



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

DIPARTIMENTO DI TECNICA E GESTIONE DEI SISTEMI
INDUSTRIALI

CORSO DI LAUREA TRIENNALE IN INGEGNERIA
MECCATRONICA

Tecniche di diagnostica e prognosi per la rilevazione di guasti nei sistemi elettronici di potenza

TESI DI LAUREA

Laureando:

Alex Aliaj

Relatore:

Paolo Magnone

MATRICOLA:

1195369

ANNO ACCADEMICO 2023-2024

Indice

1. Capitolo 1 “Introduzione ai sistemi Elettronici di potenza”

- 1.1. Elettronica di potenza
 - 1.1.1. Componenti elettronici di potenza
 - 1.1.2. Fattori ambientali e operativi che influenzano i guasti
 - 1.1.3. Tipi di guasti
- 1.2. Concetti e definizioni
- 1.3. Condition Monitoring

2. Capitolo 2 “Tecniche di Diagnostica”

- 2.1. Classificazione
- 2.2. Tecniche basate sul hardware
 - 2.2.1. Ridondanza Hardware
 - 2.2.2. Esempio applicativo: condensatore DC-DC ISOP
- 2.3. Tecniche basate sui modelli
 - 2.3.1. Metodi Qualitativi
 - 2.3.2. Metodi Quantitativi
- 2.4. Tecniche basate sui dati storici
 - 2.4.1. Reti Neurali Artificiali (ANN)
 - 2.4.1.1. Rete neurale multistrato percettrone (MLP)
 - 2.4.1.2. Mappa auto-organizzata (SOM)
 - 2.4.2. Macchine a Vettori di Supporto (SVM)

3. Capitolo 3 “Tecniche di Prognosi”

- 3.1. Dati di Guasto
- 3.2. Stima della vita utile residua
 - 3.2.1. Metodi basati sui manuali
 - 3.2.2. Metodi basati sui modelli
 - 3.2.2.1. Metodi empirici
 - 3.2.2.2. Metodi fisici
 - 3.2.3. Metodi basati sui dati
 - 3.2.3.1. Metodi statistici
 - 3.2.3.2. Metodi apprendimento automatico

4. Conclusioni

5. Bibliografia

Introduzione

La progettazione di prodotti e sistemi elettronici tende verso la miniaturizzazione, l'integrazione, la multifunzionalità e il basso costo. La crescente complessità e la loro diffusione in vari settori, quali l'industria automobilistica, aerospaziale, delle energie rinnovabili e delle telecomunicazioni, rende imprescindibile l'implementazione di tecniche efficaci per la diagnostica e la prognosi dei guasti. Una previsione dei guasti in fase iniziale è vitale per garantire il funzionamento affidabile, efficiente e duraturo di un sistema elettronico. La diagnostica dei guasti si concentra sull'identificazione tempestiva delle anomalie all'interno dei sistemi elettronici, consentendo interventi correttivi rapidi e mirati. Questo processo comporta l'analisi dei segnali elettrici, delle vibrazioni, delle temperature e di altri parametri operativi, al fine di rilevare deviazioni dal comportamento normale del sistema. Le tecniche di diagnostica possono essere suddivise in metodi basati sul hardware, metodi basati sui modelli e metodi basati su dati, ognuno con i propri vantaggi e limiti specifici. La prognosi, d'altra parte, si occupa della previsione dell'evoluzione dei guasti e della stima della vita residua utile del sistema o dei suoi componenti. Questa disciplina utilizza modelli matematici e algoritmi di machine learning per analizzare dati storici e operativi, allo scopo di prevedere quando e come si verificherà un guasto. Le informazioni prognostiche sono cruciali per la pianificazione della manutenzione preventiva, riducendo i tempi di inattività e i costi operativi complessivi. Attraverso questa analisi, la tesi si propone di fornire una classificazione delle tecniche di diagnostica e prognosi, nonché di offrire spunti per futuri sviluppi e ricerche in questo ambito cruciale per l'ingegneria elettronica e la gestione dei sistemi complessi.

Capitolo 1

Introduzione ai Sistemi Elettronici di Potenza

1.1. Elettronica di potenza

L'elettronica di potenza è una branca dell'ingegneria elettrica che si occupa della conversione, del controllo e della gestione dell'energia elettrica mediante dispositivi elettronici. I sistemi preposti a tali funzioni sono noti come convertitori elettronici di potenza, i quali trovano ampio impiego in sistemi integrati con dispositivi che richiedono diverse specifiche energetiche. Questi convertitori consentono di adattare i livelli di tensione delle fonti elettriche (sorgenti) alle esigenze specifiche delle applicazioni (carichi), attraverso trasformazioni in termini di ampiezza e frequenza. A seconda del tipo di sorgente e carico i convertitori vengono classificati in: convertitori DC-DC (sorgente e carico in corrente continua, dove si modificano i livelli di tensione), convertitori DC-AC (sorgente in corrente continua e carico in corrente alternata, come negli inverter), convertitori AC-DC (sorgente in corrente alternata e carico in corrente continua, detti raddrizzatori), convertitori AC-AC (sorgente e carico in corrente alternata, ma non necessariamente alla stessa frequenza) [1]. Durante il processo di conversione, i convertitori di potenza mirano a minimizzare le perdite energetiche, un aspetto cruciale poiché ogni fase di conversione comporta inevitabilmente una certa dissipazione di energia. I rivoluzionari miglioramenti nelle metodologie della microelettronica hanno condotto allo sviluppo di convertitori di nuova concezione, mentre i progressi nella tecnologia di fabbricazione dei semiconduttori hanno permesso di incrementare sia le prestazioni in tensione e corrente che la frequenza di commutazione dei componenti di potenza a semiconduttore [2]. Oggi, i sistemi elettronici di potenza (PES) vengono ampiamente utilizzati per la conversione ad alte prestazioni, offrendo vantaggi come un ampio intervallo di tensioni in ingresso e uscita, elevato guadagno e bassi costi operativi. Tuttavia, questi benefici comportano un incremento delle sollecitazioni sui componenti dei PES, rendendoli più vulnerabili ai guasti. Di seguito verranno discusse le cause e i meccanismi di rottura dei componenti più critici dei sistemi elettronici di potenza.

1.1.1. Componenti elettronici di potenza

Garantire il funzionamento a lungo termine dei sistemi elettronici di potenza, significa garantire l'affidabilità dei suoi componenti senza incorrere in guasti. La Figura 1.1 riporta la percentuale di guasto dei componenti nei sistemi elettronici di potenza. Tra i componenti più critici si osserva come i condensatori e i dispositivi a semiconduttore di potenza rappresentino oltre il 50% delle cause di guasto.

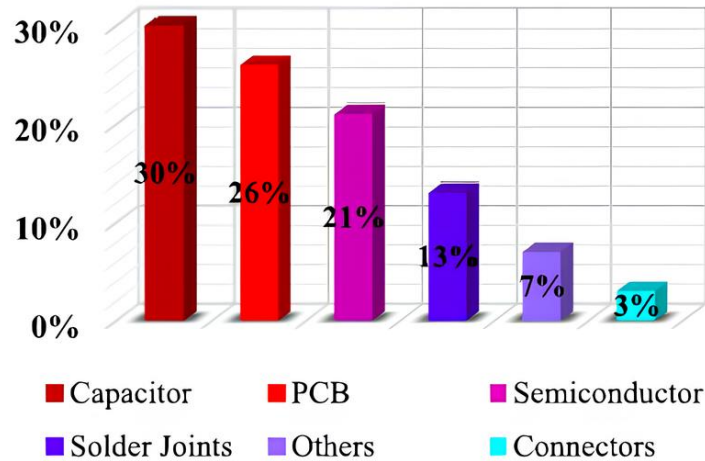


Figura 1.1 Percentuali guasti dei componenti nei PES [3]

- **Condensatore elettrolitico**

Il condensatore elettrolitico è tra i componenti più diffusi nei sistemi elettronici di potenza per via del loro basso costo e ingombri ridotti. Vengono utilizzati per assorbire le armoniche, sopprimere il ripple di tensione, fornire energia sufficiente per operazioni transitorie e anomale, e bilanciare la differenza di potenza istantanea tra l'ingresso e l'uscita dei sistemi di conversione [4]. Le principali cause di guasto sono da ricondurre alla loro sensibilità agli stress elettrici e termici. In particolare, come evidenziato in [5], l'aumento delle temperature interne provoca l'evaporazione dell'elettrolita, riducendo il volume totale degli elettroliti e determinando una diminuzione della capacità e un incremento della resistenza equivalente interna (ESR). L'aumento della resistenza equivalente porta all'aumento delle temperature interne, avviando un ciclo di deterioramento che termina con il guasto del condensatore. Di seguito in Tabella 1.1 vengono riportati i meccanismi e le cause di guasto per un condensatore elettrolitico.

Tabella 1.1 Cause e meccanismi di guasto condensatore elettrolitico [3]

	Modalità	Meccanismo	Causa	Indicatore
Condensatore elettrolitico	Circuito aperto	Rottura dielettrica auto-riparante	Stress tensione, Stress termico, Corrente di ripple	Resistenza interna equivalente, Riduzione della capacità, Corrente di dispersione
		Disconnessione dei terminali	Vibrazione	
	Cortocircuito	Rottura del dielettrico nello strato di ossido	Tensione, Stress termico, Corrente di ripple	
	Invecchiamento	Evaporazione dell'elettrolita	Stress termico Corrente di ripple	
		Reazione elettrochimica	Tensione	

- **Dispositivi a semiconduttore di potenza**

Nelle applicazioni elettroniche di potenza i dispositivi a semiconduttore di potenza come diodi, MOSFET di carburo di silicio (SiC) e IGBT vengono utilizzati come interruttori (switch) elettronici al fine di conseguire elevati rendimenti e bassa dissipazione di potenza [40][1]. Gli stress elettrici e termici sono tra le principali cause di guasto che portano al fenomeno dell'invecchiamento e rottura di questi dispositivi, ma anche fattori come l'umidità e vibrazioni possono portare a fenomeni come la corrosione e l'innescio di cricche. Per un MOSFET, i principali meccanismi di guasto riguardano: rottura del dielettrico in particolare dell'ossido di gate, l'elettromigrazione, bond wire liftoff (interruzione del collegamento tra i pin metallici e il semiconduttore) e la degradazione della saldatura tra il chip di silicio e la placca in rame del dissipatore [6]. Uno dei parametri utilizzati per rilevare la presenza di fenomeni è la temperatura di giunzione T_j , infatti questa è strettamente legata a questi meccanismi di degrado.

1.1.2. Fattori ambientali e operativi che influenzano i guasti

Nella maggior parte dei casi, condizioni ambientali severe quali temperature elevate, sovratensione e sovracorrente, usura di componenti elettrici, radiazioni, vibrazioni e

danni meccanici, danni termici, difetti di progettazione o controllo dell'hardware e stress elettromagnetici sono le principali cause di guasti nei sistemi elettronici di potenza [3]. Come anticipato precedentemente, la temperatura è il fattore principale di causa di guasti: il calore generato dalla dissipazione interna di potenza o da condizioni esterne accelera l'invecchiamento dei materiali e riduce la durata dei componenti. Altro fattore da considerare sono le vibrazioni meccaniche, soprattutto se prolungate o intense, che possono causare affaticamento dei materiali, allentamento di connessioni interne e danni fisici. Sovratensioni improvvise, dovuti a commutazioni di carichi, o a eventi interni come cortocircuiti, possono danneggiare seriamente i componenti. Allo stesso modo, sovracorrenti eccessive, causate da sovraccarichi o cortocircuiti, generano calore eccessivo e possono portare alla distruzione dei componenti. Anche l'invecchiamento naturale dei componenti, errori di progettazione, umidità e contaminazioni sono fattori che possono contribuire all'insorgenza di guasti.

1.1.3. Tipi di guasti

Nei sistemi elettronici di potenza (PES), a seconda delle loro caratteristiche temporali individuiamo tre tipologie di guasti: Guasti strutturali, guasti parametrici e guasti intermittenti.

Guasti strutturali (Critical Faults)

Questo tipo di anomalie si verificano a causa di cambiamenti drastici nei parametri relativi ai componenti o alle strutture dei circuiti. Alcune tipologie di guasti strutturali sono: cortocircuiti (Short Circuit Fault) e circuiti aperti (Open Circuit Fault). I guasti strutturali hanno un impatto immediato sul sistema (andamento a gradino Figura 1.2a), come un improvviso aumento della corrente o una caduta repentina di tensione, e possono causare danni catastrofici se non rilevati tempestivamente.

Guasti parametrici (Soft Faults)

Questa seconda tipologia di guasti riguarda le variazioni gradualmente (Figura 1.2b) dei parametri dei componenti del circuito che restano all'interno del loro intervallo di tolleranza, senza compromettere le connessioni del circuito. Questi guasti sono legati principalmente all'invecchiamento dei componenti. La deriva dei parametri (ad esempio,

la variazione della resistenza o della capacità nel tempo), porta a una progressiva riduzione delle prestazioni del sistema. Sebbene i guasti parametrici non interrompano immediatamente il funzionamento del circuito, possono peggiorare nel tempo e diventare guasti strutturali se non rilevati e corretti.

Guasti intermittenti (Intermittent Faults)

Questa tipologia di guasti si manifesta in modo intermittente (Figura 1.2c), comparso e scomparso, come nel caso di fili parzialmente danneggiati, e presenta un profilo temporale caratterizzato da irregolarità.

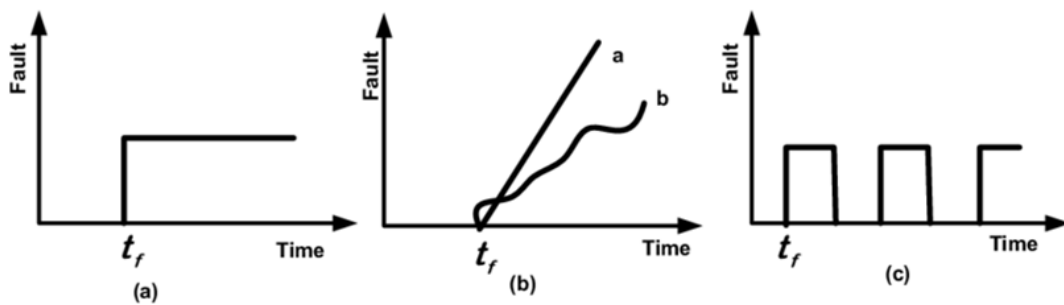


Figura 1.2 Rappresentazione temporale dei guasti: (a) strutturali, (b) parametrici, (c) intermittenti [7]

1.2. Concetti e definizioni

Al fine di comprendere l'analisi delle tecniche di rilevazione dei guasti è utile introdurre delle definizioni chiave. Il comitato tecnico IFAC SAFEPROCESS [8] definisce un guasto come una deviazione non consentita di almeno una proprietà caratteristica o di un parametro di un sistema dalla sua condizione normale. Nell'analisi dell'affidabilità ad ogni componente di un sistema si associa un proprio tasso di guasto $\lambda(t)$, definito come la probabilità di un componente di guastarsi in un dato intervallo di tempo [9]. Utilizzando modelli che calcolano il tasso di guasto per ciascun componente, si ottiene una stima della durata di vita per ogni parte. Dopo aver calcolato queste stime a livello di componente, si sommano i vari tassi di guasto per ottenere una stima della durata di vita dell'intero sistema. In Figura 1.3 è rappresentato l'andamento nel tempo generico del tasso di guasto di un componente. Questa curva, nota come bathcube (o vasca da bagno), anche se di

natura qualitativa, è di particolare importanza in quanto illustra le tre fasi principali del ciclo di vita di un componente:

- **Fase dei guasti precoci (Early Failures):** In questa fase iniziale, il tasso di guasto è elevato a causa di errori di progettazione o difetti di produzione. Gli oggetti che si guastano durante questo periodo sono solitamente quelli che presentano problemi fin dall'inizio.
- **Fase di vita utile (Random Failures):** Dopo la fase iniziale, il tasso di guasto si stabilizza e diventa relativamente costante. In questa fase, i guasti avvengono in modo casuale, solitamente a causa di condizioni operative normali e di variazioni impreviste.
- **Fase di usura (Wear-out Failures):** Infine, nella fase di usura, il tasso di guasto inizia ad aumentare nuovamente, poiché i componenti del prodotto si degradano e invecchiano. Questo aumento è causato da fenomeni come corrosione, fatica o ossidazione, simile a ciò che accade nel corpo umano con l'età.

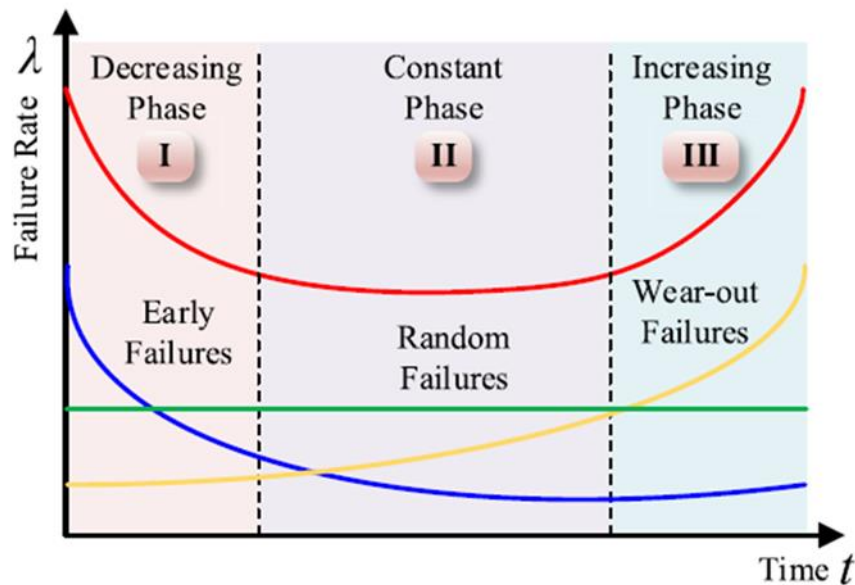


Figura 1.3 Curva “a vasca da bagno” del tasso di guasto [4]

La relazione associata al tasso di guasto $\lambda(t)$, è definita come:

$$\lambda(t) = \frac{-1}{R(t)} \frac{dR(t)}{dt} \quad (1)$$

Dove $R(t)$ prende il nome di affidabilità, definita come la probabilità per il singolo componente di essere ancora funzionante al tempo t [4]. Integrando per parti l'espressione (13) e osservando che al tempo $t=0 \rightarrow R(0) = 1$, è facilmente dimostrabile la relazione:

$$R(t) = \exp\left(-\int_0^t \lambda(\tau) d\tau\right) \quad (2)$$

L'inaffidabilità di un componente è definita come la probabilità per il singolo componente che si guasti prima del tempo t , è quindi pari al complemento dell'affidabilità:

$$F(t) = 1 - R(t) \quad (3)$$

Il principale parametro nel campo dell'affidabilità è il tempo medio al guasto detto MTTF (Mean Time To Failure). L'MTTF rappresenta il tempo medio fra l'istante 0, in cui il componente è funzionante, e l'istante del suo guasto:

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t) dt \quad (4)$$

Il valore di MTTF non considera la parte iniziale della bathcube relativa ai guasti precoci, ma soltanto quella relativa alla vita operativa del componente. Un altro parametro utilizzato per descrivere componenti oggetti a usura è il B_{10} . Questo parametro statistico viene utilizzato per indicare il numero di cicli oltre i quali il 10% dei componenti sotto esame dal costruttore subisce un guasto [10]. L'MTTF può essere calcolato partendo dal valore di B_{10} attraverso la relazione:

$$MTTF = \frac{B_{10}}{0.1 \cdot n_{op}} \quad (5)$$

dove n_{op} , rappresenta il numero di operazioni che il componente esegue in un anno.

1.3. Condition Monitoring

La necessità di rilevare e prevedere i guasti ha portato alla nascita del Condition Monitoring (CM). Il CM comprende un insieme di tecniche di diagnostica finalizzate a



monitorare le condizioni operative di un sistema fisico o di uno dei suoi componenti. Il fine ultimo di questa metodologia è la pianificazione di interventi di manutenzione preventiva o predittiva, in modo da evitare la comparsa di guasti improvvisi. La Figura 1.4 rappresenta il generico processo di monitoraggio delle condizioni. Il metodo prevede inizialmente una raccolta dei dati da poter successivamente elaborare; questi dati possono essere ottenuti per mezzo di sensori, sistemi o cronologia di dati noti. Il secondo passaggio del CM consiste nella fase di diagnosi che mira al rilevamento e individuazione della causa principale dei guasti. La successiva fase di prognosi utilizza i dati acquisiti dalle fasi precedenti per prevedere una varietà di informazioni utili relative allo stato del sistema o del componente. Sulla base dei dati acquisiti viene programmata la riparazione/manutenzione necessaria. Questo approccio consente di evitare che il degrado delle prestazioni comprometta l'affidabilità del sistema o che si verifichi un guasto improvviso. Nel contesto industriale, il condition monitoring ricopre ruolo chiave in quanto apporta significativi vantaggi, tra cui:

- Evitare che il malfunzionamento o la rottura di un singolo componente elettronico comprometta altre parti del sistema o addirittura l'intero impianto, riducendo i costi per i ricambi.
- Prevenire fermate improvvise dei macchinari.
- Ridurre i costi di manutenzione straordinaria necessari per riparazioni e rimessa in funzione del macchinario.
- Prolungare la vita utile del sistema e migliorarne l'efficienza operativa.

Nonostante la grande varietà di tecnologie a nostra disposizione e il continuo miglioramento delle prestazioni di esse, consentano di sviluppare metodi efficaci di condition monitoring, lo sviluppo di queste tecniche è spesso ostacolato dalla complessità dell'analisi necessaria.

Capitolo 2

Tecniche di Diagnostica

Nel capitolo precedente è stata data una panoramica sui guasti, le tipologie e gli effetti che questi hanno sui sistemi elettronici di potenza. A tal fine è stato introdotto il concetto di Condition Monitoring, sottolineandone l'importanza come metodo che, attraverso tecniche di diagnosi e prognosi dei guasti, ha come fine quello di programmare una manutenzione predittiva. In questo capitolo analizzeremo principali tecniche di diagnosi per i sistemi elettronici di potenza.

2.1. Classificazione

Le tecniche di diagnostica dei guasti FD (Fault Detection) permettono di rilevare, la posizione, la tipologia e la gravità dei guasti in un sistema elettronico di potenza. Rappresentano il primo passo nell'analisi dei guasti e si classificano in tre principali categorie: tecniche basate sull'hardware, basate sui modelli e basate sui dati storici [11]. A seconda del tipo di applicazione e dei costi, una soluzione può essere preferita rispetto all'altra. Le tecniche basate sull'hardware sono estremamente veloci, in quanto la raccolta dei dati avviene per mezzo di sensori che monitorano costantemente ciascuno dei componenti del sistema elettronico di interesse. A seconda del livello di accuratezza (definita come massima distanza tra la misura fornita dal sensore e il valore reale), del tipo e del numero, l'impiego di sensori può rivelarsi, molto costoso e ingombrante. Le tecniche basate sui modelli sono di particolare interesse in quanto non fanno uso di sensori. Il loro punto di forza è l'utilizzo di modelli matematici che possono essere basati sui dati, sulle leggi o principi fisici. Un altro vantaggio è la capacità di questi modelli di apprendere e adattare i modelli nel tempo, migliorando l'accuratezza e fornendo diagnosi sempre più dettagliate. Invece, lo svantaggio di questi modelli è la necessità di dati solidi e risorse computazionali su cui costruire il modello. L'ultimo approccio basato sui dati storici è efficiente e basso costo; tuttavia, necessita di molti dati raccolti e non è dunque applicabile quando non si è in possesso di sufficienti. La Fig. 2.1 illustra la classificazione delle tecniche diagnostiche divisa nei tre principali approcci con i relativi sottogruppi. La maggioranza delle tecniche diagnostiche esistenti rientra in una di questi gruppi [12].

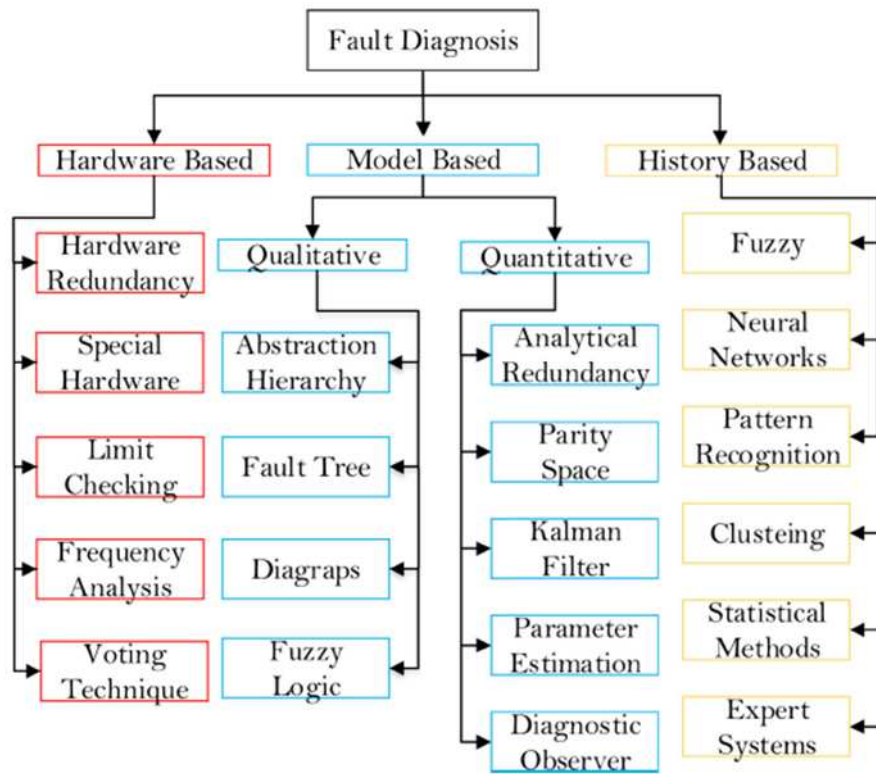


Figura 2.1 Classificazione delle tecniche di diagnosi dei guasti FD [12]

2.2. Tecniche basate sul hardware

Sono tra le tecniche più diffuse ed efficaci, fanno uso di sensori che monitorano costantemente il segnale in ingresso proveniente dal PES in esame. Al verificarsi di un guasto, il segnale subisce delle variazioni che vengono rilevate dal sensore e successivamente elaborate. Nell'analisi diagnostica riconoscere prontamente il tipo di guasto, consente di risalire rapidamente alla causa e alla posizione del guasto. A titolo di esempio per convertitore può essere utile monitorare i segnali di: corrente, tensione, temperatura, capacità, resistenza. Queste sono tra le grandezze più usate per monitorare i cambiamenti nei sistemi PES, ciò non toglie che ogni sistema elettronico di potenza può avere diverse grandezze utili da monitorare in base al tipo di applicazione. Una volta individuato il guasto, le informazioni vengono convertite in un segnale digitale e inviate a un semplice circuito logico o a un controller digitale come un Field Programmable Gate Array (FPGA) o un Digital Signal Processor (DSP), che confronta questi valori osservati con i valori di soglia già calcolati e noti. In presenza di alterazioni il sistema segnala un allarme di guasto [12].

2.2.1. Ridondanza hardware (Hardware Redundancy)

La Ridondanza Hardware utilizza vari tipi di sensori e attuatori per misurare variabili di interesse in modo da rilevare specifiche variazioni di corrente o tensione. Questo approccio confronta i segnali generati da più sensori che monitorano lo stesso segnale con quello generato da vari hardware [8]. L'indipendenza da modelli matematici rende questo tipo di metodologia più diretta e sicura ma, la necessità di dispositivi aggiuntivi (sensori) al PES, richiede un investimento maggiore in termini di costo, spazio e progettazione. Questa metodologia si suddivide in ulteriori sottogruppi a seconda del tipo di sensori impiegati e della tipologia di analisi:

Special Hardware

La Special Hardware si avvale di speciali sensori in grado di rilevare le variazioni di grandezze fisiche come la temperatura, la pressione, le vibrazioni, il rumore, la capacità [13]. Le grandezze in ingresso vengono convertite in segnali elettrici in modo da poter essere successivamente elaborate da un circuito logico.

Controllo dei Limiti (Limit Checking)

Nel controllo dei limiti, le variabili del processo vengono misurate e confrontate con un limite noto per ciascuna variabile [13]. Tipicamente, il primo passo nell'utilizzo di questa metodologia è stabilire una soglia per le variabili e poi confrontarle con i valori misurati. Qualsiasi misura o confronto tra il valore misurato e la soglia di riferimento che risulti al di fuori dell'intervallo previsto rappresenta un'indicazione di un potenziale guasto motivo per cui il sistema segnala un allarme di guasto.

Analisi delle Frequenze (Frequency Analysis)

L'analisi delle frequenze delle misurazioni dell'impianto può essere utilizzata con successo per la diagnosi dei guasti nei sistemi dinamici [11]. Quando un sistema funziona correttamente, le sue variabili di stato (come tensione, corrente, temperatura, ecc.) hanno un comportamento prevedibile e ripetitivo nel tempo. Ogni condizione operativa di un sistema è dunque associata a una ben definita risposta in frequenza. La presenza di un guasto introduce delle perturbazioni in questa risposta, generando delle variazioni

caratteristiche nello spettro di frequenza. Analizzando queste variazioni, è possibile effettuare una diagnosi accurata del guasto, identificandone la tipologia.

“Voting Technique”

Questa tipologia di tecniche è comunemente impiegata in sistemi con un elevato livello di ridondanza hardware parallela. Questi metodi, semplici da implementare, sono particolarmente indicati per individuare guasti in dispositivi meccanici [11]. Consideriamo un esempio: tre sensori misurano la stessa grandezza. Se uno dei segnali si discosta significativamente dagli altri, viene automaticamente identificato come anomalo. In questo modo, la diversità tra le misure segnala la presenza di un malfunzionamento.

2.2.2. Esempio applicativo: Convertitore DC-DC ISOP

Al fine di comprendere al meglio l'utilizzo delle tecniche basate sull'hardware, di seguito viene riportato un esempio applicativo. In [14], viene riportato uno schema di controllo per la diagnosi dei guasti degli interruttori nel convertitore DC-DC modulare in configurazione input-serie-output-parallelo (ISOP). La struttura del convertitore analizzata è riproposta in Figura 2.2. Le induttanze L_1, L_2, L_3 , sono misurate attraverso il parametro magnetico V_{mi} (con $i = 1, 2, 3$), tramite un avvolgimento ausiliario denominato N_{au_i} come evidenziato nella Figura 2.2, di piccole dimensioni. Il segnale del gate-driver dell'interruttore è rappresentato da una variabile binaria S_i , che è impostata su "1" quando il segnale del gate-driver è di livello logico alto e "0" quando è di livello logico basso. Per semplificare l'analisi, si ipotizza che l'ingresso e l'uscita di ogni modulo rimanga costante fino al verificarsi di un guasto. In condizioni normali vale la relazione:

$$\begin{aligned} S_i = 1, V_{mi} > 0 \\ S_i = 1, V_{mi} \leq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

Al verificarsi di un guasto dell'interruttore, il valore V_{mi} dei moduli è diverso rispetto alle condizioni normali. Nel caso di un circuito aperto (Open Circuit Fault), quando $S_i = 1$, V_{mi} assume valore opposto a quello in condizioni normali.

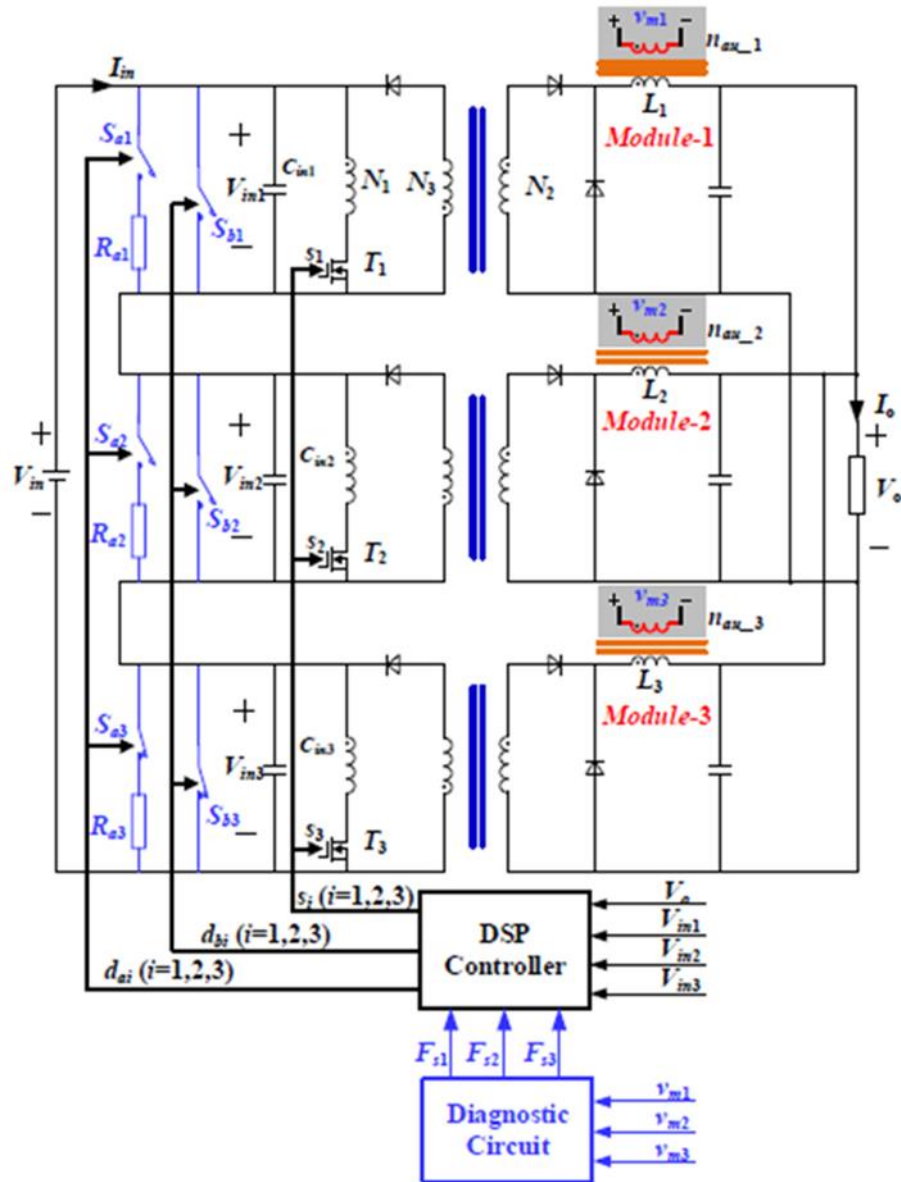


Figura 2.2 Struttura del sistema convertitore DC-DC ISOP [14]

Nel caso di un corto circuito (Short Circuit Fault), quando $S_i = 0$ analogamente, V_{mi} assume valore opposto a quello in condizioni normali. Le relazioni in condizioni di OCF e SCF sono rispettivamente (7) e (8).

$$S_i = 1, V_{mi} \leq 0 \quad (7)$$

$$S_i = 0, V_{mi} \geq 0$$

$$S_i = 1, V_{mi} > 0 \quad (8)$$

$$S_i = 0, V_{mi} > 0$$

La presenza di OCF e SCF è deducibile anche osservando le forme d'onda dell'avvolgimento ausiliario N_{au_i} e del segnale di gate-driver del secondo modulo come riportato in Figura 2.3.

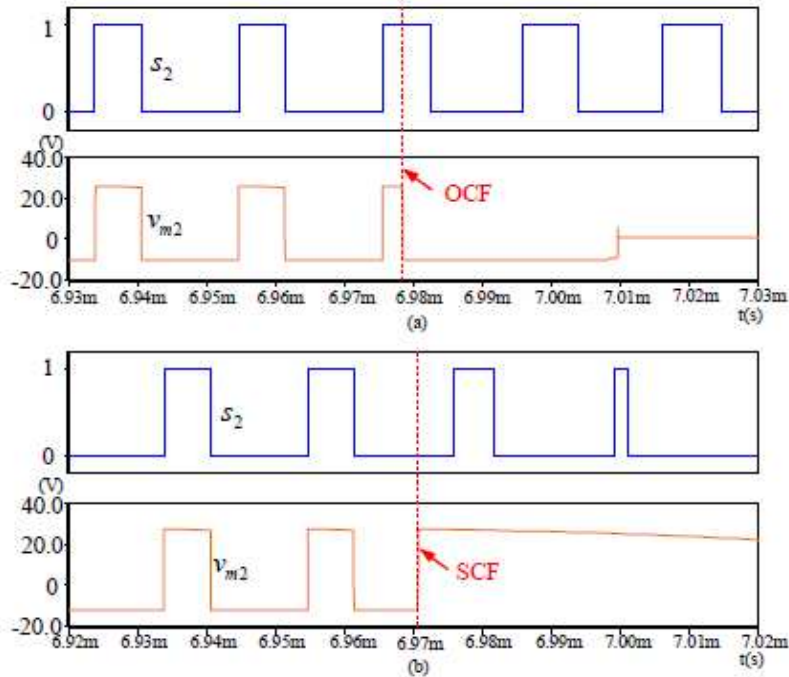


Figura 2.3 Forme d'onda della tensione dell'avvolgimento ausiliario e del segnale del gate driver in presenza di guasto. (a) OCF. (b) SCF [14]

Noti V_{mi} , S_i e V_r è possibile progettare il circuito diagnostico di controllo di Figura 2.4:

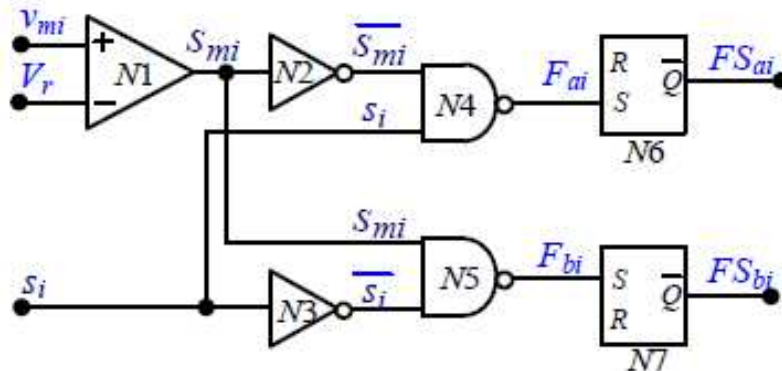


Figura 2.4 Circuito diagnostico proposto in [14]

Il circuito proposto in [14] è semplice e veloce, e si compone di un comparatore, due porte logiche NOT, due porte logiche NAND e due Flip Flop. Il primo passo consiste nella conversione del segnale V_{mi} in segnale logico S_{mi} per mezzo di un comparatore. Il comparatore confronta due segnali in ingresso V_{mi} e V_{th} , generando un'uscita logica S_{mi} basata sul risultato del confronto, utilizzando la condizione definita in (9):

$$\begin{aligned} v_{mi} > V_{th}, S_{mi} &= 1 \\ v_{mi} \leq V_{th}, S_{mi} &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

Dove V_{th} è il valore di tensione di soglia, calcolato empiricamente. Confrontando tutte le combinazioni di S_i e S_{mi} si ottiene la Tabella 2.1 di verità:

Tabella 2.1 Tabella di verità [14]

Parametro	Normale		Guasto			
			OCF		SCF	
S_i	1	0	1	0	1	0
S_{mi}	1	0	0	0	1	1
FS_{ai}	1		0		1	
FS_{bi}	1		1		0	

Si deduce che il convertitore è in condizioni di funzionamento normale quando S_{mi} e S_i sono uguali; si verifica un circuito aperto (OCF) quando sono diversi durante il periodo in cui $S_i = 1$; si verifica un cortocircuito (SCF) quando sono diversi durante il periodo in cui $S_i = 0$. L'utilizzo delle porte NAND consente di implementare la relazione definita dal sistema (10).

$$\begin{cases} F_{ai} = \overline{S_i \text{ and } \overline{S_{mi}}} = 1 \\ F_{bi} = \overline{\overline{S_i} \text{ and } S_{mi}} = 0 \end{cases} \quad (10)$$

F_{ai} e F_{bi} assumono entrambi valore logico alto “1” in assenza di guasti, mentre in presenza di OCF F_{ai} assume valore logico basso “0”; in presenza di SCF F_{bi} assume valore logico basso “0”. Una possibile semplificazione di questo schema (Figura 2.5) è realizzata sostituendo le porte logiche NOT e NAND con la porta logica XNOR, dove dati in ingresso S_i e S_{mi} si ottiene come uscita logica la relazione (6)

$$F_i = S_{mi}S_i + \overline{S_{mi}S_i} = 1 \quad (11)$$

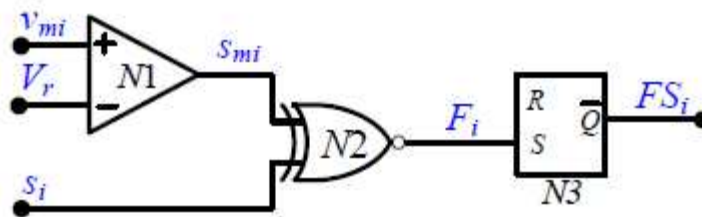


Figura 2.5 Circuito diagnostico con porta XNOR [14]

Questa analisi mostra come con un approccio basato sui modelli hardware, partendo dalle informazioni ottenuti dai sensori N_{au_i} , mediante un semplice circuito logico facilmente eseguibile da un microcontrollore (DSP), si è in grado di implementare un sistema diagnostico per rilevare guasti.

2.3. Tecniche basate sui modelli

La diagnosi di guasti basata su modelli si articola in due fasi principali: il primo passaggio consiste nella generazione di un segnale detto residuo, ottenuto per mezzo di un modello che analizza l’input con l’output del sistema, mentre il secondo passaggio consiste nell’esaminare i segnali residui per valutare la probabilità di guasti. Al segnale residuo viene applicata una regola decisionale, per determinare se si sono verificati guasti [15]. In condizioni normali, i residui sono prossimi allo zero. Al verificarsi di un guasto, invece, i residui aumentano in modo significativo, segnalando la presenza di un'anomalia. In Figura 2.6 è riportato uno schema geniale basato su questo approccio.

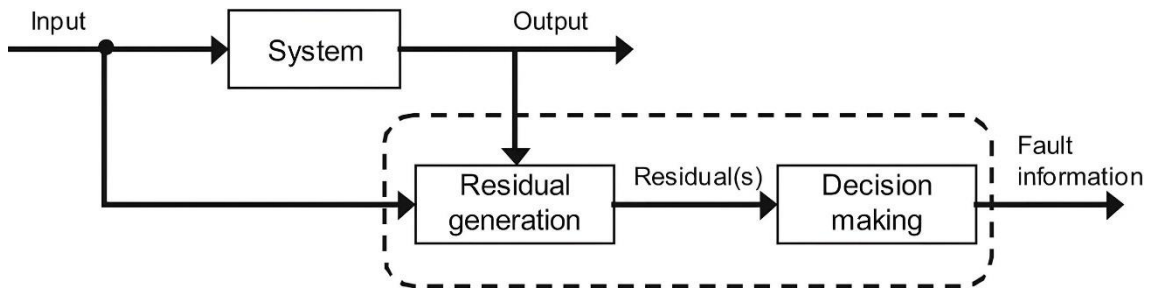


Figura 2.6 Schema generale di diagnosi dei guasti basata su modelli [13]

A seconda del metodo con cui generiamo il residuo, distinguiamo le tecniche basate sui modelli in metodi qualitativi e quantitativi.

2.3.1. Metodi Qualitativi

I metodi qualitativi di diagnosi dei guasti basati su modelli utilizzano un modello matematico in cui la relazione di input – output del sistema è espressa in termini di funzioni qualitative [13]. Questo metodo ci consente di riuscire a definire lo stato di un sistema e le modalità di guasto da prendere in considerazione, senza l'impiego di espressioni analitiche. A seconda della funzione di trasferimento implementata distinguiamo diversi modelli qualitativi:

Gerarchia di Astrazione (Abstraction Hierarchy)

La gerarchia di astrazione è una strategia utilizzata nei sistemi diagnostici basati su modelli per analizzare il comportamento complessivo di un sistema. L'idea di base è che il comportamento del sistema complessivo può essere dedotto dalla comprensione delle parti che lo compongono, senza fare assunzioni sul funzionamento dell'intero sistema [16]. La costruzione del modello è organizzata secondo una struttura ad albero suddivisa in livelli che ne rappresentano l'ordine gerarchico.

Analisi ad Albero dei Guasti (Fault Tree Analysis, FTA)

L'FTA (Analisi ad Albero dei Guasti) è una tecnica analitica che applica un approccio dall'alto verso il basso per analizzare le diverse combinazioni di guasti hardware, come sotto-eventi che possono causare il guasto del sistema come evento principale [4]. Tramite FTA è quindi possibile modellare un sistema per la rilevazione dei guasti attraverso la

costruzione di un modello ad albero dove gli eventi sono collegati mediante porte logiche come: AND, NOR, XNOR.

Digrafo (Diagraphs)

Questo metodo che utilizza i digrafi per modellare la propagazione dei guasti in un sistema. Il digrafo è costituito da un insieme di nodi collegati da archi orientati, che ne rappresentano la relazione e la dipendenza. La Figura 2.7 illustra un semplice esempio di digrafo, dove M1 e M2 sono i nodi e rappresentano le variabili di processo all'interno di un'applicazione ingegneristica. Tali variabili di processo possono includere parametri come temperatura, pressione e segnali provenienti dai sensori [17]. Gli archi possono essere associati a valori o condizioni che consentono di scendere nel dettaglio delle relazioni che intercorrono tra i nodi, permettendo di modellare anche un sistema complesso.

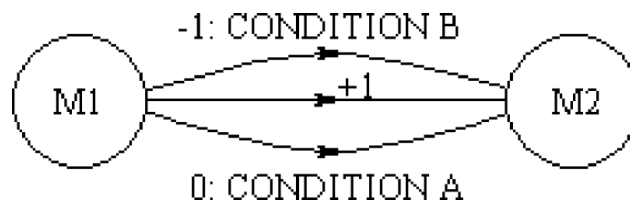


Figura 2.7 Generica rappresentazione del digrafo [17]

Logica Fuzzy (Fuzzy Logic)

La logica fuzzy (o logica sfumata), introdotta da Lotfi Zadeh nel 1965, è un sistema logico progettato per rappresentare matematicamente l'incertezza e l'imprecisione, con l'obiettivo di imitare il modo in cui gli esseri umani ragionano [18]. A differenza della logica booleana, dove un'affermazione può essere vera o falsa, la logica fuzzy introduce valori intermedi tra il "vero" (1) e il "falso" (0), consentendo di esprimere gradi di verità o falsità.

2.3.2. Metodi Quantitativi

I metodi quantitativi di diagnosi dei guasti basati su modelli utilizzano un modello in cui la relazione di input - di output dell'impianto è espressa in termini di funzioni matematiche [13]. L'obiettivo di questa metodologia è giungere al riconoscimento del guasto e della sua locazione, per mezzo di espressioni analitiche. Il vantaggio di questo approccio rispetto a una analisi qualitativa è che ci consente di quantificare i guasti.

Ridondanza Analitica (Analytical Redundancy)

La ridondanza analitica è un approccio generale che utilizza un modello matematico per analizzare il comportamento di un sistema fisico. Confronta un segnale generato dal sistema fisico con un segnale generato per mezzo di un modello matematico, ottenendo come differenza un segnale residuo. A seconda dell'algoritmo utilizzato per generare il segnale residuo individuiamo diversi metodi, tra cui: spazio di parità, stima parametrica, modelli di osservatori, filtri di Kalman. Questo residuo viene successivamente elaborato da un'unità logica come un microcontrollore. La Figura 2.8 mette a confronto il metodo di ridondanza analitico con quello hardware.

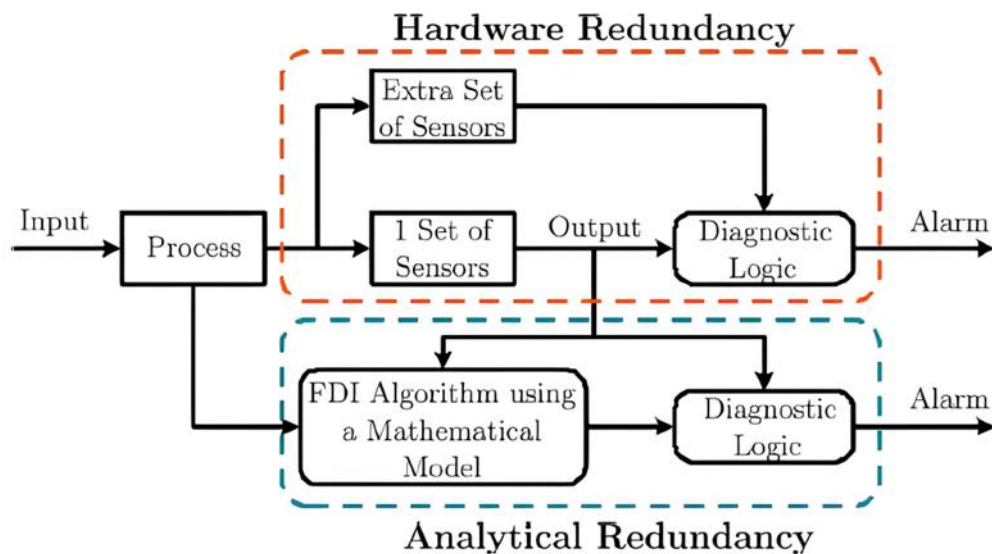


Figura 2.8 Illustrazione dei concetti di ridondanza hardware e ridondanza analitica per le FD [17]

Il principale vantaggio dell'approccio di ridondanza analitica rispetto alla ridondanza hardware è che non sono necessari componenti hardware aggiuntivi per realizzare un

algoritmo per la rilevazione dei guasti [18]. Di contro come si osserva in Figura 2.9, all'interno dello schema di controllo oltre alla presenza dei guasti, vi sono anche altri segnali di disturbo e di rumore, che interferiscono nella capacità del modello di rilevare un'anomalia. Queste interferenze richiedono una modellazione di un modello matematico accurato del sistema in esame, rendendo la ridondanza analitica più difficile da realizzare rispetto alla ridondanza hardware. I metodi basati su modelli analitici più comunemente utilizzati per la generazione di residui includono: l'approccio dello spazio di parità, l'approccio basato sulla stima dei parametri e quello l'approccio basato su osservatore.

Generazione segnale residuo

La generazione del segnale residuo è ottenuta analizzando gli input e output del sistema reale. Basandoci sullo schema di Figura 2.9, considerati gli input $u(t)$ e gli output $y(t)$, il segnale residuo $r(t)$ è esprimibile come funzione g :

$$r(t) = g(u(t), y(t)) \quad (12)$$

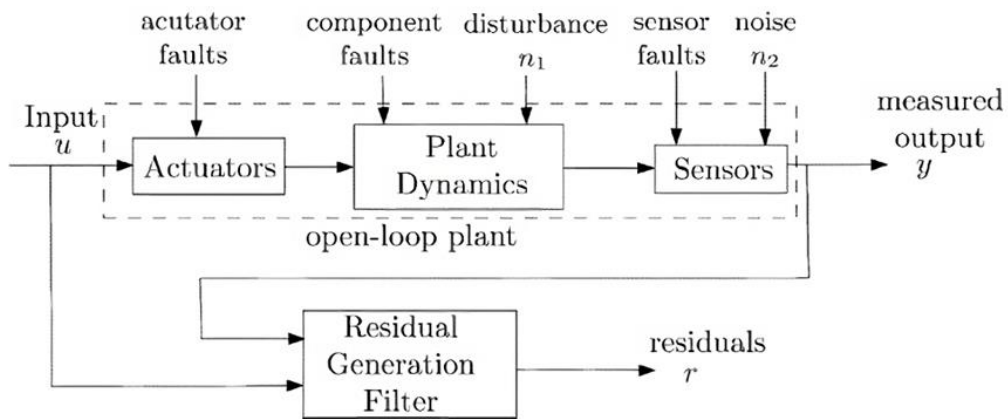


Figura 2.9 Modello generico per la generazione del segnale residuo [8]

Come affermato in [8], il residuo $r(t)$ deve soddisfare le due seguenti proprietà:

- **Relazione di invarianza:** in assenza di anomalie, la media di $r(t)$ deve essere nulla.
- **Rilevabilità dei guasti:** in presenza di anomalie, la media di $r(t)$ deve essere diversa da zero.

Spazio di Parità (Parity Space)

Il metodo parity space è una tecnica specifica all'interno della ridondanza analitica, focalizzata sull'identificazione di guasti attraverso una trasformazione lineare dei dati di input e output in uno spazio di parità. Il concetto di base è rappresentato nella Figura 2.10, dove G_p rappresenta il processo monitorato, che opera parallelamente al modello matematico G_m , simulando il processo reale [19]. Il residuo è calcolabile attraverso l'equazione:

$$r(t) = (G_p - G_m)u(t) \quad (13)$$

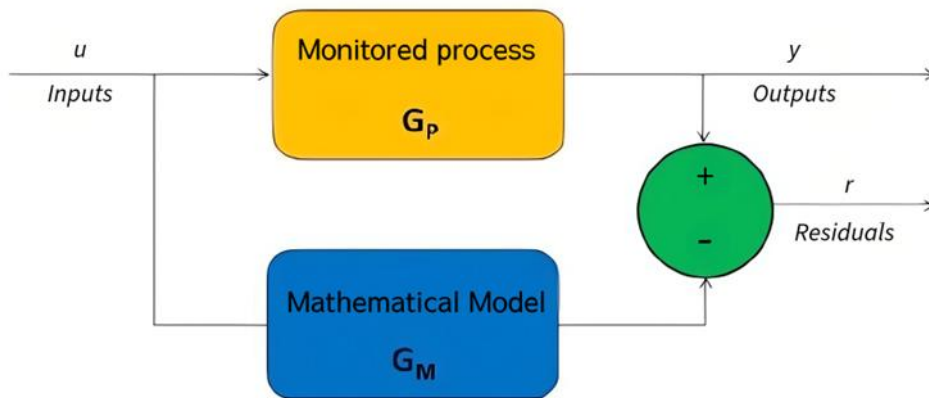


Figura 2.10 Diagramma schematico dell'approccio dello spazio di parità [20]

Questo approccio assume che i parametri del modello siano conosciuti e costanti. In questo contesto, i residui vengono proiettati in un sottospazio (spazio di parità) dove l'effetto degli input si annulla, lasciando solo le componenti legate a eventuali guasti.

Stima Parametrica (Parameter Estimation)

Il metodo si basa sull'assunzione che i guasti si riflettano nei parametri fisici del sistema anziché in un cambiamento dell'uscita del sistema [20]. Lo schema di questa metodologia è mostrato in Figura 2.11. Dati i parametri P_m e P_{nom} relativi rispettivamente al modello matematico e al modello fisico normale, al verificarsi di un guasto f vale la relazione:

$$P_m = P_{nom} + f \quad (14)$$

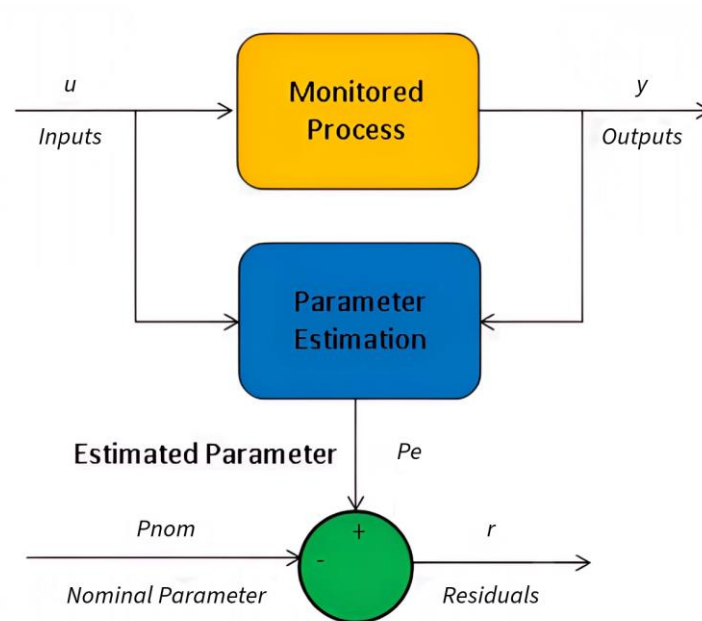


Figura 2.11 Diagramma schematico della stima parametrica [20]

Il guasto f è visto come un termine additivo che si somma al parametro P_{nom} . La generazione del residuo r è ottenuta attraverso la relazione:

$$r = P_{nom} - P_e \quad (15)$$

Dove P_e rappresenta il parametro stimato dal modello matematico.

Filtro di Kalman

Con questo metodo il segnale residuo è generato attraverso l'uso del Filtro di Kalman. Il filtro di Kalman è un algoritmo ricorsivo sviluppato da Rudolf Kalman, che consente di stimare lo stato di un sistema utilizzando la misurazione in tempo reale dei dati in input e output. Realizza quindi un feedback sulla base delle misure (rumorose). Il funzionamento può essere riassunto in due fasi successive:

- **Fase di predizione:** si prevede il valore che le variabili di interesse assumeranno in un futuro immediato.
- **Fase di aggiornamento:** si confrontano i valori previsti con quelli misurati in quell'istante dai sensori e si calcola una media opportuna tra essi.

2.4. Tecniche basate sui dati storici

Diversamente dai metodi basati su modelli, i metodi di rilevamento dei guasti basati sui dati non richiedono una conoscenza (qualitativa o quantitativa) del sistema e delle sue dinamiche. L'unico requisito necessario è la disponibilità di una grande quantità di dati storici di processo [21]. L'analisi dei dati storici per la diagnosi dei guasti impiega un'ampia gamma di tecniche, quali logica fuzzy, reti neurali, clustering e metodi statistici. In questo documento ci focalizzeremo sulle tecniche di apprendimento automatico, che sono tra le più utilizzate nelle analisi dei guasti dei sistemi elettronici di potenza PES [3], in particolare sulle Reti Neurali Artificiali (ANN) e i Supporti Vettori Macchina (SVM). Queste tecniche utilizzano algoritmi supervisionati o non supervisionati. Nell'apprendimento supervisionato tutti i dati sono associati a etichette che ne definiscono la classe o il valore.

2.4.1. Reti Neurali Artificiali (ANN)

Le reti neurali artificiali (ANN, dall'inglese Artificial Neural Networks) sono modelli computazionali ispirati alla struttura e al funzionamento del cervello umano [22]. Similmente ai neuroni biologici, le ANN sono composte da unità elementari, chiamate perceptron, che sono organizzati in una rete interconnessa. Questi perceptron simulano alcune caratteristiche fondamentali del cervello umano, come la capacità di apprendere, memorizzare e generalizzare informazioni. La struttura elementare di un neurone artificiale è riportata in Figura 2.12. A ogni valore in input X_i è associato un peso W_i con valore positivo o negativo per eccitare o inibire il neurone.

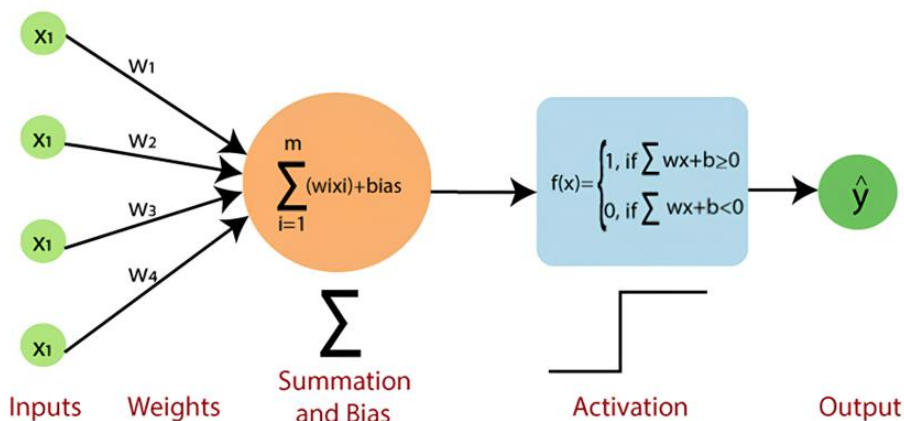


Figura 2.12 Struttura elementare di un perceptrone [23]

Il perceptrone prende il prodotto degli input e dei pesi, e li riassume, questo corrisponde all' operazione (16):

$$\sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i \quad (16)$$

dove n è il numero degli input e il termine $X_i \cdot W_i$ rappresenta il prodotto scalare tra i vettori degli input e dei loro pesi associati, ovvero la somma dei prodotti degli elementi corrispondenti. Alla somma pesata degli ingressi viene aggiunto un valore b che prende il nome di bias. Il bias è un termine aggiuntivo che sposta la soglia di attivazione del neurone. L'output Y del neurone è rappresentato dalla relazione:

$$Y = f(b + \sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i) \quad (17)$$

Dove f prende il nome di funzione di attivazione. Se la combinazione lineare pesata degli input, sommata al bias, supera la soglia, il neurone si attiva e produce un output Y . Il valore di bias così come quello del peso W_i sono valori variabili, che vengono corretti durante la fase di apprendimento. Un bias positivo aumenta la probabilità che il neurone si attivi, mentre un bias negativo la diminuisce. Le funzioni di attivazione comunemente utilizzate nelle reti neurali sono non lineari. La non linearità è ciò che rende le ANN interessanti, in quanto permette alle reti neurali di approssimare funzioni più complesse e di catturare relazioni non lineari tra i dati di input e output [22]. Tra le reti ANN più usate nella diagnostica dei guasti troviamo dei sistemi elettronici di potenza troviamo [22],[3]:

- Rete neurale multistrato perceptron (MLP).
- Rete neurale a funzione di base radiale (RBF).

2.3.1.1. Rete neurale multistrato perceptron (MLP)

La rete neurale MLP (Multilayer Perceptron) è un tipo di rete composta da più perceptroni organizzata in strati: uno strato di input, uno o più strati nascosti e uno strato di output la Figura 2.13 riporta un esempio di rete MLP. Presenta una struttura feed-forward (propagazione in avanti) [3], in cui le connessioni tra i nodi sono organizzate in modo da

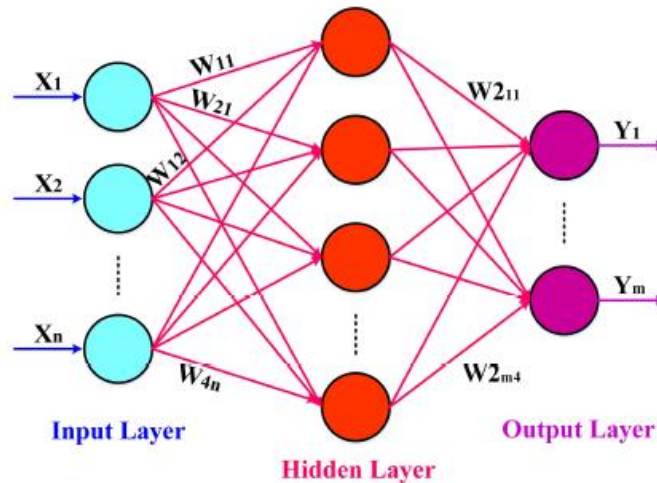


Figura 2.13 Topologia di una rete MLP [3]

consentire il flusso di informazioni esclusivamente in avanti, dagli strati di input a quelli di output. La selezione dei valori di bias e del peso W_i avviene negli strati nascosti attraverso un algoritmo di addestramento. Uno degli algoritmi di addestramento comunemente usati nelle MLP:

- **Error Backpropagation (EBP):** È un algoritmo di apprendimento supervisionato utilizzato per addestrare le reti neurali. Funziona propagando l'errore dallo strato di output verso gli strati precedenti, aggiornando i pesi sinaptici in modo da ridurre l'errore complessivo [22].
- **Levenberg–Marquardt (LM):** è un algoritmo iterativo, nel quale il vettore di aggiornamento della soluzione ad ogni iterazione è dato da un'interpolazione fra l'algoritmo di Gauss-Newton e il metodo di discesa del gradiente.

2.3.1.2. Mappa auto-organizzata (SOM)

La mappa auto-organizzata, in inglese Self-Organization Map (SOM) è un algoritmo di apprendimento non supervisionato che proietta dati ad alta dimensionalità in uno spazio a bassa dimensionalità, preservando le relazioni topologiche tra i dati originali. Come mostrato in Figura 2.14, lo strato di input è direttamente collegato allo strato di output. Il processo di implementazione del SOM, come altre tecniche basate su ANN, si basa sull'addestramento e mappatura [3].

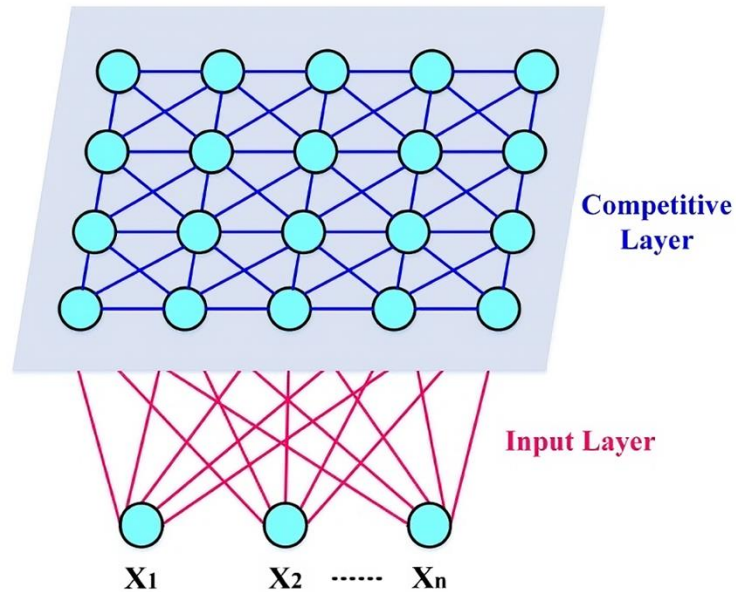


Figura 2.14 Struttura rete SOM [3]

- **Addestramento:** Inizialmente il dataset degli input viene trasformato in un dataset a bassa dimensione chiamato spazio mappa. Lo spazio mappa è tipicamente una mappa composta da nodi disposti in una griglia rettangolare 2D [3]. Ogni nodo nello spazio mappa è associato a un vettore di pesi che inizialmente è casuale. Per ogni campione di dati, si determina il nodo della mappa i cui pesi sono più simili alle caratteristiche del campione stesso. Questo nodo, una volta identificato prende il nome di Best Matching Unit (BMU). Successivamente, i pesi del nodo BMU e dei suoi vicini vengono aggiornati, avvicinandoli progressivamente al campione in ingresso.
- **Mappatura:** I dati relativi allo spazio mappa vengono classificati in base ai pesi di ciascun nodo e alla loro distanza euclidea nello spazio delle caratteristiche [3]. Questo processo viene ripetuto per tutti i dati di addestramento, fino a quando la mappa non converge verso una rappresentazione stabile dei dati.

2.4.2. Macchine a Vettori di Supporto (SVM)

Le Macchine a Vettori di Supporto (SVM) sono un potente algoritmo di apprendimento automatico utilizzato per risolvere problemi di classificazione e di regressione lineare. L'idea fondamentale delle SVM consiste nel trasformare pattern di dati in uno spazio

caratteristico ad alta dimensionalità attraverso una mappatura non lineare [23]. Nello spazio di Figura 2.15 i dati sono raffigurati secondo due categorie dette classi, rispettivamente di colore blu e rosso. L'obiettivo è trovare il miglior iperpiano che separa le classi di dati. Per farlo l'algoritmo cerca la massima distanza tra le classi di dati e l'iperpiano, che prende il nome di margine di separazione. I punti che intersecano i margini dell'iperpiano sono chiamati vettori di supporto.

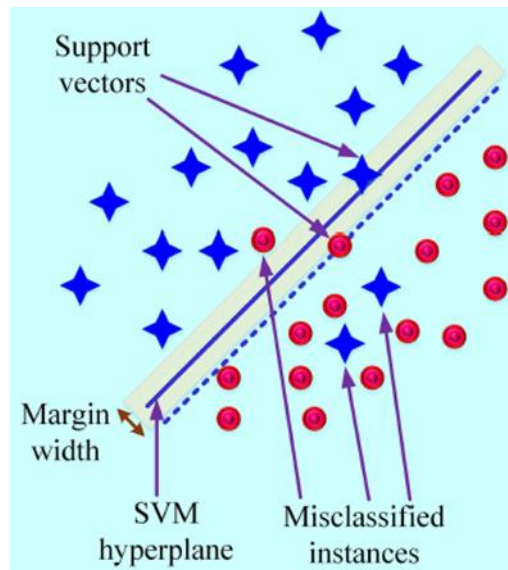


Figura 2.15 Idea principale di SVM [3]

Capitolo 3

Tecniche di Prognosi

Nel capitolo precedente è stata presentata una classificazione delle tecniche diagnostiche nell'analisi dei guasti dei sistemi elettronici di potenza; in questo capitolo verranno analizzate le tecniche di prognosi che, a partire dai dati ottenuti dall'analisi diagnostica, hanno come obiettivo la stima della vita utile dei componenti al fine di programmare una manutenzione predittiva

Nel condition monitoring, la prognosi rappresenta il passo successivo alla diagnosi dei guasti. Una volta identificato il tipo di guasto nella fase di diagnosi, la prognosi utilizza i dati acquisiti dal monitoraggio delle condizioni (CM) per fornire una stima della vita utile rimanente (o RUL, remaining useful life), con l'obiettivo di identificare eventuali performance indesiderate e prevedere possibili guasti futuri. I vantaggi della tecnica prognostica, come la previsione di guasti e malfunzionamenti, riducono i costi di riparazione e la comparsa di guasti imprevisti

3.1. Dati di Guasto

Per stimare la durata della vita di un componente elettronico è necessario possedere dei dati sui guasti passati/precedenti da poter elaborare; tali dati di guasto si classificano in 4 principali categorie come mostrato in Figura 3.1: profili di missione, dati storici, dati di campo e dati di test.

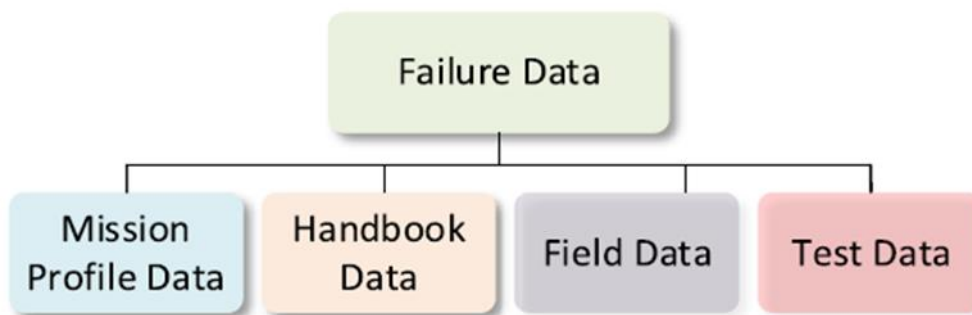


Figura 3.1 Classificazione dati di guasto [4]

- **Profilo di Missione (Mission Profile Data):** in questa classe, rientrano i dati che descrivono le condizioni operative alle quali è stato sottoposto un sistema durante

il suo utilizzo, come la temperatura, la potenza, la velocità e altri fattori. I profili di missione permettono di quantificare il livello complessivo di stress a cui un componente è sottoposto durante il funzionamento e può essere definito su diverse scale temporali, come minutale o annuale.

- **Dati da Manuali di Affidabilità (Handbook Data):** esistono specifici manuali per le varie applicazioni che riportano tassi di guasto per un componente. Tra questi manuali figurano: MIL-HDBK-217 [24], 217 Plus, Telcordia [25], IEC TR-62380 [26], FIDES [27].
- **Dati di Campo (Field Data):** Questi dati, provenienti dall'effettivo utilizzo del prodotto da parte degli utenti finali, vengono raccolti tramite i centri di assistenza, le operazioni di riparazione, i resi in garanzia e altre interazioni con l'utenza finale [4]. Ogni informazione rilevante viene registrata, come la data di installazione, la data del guasto, le condizioni operative e le modalità di rottura; tali dati risultano estremamente utili in quanto forniscono una rappresentazione accurata delle prestazioni del sistema nel suo ambiente di utilizzo reale.
- **Dati di Test (Test Data):** si tratta di dati ottenuti attraverso test accelerati che simulano condizioni di utilizzo estreme per “stressare” i componenti e osservare come e quando si rompono. Questi test si dividono in:
 - **ALT (Test di Vita Accelerati):** riproducono gli stress che il sistema subirebbe nel tempo per simulare i guasti principali in laboratorio.
 - **CALT (Test di Vita Accelerati Calibrati):** simili agli ALT, ma ottimizzati per un tempo di test più breve.
 - **HALT e HASS (Test di Vita Accelerati Qualitativi):** usati in fasi avanzate del design per individuare i punti deboli principali.

3.2. Stima della vita utile residua

La vita utile residua del componente (RUL), fornisce un'indicazione fondamentale per orientare le decisioni dell'utente in merito alla sostituzione o al riutilizzo del componente in base al suo stato di salute attuale. La Figura 3.2 illustra una panoramica delle diverse tecniche sviluppate per la previsione della RUL.

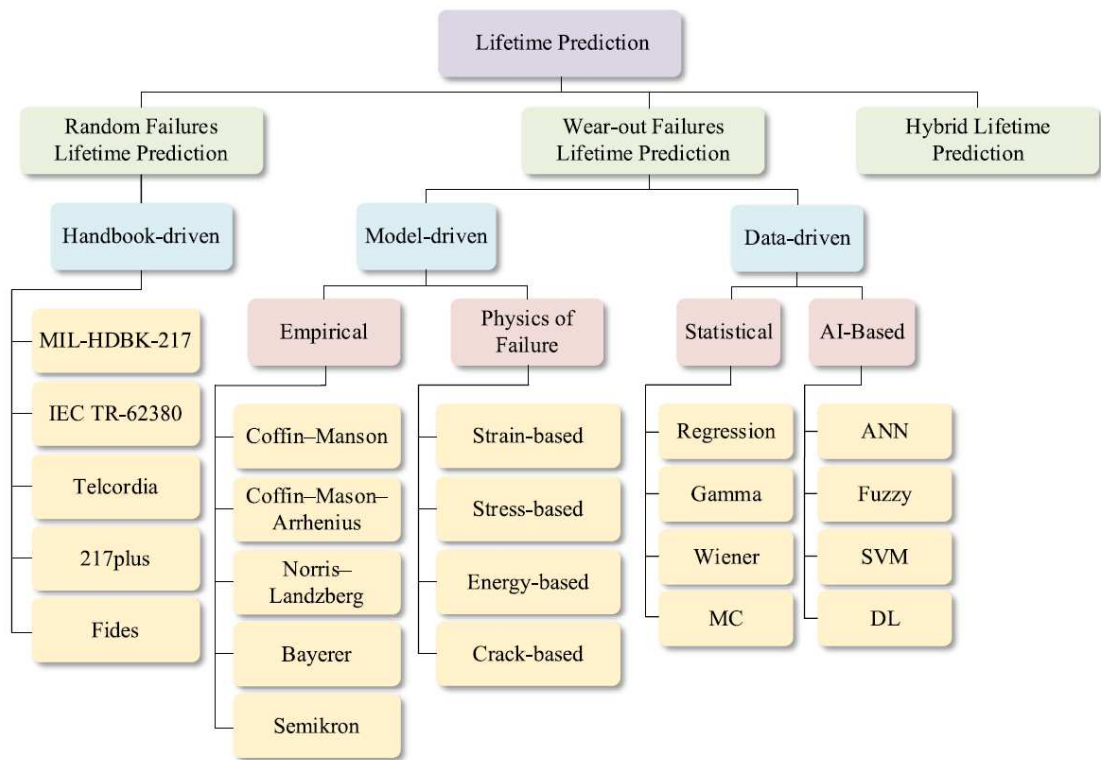


Figura 3.2 Tecniche di predizione della RUL [24]

Il concetto di RUL rappresenta una metrica cruciale nella gestione della manutenzione predittiva, poiché consente di massimizzare l'efficienza operativa del componente senza incorrere in guasti improvvisi e costosi. Tradizionalmente, le previsioni di guasto si sono basate su conoscenze empiriche (esperienziali) e dati storici, raccogliendo informazioni da dati di campo o sull'esperienza umana. Tuttavia, l'approccio empirico presenta limiti, in quanto non sempre offre una precisione sufficiente. La complessità e la variabilità dei sistemi moderni richiedono tecniche avanzate e più affidabili. Negli anni si sono affermati metodi più avanzati come i modelli fisici e basati su modelli statistici e apprendimento automatico che, rispetto alle tecniche empiriche, forniscono valutazioni della RUL con un margine di errore minore [4]. Nella letteratura vengono proposti anche approcci più innovativi come i modelli ibridi che integrano le caratteristiche di due o più metodologie, al fine di sfruttare le rispettive potenzialità e mitigare le rispettive limitazioni intrinseche.

3.2.1. Metodi basati sui manuali

Questi metodi di previsione della vita utile sfruttano le raccolte dei dati sui guasti casuali, presenti all'interno di manuali tecnici, per calcolare i valori di MTTF. Osservando la Figura 3.2, i guasti casuali si verificano nella fase costante della bathtub dei tassi di guasto. Pertanto, considerando che il tasso di guasto sia costante: l'affidabilità di un componente nel tempo "t", basandoci sull'equazione (2), può essere espressa come:

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad (18)$$

Sostituendo la relazione precedentemente ottenuta (18) in (4), si ottiene che l'MTTF è calcolabile come:

$$\text{MTTF} = \frac{1}{\lambda} \quad (19)$$

Ovvero il reciproco del tasso di guasto. Tra i manuali più utilizzati troviamo:

- **MIL-HDBK-217**: pubblicato per la prima volta nel 1991, [24] questo manuale contiene modelli di tasso di guasto basati empiricamente per numerosi componenti elettronici come circuiti integrati, transistor, diodi, resistori, condensatori, relè, interruttori, connettori ecc. Il tasso di guasto complessivo di un componente è ottenuto moltiplicando il tasso di guasto di base per diversi fattori che dipendono da condizioni operative, ambientali, di produzione, di qualità e di altro tipo. È noto per essere piuttosto conservativo e non considera i meccanismi di guasto specifici né la fase di usura. Viene spesso utilizzato in combinazione con altre tecniche per correggere la sua natura troppo generica.
- **Lo standard IEC TR-62380** considera i profili di missione e include la variabilità delle condizioni operative. È particolarmente adatto per sistemi di potenza e elettronici complessi.
- **Telcordia**: è uno standard ampiamente utilizzato nel settore delle telecomunicazioni.
- **217 Plus**: Questo standard è stato sviluppato per superare alcune limitazioni di MIL-HDBK-217. Tiene conto di condizioni operative più dettagliate e include sia il conteggio delle parti che l'analisi delle sollecitazioni.

- **FIDES:** è uno standard francese che considera sia i meccanismi di guasto specifici sia i fattori di stress operativi e di fabbricazione. È ottimo per applicazioni ad alta affidabilità, come quelle aerospaziali e difensive.

3.2.2. Metodi basati sui modelli

3.2.2.1. Metodi empirici

I modelli empirici si basano su dati raccolti attraverso anni di esperimenti di invecchiamento accelerato, dove i componenti vengono sottoposti a condizioni estreme per osservare come si deteriorano nel tempo. I modelli empirici più comuni considerano fattori come le fluttuazioni della temperatura di giunzione, la temperatura di giunzione media, le proprietà dei materiali, ecc. Questi modelli consentono di stimare la vita utile prevedendo il numero di cicli termici che un componente può sostenere prima di guastarsi, indicato come (N_f) (Number of cycles to failure) [4]. La tabella 3.1 riassume sinteticamente i parametri e le variabili dei principali modelli empirici. Dove $A, \alpha, \gamma, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$ sono costanti (ottenute tramite simulazione numerica o curve di dati sperimentali di degrado accelerato) [28].

Tabella 3.1 Parametri e variabili dei modelli empirici [4]

Modello Vita Utile	Parametri Modello	Variabile Considerata
Coffin-Manson	A, α	ΔT
Coffin-Manson-Arrhenius	A, α, E_a	$\Delta T_j, T_m$
Norris-Landzberg	A, α, E_a, β	$\Delta T_j, T_m, f$
Bayerer	A, α, E_a, β	$\Delta T_j, T_m, t_{on}, I_{DC}, V_{block}, D$
Semikron	$A, \alpha, \beta, C, \gamma, E_a, f_{diode}$	$\Delta T_j, T_{jm}, t_{on}$

Il modello di Coffin-Manson stima la vita utile del componente in funzione della variazione di temperatura di giunzione (ΔT_j) che rappresenta il cambiamento di temperatura che un componente subisce ogni volta che viene acceso e spento:

$$N_f = A \cdot (\Delta T_j)^{-\alpha} \quad (20)$$

Modello di Coffin-Manson-Arrhenius è un miglioramento del modello precedente che tiene conto della temperatura media di giunzione (T_{jm}), in aggiunta alla variazione di temperatura (ΔT_j):

$$N_f = A \cdot (\Delta T_j)^{-\alpha} \cdot \exp\left(\frac{E_a}{K_b \cdot T_{jm}}\right) \quad (21)$$

Dove K_b è la costante di Boltzmann e E_a è l'energia di eccitazione del chip di silicio (circa 0,8 V) [28]. Il modello di Norris-Landzberg include anche la frequenza dei cicli di temperatura f (cioè, quante volte il componente passa da una temperatura minima a una massima).

$$N_f = A \cdot f^\beta \cdot (\Delta T_j)^{-\alpha} \cdot \exp\left(\frac{E_a}{K_b \cdot T_{jm}}\right) \quad (22)$$

Il modello di Bayerer utilizza parametri molto dettagliati e considera specifici meccanismi di guasto, come il distacco dei fili di collegamento e il fallimento delle saldature della piastra di base [4]. T_{jmax} è la temperatura di giunzione massima, t_{on} è il tempo di riscaldamento, V_{block} è la tensione di blocco, I_{DC} è la corrente continua applicata, D è il diametro del filo di collegamento.

$$N_f = A \cdot (\Delta T_j)^{\beta_1} \cdot \exp\left(\frac{\beta_2}{T_{jmax}}\right) \cdot t_{on}^{\beta_3} \cdot I_{DC}^{\beta_4} \cdot V_{block}^{\beta_5} \cdot D^{\beta_6} \quad (23)$$

Modello di Semikron considera il distacco dei fili di collegamento e la formazione di crepe come principali modalità di guasto.

$$N_f = A \cdot (\Delta T_j)^\beta \cdot ar^{\gamma_1} \cdot T_j^{\gamma_0} \cdot \left(\frac{c+t_{on}^\gamma}{c+1}\right) \cdot \exp\left(\frac{E_a}{K_b \cdot T_{jm}}\right) \cdot f_{diode} \quad (24)$$

Dove ar , f_{diode} sono rispettivamente parametri dei fili e del diodo. Determinato il N_f tramite uno dei modelli proposti, la stima della RUL può essere calcolata attraverso metodi lineari o non lineare [29]. Uno dei metodi lineari più utilizzati per via della sua semplicità è la legge di danneggiamento lineare di Palmgren-Miner:

(25)

$$RUL = 1 - \sum_1^n \frac{N_n}{N_{fn}}$$

Dove n è la quantità delle diverse variazioni di temperatura della giunzione considerate (ΔT_j), N_n è il numero di cicli affrontati ad una certa ΔT_j e N_{fn} numero massimo di cicli prima di arrivare al guasto calcolati attraverso i modelli precedentemente proposti.

3.2.2.2. Metodi fisici

I modelli fisici del guasto PoF (dall'inglese Physics of Failure) si addentrano nella fisica reale del guasto, analizzando in dettaglio i meccanismi che portano al deterioramento e alla rottura di un componente. Per implementare un modello fisico, è necessario conoscere in anticipo i meccanismi di guasto e di deformazione dei dispositivi di potenza, in modo da poter modellare lo sviluppo di stress e deformazioni all'interno dell'assemblaggio del modulo di potenza e correlare direttamente questi fenomeni al numero di cicli prima del guasto [4]. Tra i principali modelli PoF in uso compaiono i modelli basati: sulla deformazione, sull'energia, sullo stress meccanico e sulle fratture. Un esempio di questo approccio è riportato nell'articolo [30] dove gli autori propongono un modello fisico per la stima della vita utile per i collegamenti a filo nei moduli elettronici di potenza.

3.2.3. Metodi basati sui dati

I metodi basati sui dati, rispetto alle tecniche basate sulla fisica dei guasti (PoF), sono meno complessi e consentono di stimare il tempo di vita rimanente di un componente elettronico senza la necessità di modellare direttamente i meccanismi fisici di degrado. I modelli data-driven sfruttano le informazioni storiche, che permettono di riconoscere

schemi di deterioramento e si dividono in due categorie principali: approcci statistici e approcci basati sull'apprendimento automatico.

3.2.3.1. Modelli statistici

I metodi statistici basati sui dati osservati rappresentano un approccio importante, poiché permettono di modellare la RUL attraverso l'analisi di dati storici e monitoraggi di stato. Questi metodi includono modelli basati su processi come regressione, di Wiener, processi gamma e modelli Markoviani:

- **Regressione lineare:** utilizza i dati provenienti dal monitoraggio delle condizioni (CM) per stimare il percorso di degrado di un componente o di un sistema nel tempo [31]. La regressione permette di costruire una relazione tra il degrado osservato e il tempo di funzionamento, aiutando a prevedere quando il componente potrebbe raggiungere un livello di degrado critico. Sono particolarmente adatti quando il degrado è lineare e semplice da monitorare.
- **Processo di Wiener:** è un modello probabilistico continuo che descrive il degrado come un processo casuale. È simile al movimento casuale di una particella (moto browniano), con oscillazioni attorno a una traiettoria media. Per stimare la RUL, questo processo utilizza il concetto di “tempo di primo attraversamento” (FPT), cioè il primo momento in cui il degrado supera una soglia critica [31]. La formula (24) rappresenta il degrado al tempo t:

$$Y(t) = kt + rB(t) \quad (26)$$

dove k è il parametro di drift, r è il coefficiente di diffusione, e B(t) rappresenta il moto browniano standard [31]. Permette quindi di descrivere fenomeni di degrado con fluttuazioni stocastiche, consentendo una rappresentazione del degrado in condizioni variabili.

- **Processo Gamma:** questo processo è particolarmente utile per modellare un degrado monotono e irreversibile, cioè per fenomeni che non tornano mai indietro, come la corrosione o l'usura progressiva [31]. Nel processo gamma, il degrado aumenta gradualmente nel tempo, e la sua distribuzione può essere calcolata in base alla funzione di densità gamma.

- **Processi Markoviani:** Nei modelli Markoviani, il sistema passa tra stati di degrado discreti nel tempo, con una matrice di transizione che rappresenta la probabilità di passare da uno stato a un altro [31]. La matrice di stato può essere stimata utilizzando i tassi di transizione di Markov $P(i; j)$, che nel caso della modellizzazione della stima della vita residua possono essere la somma dei tassi di guasto [32].

3.2.3.2. Modelli basati sull'apprendimento automatico

Come visto nell'analisi dei dati nel capitolo della diagnosi dei guasti, le tecniche basate sull'apprendimento automatico come le reti Neurali Artificiali (ANN) e i Supporti Vettori Macchina (SVM), grazie alla loro capacità di elaborazione di grandi quantità di dati possono essere utilizzate per ridurre il peso computazionale necessario e la gestione di grandi quantità di dati sulla vita utile del componente. Un esempio di come le reti ANN possono essere utilizzate efficacemente per stimare la vita utile residua è proposto in [33], dove gli autori mostrano come la capacità di elaborazione dei dati di una ANN possa essere utilizzata per prevedere l'usura dei moduli di potenza utilizzati in un convertitore di potenza. In particolare, le continue variazioni di temperatura, causate dalle oscillazioni del carico elettrico (quindi dalla sua potenza attiva e reattiva) danneggiano i moduli di potenza, riducendo la durata di vita del convertitore. Vengono proposti due approcci per stimare il RUL; uno tradizionale che sfrutta l'implementazione di un modello elettrico-termico in combinazione con le simulazioni Monte Carlo e uno basato su rete ANN. Nell'approccio tradizionale il sistema di rilevazione dei guasti raffigurato in Figura 3.3 calcola il RUL partendo dalla stima del numero di cicli termici N_f , ottenuta attraverso la formula:

$$N_f = A \cdot (\Delta T_j)^{-\alpha} \cdot \exp\left(\frac{\beta}{T_{jm}}\right) \cdot \left(\frac{t_{on}}{1.5}\right)^{-0.3} \quad (27)$$

dove ΔT_j è la temperatura di giunzione, T_{jm} temperatura media di giunzione, t_{on} tempo di riscaldamento sono ottenute dal modello elettrico-termico, mentre $A = 9.34 \times 10^{14}$, $\alpha = 4.416$, $\beta = 1290$ sono parametri empirici basati su test sperimentali in

[34]. Infine, il RUL è ottenuto facendo l'inversa del danno cumulativo annuale D definito come:

$$D_T = \frac{T \cdot f}{N_{f,h}(P,Q)} \quad (28)$$

$$D = \frac{D_T}{T} \quad (29)$$

$$RUL(L) = \frac{1}{D} \quad (30)$$

Dove D_T rappresenta il danno accumulato in un periodo T di funzionamento alla frequenza f , $N_{f,h}(P, Q)$ è il numero di cicli termici fino al guasto per una specifica condizione h di potenza attiva P e reattiva Q del convertitore. Questo processo di previsione della RUL necessita di analisi elettro-termiche dettagliate: i parametri del modello elettrico-termico convertitore come la tensione in stato attivo V_{ce} e la resistenza r_{on} possono variare tra diversi campioni del convertitore. Per il calcolo della temperatura di giunzione è necessario tenere conto delle incertezze di fabbricazione. Per considerare tutte queste incertezze e variabili del sistema vengono utilizzate le simulazioni di Monte Carlo, che forniscono una distribuzione probabilistica della durata del dispositivo prima del guasto, tenendo conto delle incertezze e delle variazioni dei parametri del convertitore. L'affidabilità dei componenti di potenza, come interruttori R_{switch} e dei diodi R_{diode} si calcola come complemento della loro probabilità di guasto (3); l'affidabilità totale è quindi calcolabile come:

$$R_T = \prod_{N_s} R_{switch} \prod_{N_d} R_{diode} \quad (31)$$

dove N_s e N_d sono rispettivamente il numero degli interruttori e dei diodi utilizzati nel convertitore. Le curve di vita B_{10} del convertitore (Figura), per date condizioni operative, vengono quindi stimate dalla sua funzione di affidabilità R_T . Questo approccio è un processo lento e computazionalmente oneroso perché deve tenere conto di tutte le diverse variazioni operative (variazione della potenza attiva e reattiva, frequenze operative, incertezza dei parametri) e dipendente da modelli complessi e dati dettagliati, che possono essere difficili da ottenere o da calcolare in tempo reale.

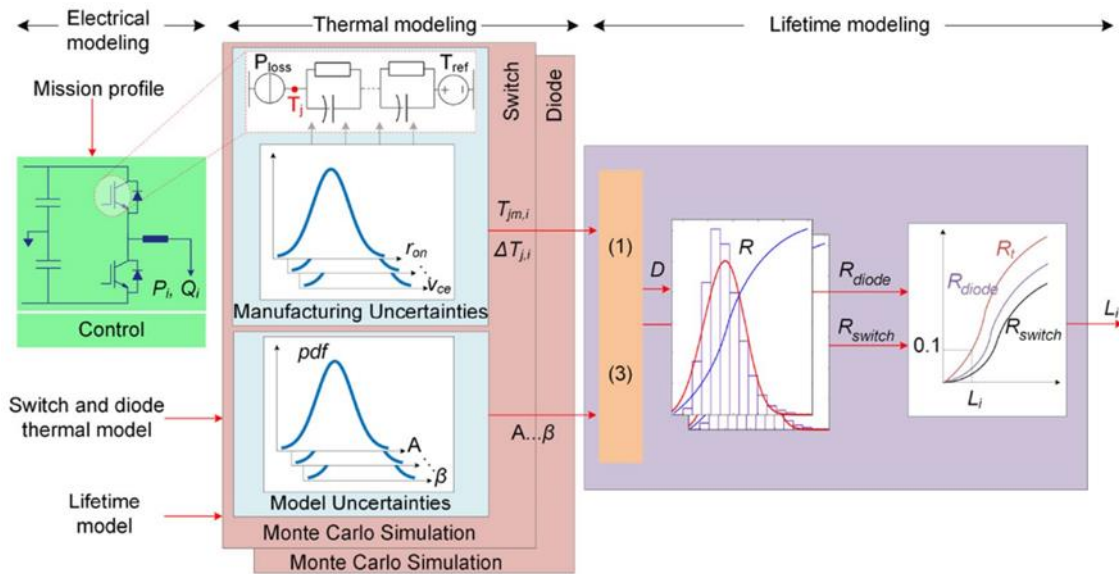


Figura 2.3 Schema di previsione della RUL tramite modello elettro-termico e simulazione Monte Carlo [33]

L'approccio basato su ANN riduce drasticamente il tempo di calcolo rispetto al metodo tradizionale, in quanto una volta allenato l'algoritmo, l'ANN può fare previsioni rapide con una bassa richiesta di risorse computazionali. Inoltre, come già visto nel paragrafo 2.3.1, la non linearità delle reti neurali permette di implementare funzioni non lineari tra i dati di input (come la potenza attiva e reattiva) e output (come la durata del convertitore). L'implementazione della ANN in [33] è svolta attraverso quattro passaggi: generazione dei dati di vita utilizzando un modello elettro-termico, addestramento della rete ANN, previsione dell'indice di prestazione del convertitore, previsione della vita utile del convertitore.

- **Generazione dei dati**

Nel primo passaggio, attraverso l'utilizzo di un modello elettro-termico e l'analisi di stress (Stress-Strength Analysis, SSA), vengono generati dati di durata (L_i) associati a condizioni operative limitate [33]. Questi dati di durata sono riferiti a diversi valori di potenza attiva e potenza reattiva (P_i, Q_i) del convertitore. Nell'articolo viene specificato che, se disponibili, i dati $L_i(RUL)$ possono anche essere forniti direttamente dal produttore, in modo da ridurre la necessità di modelli elettro-termici dettagliati.

- **Addestramento della rete ANN**

Partendo dai dati L_i generati precedentemente, la rete viene addestrata attraverso il comando “Train” presente in MATLAB Deep Learning ToolBox [33]. La rete ha una struttura feed-forward, composta da M strati, con un numero di neuroni in ciascuno strato (N_l) pari a: $1 \leq l \leq M$. I neuroni della rete elaborano le informazioni provenienti dai neuroni dello strato precedente per generare l'input per lo strato successivo. Di conseguenza, l'output di ciascun neurone è dato dalla relazione:

$$z_i^l = \sigma\left(\sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^l z_j^{l-1} + b_i^l\right) \quad i = 1, \dots, N_l \quad (32)$$

Dove, $\sigma(a) = \frac{1}{1+e^{-a}}$ è la funzione di attivazione sigmoidea, w_{ij}^l è il peso associato al neurone j nello strato $l-1$ e al neurone i nello strato l , b_i^l è il termine di bias del neurone i nello strato l . Per il primo strato $l = 1$ vale:

$$z_i^1 = x_i \quad i = 1, \dots, N_1 \quad (33)$$

mentre per l'ultimo strato ovvero $l = M$:

$$y_i = w_i^L z_i^L \quad i = 1, \dots, N_L \quad (34)$$

dove x_i rappresenta la i -esima variabile di input mentre y_i rappresenta la i -esima variabile di output. Essendo la potenza attiva e reattiva le uniche variabili di input vale: $x_1 = P_k$ e $x_2 = Q_k$ nel punto di funzionamento k . La struttura della rete finale proposta in [33] e riportata in Figura 3.4 è progettata per avere quattro strati, con una

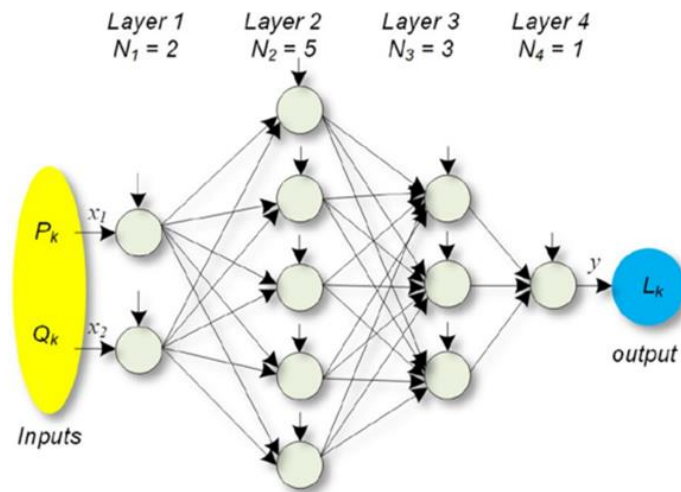


Figura 3.4 Struttura della rete neurale. I pesi e i bias non sono mostrati [33]

struttura di neuroni specifica determinata empiricamente attraverso l'approccio "try-and-error". Nella configurazione finale, i numeri di neuroni determinati per i quattro strati sono: 2, 5, 3 e 1.

- **Stima dell'indice di prestazione del convertitore**

Una volta addestrata, l'ANN viene utilizzata per prevedere l'indice di prestazione del convertitore rappresentato come le curve di vita B_{10} . Uno dei vantaggi ottenuti tramite l'implementazione di una rete ANN, è la possibilità di ottenere queste curve di vita per diverse condizioni operative senza l'analisi elettro-termica completa, riducendo il carico computazionale come mostrato in Figura 3.6.

- **Previsione della vita utile del convertitore**

L'ultimo passaggio è la previsione della durata del convertitore in base a un profilo operativo specifico, utilizzando le curve B_{10} stimate con l'ANN. Le potenze attive e reattive vengono classificate in base alla loro frequenza tramite una funzione di massa di probabilità (Probability mass function) [33]. Quindi, l'ANN calcola la durata associata a ogni coppia di valori (P_i, Q_i) in modo rapido, permettendo di ottenere la durata B_{10} stimata del convertitore.

$$RUL(B_{10}) = \left(\sum \frac{F_i}{L_i} \right)^{-1} \quad (35)$$

dove F_i è la frequenza associata alla coppia (P_i, Q_i) .

Confronto tra i due metodi

Per evidenziare i vantaggi dell'uso delle reti ANN è utile confrontare le curve di vita B_{10} generate attraverso l'approccio tradizionale (Figura 3.5) attraverso la rete ANN (Figura 3.6). Queste curve B_{10} mostrano il degrado a 5, 10, 20 e 40 anni del convertitore in funzione delle potenze attiva e reattiva. Dal confronto emerge come entrambe le curve mostrino dati precisi e simili, tuttavia a differenza dell'approccio tradizionale, la rete ANN una volta addestrata con limitati dati calcolati col metodo tradizionale può prevedere condizioni operative diverse senza la necessità di eseguire nuovi calcoli elettronici-termici per ogni punto di funzionamento. In particolare, in Figura 3.6 la rete è

in grado di stimare la curva B_{10} relativa a 20 anni, partendo da specifiche combinazioni di potenza attiva e reattiva relative alle curve B_{10} a 5, 10, 40 anni.

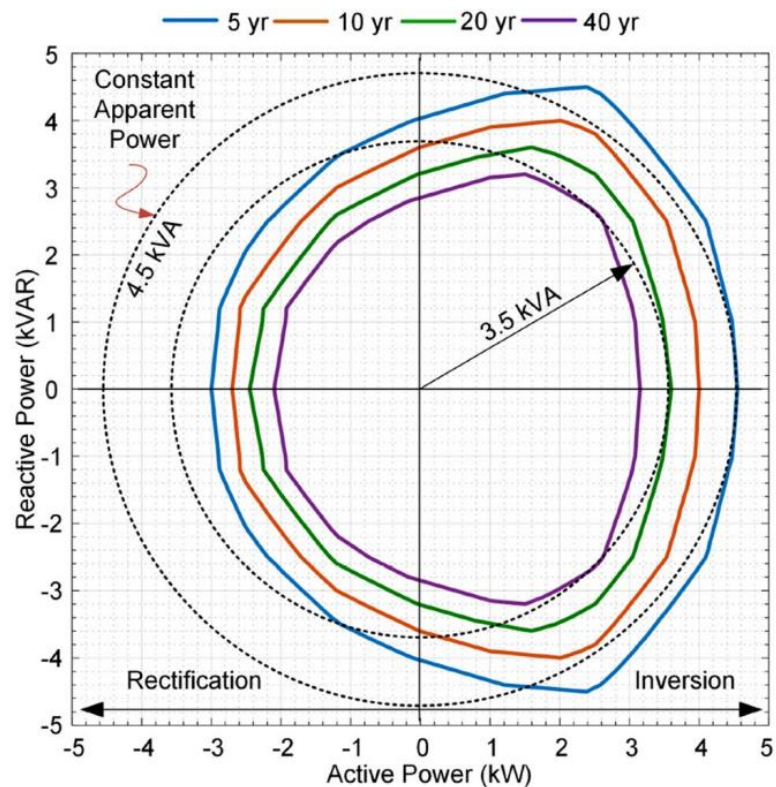


Figura 3.5 Curve di durata B_{10} a 5, 10, 20 e 40 anni calcolate attraverso l'approccio tradizionale [33]

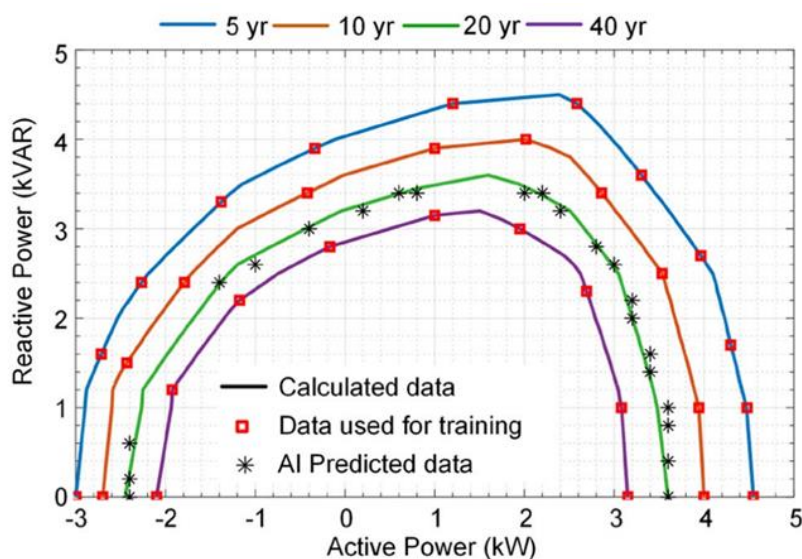


Figura 3.6 Previsione della curva di durata a 20 anni basata sui dati delle curve di durata B_{10} a 5, 10 e 40 anni per diverse condizioni operative [33]

Un aspetto da evidenziare, è che la correlazione dati in Figura 3.7 non è lineare. La curva verde, pur trovandosi a metà tra la linea viola e la linea arancione, corrispondenti rispettivamente a 40 e 10 anni, corrisponde a 20 anni e non alla media tra le due curve adiacenti: $\frac{(40+10)}{2} = 25$ anni. In sintesi, anche se le distanze tra le curve appaiono uguali, le durate corrispondenti non variano linearmente. Questo aspetto è facilmente intuibile se si osserva il grafico di figura 3.7, dove vengono confrontate la durata-potenza reattiva per diverse potenze attive. È evidente che non esiste una relazione chiara tra durata, potenza reattiva e potenza attiva.

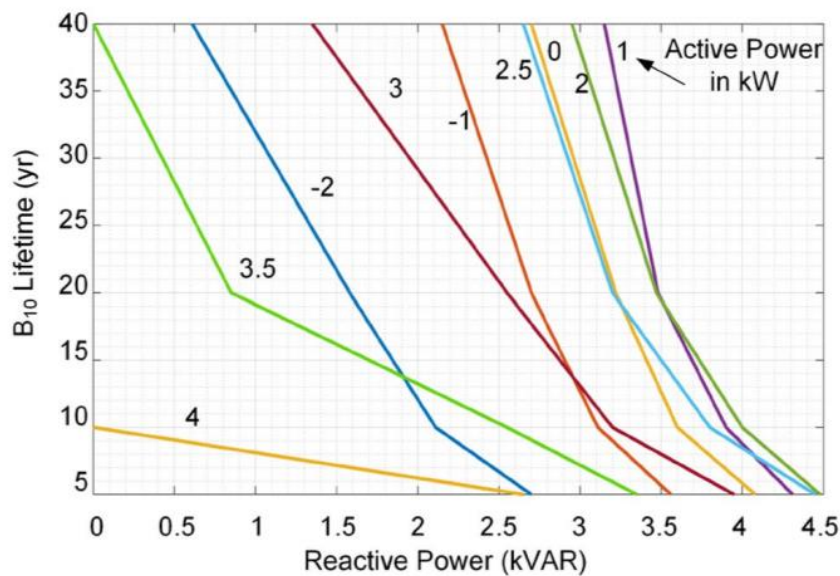


Figura 3.7 Confronto curve **B₁₀** in funzione della potenza reattiva per diversi valori di potenza attiva [33]

Conclusioni

In questa tesi è stato esplorato il ruolo cruciale delle tecniche di diagnostica e prognosi per garantire l'affidabilità e la durata operativa dei sistemi elettronici di potenza. Nel primo capitolo evidenziato come la crescente complessità di questi sistemi e i fattori ambientali hanno portato all'esigenza di ridurre al minimo i guasti, rendendo indispensabile l'implementazione di metodologie avanzate per il monitoraggio delle condizioni di funzionamento. Le tecniche di diagnostica permettono di individuare e localizzare in modo tempestivo i guasti. Queste metodologie si differenziano in approcci basati su hardware, su modelli matematici e su dati storici, ciascuno con specifici vantaggi e limitazioni in termini di costi, accuratezza e tempi di risposta. Parallelamente, nel terzo capitolo abbiamo esplorato le principali tecniche di prognosi che si concentrano sulla previsione dei guasti e sulla stima della vita residua dei componenti, sfruttando algoritmi avanzati di machine learning e modelli empirici, statistici e fisici per analizzare sia dati storici che operativi. L'applicazione di queste tecniche si rivela fondamentale per la pianificazione della manutenzione preventiva, che permette di ridurre i costi operativi e i tempi di inattività, ottimizzando le prestazioni dei sistemi nel lungo periodo. L'analisi delle tecniche illustrate evidenzia come l'adozione combinata di approcci diagnostici e prognostici possa essere un valido strumento per migliorare l'affidabilità dei sistemi elettronici di potenza, favorendo sviluppi futuri in un ambito che si dimostra essenziale per l'ingegneria moderna.

Bibliografia

- [1] Paolo Tenti, “**Enciclopedia della Scienza e della Tecnica**” Recuperato da: [https://www.treccani.it/enciclopedia/elettronica-di-potenza_\(Enciclopedia-della-Scienza-e-della-Tecnica\)/](https://www.treccani.it/enciclopedia/elettronica-di-potenza_(Enciclopedia-della-Scienza-e-della-Tecnica)/)
- [2] Ivan Scordato, “**Elettronica di potenza: cosa è e perché non se ne può fare a meno,**” fareelettronica.it, 2022.09.02
- [3] A. Moradzadeh, B. Mohammadi-Ivatloo, K. Pourhossein and A. Anvari Moghaddam, “**Data Mining Applications to Fault Diagnosis in Power Electronic Systems: A Systematic Review,**” in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 37, no. 5, pp. 6026-6050, May 2022.
- [4] S. Rahimpour, H. Tarzamni, N. V. Kurdkandi, O. Husev, D. Vinnikov and F. Tahami, “**An Overview of Lifetime Management of Power Electronic Converters,**” in IEEE Access, vol. 10, pp. 109688-109711, 2022
- [5] C. Bhargava et al., “**Review of Health Prognostics and Condition Monitoring of Electronic Components,**” in IEEE Access, vol. 8, pp. 75163-75183, 2020.
- [6] Marcazzan, Alberto. “**Tecniche di condition monitoring per dispositivi MOSFET di potenza**”, 2016
- [7] Khan, Abdul. “**Observer-based Fault Detection in Nonlinear Systems**”, University of Duisburg Essen (2011).
- [8] I. Hwang, S. Kim, Y. Kim and C. E. Seah, “**A Survey of Fault Detection, Isolation, and Reconfiguration Methods,**” in IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 18, no. 3, pp. 636-653, May 2010, doi: 10.1109/TCST.2009.2026285.

- [9] N. B. Kadandani, M. Dahidah, S. Ethni, and M. Muhammad, "**Lifetime and reliability improvements in modular multilevel converters using controlled circulating current,**" J. Power Electron., vol. 21, no. 10, pp. 16111620, Oct. 2021.
- [10] GT Engineering Consulting in Machinery Safety, "**Allegato C: Calcolo MTTF**" Recuperato da: <https://www.gt-engineering.it/normative-tecniche/normative-en-iso/uni-en-iso-13849-1-sicurezza-funzionale/allegato-c-calcolo-mttfd/>, 09.02.2024
- [11] A. Mouzakitis, "**Classification of fault diagnosis methods for control systems,**" Meas. Control, vol. 46, no. 10, pp. 303-308, Dec. 2013.
- [12] S. S. Khan and H. Wen, "**A Comprehensive Review of Fault Diagnosis and Tolerant Control in DC-DC Converters for DC Microgrids,**" in IEEE Access, vol. 9, pp. 80100-80127, 2021.
- [13] Mouzakitis A. "**Classification of Fault Diagnosis Methods for Control Systems,**" Measurement and Control. 2013;46(10):303-308. doi: 10.1177/0020294013510471
- [14] H. Wang, X. Pei, Y. Wu and Y. Kang, "**A general fault diagnosis strategy for modular DC-DC converter system**" 2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), Cincinnati, OH, USA, 2017.
- [15] R. J. Patton and J. Chen, "**Advances in fault diagnosis using analytical redundancy,**" IEE Colloquium on Plant Optimisation for Profit (Integrated Operations Management and Control) (Digest No.1993/019), London, UK, 1993, pp. 6/1-612.
- [16] Venkatasubramanian, Venkat, Raghunathan Rengaswamy, and Surya N. Kavuri. "**A review of process fault detection and diagnosis: Part II: Qualitative models and search strategies,**" Computers & chemical engineering 27.3 (2003): 313-326.

[17] E. M. Kelly and L. M. Bartlett, “**Application of the digraph method in system fault diagnostics**“, First International Conference on Availability, Reliability and Security (ARES'06), Vienna, Austria, 2006, pp. 8 pp.-700, doi: 10.1109/ARES.2006.31

[18] Fujielectric. (n.d.) “**I fondamenti della logica fuzzy.**” Recuperato da <https://www.fujielectric.fr/it/blog/i-fondamenti-della-logica-fuzzy/>

[19] Cui, Wei.” **Kalman filter based fault detection and diagnosis. Diss. Flinders University**”, College of Science and Engineering., 2018.

[20] Alrowaie, Feras. (2015). “**Fault Isolation and Alarm Design in Non-linear Stochastic Systems**”. 10.13140/RG.2.2.10342.52801.

[21] Venkat Venkatasubramanian, Raghunathan Rengaswamy, Surya N. Kavuri, Kewen Yin, “**A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history-based methods**”, Computers & Chemical Engineering, Volume 27, Issue 3, 2003, Pages 327-346, ISSN 0098-1354,

[22] Aleem, S.A., Shahid, N. & Naqvi, I.H. “**Methodologies in power systems fault detection and diagnosis**”, Energy Syst 6, 85–108 (2015).
<https://doi.org/10.1007/s12667-014-0129-1>

[23] Huang, J., Hu, X., Geng, X.: “**An intelligent fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved emd energy entropy and multi-class support vector machine**”. Electr. Power Syst. Res. 81(2), 400–407 (2011)

[24] MIL-HDBK-217F “**Military Handbook: Reliability Prediction of Electronic Equipment**”, Dept. Defense, Washington, DC, USA, 1991.

[25] Telcordia Technologies (2001). “**Special Report SR-332 of Reliability Prediction Procedure for Electronic Equipment. Telcordia Technologies** “, Piscataway, NJ, USA.

[26] IEC 62380 Technical Committee, “**Reliability Data Handbook-Universal Model for Reliability Prediction of Electronics Components, PCBs and Equipment**”, IEC TR 62380 2004

[27] FIDES Group (2004). “**FIDES Guide–Reliability Methodology for Electronic Systems**”, issue A. Fides Group.

[28] J. Fan and W. Yuan, “**Review of parametric fault prediction methods for power electronic circuits**”, 2021 Eng. Res. Express, 04.2002

[29] J. He, A. Sangwongwanich, Y. Yang, and F. Iannuzzo, ”**Lifetime evaluation of three-level inverters for 1500-V photovoltaic systems**”, IEEE J. Emerg. Sel. Topics Power Electron., vol. 9, no. 4, pp. 42854298, Aug. 2021

[30] L. Yang, P. A. Agyakwa, and C. M. Johnson, “**Physics-of-failure lifetime prediction models for wire bond interconnects in power electronic modules**”, IEEE Trans. Device Mater. Rel., vol. 13, no. 1, pp. 917, Mar. 2013, doi: 10.1109/TDMR.2012.2235836.

[31] Xiao-Sheng Si, Wenbin Wang, Chang-Hua Hu, Dong-Hua Zhou, remaining useful life estimation “**A review on the statistical data driven approaches**”, European Journal of Operational Research, Volume 213, Issue 1,2011.

[32] H. Wang, M. Liserre, F. Blaabjerg, P. de Place Rimmens, J. B. Jacobsen, T. Kvisgaard, and J. Landkildehus, “**Transitioning to physics of failure as a reliability driver in power electronics**,” *IEEE J. Emerg. Sel. Topics Power Electron.*, vol. 2, no. 1, pp. 97_114, Mar. 2014, doi:10.1109/JESTPE.2013.2290282

[33] S. Peyghami, T. Dragicevic, and F. Blaabjerg, “**Intelligent long-term performance analysis in power electronics systems**”, Sci. Rep., vol.11, no.1, pp.1-18, Dec. 2021.

[34] Bayerer, R., Herrmann, T., Licht, T., Lutz, J., & Feller, M. (2008, March). “**Model for power cycling lifetime of IGBT modules-various factors influencing lifetime**”. In 5th international conference on integrated power electronics systems (pp. 1-6). VDE.