sopravvivenza;
- funzione di distribuzione cumulativa (complemento della funzione di sopravvivenza).

Volendo inserire questi dati in un grafico avente sull'asse delle ascisse il tempo e sull'asse delle ordinate la funzione di sopravvivenza  $S(t)$  si ottiene la seguente spezzata, che rappresenta l'andamento della funzione di sopravvivenza con il passare del tempo:



## 8.2.1 IMPLEMENTAZIONE IN MATLAB DEL METODO DI KAPLAN MEIER

Il set di dati considerato in questo esempio è stato utilizzato per la competizione di sfida prognostica alla Conferenza Internazionale sulla prognosi e la gestione della salute del 2008 ed è chiamato “PHM08 Prognostics Data Challenge Dataset”. Si tratta di dati riportanti i tempi (in cicli del motore) di guasto di un insieme di motori dello stesso tipo. Volendo rappresentare la curva di sopravvivenza usando il metodo di Kaplan Meier su Matlab, gli step da seguire sono i seguenti:

1) Inserire i dati di guasto e i dati censurati (indicare con “1” i dati censurati e con “0” il tempo esatto di fallimento) presenti nel set di dati appena descritto:

```
y=[147 147 150 150 154 154 159 159 161 161 164 164 167 167 172 172 177 177  
178 187 187 191 191 193 200 200 203 209 209 210 210 210 223 223 225 225 227  
227 228 228 228 233 233 242 276 276 278 278 286 286];
```

```
cens=[0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1  
0 0 1 0 1 0 0 0];
```

2) Calcolare con la funzione “ecdf” i valori della funzione di distribuzione cumulativa CDF:

```
[f,x]=ecdf(y,"censoring",cens).
```

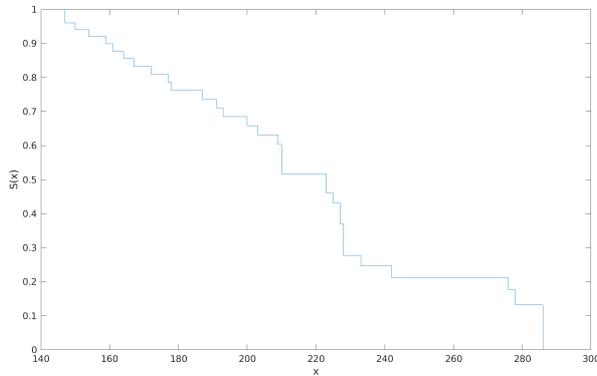
f =

```
      0
0.0400
0.0600
0.0804
0.1013
0.1227
0.1447
0.1672
0.1903
0.2141
0.2387
0.2632
0.2886
0.3150
0.3413
0.3688
0.3962
0.4825
0.5400
0.5687
0.6303
0.7228
0.7536
0.7888
0.8240
0.8680
1.0000
```

3) Infine, rappresentare graficamente la funzione di sopravvivenza:

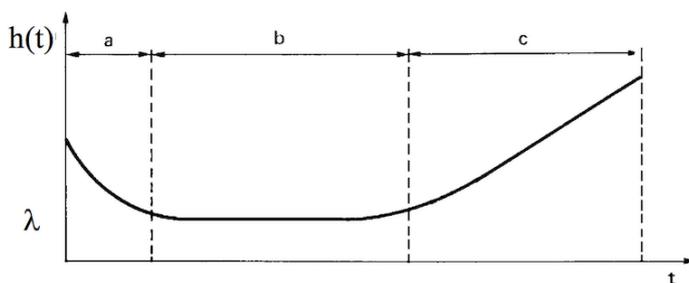
```
figure()
```

```
ecdf(y,"censoring",cens,"function","survivor").
```



### 8.3 LA FUNZIONE DI RISCHIO E LA DISTRIBUZIONE DI WEIBULL

Nel paragrafo 8.1 è stata definita la funzione di rischio come il tasso con cui si verifica l'evento; ciò che si intende mostrare in questa sezione è l'andamento di questo tasso in funzione del tempo, detto “curva della vasca da bagno” per la sua forma caratteristica.



In questo grafico si possono distinguere tre diversi intervalli:

- Intervallo a – fase di mortalità infantile (rodaggio): È la fase in cui il tasso di guasto, da un alto valore iniziale (elevata propensione al guasto), diminuisce fino

a stabilizzarsi a un valore quasi costante (cioè, diminuisce con l'aumentare dell'età di funzionamento della macchina). In questa fase, gli elementi più deboli, cioè soggetti a mortalità infantile, vengono rimpiazzati o riparati. Il tasso di guasto in questa fase può essere ridotto con il controllo di qualità;

- Intervallo b – fase di vita utile: Dopo il rodaggio, il tasso di guasto della macchina raggiunge il suo valore più basso e si mantiene approssimativamente costante nel tempo (cioè, la propensione al guasto non cambia con l'aumento della vita operativa della macchina). Questo intervallo è caratterizzato solo da guasti di natura aleatoria, non prevedibili;
- Intervallo c – fase d'usura (o degrado) con l'età: È la fase in cui il tasso di guasto diventa crescente nel tempo (cioè cresce con l'aumentare della vita operativa della macchina). Infatti, quando una macchina arriva alla fine della sua vita utile, iniziano a manifestarsi malfunzionamenti, dovuti al fenomeno dell'invecchiamento, che ne aumentano la propensione al guasto; per questo motivo una macchina è progettata per durare una certa vita utile e non di più. Il tasso di guasto in questa fase può essere ridotto mediante la manutenzione preventiva.

È inoltre opportuno specificare che per il calcolo della funzione di sopravvivenza, della CDF e della funzione di rischio è necessario definire con precisione le condizioni ambientali in cui opera la macchina.

Giunti a questo punto, dopo aver stimato la funzione di sopravvivenza  $S(t)$  con il metodo di Kaplan Meier, non resta che calcolare la funzione di rischio  $h(t)$  per poi

ricavare la PDF con la seguente formula:  $PDF=f(t)=h(t)S(t)$ . Per fare ciò, bisogna affidarsi ad una delle funzioni analitiche di “fitting” (adattamento) indicate nella letteratura dell’analisi di sopravvivenza; nello specifico si tratta di funzione esponenziale negativa, funzione normale e funzione di Weibull.

La funzione esponenziale negativa è valida durante la fase di vita utile della macchina, dove il tasso di guasto può essere considerato costante; il motivo di ciò è che questa distribuzione riassume il comportamento tipico dell’accadimento di fenomeni completamente aleatori, cioè quelli le cui cause sono totalmente accidentali. La funzione normale, invece, si può utilizzare per descrivere la fase finale della vita di una macchina.

Tuttavia la funzione più utilizzata, grazie alla sua alta flessibilità applicativa, è la funzione di Weibull; essa può essere utilizzata per modellare tutte le fasi del ciclo di vita di una macchina, di conseguenza è caratterizzata da una grande capacità di adattamento. La sua funzione di distribuzione cumulativa è la seguente:

$$F(t) = \left\{ 1 - \exp \left[ - \left( \frac{t}{\alpha} \right)^\beta \right] \right\}$$

dove alpha è il parametro di scala (variando alpha varia il range in cui la PDF è diversa da zero) e beta è il parametro di forma (variando beta varia la forma della PDF). In sostanza, la distribuzione di Weibull descrive la durata di vita per un fenomeno la cui “probabilità di morire” può variare nel tempo, in funzione proprio di beta.

- Nella fase di mortalità infantile il fattore beta risulta minore di uno e il tasso di guasto corrispondente risulta decrescente;
- Nella fase di vita utile il fattore beta è uguale a 1 e ne consegue che il tasso di guasto è costante e uguale a  $1/\alpha$
- Nella fase di usura il fattore beta è maggiore di uno e in questo caso il tasso di guasto risulta decrescente.

Mediante l'utilizzo di questa distribuzione e di conseguenza dei due parametri appena citati (alpha e beta), si arriva alla stima della funzione di rischio secondo la seguente formula:

$$h(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left( \frac{t}{\alpha} \right)^{\beta-1}$$

Moltiplicando quest'ultima espressione con la funzione di sopravvivenza precedentemente trovata si arriva alla definizione della PDF ( $f(t)$ ). Infine, con un semplice integrale definito, si arriva alla stima del tempo medio tra i guasti MTBF (mean time between failures) e di conseguenza alla vita utile rimanente RUL:

$$MTBF = \int_0^T t * f(t) dt$$

## BIBLIOGRAFIA

- [1] J. D. L. C. Ying Li, The impact of digital technologies on economic and environmental performance in the context of industry 4.0: A moderated mediation model, in *International Journal of Production Economics*, 2020.
- [2] M. Ghobakhloo, Industry 4.0, digitization, and opportunities for sustainability, in *Journal of Cleaner Production*, 2020.
- [3] C. S. A. N. J. Y. B. H. David Jones, Characterising the Digital Twin: A systematic literature review, in *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2020.
- [4] I benefici della manutenzione predittiva per il mondo industriale, 10 Settembre 2019. [Online]. Available: [www.industry4business.it](http://www.industry4business.it).
- [5] D. Carbone, Manutenzioni: reattive, preventive, proattive, predittive, 21 Febbraio 2019. [Online]. Available: [mynext.it](http://mynext.it).
- [6] A. Rezzani, INDUSTRIA 4.0 E MANUTENZIONE PREDITTIVA, 27 Maggio 2019. [Online]. Available: [www.dataskills.it](http://www.dataskills.it).
- [7] Manutenzione predittiva: cos'è e come farla con intelligenza artificiale e IoT, 20 Gennaio 2020. [Online]. Available: [www.zerounoweb.it](http://www.zerounoweb.it).
- [8] S. Pea, Software manutenzione predittiva: prevenire è meglio che curare, 14 Dicembre 2018. [Online]. Available: [www.smeup.com/](http://www.smeup.com/).
- [9] P. W. R. Y. R. . G. Jianing Zhang, Long short -term memory for machine remaining life prediction, in *Journal of Manufacturing Systems*, 2018.
- [10] N. L. L. G. N. L. T. Y. J. L. Yaguo Lei, Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction, in *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018.
- [11] N. G. L. Y. B. L. S. . Li Naipeng, Remaining useful life prediction of machinery under time-varying operating conditions based on a two-factor state-space model, in *Reliability Engineering and System Safety*, 2019.
- [12] N. Z. J. L. Andreas Werner, Approach for a Holistic Predictive Maintenance Strategy by Incorporating a Digital Twin, in *Procedia Manufacturing*, 2019.
- [13] Y. Z. S. W. B. Z. C. C. Sen Zhao, A recurrent neural network approach for remaining useful life prediction utilizing a novel trend features construction method, in *Measurement*, 2019.
- [14] W. Z. H. M. Z. L. . L. iang Li, Data alignments in machinery remaining useful life prediction using deep adversarial neural networks, in *Knowledge-Based Systems*, 2020.

- [15] R. R. J. M. L. R. C. Okoh, Overview of Remaining Useful Life Prediction Techniques in Through-Life Engineering Services, in *Procedia CIRP*, 2014.
- [16] W. W. C.-H. H. D.-H. Z. iao -Sheng Si, Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches, in *European Journal of Operational Research*, 2011.
- [17] D. L. D. B. Andrew K.S. Jardine , A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance, in *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006.
- [18] E. L. A. V. a. B. I. Phuc Do Van, Remaining useful life (RUL) based maintenance decision making for deteriorating systems, in *IFAC Proceedings Volumes*, 2012.
- [19] Mattioli, Teoria dei segnali, 2002. [Online]. Available: [www.phys.uniroma1.it](http://www.phys.uniroma1.it).
- [20] Studio dei segnali nel dominio della frequenza e del tempo, [Online]. Available: <http://www.glave.it>.
- [21] A. Tibaldi, Introduzione all'Analisi in Tempo -Frequenza, 27 Maggio 2009. [Online]. Available: <http://www.tibaldi.eu>.
- [22] P. Bonfiglio, Elementi di Analisi dei segnali, [Online]. Available: <http://www.unife.it>.
- [23] M. K. David G. Kleinbaum, Survival Analysis, 2012.
- [24] W. W. C.-H. H. M.-Y. C. D.-H. Z. iao -Sheng Si, A Wiener -process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation, in *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013.
- [25] H. N. K. T. M.H. Ling, Bayesian and likelihood inferences on remaining useful life in two-phase degradation models under gamma process, in *Reliability Engineering and System Safety*, 2019.
- [26] Y.-F. L. Y.-J. Y. H.-Z. H. M. J. Z. Weiwen Peng, Inverse Gaussian process models for degradation analysis: A Bayesian perspective, in *Reliability Engineering and System Safety*, 2014.
- [27] Predictive Maintenance: Estimating Remaining Useful Life with MATLAB, 2019. [Online].
- [28] D. P. B. L. Mengru Hou, Similarity -based deep learning approach for remaining useful life prediction, in *Measurement*, 2020.
- [29] Introduction to Survival Analysis, 26 Febbraio 2004. [Online].
- [30] M. A. H. K. M. B. M. Aramesh, Estimating the remaining useful tool life of worn tools under different cutting parameters: A survival life analysis during turning of titanium metal matrix composites (Ti-MMCs), in *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2016.

- [31] B.-S. Y. Achmad Widodo, Machine health prognostics using survival probability and support vector machine, in *Expert Systems with Applications*, 2011.
- [32] P. C. v. D. C. Z. a. F. W. D. Kitty J. Jager, The analysis of survival data: the Kaplan–Meier method, in *Kidney International*, 2008.
- [33] F. Garetti, MODELLI DI OTTIMIZZAZIONE DEI COSTI DI MANUTENZIONE, 2012.
- [34] G. Passarelli, Modelli affidabilistico -diagnostici per i componenti delle reti elettriche, 2008.

# RINGRAZIAMENTI

In primis vorrei ringraziare il mio relatore, il Prof. M. Bevilacqua e il mio correlatore, il Prof. G. Mazzuto per la loro disponibilità, per i loro suggerimenti e per le loro indispensabili conoscenze a me trasmesse durante tutto il percorso di stesura di questo elaborato.

Ringrazio Sara, per essermi stata sempre accanto, per avermi supportato (e sopportato) in ogni singolo istante di questo cammino (e non solo) e per aver reso tutto più semplice in questi anni.

Ringrazio la mia famiglia, i miei genitori Franco e Franca e mio fratello Lorenzo, senza i quali tutto ciò non sarebbe stato possibile, per avermi concesso la possibilità di scegliere liberamente questo percorso e per aver sempre creduto in me.

Ringrazio i miei amici, sia “storici”, sia tutti coloro che ho avuto la fortuna di conoscere in questi fantastici anni, in particolar modo Davide, Andrea N., Giulio, Alfiero, Alessio, Andrea M., Alessandro, Massimo, Federico e tanti altri. Con loro ho passato momenti indimenticabili: le risate a lezione, lo studio insieme, il divertimento al di fuori dell’università...

Ringrazio i miei coinquilini Giovanni, Piergiorgio, Fabrizio, Alessio e Michele, per i loro consigli (e per gli appunti) e soprattutto per aver avuto la pazienza di convivere con il sottoscritto per tutti questi anni.

Infine ringrazio me stesso, per non aver mai mollato nonostante le mille difficoltà e le tante delusioni e per aver avuto la forza e la tenacia che mi hanno permesso di arrivare a questo importantissimo traguardo.