POLITECNICO DI TORINO

Dipartimento di Ingegneria Meccanica ed Aereospaziale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Meccanica

Tesi di Laurea Magistrale

Discrete *wavelet transform* per il monitoraggio dei cuscinetti: ottimizzazione del processo di *denoising* e classificazione del danneggiamento



Relatore

Prof.ssa Cristiana DELPRETE **Corelatori** Prof. Eugenio BRUSA Dott. Lorenzo GIORIO

Candidato

Simone GARGIULI matricola: 276281

Aprile 2022

Abstract

La programmazione della manutenzione è elemento fondamentale nell'industria, dove eccessivi fermi-macchina possono portare a perdite economiche considerevoli. Per tale motivo si utilizzano sempre più sistemi di controllo attivo dei vari componenti e i cuscinetti volventi si possono identificare come una delle possibili cause di guasto sulle linee di produzione. Uno dei metodi più diffusi di monitoraggio è l'analisi delle vibrazioni. I segnali estratti risentono però di fonti di rumore che possono rendere poco chiara la natura degli stessi, per cui l'utilizzo di un metodo di *denoising* è fondamentale per una corretta identificazione e classificazione dello stato di funzionamento del sistema. Nel presente elaborato di tesi di laurea magistrale è stato sviluppato un algoritmo di ottimizzazione dei parametri necessari alla riduzione del rumore basato sulla decomposizione *wavelet* e sul processo di *thresholding*. Sono state confrontate differenti configurazioni di *mother wavelet*, metodo di valutazione di soglia e funzione di soglia, al fine di ottenere la miglior combinazione per l'identificazione del danneggiamento dei cuscinetti. I segnali elaborati sono stati sottoposti a un processo di classificazione per valutare l'effettiva efficacia dei parametri scelti per la riduzione del rumore.

Indice

Elenco	delle ta	ibelle	IV
Elenco	delle fi	gure	VI
Capitol	o 1	Introduzione	1
Capitol	o 2	Stato dell'arte	
2.1	Analis	i tempo-frequenza	
2.2	Estraz	ione delle caratteristiche dei guasti	6
2.3	Denoi	sing dei segnali	
Capitol	o 3	Tecniche monitoraggio cuscinetti volventi	
3.1	Fonti	di vibrazione nei cuscinetti volventi	
3.2	Analis	i nel dominio del tempo	
	3.2.1	Peak value e peak-to-peak value	
	3.2.2	Deviazione standard	
	3.2.3	Skewness	
	3.2.4	Curtosi	21
	3.2.5	Root Mean Square	
	3.2.6	Crest factor	
	3.2.7	Shape factor	
	3.2.8	Impulse factor	
	3.2.9	Clearance factor	
	3.2.10	Signal to Noise Ratio	
	3.2.11	Cross-correlation factor	24
	3.2.12	Percentage Root Mean Square Difference	24
3.3	Domi	nio della frequenza	

		3.3.1	Ball Pass Frequency Outer Race	29
		3.3.2	Ball Pass Frequency Inner Race	30
		3.3.3	Ball Spin Frequency	30
		3.3.4	Fundamental Train Frequency	31
	3.4	Domin	nio tempo-frequenza	. 31
		3.4.1	Wavelet Transform	31
		3.4.2	Empirical Mode Decomposition EMD	35
Ca	pitol	o 4	Algoritmo ottimizzazione <i>denoising</i> con DWT	. 36
	4.1	Descri	zione banca dati segnali Case Western Reverse University	. 37
	4.2	Calcol	lo del livello di decomposizione	. 41
		4.2.1	Estrazione dati dal segnale in esame	42
		4.2.2	Calcolo delle frequenze caratteristiche del cuscinetto	42
		4.2.3	Calcolo livello di decomposizione	43
	4.3	Elabor	razione segnale analizzato	. 45
		4.3.1	Riduzione del rumore con thresholding	47
	4.4	Valuta	zione riduzione del rumore	. 52
Ca	pitol	o 5	Analisi dei risultati algoritmo di ottimizzazione	. 53
	5.1	Valuta	zione complessiva dei risultati ottenuti dai segnali	. 54
		5.1.1	Valutazione tramite <i>TradeOff</i>	54
		5.1.2	Valutazione tramite curtosi	62
	5.2	Confre	onto degli effetti sui parametri di valutazione delle dimensioni del difetto	o 68
	5.3	Confro dell'al	onto degli effetti sui parametri di valutazione della velocità di rotazione bero	. 71
Ca	pitol	06	Classificazione post- <i>denoising</i>	. 74
	6.1	Fisher	Score	. 74
	6.2	Metod	lo Pareto	. 75
	6.3	Principal Component Analysis		. 76
	6.4	Risult	ati algoritmo Fisher-Pareto con applicazione della PCA	. 77
		6.4.1	Risultati ottenuti confrontando 4 classi di difetto su 19 caratteristiche estratte	79
		6.4.2	Risultati ottenuti confrontando 3 classi di difetto su 19 caratteristiche estratte	84
				00

6.4.4	Risultati ottenuti confrontando 3 classi di difetto su 11 caratteristiche estratte94
Capitolo 7	Conclusioni e sviluppi futuri 100
Bibliografia.	

Elenco delle tabelle

Tabella 4-1:	Casistica difetti banca dati CWRU
Tabella 4-2:	Caratteristiche cuscinetti banco prova
Tabella 4-3:	Carichi e velocità corrispondenti per i segnali provenienti dalla banca dati della CWRU
Tabella 4-4:	Segnali utilizzati nell'elaborato provenienti dalla banca dati della CWRU 40
Tabella 4-5:	Mother wavelet utilizzate nell'algoritmo di ottimizzazione
Tabella 5-1:	Terne di variabili necessarie per massimizzare il TO per difetti localizzati in elementi dei cuscinetti volventi diversi ma della stessa dimensione, pari a 0,007 in di diametro
Tabella 5-2:	Terne di variabili necessarie per massimizzare il TO per difetti localizzati in elementi dei cuscinetti volventi diversi ma della stessa dimensione, pari a 0,014 in di diametro
Tabella 5-3:	Confronto valori TO per difetti con dimensione 0,014 in 58
Tabella 5-4:	Terne di variabili necessarie per massimizzare il TO per difetti localizzati in elementi dei cuscinetti volventi diversi ma della stessa dimensione, pari a 0,021 in di diametro
Tabella 5-5:	Riepilogo terne parametri <i>denoising</i> che massimizzano TO 61
Tabella 5-6:	Terne che massimizzano il valore di curtosi per IR_0765
Tabella 5-7:	Riepilogo terne parametri <i>denoising</i> che massimizzano la curtosi
Tabella 6-1:	Distribuzione dei segnali tra le quattro classi di stato dei cuscinetti: N indica il cuscinetto sano; B cuscinetto con difetto sull'elemento volvente; IR cuscinetto con difetto sull'anello interno; OR cuscinetto con difetto sull'anello esterno 78
Tabella 6-2:	Elenco delle caratteristiche nel dominio del tempo estratte dai segnali per costruire la matrice di input dell'algoritmo di classificazione

Tabella 6-3:	Valori ottenuti tramite il criterio di Fisher delle 19 caratteristiche estratte su 4
	classi di difetto
Tabella 6-4:	Valori ottenuti tramite il criterio di Fisher delle 19 caratteristiche estratte su 3
	classi di difetto

Elenco delle figure

Figura 3-1:	Componenti costituenti cuscinetto volvente [47] 17
Figura 3-2:	Varie condizioni dei cuscinetti: (a) sano; (b) difetto artificiale anello interno; (c) difetto artificiale anello esterno; (c) difetto artificiale anello esterno; (d) difetto artificiale elemento volvente [48]
Figura 3-3:	Funzione $f(t)$ è moltiplicata per la funzione finestra $g(t)$; la procedura si ripete traslando la funzione finestra, $g(t - t_0)$, $g(t - 2t_0)$ [51]
Figura 3-4:	Segnali tipici provenienti da difetti localizzati su diversi componenti di un cuscinetto [53]
Figura 3-5:	Segnale uscente da cuscinetto con e senza vibrazione [44], [53]
Figura 3-6:	Decomposizione <i>wavelet</i> di un generico livello
Figura 3-7:	Ricostruzione <i>wavelet</i> di un generico livello
Figura 3-8:	Schema esemplificativo di decomposizione e ricomposizione tramite trasformata <i>wavelet</i> al terzo livello di decomposizione
Figura 4-1:	Banco prova cuscinetti CWRU
Figura 4-2:	Identificazione bande di frequenza relative ai vari coefficienti, in funzione del livello di decomposizione
Figura 4-3:	Andamento curtosi in funzione della frequenza di impatto del difetto e della frequenza di campionamento [35]
Figura 4-4:	Mother wavelet utilizzate nell'algoritmo di ottimizzazione
Figura 4-5:	Andamento delle diverse funzioni di soglia
Figura 5-1:	Confronto valori TO per difetti di dimensioni 0,007 in
Figura 5-2:	Confronto valori TO per difetti di dimensioni 0,014 in 57
Figura 5-3:	Confronto valori TO per difetti di dimensioni 0,021 in

Figura 5-4:	Confronto valori TO per cuscinetti sani
Figura 5-5:	Confronto valori curtosi per un cuscinetto sano
Figura 5-6:	Confronto valori curtosi per un cuscinetto con difetto sull'anello interno di diametro 0,007 in
Figura 5-7:	Confronto valori curtosi per un cuscinetto con difetto sull'elemento volvente di diametro 0,021 in
Figura 5-8:	Confronto terne 49 e 92 sui parametri di valutazione <i>tradeoff</i> e curtosi 67
Figura 5-9:	Confronto diverse dimensioni per la stessa tipologia di difetto IR 69
Figura 5-10:	Confronto diverse dimensioni per la stessa tipologia di difetto B 70
Figura 5-11:	Confronto diverse dimensioni per la stessa tipologia di difetto OR71
Figura 5-12:	Confronto TO con diverse velocità
Figura 5-13:	Confronto curtosi con diverse velocità
Figura 6-1:	Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 19 caratteristiche per 4 classi
Figura 6-2:	PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 19, calcolate per 4 classi di difetto: N, in nero sono i cuscinetti sani; B, in blu, difetto sugli elementi volventi; IR, in rosso, difetto sulla pista interna; OR, in verde, difetto sulla pista esterna
Figura 6-3:	Proiezione sui piani I PC - II PC (a) e I PC - III PC (b) della PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 19, calcolate per 4 classi di difetto
Figura 6-4:	PCA applicata alle 19 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto
Figura 6-5:	Proiezione sul piano I PC - II PC di risultati ottenuti dalla PCA applicata alle 19 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto
Figura 6-6:	Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 19 caratteristiche per 3 classi
Figura 6-7:	PCA sulle caratteristiche estratte dall'algoritmo Fisher-Pareto partendo da 19 caratteristiche su 3 classi, piani I PC-II PC (a) e I PC-III PC (b)
Figura 6-8:	Distribuzione dei segnali rispetto le 19 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto

Figura 6-9:	Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 19 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla seconda e dalla terza caratteristica estratta
Figura 6-10:	Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 19 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla prima e dalla seconda caratteristica estratta
Figura 6-11:	Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 11 caratteristiche per 4 classi
Figura 6-12:	PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 11, calcolate per 4 classi di difetto
Figura 6-13:	Proiezione sui piani I PC - II PC (a) e I PC - III PC (b) della PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 11, calcolate per 4 classi di difetto
Figura 6-14:	PCA applicata alle 11 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto
Figura 6-15:	Proiezione sul piano I PC - II PC di risultati ottenuti dalla PCA applicata alle 11 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto
Figura 6-16:	Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 11 caratteristiche per 3 classi
Figura 6-17:	PCA sulle caratteristiche estratte dall'algoritmo Fisher-Pareto partendo da 11 caratteristiche su 3 classi, tra le 3 componenti estratte I PC-II PC (a) e I PC-III PC (B)
Figura 6-18:	Distribuzione dei segnali rispetto le 11 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto
Figura 6-19:	Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 11 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla seconda e dalla terza caratteristica estratta
Figura 6-20:	Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 11 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla prima e dalla seconda caratteristica estratta

Capitolo 1 Introduzione

Il monitoraggio dei macchinari attraverso la *Condition-Based Maintenance* (manutenzione basata sulle condizioni) ha permesso la velocizzazione dell'identificazione dei difetti, riducendo così il rischio di rotture. Tale strategia è basata sull'utilizzo di sensori che permettono l'estrazione di segnali dai quali è possibile dedurre lo stato del macchinario; ciò richiede l'utilizzo di algoritmi che ne permettano l'analisi e la classificazione. Tutti i segnali estratti sono soggetti a delle sorgenti di rumore di varia natura che in molti casi precludono il rilevamento di difetti di piccole dimensioni, quindi, l'azione di riduzione del rumore diventa fondamentale.

Il lavoro della presente tesi di laurea magistrale ha l'obiettivo di redigere un algoritmo di ottimizzazione del processo di riduzione del rumore che sfrutti la trasformazione *wavelet* per riuscire ad isolare le varie componenti del segnale, così da facilitare l'esclusione del rumore da esso. Per garantire il miglior *denoising*, saranno confrontate 10 famiglie *wavelet* in relazione a 5 metodi di calcolo di soglia e 3 funzioni di soglia ed a una tecnica di selezione delle componenti. L'esigenza è quella di determinare una condizione ottimale per questo processo di *denoising* che viene largamente utilizzato in letteratura ma con varie supposizioni, senza troppi riferimenti a un confronto che tenga conto delle diverse variabili che compongono il suddetto problema.

Il processo di riduzione del rumore è finalizzato a favorire l'identificazione e la classificazione dei difetti. Se l'identificazione, come mostrato in letteratura, può facilmente essere applicata attraverso il calcolo della curtosi del segnale, la classificazione del difetto necessita di algoritmi più complessi molto spesso basati sulle caratteristiche estratte dal segnale. In questo elaborato la classificazione fa uso della *principal component analysis* in serie ad un processo di preselezione delle caratteristiche. Le caratteristiche estratte sono tutte derivate dal segnale nel dominio del tempo così da favorire una riduzione della potenza computazionale necessaria. Di seguito si riporta la struttura del presente lavoro.

- Nel Capitolo 2 è riportato un accenno sullo stato dell'arte dell'utilizzo della trasformazione *wavelet* nel monitoraggio di macchinari, suddivisa nelle varie tematiche affini a tale argomento: analisi tempo-frequenza, estrazione delle caratteristiche dei guasti, *denoising* dei segnali. In ogni paragrafo è presente una breve descrizione dei contenuti degli articoli di letteratura che sono serviti come ispirazione e per lo sviluppo del corpo principale della presente tesi di laurea magistrale.
- Nel Capitolo 3 vengono mostrate le principali tecniche di monitoraggio dei cuscinetti volventi. Inizialmente sono descritti i vari approcci alla manutenzione dei macchinari e le varie tecniche di controllo utilizzate. Dopo di che sono descritte le varie fonti di vibrazioni per i cuscinetti volventi, seguiti dall'elenco e dalla descrizione dei parametri statistici utilizzati nell'analisi nel dominio del tempo dei segnali di vibrazione (ovvero intervallo e valore di picco, deviazione standard, asimmetria, curtosi, RMS, SNR, fattori di cresta, impulsivi, di forma e di correlazione), delle frequenze caratteristiche del cuscinetto utili nell'analisi del dominio della frequenza (BPFO, BPFI, BSF, FTF) ed infine vengono accennate delle tecniche di analisi del dominio tempo-frequenza, come la trasformazione *wavelet* e la EMD.
- Nel Capitolo 4 si descrive l'algoritmo di ottimizzazione del processo di riduzione del rumore attraverso la DWT. Inizialmente si descrivono i segnali utilizzati forniti dalla banca dati della CWRU. Successivamente, sono mostrati i vari passaggi necessari all'algoritmo di ottimizzazione: calcolo del livello di decomposizione, considerando le frequenze caratteristiche dei segnali analizzati si calcola il livello di decomposizione ideale, elaborazione del segnale analizzato descrivendo le varie tecniche utilizzate per il processo di *thresholding* (sogliatura) e il processo di scelta delle componenti basato sull'indice curtosi, infine, si descrivono i parametri di valutazione utilizzati per definire l'efficacia o meno delle tecniche di *denoising* utilizzate.
- Nel Capitolo 5 sono descritti i risultati ottenuti dal metodo descritto nel capitolo precedente. In particolare, è stato valutato il metodo di riduzione migliore secondo il parametro di valutazione *tradeoff* e secondo la curtosi per poi studiarne i risultati al variare delle dimensioni del difetto e della velocità di rotazione dell'albero.
- Nel Capitolo 6 è stato mostrato il sistema di classificazione utilizzato. Dopo una breve descrizione delle varie componenti dell'algoritmo, sono stati mostrati i risultati, confrontando tra loro due diversi set di caratteristiche di input e due differenti gruppi di classi di difetto.
- Nel Capitolo 7 sono stilate le conclusioni ed i possibili sviluppi e approfondimenti della tematica studiata.

Capitolo 2 Stato dell'arte

In questo capitolo viene presentata un breve descrizione dei diversi articoli utilizzati per lo svolgimento del presente lavoro di tesi di laurea magistrale. Inoltre, l'obiettivo dei paragrafi seguenti è quello di presentare un quadro generale degli utilizzi della trasformazione *wavelet* nel monitoraggio di macchinari. Il capitolo sarà organizzato nei seguenti paragrafi:

- analisi tempo-frequenza;
- estrazione delle caratteristiche dei guasti;
- *denoising* dei segnali.

I riferimenti bibliografici sono stati riportati nella Bibliografia alla fine dell'elaborato, secondo l'ordine di comparsa della citazione nel testo.

2.1 Analisi tempo-frequenza

La trasformazione *wavelet* è una trasformata lineare nel dominio del tempo-frequenza. Nel paragrafo 3.4 ne viene data una breve spiegazione e si effettua un confronto con la trasformata di Fourier. In poche parole, lo schema alla base della trasformazione *wavelet* è basato sull'utilizzo di funzioni oscillanti a diversa frequenza con un passo nel dominio del tempo che è inversamente proporzionale alla frequenza stessa. Proprio questa capacità adattativa favorisce l'uso di tale tecnica per la diagnostica dei guasti nei macchinari industriali.

Alcuni accenni sull'uso delle *wavelet* sono stati nell'analisi del rumore idraulico di una pompa centrifuga da Leducq [1], nel 1990, forse il primo articolo che comprendesse l'uso delle *wavelet* nella diagnostica [2].

L'utilizzo delle *wavelet* nella diagnostica ha avuto un grande sviluppo per componenti meccaniche come ingranaggi, camme, identificazione di cricche e per i cuscinetti volventi. Pionieri nell'utilizzo di questa tecnica per l'analisi dei segnali di vibrazione provenienti da ingranaggi, sono stati Wang e McFadden [3] che, già nel 1993, hanno scoperto che l'applicazione delle *wavelet* a tali segnali permettesse di rilevare il guasto incipiente e diverse tipologie di guasto contemporaneamente.

Wang et al. [4] hanno valutato la sensibilità e la robustezza delle varie tecniche in uso per l'analisi degli ingranaggi e la trasformazione *wavelet* si è dimostrata la più affidabile nel monitoraggio delle condizioni del componente e una tra le più robuste.

Esempi dell'applicazione nell'ambito di cricche su strutture o sistemi di rotori sono dovuti a Adewusi e Al Bedoor [5] che hanno analizzato i segnali di avvio e a regime di un rotore con una cricca trasversale, utilizzando le *wavelet* per l'analisi dei segnali di uscita.

Sui meccanismi a camma, Dalpiaz e Rivola [6] hanno valutato e confrontato varie tecniche per il rilevamento e la diagnostica di guasti, tra i quali le *wavelet*.

Tse et al. [7] hanno effettuato un confronto tra la trasformazione *wavelet* e il metodo di rilevamento dell'inviluppo per la diagnostica di cuscinetti volventi; i risultati ottenuti hanno dimostrato l'efficacia di entrambe le tecniche ma hanno evidenziato un tempo computazionale minore per le *wavelet*.

Altmann et al. [8] hanno proposto un metodo di diagnostica dei cuscinetti volventi basato sull'analisi discreta dei pacchetti *wavelet*. Questa tecnica permette di isolare il rumore in pacchetti ad alta risoluzione di frequenza e, in seguito, di classificarli attraverso una rete adattativa basata sul sistema di interferenza fuzzy. Ciò garantisce un'azione migliore rispetto ai filtri convenzionali.

Prabhakar et al. [9] hanno analizzato i cuscinetti volventi con singoli e multipli difetti attraverso la trasformazione *wavelet* discreta. L'analisi ha portato ad una più chiara identificazione degli impulsi dei difetti dovuti al segnale.

Luo et al. [10] hanno sviluppato un algoritmo basato sulle *wavelet* efficiente a livello computazionale per applicazioni come il monitoraggio online. Tale algoritmo, basato sulla trasformata *wavelet* continua, risulta molto efficiente per il rilevamento e l'estrazione di caratteristiche dei segnali transienti.

Yang et al. [11] hanno proposto una tecnica per il rilevamento degli impulsi all'interno dei segnali, importante per la valutazione della condizione dei cuscinetti. Dal loro elaborato si evince come le caratteristiche impulsive risultino più evidenti e semplici da identificare. Affermano che la loro tecnica di identificazione dell'impulso, basato sull'analisi *wavelet* e su un *soft threshold* adattativo, sia efficacie nell'estrazione delle caratteristiche impulsive date da segnali provenienti da cuscinetti con un basso SNR (*Signal to Noise Ratio*).

Peng et al. [12] attuano uno studio comparativo tra la trasformazione *wavelet* e una trasformazione di Hilbert-Huang (HHT) implementata. Le *wavelet* sono utilizzate nella pre-

elaborazione e, in seguito, il segnale è sottoposto ad una *empirical mode decomposition* (EMD) per generare alcuni modi intrinsechi (IMF). Gli IMF sono selezionati, ed in seguito utilizzati per la classificazione del segnale. In conclusione, affermano come la HHT sia più efficacie nella detenzione dei segnali impulsivi rispetto alla trasformata *wavelet*.

Yan e Gao [13] hanno proposto un nuovo metodo per migliorare il rilevamento dei difetti attraverso le *wavelet*. I segnali sono stati decomposti in sotto-bande di frequenza da cui sono state ricavavate delle caratteristiche di riferimento, selezionate attraverso il criterio di Fisher, per poi essere inserite in un classificatore a rete neurale. Questo approccio garantisce un'ottima riduzione del rumore, quindi un elevato SNR.

Rubini et al. [14] confronta tecniche classiche dell'analisi delle vibrazioni come l'analisi dello spettro o dell'inviluppo con la trasformata *wavelet*. Mostrano i limiti delle metodologie tradizionali, se applicate a cuscinetti con diversi difetti localizzati sottoposti ad un basso carico radiale, ed effettuano uno studio sull'evoluzione del guasto. Dall'elaborato si evince che, nel dominio del tempo, le metodologie confrontate mostrano gli stessi limiti diagnostici fornendo risultati analoghi. Data la poca chiarezza dei diagrammi nel dominio del tempo, si passa a quello della frequenza analizzando lo spettro dell'ampiezza dell'inviluppo e per la trasformata wavelet lo spettro della media delle sezioni di frequenza. Il primo fornisce un'identificazione più chiara sulla pista interna ma meno su quella esterna rispetto all'altro metodo, mentre il secondo permette un'identificazione meno precisa ma comunque chiara del difetto sulla pista interna e riesce ad evidenziare il difetto sulla pista esterna di dimensioni minori, che non è rilevabile con la prima tecnica. Per gli studi sull'evoluzione del difetto, dall'elaborato si evince che per segnali provenienti da cuscinetti sottoposti a utilizzi prolungati, lo spettro dell'inviluppo non riesce ad evidenziare la presenza del guasto a differenza della trasformata wavelet. Complessivamente si ha una preponderanza della trasformata wavelet sulle tecniche classiche pur essendo ancora valide.

Kedadouche et al. [15] conducono uno studio comparativo tra *ensemble empirical mode decomposition* (EEMD), l'EMD e l'*empirical wavelet transform* (EWT) su dei segnali simulati. I risultati evidenziano come l'EEMD sia sempre migliore rispetto l'EMD ma per segnali semplici le performance del primo sono simili all'EWT, ma, per segnali con una componente di rumore maggiore, l'EEMD presenta problemi legati alla stima del numero e al mix dei modi, mentre, una volta definito il numero dei modi, l'EWT dà i risultati attesi. La decomposizione EWT non viene applicata su tutto il segnale in quanto la presenza di una frequenza di modulazione tende a falsare i modi ottenuti, quindi, per evitare l'influenza della ripetitività dell'impulso dovuto al difetto, si considera solamente la parte del segnale relativa ad un unico shock. Il processo di *denoising* mostrato, per i dati sperimentali, segue i seguenti passaggi: analisi dello spettro dell'inviluppo per evidenziare i picchi presenti; segmentazione dello spettro in modo tale da inserire ogni picco elevato all'interno di un segmento differente; decomposizione EWT; valutazione dei modi necessari per la ricostruzione del segnale attraverso un indice basato sulla curtosi; valutazione dell'efficacia del *denoising* attraverso lo spettro dell'inviluppo. È stato effettuato un confronto tra la ricostruzione del segnale considerando solamente il modulo con indice maggiore e considerando tutti i modi con indice maggiore di uno dimostrando che la seconda ipotesi è quella che fornisce risultati migliori.

Jahagirdar et al. [16] presentano un algoritmo per l'analisi dei segnali vibrazionali provenienti da cuscinetti volventi applicato per diverse lunghezze di frame del segnale e per diversi livelli di decomposizione valutando il loro effetto sulla curtosi. I segnali vengono divisi in frame che vanno da due a dieci ai quali viene applicata la decomposizione *wavelet*; ai vettori ottenuti è applicata la PCA; infine, al segnale ricostruito è applicata la tecnica di soglia utilizzando la regola di Kaiser. Questo procedimento viene effettuato per tutte le dimensioni di frame e i livelli di decomposizione. In conclusione, dall'elaborato, si evince che l'algoritmo utilizzato migliora la curtosi.

2.2 Estrazione delle caratteristiche dei guasti

L'estrazione delle caratteristiche del difetto è un'altra applicazione molto importante delle *wavelet* nella diagnostica dei macchinari. La compattezza delle *mother wavelet* garantisce buone proprietà di concentrazione dell'energia, infatti, i coefficienti *wavelet* presentano molti elementi con valore assoluto basso che possono essere scartati senza un significativo errore nella ricostruzione del segnale.

Chen et al. [17] hanno decomposto i segnali analizzati con la trasformata *wavelet* discreta e selezionato i coefficienti che contengono le caratteristiche di guasto attraverso il metodo *hard thresholding*, ovvero mantenendo i coefficienti più alti di una data soglia e scartando quelli più piccoli, inserendoli in una rete ART per la classificazione dei guasti.

Lin e Qu [18] hanno ottimizzato i parametri della trasformazione *wavelet* attraverso la valutazione dell'entropia, per poi estrarre la componente impulsiva delle vibrazioni, dovuta a dei guasti, decomponendo i segnali con le *wavelet*, e applicando un metodo migliorato di *soft thresholding*.

Liu et al. [19], attraverso un metodo basato sui pacchetti *wavelet*, hanno dimostrato come i coefficienti *wavelet*, ottenuti da segnali provenienti da cuscinetti a sfera hanno un'alta sensibilità ai guasti.

Altmann e Mathew [20] hanno presentato un nuovo metodo che seleziona autonomamente i pacchetti *wavelet* attraverso un sistema di interferenza fuzzy basato su una rete adattiva per evidenziare le caratteristiche di guasto. Tale metodo potrebbe migliorare la diagnostica dei cuscinetti volventi contraddistinti da basse velocità di utilizzo. Yen e Lin [21] hanno utilizzato il criterio Fisher per selezionare il nodo del pacchetto *wavelet* di cui analizzare l'energia per poi essere classificata. Questo metodo è stato applicato a diversi guasti ed è stato effettuato un confronto tra le caratteristiche basate sulle trasformate di Fourier e quelle sulle *wavelet*. Quest'ultime si sono dimostrate più robuste rispetto il rumore bianco.

Purushotham et al. [22] per la localizzazione dei difetti sui cuscinetti hanno utilizzato la trasformata *wavelet* discreta, utilizzando come *mother wavelet* "db2" e decomponendo fino al quarto livello. Per il riconoscimento e la classificazione dei difetti sono stati utilizzati i coefficienti complessi *cepstral* della trasformata *wavelet* come caratteristiche per l'allenamento di modelli Hidden Markov.

Rafiee et al. [23] hanno proposto un sistema automatico di estrazione delle caratteristiche per la diagnostica di ingranaggi e cuscinetti volventi. Sono state confrontate 324 famiglie wavelet, valutando la somiglianza di ognuna di loro con i segnali analizzati attraverso un algoritmo di valutazione chiamato SUMVAR. I risultati mostrano che la mother wavelet Daubechies 44 (db44) è la più simile ai segnali vibrazionali sia di ingranaggi che di cuscinetti. L'articolo vuole dimostrare che la somiglianza tra la famiglia *wavelet* e il segnale non può essere considerato come unico parametro di valutazione. Infatti, è stato proposto un algoritmo di classificazione che confronta i range di quattro caratteristiche statistiche calcolate su tutti i coefficienti dell'ultimo livello di decomposizione considerato. Deviazione standard, varianza, curtosi e il quarto momento centrato sono le caratteristiche calcolate sui coefficienti ottenuti dalla trasformata wavelet continua. I risultati hanno mostrato come db44 non garantisce la migliore classificazione, che si ottiene con rbior3.1. Inoltre, tale metodo di classificazione evidenzia come il quarto momento centrato sia la caratteristica migliore per classificare la tipologia di difetto a discapito della curtosi, che risulta essere la peggiore, pur essendo in letteratura la caratteristica statistica più utilizzata per definire la presenza o meno di un difetto e per valutare vari algoritmi di riduzione del rumore.

Yang et al. [24] hanno proposto un nuovo metodo basato sulla trasformata *wavelet* continua come una elaborazione di segnali non stazionari e sulla *singular value decomposition* (SVD, decomposizione a valori singolari) come metodo di estrazione delle caratteristiche.

Feng et al. [25] hanno proposto una nuova tecnica per il controllo dei cuscinetti che, a differenza dei metodi di estrazione delle caratteristiche convenzionali, non usa l'ampiezza dei coefficienti ma le nuove caratteristiche, ottenute dalla distribuzione probabilistica, risultano più robuste per le applicazioni di controllo. Questo studio ha evidenziato come le nuove *feature* calcolate attraverso la trasformazione dei pacchetti *wavelet*, utilizzando le *mother* wavelet di Daubechies, siano appropriate per il rilevamento di difetti localizzati e per difetti dovuti alla contaminazione del lubrificante. Inoltre, hanno mostrato come sia possibile migliorare la classificazione riducendo l'ordine delle *daubechies wavelet* o la lunghezza del segnale.

Singh et al. [26] hanno utilizzato differenti famiglie di trasformazioni *wavelet* su segnali vibrazionali, dimostrando la presenza di grandi fluttuazioni nel valore RMS del primo e del secondo livello di decomposizione *wavelet* nel caso in cui si usi come *mother wavelet* il così detto *Mexican hat*.

Chebil et al. [27] hanno mostrato l'efficienza delle tecniche di analisi basate sulle *wavelet* utilizzate nel monitoraggio e nella diagnostica dei difetti dei cuscinetti. Inoltre, hanno evidenziato che per ottenere una classificazione dei difetti ottimale, occorre utilizzare sxm6 come *mother wavelet* con RMS come caratteristica di riferimento.

Su et al. [28] hanno proposto un nuovo metodo ibrido basato su i filtri *wavelet* di Morlet e un algoritmo di ottimizzazione dell'autocorrelazione per la diagnosi dei difetti sui cuscinetti, testandolo su segnali simulati e su segnali vibrazionali provenienti da cuscinetti reali sottoposti a diverse condizioni. Al termine dell'elaborato hanno concluso che al maggior valore di ampiezza nello spettro della frequenza corrisponde alla frequenza del difetto, per cuscinetti difettati, mentre corrisponde alla frequenza di rotazione dell'albero, per cuscinetti sani.

Bhavaraju et al. [29] hanno presentato uno studio che confronta sistemi di classificazione basati sull'uso della trasformata *wavelet* continua per diagnosi dei difetti. Sono state confrontate sei diverse basi *wavelet* e due sistemi di classificazione, ovvero l'*artificial neural network* (ANN, rete neurale artificiale) e la *selforganizing map* (SOM, mappa autorganizzante). La base *wavelet* scelta è quella che minimizza l'entropia di Shannon, dalla quale sono state estratte le caratteristiche date come input ai sistemi di classificazione. In conclusione, hanno mostrato come ANN sia il miglior metodo di classificazione tra quelli analizzati.

Kankar et al. [30] hanno effettuato uno studio sui sistemi di estrazione delle caratteristiche da segnali provenienti da cuscinetti volventi. Hanno confrontato sette *mother wavelet* e la *wavelet complex* Morlet è stata selezionata in base al criterio di minima entropia di Shannon. Tali caratteristiche sono state utilizzate per l'addestramento e il test di tre tecniche di intelligenza artificiale: macchina vettoriale di supporto (SVM), quantizzazione vettoriale di apprendimento (LVQ) e mappe auto-organizzanti (SOM). Il criterio di minima entropia di Shannon è applicato a tutti i segnali che sono decomposti tramite la CWT con le sette diverse *mother wavelet*. L'entropia è calcolata per ogni coefficiente *wavelet* e mediato su tutto il segnale. La famiglia *wavelet* con la somma delle entropie mediate minore è scelta. Nell'articolo curtosi, *skewness* e deviazione standard sono calcolate sui coefficienti con entropia minore che corrispondono a quelli con la maggior parte delle informazioni relative al segnale, ovvero al difetto. L'analisi ha mostrato come SVM sia un miglior classificatore rispetto gli altri considerati. Rajeswari et al. [31] hanno proposto una nuova metodologia nell'analisi della diagnostica dei cuscinetti mediante SVM multiclasse. L'estrazione delle caratteristiche statistiche utilizzate come input dell'algoritmo di classificazione avviene sui coefficienti ottenuti dalla trasformazione dei pacchetti *wavelet*. Tali caratteristiche passano attraverso un metodo di riduzione così da eliminare le caratteristiche non utili alla classificazione in anticipo. L'efficienza dell'algoritmo di classificazione viene confrontata sulla base dell'accuratezza dei risultati.

Ziani et al. [32] hanno proposto un approccio del riconoscimento dei guasti negli ingranaggi basato su tre fasi: estrazione delle caratteristiche, selezione delle caratteristiche sensibili e classificazione. L'estrazione delle *feature* avviene dopo che il segnale è stato decomposto attraverso la WPD (wavelet packet decomposition, ovvero decomposizione dei pacchetti wavelet), utilizzando come mother wavelet db44 e un livello di decomposizione pari a 3, e anche attraverso la EMD da cui si ottengono diverse IMF. Sono state considerate caratteristiche sia nel dominio del tempo che della frequenza del segnale; inoltre, è stata calcolata la curtosi e l'energia dei coefficienti dell'ultimo livello di decomposizione e la curtosi delle prime tre IMF. Lo studio continua concentrandosi sulla selezione delle caratteristiche da fornire come input per ottimizzare il metodo di classificazione. Il metodo di Pareto è il processo decisionale utilizzato per tale operazione, basato sull'idea che 80% del beneficio di un progetto può essere raggiunto attraverso il 20% del lavoro. Infatti, verrà attribuito un punteggio, secondo tre diversi criteri, ad ognuna delle feature considerate, in seguito, dopo aver ordinato in ordine decrescente di punteggio le caratteristiche si sommano i valori delle prime caratteristiche che permettono di raggiungere l'80% del punteggio totale e queste caratteristiche saranno quelle utilizzate nel metodo di classificazione. Il metodo di classificazione utilizzato è SVM ed è applicato per quattro diversi gruppi di caratteristiche: tutte le caratteristiche calcolate, quelle selezionate dal metodo Fischer Score, dal criterio di correlazione e dal SNR tutte e tre seguiti dal metodo di Pareto per una selezione più accurata. I risultati hanno portato alla luce che l'algoritmo di selezione delle caratteristiche basato su Fischer- Pareto con il classificatore SVM sia migliore rispetto agli altri.

Toma e Kim [33] hanno presentato uno schema di classificazione dei guasti dei cuscinetti volventi per i motori a induzione utilizzando il segnale di corrente del motore. Il segnale viene pre-elaborato per eliminare la componente modulare della corrente di linea per poi essere sottoposto alla DWT per l'estrazione delle caratteristiche. Per la decomposizione sono state confrontate tre famiglie *wavelet* Haar, db4 e sym4 scomponendo ogni segnale all'undicesimo livello. Da ognuno dei dodici coefficienti (11 di dettaglio e 1 di approssimazione) calcolati per ogni segnale sono state estratte 11 caratteristiche statistiche per un totale di 132 *feature* per ogni segnale analizzato. La matrice ottenuta è utilizzata come input per i classificatori di insieme ad apprendimento automatico: *random forest* ed *extreme gradient boosting*. Lo scopo dell'articolo è quello di ottenere un'elevata precisione nella classificazione riducendo la potenza computazionale necessaria. Entrambi i classificatori hanno raggiunto una precisone superiore al 90% indifferentemente dalle *wavelet* utilizzate. Infine, viene presentato un confronto con altre tecniche che inutilizzano algoritmi di classificazioni simili evidenziando come tutti garantiscano un'ottima precisione nonostante l'algoritmo presentato risulti essere il migliore.

I coefficienti *wavelet* evidenziano cambiamenti nei segnali che permettono di anticipare la prossima creazione di un difetto, quindi si prestano molto nella diagnostica. Tuttavia, piccoli cambiamenti nel segnale sono spesso mascherati dal rumore e per questo non sempre l'energia dei coefficienti è in grado di evidenziarli. A causa di ciò, le tecniche che sfruttano le *wavelet* per l'evidenza di singolarità nel segnale sono molto sensibili al rumore, seppur sempre molto efficaci, quindi, le azioni di riduzione del rumore sono molto importanti per l'analisi attraverso tecniche che sfruttano la trasformazione *wavelet*.

2.3 *Denoising* dei segnali

Come è stato appena scritto, una pre-elaborazione del segnale è fondamentale per l'affidabilità dei risultati. L'obbiettivo primo è quello di aumentare il rapporto segnale-rumore ovvero rimuovere il rumore ed evidenziare il segnale d'interesse. La presenza del rumore è difficilmente evitabile, quindi il *denoising* diventa un'azione importantissima per portare alla luce segnali deboli che sono fondamentali per la precoce individuazione dei guasti. L'origine dei rumori può essere varia, pertanto è difficile eliminarli attraverso sistemi di filtraggio generali, i più tradizionali dei quali richiedono ipotesi sulla natura di segnale e rumore che non sempre sono date a conoscere. La forza delle *wavelet* è quella di dover conoscere solamente la macrocategoria a cui appartiene il segnale, in quanto una trasformazione *wavelet* può compattare l'energia del segnale in un numero contenuto di coefficienti mentre l'energia del rumore sarà dispersa in coefficienti di valore assoluto piccolo.

Littler e Morrow [34] hanno applicato la trasformata *wavelet* discreta per la riduzione dei rumori dei segnali del sistema elettrico migliorando così i segnali di guasto transitori.

Djebala et al. [35] sfruttano l'algoritmo di riduzione del rumore basato sull'ottimizzazione dell'analisi multirisoluzione *wavelet* e sulla curtosi come parametro di valutazione. Inizialmente optano per l'analisi del livello ottimale di decomposizione *wavelet* che è legato alla frequenza massima del segnale e alla considerazione che la banda di frequenza di approssimazione dell'ultimo livello deve contenere la frequenza d'urto e almeno tre delle sue armoniche. Inoltre, affermano che la curtosi ha delle capacità di rilevamento migliori quando il periodo di ripetizioni dei difetti è almeno tre volte più grande del tempo di rilassamento [36], [37] quindi per ottimizzare la curtosi si dovrebbe optare per basse velocità di

Stato dell'arte

rotazione dell'albero oppure avere una frequenza di campionamento la più alta possibile. Valutano le famiglie *wavelet* più adatte all'analisi in funzione della frequenza di campionamento e del rapporto tra la frequenza di campionamento e la frequenza di risonanza del difetto, considerando esclusivamente le Debauchies *wavelet* e usando come parametro di ottimizzazione la curtosi. In questo elaborato hanno optato per due diversi approcci: applicare la WMRA sull'intero segnale oppure sul segnale filtrato intorno ad una delle risonanze di interesse. In seguito, è stato ricostruito il segnale con il coefficiente di approssimazione e il coefficiente di dettaglio con la curtosi maggiore. Confrontando i risultati hanno mostrato come la WMRA applicata al segnale filtrato sia più efficiente garantendo un rilevamento precoce dei difetti.

Sreejith et al. [38] sfruttano per la riduzione del rumore di segnali vibrazionali provenienti da cuscinetti volventi i filtri *wavelet* di Morlet. L'ottimizzazione dei parametri *wavelet* avviene precedentemente al processo di *denoising* del segnale, attraverso due algoritmi. Il primo algoritmo usa l'entropia di Shannon e la curtosi per l'ottimizzazione dello *shape factor* e il livello di decomposizione *wavelet*, mentre il secondo algoritmo sfrutta esclusivamente la curtosi per ottimizzare i parametri *wavelet*. L'algoritmo che garantisce il minor tempo computazionale per l'ottimizzazione del processo è il primo, che viene quindi preferito per il *denoising* dei segnali vibrazionali provenienti dai cuscinetti evolventi.

Wang et al. [39] hanno proposto un metodo basato sulle *multiwavelet* che, rispetto a quelle convenzionale, riesce a identificare il difetto anche con valori di SNR molto piccoli. Le *multiwavelet* offrono contemporaneamente un supporto compatto con tonalità e simmetria. In conclusione, è stato provato come questo metodo di riduzione del rumore sia migliore rispetto agli altri analizzati.

Sadooghi e Khaidm [40] valutano 84 combinazioni tra 12 *mother wavelet* e 7 metodi di valutazione di soglia per ottimizzare il processo di riduzione del rumore che sfrutta il *thresholding*. Propongono un nuovo parametro di valutazione (T*radeOff*, TO) per l'identificazione della coppia migliore che coincide con Dmayer e RigorousSURE. Inoltre, per verificare l'efficacia del metro di valutazione è stato confrontato con i vari parametri che lo compongono dimostrando che è effettivamente il migliore fra tutti.

Li et al. [41] propongono un nuovo metodo basato sulla trasformazione *wavelet* empirica (EWT) e sull'applicazione di una funzione di soglia variabile. Nell'elaborato vengono trattati i differenti metodi di segmentazione del segnale per l'applicazione della EWT, definendo quello adattivo come il metodo più consono. I segnali, dopo essere stati segmentati, vengono filtrati con *wavelet* Littlewood-PalyeMeyer. I modi ottenuti, prima di essere sottoposti al processo di *thresholding*, vengono valutati secondo l'energia loro contenuta così che il modo ad energia maggiore verrà sottoposto al *hard threshold* con funzione di soglia, mentre tutti gli altri saranno sottoposti alla funzione implementata, mostrata nel testo. Per valutare l'affidabilità dell'algoritmo EWT utilizzato è stato confrontato con il CEEMD (scomposizione modale empirica dell'insieme completo), l'algoritmo *wavelet* db5 e con la SWT (*synchrosqueezed wavelet transform*), ottenendo che l'algoritmo EWT è quello che garantisce la migliore eliminazione del rumore.

Chegini et al. [42] hanno presentato un nuovo metodo di riduzione del rumore basato sulla EWT e su curtosi e spettro dell'inviluppo come parametri di valutazione. L'algoritmo consiste nel calcolare per ogni modo ottenuta dal EWT il coefficiente di correlazione di Pearson, confrontandolo con un valore ottenuto sperimentalmente in modo tale che se risultasse minore di quello sperimentale, il relativo modo verrà scartato, altrimenti verrà considerato per l'identificazione del difetto quindi sottoposto al processo di *thresholding*. Tale metodo è applicato sia a segnali simulati che sperimentali, ottenuti dalla banca dati della Case Western Reserve University e confrontato con *l'empirical mode decomposition* (EMD, decomposizione dei modi empirici). I confronti sia sui segnali simulati che sperimentali metodo al meglio i parametri di valutazione considerati.

Sun et al. [43] hanno presentato un nuovo sistema di misura del campo a corrente alternata che utilizza dei sensori TMR e un algoritmo di riduzione del rumore basato sulle *wavelet*. Sono state confrontate diverse famiglie di *wavelet* in combinazione con differenti livelli di decomposizione e tramite il parametro di valutazione TO è stata scelta la combinazione migliore che è stata poi confrontata con quelle ottenute da differenti criteri di valutazione. Al termine dell'elaborato è stato dimostrato come la combinazione tra famiglie *wavelet* e il livello di decomposizione che massimizza TO sia migliore per la riduzione del rumore rispetto alle altre.

L'approccio alla riduzione del rumore è diverso dai metodi tradizionali basati sui filtri nei quali le componenti di frequenza al di fuori delle bande considerate sono indipendentemente impostate a zero. Questo può causare la perdita di informazioni utili sui guasti che spesso appaiono come impulsi a varie gamme di frequenza; invece, nei metodi basati sulle *wavelet* solo alcuni coefficienti particolarmente piccoli della decomposizione sono impostati pari a zero, garantendo così la conservazione degli impulsi spesso rappresentati da coefficienti con valore più elevato.

Capitolo 3 Tecniche monitoraggio cuscinetti volventi

L'introduzione di nuove tecnologie di monitoraggio dei macchinari sempre più complessi ha permesso la diffusione del *Condition-Based Maintenance* (CBM, ovvero manutenzione basata sulle condizioni) che attualmente è riconosciuta come la strategia più efficiente per eseguire la manutenzione in un'ampia varietà di industrie [44]. La manutenzione dei macchinari, in ambito industriale, può essere basata su altre due metodologie, la cosiddetta "*run to break*", utilizzo fino a rottura del componente, e la "*Preventive Maintenance*", la manutenzione preventiva. Prima della diffusione della CBM, il loro utilizzo era esteso maggiormente, benché ad oggi rimangano specifici settori industriali in cui vengono utilizzate. Valutare la migliore strategia di manutenzione è fondamentale in quanto, applicare quella errata implicherebbe grandi perdite economiche per l'azienda, non solo per i costi diretti di manutenzione ma anche per le perdite dovute alla mancata produzione data dai fermi macchina. Quindi, occorre analizzare le strategie di manutenzione presentate:

Run to break Primo approccio alla manutenzione in cui le macchine vengono fatte operare fino a rottura. Ciò garantisce in linea di principio il maggior tempo tra una manutenzione e l'altra, ma il verificarsi del guasto può portare a conseguenze catastrofiche. Infatti, non si può definire con certezza i danni che conseguono il guasto. Quindi, il tempo di riparazione potrebbe essere notevolmente maggiore rispetto a quello ipotizzato e il tempo per la fornitura dei nuovi componenti post rottura potrebbe essere elevato. Il costo maggiore in questi casi sarebbe la perdita di produzione dovuta al fermo macchina prolungato. Attualmente il *run to break* è ancora utilizzato per tutte quelle industrie in cui sono presenti tanti macchinari in parallelo, con stazioni singole, per cui la mancata produzione, dovuta alla rottura di una delle macchine, può essere sopperita dalle altre ed essendo stazioni singole la probabilità di un guasto con effetti catastrofici è bassa.

- *Preventive Maintenance* La manutenzione è programmata su intervalli di tempo per i quali solo 1-2% delle macchine si potrebbe guastare in tale periodo. Quindi, in alcuni casi vengono effettuati interventi e/o sostituzioni di macchinari ancora funzionanti. Il vantaggio nell'uso di tale strategia di manutenzione sta nel fatto che gli interventi sono programmati con largo anticipo, quindi, i tempi di fornitura e di intervento sono già stabiliti e quasi sempre rispettati, con un notevole calo delle rotture catastrofiche. Gli aspetti negativi di questa metodologia sono la piccola possibilità di guasti improvvisi con conseguenze disastrose, un costo elevato per la manutenzione in quanto effettuata quando il tempo di guasto può essere previsto con ragionevole precisione [44]. Alcuni componenti tendono ad usurarsi ad un tasso ragionevolmente prevedibile ma per altri, come i cuscinetti volventi c'è una grande diffusione statistica intorno alla media [44] che non garantisce un'elevata precisione sul guasto del componente.
- Condition-Based Maintenance Definita anche manutenzione predittiva, il potenziale guasto viene previsto attraverso un regolare monitoraggio delle condizioni effettuando così la manutenzione nel momento ottimale [44]. Il tempo tra una manutenzione e l'altra è regolato dallo stato del macchinario permettendo di evitare guasti catastrofici e interventi su macchinari ancora funzionanti. Lo sviluppo delle tecniche predittive ha permesso anche di valutare quando l'intervento sarà previsto con largo anticipo e questo permette di organizzare la manutenzione. Questo metodo comporta l'utilizzo di tecnologie per il monitoraggio, quindi, apparentemente implica un costo maggiore ma Al-Najjar et al. [45] hanno evidenziato come la CBM potrebbe convertire la manutenzione da un costo ad un centro di profitto. Inizialmente, tale metodo veniva usato principalmente per macchinari che dovevano funzionare per lunghi periodi senza fermarsi. Tali macchine funzionano tipicamente a velocità costante con carico stabile, quindi, con problemi di monitoraggio ridotti [44]. Con l'avvento di nuove tecnologie di monitoraggio e predittive, è stato possibile estendere tale tecnica ad industrie le cui macchine presentano un funzionamento variabile sia come velocità sia come carico a cui sono sottoposte.

L'attuazione della CBM richiede la presenza di tecniche per determinare la condizione interna dei macchinari mentre sono in funzione. i principali metodi per ottenere informazioni sullo stato interno di un macchinario sono:

- Analisi delle vibrazioni Anche nel corretto funzionamento le macchine generano vibrazioni, molte delle quali sono legate a eventi periodici durante l'uso. Come nel caso dei cuscinetti, la frequenza con cui tali eventi si ripetono da un'indicazione diretta della fonte [44]. Un difetto genera dei picchi di vibrazioni differenti dalla firma del macchinario, quindi, è possibile metterne in evidenza la presenza. Installata la componentistica per la rilevazione delle vibrazioni, è possibile effettuare le analisi anche da remoto.
- Analisi dell'emissione acustica Tale tecnica è basata sull'acquisizione dei segnali acustici provenienti dal macchinario. Un difetto comporta dei suoni ad alta frequenza che possono essere distinti dal rumore della macchina in condizioni normali. Naturalmente, questa analisi si è diffusa solamente dopo l'incremento delle tecniche di riduzione del rumore, che risulta essere molto importante in queste tipologie di acquisizioni. Un altro vincolo è che il segnale acustico viene attenuato da ogni interfaccia che si interpone tra la sorgente e il sensore, quindi, occorre montarli il più possibile vicino alla sorgente, limitandone l'uso nelle macchine già esistenti e vincolando la progettazione del macchinario.
- **Analisi dell'olio** Esistono vari approcci nell'analisi dell'olio. Nonostante ciò, in tutti i casi risulta importante avere le procedure di campionamento, cambio e rabbocco dell'olio ben documentate e definite. Uno dei metodi è l'utilizzo dei rilevatori di trucioli, infatti, attraverso filtri o tappi magnetici vengono catturati per poi essere analizzati chip e altri detriti; possono essere usate le *Spectographic Oil Analysis Procedures* (SOAP), ovvero le procedure di analisi spettrografica dell'olio, in cui il lubrificante viene prelevato ad intervalli regolari per essere sottoposto all'analisi, gli indicatori cambiano a seconda del lubrificante e del macchinario analizzati; ulteriore metodo di analisi impiegabile è la ferrografia, ovvero l'analisi microscopica dei detriti trattenuti magneticamente e di quelli non magnetici che risultano incastrati in essi.
- Analisi termografica Esistono strumenti sensibili che riescono a valutare anche la più piccola differenza di temperatura rispetto una condizione standard. Tale tecnica è usata in situazioni quasi-statiche, un esempio può essere quello di rilevare localmente punti in cui la temperatura aumenta, lo stesso può valere per contenitori di fluidi caldi. Non molto applicata alle componenti rotanti in quanto si necessita di un contatto visivo che non sempre risulta possibile.

L'ultima distinzione per le tecniche diagnostiche è la tipologia di monitoraggio nel tempo, ovvero se si applica un monitoraggio permanente o un monitoraggio intermittente. Nell'uso comune, le macchine più critiche sono spesso dotate di trasduttori permanenti e sono continuamente monitorate. Questo perché in casi di un guasto imminente si predilige

spegnere la macchina principale per avviare quella secondaria così da avere un blocco della produzione minimo senza dover agire dopo eventi catastrofici.

- Il **monitoraggio permanente** reagisce rapidamente ai cambiamenti improvvisi ed è la migliore forma di prevenzione da tutti questi avvenimenti, di contro richiede una strumentazione con costo elevato e che deve essere spesso integrata all'interno del progetto della macchina, inoltre, analizzando parametri semplici permette una previsione solo a breve termine dei guasti. Naturalmente, nel caso in cui si opti per un monitoraggio permanente, gli stessi trasduttori possono essere utilizzati periodicamente per analisi più dettagliate che permettono previsioni più a lungo termine, offrendo così i vantaggi del monitoraggio intermittente congiuntamente a quelli del monitoraggio permanente. Naturalmente le analisi devono avere una frequenza tale da garantire intervalli con tempi più brevi rispetto ai tempi minimi per garantire la manutenzione.
- Il **monitoraggio intermittente** ha un costo delle attrezzature minori, che possono essere spostate ed utilizzate per diversi macchinari, inoltre garantisce, potenzialmente, un tempo sufficiente per organizzare la manutenzione dei macchinari, così da garantire la minore perdita di produzione possibile, che in questi casi risulta il costo maggiore. Di contro, non garantisce l'identificazione di guasti che avvengono in maniera improvvisa.

3.1 Fonti di vibrazione nei cuscinetti volventi

Un cuscinetto volvente genera continuamente vibrazioni, anche nel caso in cui sia perfettamente sano. Il livello di queste vibrazioni può aumentare in presenza di un difetto. La generazione di un difetto può derivare da moltissimi fattori, come ad esempio la fatica, l'usura, la corrosione, un montaggio errato, difetti nati direttamente dal montaggio. Risulta importante distinguere la firma del difetto da quella del cuscinetto stesso così da monitorarne al meglio le condizioni effettive, che sono spesso posizionati in punti poco accessibili. Inoltre, è fondamentale valutare la posizione del difetto tra le varie componenti di un cuscinetto volvente, Figura 3-1, così da poter valutare l'intervento di manutenzione adeguato. Il livello di vibrazione dipende dall'energia dell'impatto, dal punto in cui questa avviene e dalla tipologia di cuscinetto [46]. Gupta e Pradham [46] elenca le principali sorgenti di vibrazione nei cuscinetti, alcuni dei quali sono visibili in Figura 3-2: Tecniche monitoraggio cuscinetti volventi



Figura 3-1: Componenti costituenti cuscinetto volvente [47]

- *Variable compliance* Con cedevolezza variabile si indica la vibrazione generata da un cuscinetto cosiddetto "sano" ovvero che non presenta difetti di alcun tipo. Tale vibrazione si genera in quanto i carichi esterni sono supportati da un numero finito di elementi volventi che cambiano posizione nel tempo rispetto il carico. L'entità di questa vibrazione dipende dal numero di corpi volventi che supportano il carico contemporaneamente, ne consegue che un numero maggiore implica livelli minori di variazioni.
- **Rugosità superficiale** Imperfezione geometrica derivante dal processo di produzione, classificata in base al rapporto tra la sua lunghezza d'onda e la larghezza dell'area di contatto che solitamente sono confrontabili. Le asperità superficiali, derivanti dall'elevato livello di rugosità, rompendo il film formato dal lubrificante, portano a contatto le due superfici metalliche che generano vibrazioni. Viene così eccitata la frequenza naturale del cuscinetto e delle strutture di supporto. Tale vibrazione si presenta a frequenze di circa 60 volte alla velocità di rotazione del cuscinetto [46], dando origine ad una serie di risonanze nelle alte frequenze dello spettro.
- *Waviness* L'ondulazione è un'imperfezione geometrica derivante dal processo di produzione, presenta una lunghezza d'onda maggiore rispetto alla larghezza dell'area di contatto che è presente nel caso in cui la curvatura delle piste per gli elementi volventi presenta dei picchi, quindi curvature minori, rispetto la superficie di contatto. Questi difetti possono palesarsi sottoforma di rientranze, graffi, particelle abrasive oppure le superfici si possono danneggiare durante il montaggio o l'assemblaggio. Le vibrazioni prodotte possono verificarsi fino a 300 volte la velocità di rotazione del cuscinetto anche se sono di maggior rilievo per frequenze inferiori a 60 volte la velocità di rotazione [46]. Queste vibrazioni possono avere ripercussioni su attrezzature particolarmente sensibili e potrebbero ridurre la vita effettiva del cuscinetto.

Tecniche monitoraggio cuscinetti volventi

- **Difetti delle piste** Localizzati sulla pista interna o su quella esterna, tali difetti generano vibrazioni con diverse frequenze caratteristiche. Per i difetti localizzati sulla pista interna, il passaggio dell'elemento volvente sul difetto implica la nascita di impulsi ad elevata energia ad una frequenza definita *Ball Pass Frequency Inner Race* (BPFI), che indica la frequenza di passaggio di un punto dell'anello interno nella stessa posizione. Le vibrazioni si generano per il passaggio del difetto all'interno della zona di carico, modificando così la zona di contatto tra elemento volvente e pista. All'interno della zona di carico l'ampiezza degli impulsi dovuti alla presenza del difetto è massima per poi diminuire quando fuoriesce, il segnale è quindi modulato in ampiezza alla frequenza di rotazione dell'anello interno. Per i difetti localizzati sulla pista esterna, si genera una vibrazione dalla frequenza di passaggio della sfera sulla pista esterna, definita come *Ball Pass Frequency Outer Race* (BPFO). Se la pista è ferma, gli impulsi ad alta energia generati hanno la stessa ampiezza con un singolo picco discreto nel dominio della frequenza.
- **Difetti degli elementi volventi** Generano vibrazioni ad una frequenza pari a due volte la frequenza di rotazione della sfera intorno al proprio asse, definita anche *Ball Spin Frequency* (BSF). In alcuni casi lo spettro mostra delle frequenze che sono inferiori al doppio di BSF in quanto se il contatto tra difetto dell'elemento volvente e piste avviene fuori dalla zona di carico, si perde dell'energia della vibrazione.
- **Difetti della gabbia** Date le velocità e le masse in gioco inferiori rispetto gli altri componenti dei cuscinetti, piccoli difetti sulla gabbia non sono rilevabili. Nel caso di guasto rilevabile, i segnali ottenuti risultano impulsi casuali che si generano quando, per il contatto tra elemento volvente e gabbia, quest'ultima si usura, ottenendo così uno spettro con un'ampia banda di frequenze.



Figura 3-2: Varie condizioni dei cuscinetti: (a) sano; (b) difetto artificiale anello interno;
(c) difetto artificiale anello esterno; (c) difetto artificiale anello esterno; (d) difetto artificiale elemento volvente [48]

È possibile suddividere il monitoraggio dei cuscinetti volventi in tre fasi: acquisizione dei dati, estrazione delle caratteristiche desiderate (*features*), decisione sulla manutenzione. Una delle fasi più critiche è la seconda, per la quale esistono numerosi metodi che ne permettono lo svolgimento. Dall'elaborazione di un segnale è possibile estrarre le caratteristiche volute da uno dei seguenti domini:

- caratteristiche del segnale nel dominio del tempo;
- caratteristiche del segnale nel dominio della frequenza;
- caratteristiche del segnale nel dominio del tempo-frequenza.

Nel presente elaborato, si è scelto un approccio che sfrutti una tecnica derivante dal dominio del tempo-frequenza per effettuare una riduzione del rumore del segnale grezzo, attraverso la *wavelet transform*, così da poter estrarre in maniera ottimale le caratteristiche direttamente dal dominio del tempo. L'analisi dello spettro in frequenza è utilizzata come prova per evidenziare se effettivamente l'indicazione dell'entità del difetto, ottenuta attra-verso le caratteristiche estratte nel dominio del tempo, sia corretta.

3.2 Analisi nel dominio del tempo

Il primo approccio all'analisi del segnale grezzo è nel dominio del tempo. Vengono usati indicatori statistici per la valutazione del segnale e quindi delle condizioni del cuscinetto. L'analisi del segnale grezzo permette di non perdere informazioni a riguardo, anche se spesso prima dell'estrazione di tali caratteristiche il segnale viene sottoposto ad una riduzione del rumore, come in questo elaborato. Questo passaggio, se ben effettuato, non implica la perdita di informazioni riguardanti il segnale ma permette di accentuare delle variabili che con il rumore risulterebbero invisibili. Le caratteristiche estratte dal segnale permettono la classificazione delle condizioni del cuscinetto in esame attraverso varie tecniche e strumenti come la *Support Vector Machine*, SVM, macchine a supporto vettoriale [30]–[32], *machine learning* [29], [30], [33] o algoritmi più semplici [23], [32]. Quindi, si vuole descrivere le principali caratteristiche statistiche nel dominio del tempo che saranno utilizzate nel seguito del presente lavoro di tesi.

3.2.1 Peak value e peak-to-peak value

Il *peak-to-peak value* è il range di estensione del segnale, ovvero la differenza tra il valore massimo e il valore minimo del segnale [49] e può essere calcolato come:

$$PPV = \max(x) - \min(x) \tag{3.1}$$

dove x è il segnale analizzato nel dominio del tempo. Noto il valore di *PPV* è possibile calcolare il *peak value*, calcolato come la metà del range di estensione del segnale:

$$PV = \frac{1}{2}PPV \tag{3.2}$$

3.2.2 Deviazione standard

La deviazione standard, definita σ o *SD*, valuta la variazione, o deviazione, del segnale dalla sua media. Può essere considerata come la misura dell'energia del segnale stesso. La *SD* si calcola come [44]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^2}$$
(3.3)

dove x è il segnale considerato, $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i$ è il valore medio del segnale, N è la lunghezza del segnale, il fattore di normalizzazione spesso viene sostituito solamente dal numero di elementi, quindi N e non più N – 1. Come si potrà confrontare più avanti, nel caso di un segnale a media zero, come per segnali provenienti da accelerometri, la deviazione standard corrisponde alla radice della media quadratica se si usa come fattore di normalizzazione N.

3.2.3 Skewness

La *skewness S*, ovvero asimmetria, è una misura statistica del distacco dalla condizione ideale di simmetria della distribuzione dei dati statistici. S è zero per le funzioni simmetriche e grande per le funzioni asimmetriche [44], in particolare, un valore positivo indica una

distribuzione dei dati maggiormente sulla sinistra del valore mediano, al contrario per i valori di *S* negativi.

La *skewness* si calcola a partire dal terzo momento centrato normalizzato con la potenza appropriata della deviazione standard, quindi la terza [44], [46]

$$S = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^3}{\sigma^3}$$
(3.4)

dove N è il numero di elementi del vettore x che corrisponde al segnale analizzato, \bar{x} è la media del segnale e σ la deviazione standard.

3.2.4 Curtosi

La curtosi, definita con *KV*, ci permette di valutare quanto la distribuzione statistica dei dati sia più piatta o appuntata rispetto una distribuzione normale. La curtosi si calcola a partire dal quarto momento centrato normalizzato con la potenza appropriata della deviazione standard, quindi la quarta [44], [46]:

$$KV = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4}$$
(3.5)

dove N è il numero di elementi del vettore x che corrisponde al segnale analizzato, \bar{x} è la media del segnale e σ la deviazione standard.

Il valore della curtosi ci permette di valutare la presenza o meno di un difetto sui cuscinetti. Infatti, un valore pari a 3 corrisponde ad un cuscinetto sano, quindi con una distribuzione statistica dei dati normale; nel caso di cuscinetti danneggiati il valore diventa superiore a 3 [15], [44], [46]. In letteratura, questo risulta essere il parametro statistico più utilizzato, anche se in alcune circostanze, come mostrato da Rafiee et al. [23], il quarto momento centrato garantisce una migliore classificazione dei cuscinetti.

La curtosi è un'ottima via per identificare quelli che sono dei segnali impulsivi [15] e questo rappresenta sia il vantaggio che lo svantaggio dell'utilizzo di tale parametro statistico. Infatti, si nota come l'aumentare delle dimensioni del difetto corrispondentemente alla levigazione della superficie difettata implichino una diminuzione dei picchi all'interno del segnale comportando una diminuzione della curtosi, fino ad assestarsi ai valori di una distribuzione standard [46].

3.2.5 Root Mean Square

Il *Root Mean Square (RMS)*, ovvero la radice della media quadratica, è molto utilizzato per evidenziare nel dominio del tempo l'energia e l'ampiezza del segnale [49]. Impiegato per valutare gli sbilanciamenti negli elementi rotanti oppure le condizioni complessive di un componente meccanico. Come è possibile intuire dal nome, questo indice non è altro che la radice quadrata della media calcolata con il quadrato di ogni elemento del vettore segnale:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i^2}$$
(3.6)

dove x è il segnale considerato e N è la lunghezza del segnale.

Come si potrà vedere in seguito, tale parametro è spesso utilizzato per la valutazione di altri parametri statistici. Questo indice risulta molto utile per definire le condizioni generali del componente in analisi ma non per l'identificazione di singoli impulsi nel caso di solo danneggiamento.

3.2.6 Crest factor

Il *crest factor*, indicato con *CF*, è utilizzato per ritrovare danneggiamenti nelle fasi iniziali delle macchine rotanti. Esso non è altro che il rapporto tra il valore di picco e il *root mean square* [49]

$$CF = \frac{PV}{RMS} \tag{3.7}$$

Tale caratteristica permette di identificare un impulso anche dove l'energia del segnale non è cambiata molto, così da rendersi più sensibile rispetto al RMS. In condizioni normali tale valore assume valori compresi tra 2 e 6 [49] mentre valori maggiori di 6 indicano problemi all'interno del componente. Come per la curtosi, anche CF nel caso in cui il difetto aumenti di dimensione o si formino un elevato numero di difetti nel tempo, i valori di CF tendono a diminuire fino a stabilizzarsi su quelli che indicano condizioni normali del macchinario.

3.2.7 Shape factor

Lo *shape factor*, SF, permette di valutare il grado di usura del componente, ovvero consente di valutare la grandezza del difetto; infatti, non dipende dalla forma del segnale, ma dai valori assunti nel tempo. Si calcola come il rapporto tra *RMS* e la media dei valori assoluti del segnale [49]:

$$SF = \frac{RMS}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i|}$$
(3.8)

3.2.8 *Impulse factor*

L'*impulse factor*, *IF*, è un indicatore impulsivo che viene calcolato come il rapporto tra il valore di picco e la media dei valori assoluti [49]:

$$IF = \frac{PV}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i|}$$
(3.9)

3.2.9 Clearance factor

Il *clearance factor*, *ClF*, è un altro parametro oltre *IF* per la valutazione dei fattori impulsivi e si calcola come segue [49]:

$$ClF = \frac{PV}{\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{|x_i|}\right)^2}$$
(3.10)

3.2.10 Signal to Noise Ratio

Il *Signal to Noise Ratio*, *SNR*, corrisponde al rapporto tra la varianza del segnale dopo la riduzione del rumore e quella del rumore stesso in dB [40]:

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_{ds}^2}{\sigma_{noise}^2}$$
(3.11)

dove $\sigma_{ds}^2 e \sigma_{noise}^2$ sono le varianze del segnale dopo la riduzione del rumore e del rumore stesso, rispettivamente. Per i processi di *denoising* si ricerca il valore di *SNR* maggiore, che indica una migliore eliminazione del rumore [50].

3.2.11 Cross-correlation factor

Il *cross correlation factor*, indicato con *xcorr*, ovvero fattore di correlazione incrociata, valuta la somiglianza tra due serie temporali discrete e si valuta come mostrato in [40]:

$$xcorr = \frac{E\left((x - \mu_x)(y - \mu_y)\right)}{\sigma_x \sigma_y}$$
(3.12)

dove x e y sono due segnali discreti nel tempo, nel nostro caso sono il segnale grezzo e dopo il trattamento di riduzione del rumore, mentre, $\sigma_j e \mu_j$ sono la deviazione standard e la media dei segnali precedentemente descritti. Anche in questo caso, come per *SNR*, si cerca di massimizzare tale valore così da valutare che il segnale, dopo il trattamento di riduzione del rumore, non abbia perso informazioni importanti.

3.2.12 Percentage Root Mean Square Difference

Il *Percentage Root Mean Square Difference*, indicato *PrmsD*, ovvero differenza percentuale della radice della media quadratica, è calcolato come segue [40]:

$$PrmsD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} [x(i)_{rawsignal} - x(i)_{ds}]^2}{\sum_{i=1}^{N} x(i)_{rawsignal}^2}}$$
(3.13)

dove x(i)_*rawsignal* indica la *i*-esima componente del vettore discretizzato nel tempo del segnale grezzo, mentre $x(i)_{ds}$ indica la *i*-esima componente del vettore del segnale dopo trattamento di riduzione del rumore. Per questo indicatore si cerca un valore il più piccolo possibile.

3.3 Dominio della frequenza

Altro gruppo di tecniche diagnostiche è costituito dall'analisi del segnale nel dominio della frequenza. Il segnale grezzo, proveniente dal sensore di rilevamento, può essere trasformato nel dominio della frequenza, ad esempio, applicando la trasformata di Fourier, la cui formulazione standard è la seguente [51]:

$$(Ff)(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int dt \ e^{-i\omega t} f(t)$$
(3.14)

fornisce il contenuto in frequenza (ω) del segnale f(t), espresso nel dominio del tempo t, nonostante renda difficile la localizzazione temporale degli impulsi.

Un modo per ottenere la localizzazione temporale del segnale consiste nell'applicazione di una finestratura mobile al segnale f così da prendere in considerazione solo il contenuto in frequenza della finestra in esame. La (3.14) diventa:

$$(T^{fin}f)(\omega,t) = \int ds f(s)g(s-t)e^{-i\omega s}$$
(3.15)

dove il segnale grezzo f(s) viene moltiplicato per una funzione finestra g(s - t), così da esprimere il contenuto in frequenza solamente della parte di segnale desiderata. La (3.15) è usata soprattutto nella sua forma discreta, dove $t = nt_0$ e $\omega = m\omega_0 \operatorname{con} n, m \in \mathbb{Z}$ e $t_0, \omega_0 > 0$ fissi, così da ottenere:

$$T_{m,n}^{fin}(f) = \int ds \, f(s)g(s - nt_0)e^{-im\omega_0 s}$$
(3.16)

 $n, T_{m,n}^{fin}(f)$ corrispondono ai coefficienti di Fourier di $f(\cdot)g(\cdot -nt_0)$, ovvero della finestra del segnale grezzo considerato. Cambiare n implica lo spostamento della finestra considerata per multipli di t_0 , permettendo la localizzazione nel tempo del contenuto in frequenza considerato. Le funzioni finestra utilizzabili sono varie, una delle più utilizzate in questi contesti è la g gaussiana. In tutte le applicazioni g è considerata concentrata sia nel tempo che in frequenza. Quindi, i coefficienti di Fourier possono essere considerati all'incirca come il "contenuto" in frequenza di f intorno al tempo nt_0 e vicino alla frequenza $m\omega_0$. La Figura 3-3 mostra un esempio di funzione finestra g(t) applicata ad una funzione esempio f(t).

In ambito numerico, la forma standard della trasformata di Fourier diventa l'algoritmo della DFT, Trasformata di Fourier Discreta, ma nel tempo questo algoritmo è stato sostituito nell'uso dalla FFT, *Fast Fourier Transform*, ovvero della trasformata veloce di Fourier.

Anch'esso garantisce il passaggio dal dominio del tempo a quello della frequenza ma con un costo computazionale minore [44], [51].



Figura 3-3: Funzione f(t) è moltiplicata per la funzione finestra g(t); la procedura si ripete traslando la funzione finestra, $g(t - t_0)$, $g(t - 2t_0)$ [51]

In questo elaborato si è deciso di non entrare maggiormente nel merito della trasformata di Fourier o degli algoritmi utilizzati per il suo calcolo, ma si è ritenuto corretto approcciare un piccolo excursus sull'argomento.

Tornando all'analisi del dominio della frequenza dei segnali provenienti da componenti meccaniche, in particolar modo da cuscinetti volventi, la presenza di segnali impulsivi nel dominio della frequenza non è solo indice di presenza di difetti. Infatti, in ogni componente meccanico possono essere rilevate le frequenze caratteristiche legate alla geometria o al funzionamento del componente stesso. Un cuscinetto, correttamente montato senza difetti, genera degli impulsi legati al passaggio dei corpi volventi nella zona di carico.

Nel caso di presenza di difetti, come trattato in precedenza, bisogna evidenziare una distinzione tra difetti localizzati e difetti distribuiti. Un difetto localizzato eccita delle frequenze caratteristiche a seconda dell'elemento del cuscinetto interessato, mentre, per un difetto localizzato il segnale non è prettamente impulsivo. Anche se sono presenti dei picchi che identificano il componente del cuscinetto volvente soggetto a tale difetto, esso presenta una fase distribuita in modo casuale, in quanto i corpi volventi si trovano in posizione diversa sulla superficie ruvida in punti diversi per ogni giro [52].

Randal et al. [53] dimostrano come l'analisi dello spettro in frequenza dei segnali di inviluppo fornisce più informazioni rispetto a quella del segnale grezzo. La Figura 3-4 mostra segnali tipici prodotti da difetti localizzati in vari componenti di un cuscinetto volvente con i rispettivi segnali grezzi e inviluppi.
Tecniche monitoraggio cuscinetti volventi



Figura 3-4: Segnali tipici provenienti da difetti localizzati su diversi componenti di un cuscinetto [53]

Come mostrato nella Figura 3-4 gli elementi volventi che colpiscono un difetto localizzato o un difetto presente sul corpo volvente che colpisce un altro componente del cuscinetto, generano uno shock che introduce nello spettro in frequenza degli impulsi che, in determinati casi, vengono modulati da frequenze differenti. McFadden et al. [54] spiegano come questi impulsi siano ulteriormente modulati in ampiezza da altri due fattori:

- la forza degli urti dipende dal carico supportato dai corpi volventi ed è modulato dalla velocità con cui il guasto passa attraverso la zona di carico;
- la funzione di trasferimento dovuta al percorso di trasmissione varia, rispetto i trasduttori fissi, se il guasto è in movimento.

Inoltre, l'andamento dell'ampiezza dei picchi non presenta una proporzionalità diretta con le dimensioni del difetto. Inizialmente, alla comparsa del difetto si può notare come al progressivo aumento delle sue dimensioni si ha un'intensificazione dell'impulso ma dopo una fase iniziale si nota una stabilizzazione dell'ampiezza nonostante il difetto continui a crescere. Questo fenomeno può essere riconducibile al fatto che la superficie del difetto tende ad essere smussata dal continuo passaggio del corpo volvente, generando così minori vibrazioni.

Per l'identificazione della tipologia di difetto vengono calcolate le frequenze di passaggio cinematiche, in quanto si ipotizza la mancanza di strisciamento. Nella realtà è sempre presente dello strisciamento in quanto l'angolo ϕ (angolo di contatto dei corpi volventi con le piste) varia con la posizione degli elementi volventi, in quanto viene modificato il rapporto tra carico radiale e carico assiale. Così, velocità e diametro effettivo di rotolamento dei corpi volventi cambiano durante il lavoro ma la gabbia tende a limitare tali variazioni mantenendo gli elementi volventi in una posizione intermedia. Tale condizione implica una modifica delle frequenze caratteristiche dei cuscinetti dell'ordine dell'1-2% dal valore calcolato. Infatti, data la presenza di tale slittamento casuale, in quanto per ogni rivoluzione cambia la percentuale di slittamento, il segnale generato dalla presenza del difetto non può essere considerato periodico ma "ciclostazionario". Questa è la ragione per cui l'analisi dello spettro in frequenza del segnale grezzo fornisce minori informazioni rispetto a quello del suo inviluppo. Un esempio di quanto appena trattato è mostrato nella Figura 3-5.



Figura 3-5: Segnale uscente da cuscinetto con e senza vibrazione [44], [53]

La Figura 3-5 mostra i segnali di accelerazione derivanti da un cuscinetto con guasto situato sull'anello esterno. Le immagini (b) ed (e) mostrano, rispettivamente, lo spettro in frequenza del segnale grezzo con e senza fluttuazioni random; come si può notare, la presenza delle fluttuazioni comporta una notevole diminuzione dell'ampiezza dello spettro in frequenza e una sovrapposizione delle armoniche più alte. Dato un segnale periodico, in prossimità della frequenza di risonanza si potrebbe misurare la frequenza di ripetizione come la spaziatura della serie armonica, ma data l'elevata sovrapposizione di esse, tale operazione non risulta possibile.

Analizzando la risposta in frequenza (FRF), misurata in termini di accelerazione, si nota come le basse frequenze sono modulate come una parabola ω^2 , con valore e pendenza pari a zero per frequenza zero. Questo implica che le basse armoniche della frequenza di ripetizione, che permetterebbero di individuare la tipologia del difetto, sono facilmente sovrastate da altre componenti e quindi di difficile individuazione. Tuttavia, come mostrato nella Figura 3-5 (c) e (f), lo spettro in frequenza dell'inviluppo, anche in presenza di slittamento, evidenziano le frequenze di ripetizione. Nonostante ciò, occorre precisare, come nel caso (f), le armoniche superiori risultino maggiormente smussate rispetto quelle inferiori e rispetto le rispettive mostrate nel caso (c).

Si passa ora alla trattazione delle frequenze caratteristiche di un cuscinetto volvente, mostrando le formule utili alla loro valutazione.

3.3.1 Ball Pass Frequency Outer Race

La *Ball Pass Frequency Outer Race*, indicata con l'acronimo BPFO, è la frequenza di passaggio di un corpo volvente per uno stesso punto dell'anello esterno. La presenza di un difetto localizzato sulla pista esterna genera degli impulsi nel dominio del tempo ad una distanza pari a 1/BPFO. Partendo dalla frequenza di rotazione dell'albero, si può calcolare la frequenza in esame [42], [44], [46], [47], [52], [53]:

$$BPFO = N \frac{f_s}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right)$$
(3.17)

dove f_s è la frequenza di rotazione dell'albero, N è il numero di elementi volventi del cuscinetto, $d \in D$ sono rispettivamente il diametro dell'elemento volvente e il diametro medio del cuscinetto e α è l'angolo di contatto del cuscinetto. Nel caso di un cuscinetto obliquo $\alpha \neq 0^\circ$, altrimenti per un cuscinetto radiale $\alpha = 0^\circ$.

Nell'analisi dello spettro in frequenza, si evidenziano delle bande laterali intorno BPFO o le sue armoniche distanti di un valore pari a f_s o multipli si è in presenza del fenomeno di modulazione che indica eventuali giochi o eccentricità nel cuscinetto.

3.3.2 Ball Pass Frequency Inner Race

La *Ball Pass Frequency Inner Race*, indicata con l'acronimo BPFI, è la frequenza di passaggio di un corpo volvente per uno stesso punto dell'anello interno. La presenza di un difetto localizzato sulla pista interna genera degli impulsi nel dominio del tempo ad una distanza pari a 1/BPFI. Nell'uso comune l'anello interno del cuscinetto è in rotazione solidale all'albero e ruotano alla frequenza f_s quindi il segnale nel dominio del tempo presenta una modulazione in ampiezza con periodo pari a $1/f_s$. Conseguenza di ciò è la presenza, nello spettro in frequenza, di bande laterali intorno a BPFI e delle sue armoniche distanti di un valore pari a f_s o multipli. La BPFI si calcola come [42], [44], [46], [47], [52], [53]:

$$BPFI = N \frac{f_s}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right)$$
(3.18)

dove f_s è la frequenza di rotazione dell'albero, N è il numero di elementi volventi del cuscinetto, d e D sono rispettivamente il diametro dell'elemento volvente e il diametro medio del cuscinetto e α è l'angolo di contatto del cuscinetto. Si noti come nel caso di un cuscinetto assiale, per cui si ha un angolo di contatto $\alpha = 90^\circ$, non c'è distensione a livello di frequenza caratteristica tra anello interno e anello esterno, quindi, BPFO e BPFI coincidono.

3.3.3 Ball Spin Frequency

La *Ball Spin Frequency*, indicata con l'acronimo BSF, è la frequenza di rotazione degli elemini volventi rispetto al loro asse, si calcola come [44], [47], [52], [53]:

$$BSF = \frac{D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D}\cos\alpha\right)^2 \right]$$
(3.19)

dove d e D sono rispettivamente il diametro dell'elemento volvente e il diametro medio del cuscinetto e α è l'angolo di contatto del cuscinetto. Per ogni rotazione, un difetto localizzato sull'elemento volvente entra in contatto con entrambe le piste, pertanto, la frequenza di eccitazione risulterà essere $2 \cdot BSF$. Dato che gli elementi volventi ruotano intorno l'asse di rotazione dell'albero alla frequenza di rotazione della gabbia (FTF che verrà discussa in seguito), entrando ed uscendo dalla zona di carico ci sarà come conseguenza, come nel caso di difetti localizzati nella pista interna, una modulazione del segnale. Quindi, nello spettro di frequenza intorno alla frequenza del difetto sono presenti bande laterali distanti di una quantità pari a FTF.

3.3.4 Fundamental Train Frequency

La *Fundamental Train Frequency*, indicata con FTF, è la frequenza fondamentale del treno degli elementi volventi. Non è altro che la frequenza di rotazione della gabbia del cuscinetto e si calcola come segue [44], [47], [52], [53]:

$$FTF = \frac{f_s}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \tag{3.20}$$

dove f_s è la frequenza di rotazione dell'albero, $d \in D$ sono rispettivamente il diametro dell'elemento volvente e il diametro medio del cuscinetto e α è l'angolo di contatto del cuscinetto. Infine, un difetto localizzato sulla gabbia del cuscinetto eccitano le armoniche della FTF che si notano nello spettro delle frequenze.

3.4 Dominio tempo-frequenza

3.4.1 Wavelet Transform

Come visto nel Capitolo 2, le *wavelet* hanno un campo di applicazione veramente vasto. Lo sviluppo relativamente recente di tale tecnica di analisi e la sua diffusione sperimentale antecedente alla formalizzazione teorica, ha comportato notevoli difficoltà nell'approfondire questo tema. Un contributo importante è stato dato da Daubechies che con [51] ha fornito una guida per approcciarsi a questo mondo così vasto. Il termine *wavelet* è stato coniato negli anni '80 del secolo scorso [55]–[57] ed ha avuto subito grande applicazione nel mondo scientifico. Le ragioni di questo grande successo possono essere viste nel fatto che, da un lato, il concetto di *wavelet* può essere visto come una sintesi di idee concepite nei 20 o 30 anni precedenti in ingegneria (*subband coding*, ovvero codifica a sottobanda), fisica (*coherent states, renormalization group*, ovvero stati coerenti e gruppo di rinormalizzazione) e nella matematica pura (studi sull'operatore di *Calderón-Zygmund*) [51]. Dall'altro, le *wavelet* sono strumenti matematici abbastanza semplici con una grande varietà di possibili applicazioni [51].

L'obiettivo di questo testo, come già specificato, è quello di utilizzare la trasformazione *wavelet* per il *denoising* dei segnali e non quello di sviluppare una trattazione del tema *wavelet*. Nonostante ciò, risulta necessario un piccolo richiamo alla teoria degli strumenti matematici utilizzati, partendo dalla trasformazione *wavelet* continua per poi passare alla trattazione discreta.

Come descritto in precedenza, la FTT è lo strumento maggiormente utilizzato nell'analisi dei segnali anche se l'utilizzo della trasformazione *wavelet* sta entrando sempre di più nella pratica comune. La trasformazione wavelet permette un'analisi nel dominio del tempo-frequenza e la formulazione standard, analoga alla (3.15), è la seguente:

$$(T^{wav}f)(a,b) = |a|^{-1/2} \int dt f(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$
(3.21)

Mentre discretizzando il domino, si ottiene:

$$T_{m,n}^{wav}(f) = a_0^{-m/2} \int dt f(t)\psi(a_0^{-m}t - nb_0)$$
(3.22)

in entrambi i casi si assume che la funzione ψ soddisfi la (3.23)

$$\int dt \,\psi(t) = 0 \tag{3.23}$$

La (3.22) si ottiene considerando dei valori discretizzati di $a \in b$:

$$a = a_0^m \quad con \ m \in \mathbb{Z}, a_0 > 1 \ fisso$$

$$b = nb_0 a_0^m \quad con \ n \in \mathbb{Z}, b_0 > 0 \ fisso$$
(3.24)

Sia per la trasformata di Fourier finestrata che per la trasformazione *wavelet* si considera il prodotto tra il segnale grezzo e una famiglia di funzioni basata su due indici. Nel caso della trasformazione *wavelet* si ha:

$$\psi^{a,b}(s) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{s-b}{a}\right)$$
(3.25)

 $\psi^{a,b}$ è detta *wavelet* mentre ψ spesso viene definita come "*mother wavelet*", ovvero *wavelet* madre. Si tratta della *wavelet* di riferimento che viene traslata nel tempo e distorta in funzione del segnale. Negli anni sono state ideate numerose *mother wavelet* che hanno dato origine a numerose famiglie di *wavelet*, basti pensare che in [23] vengono confrontate ben 324 *mother wavelet*.

Ogni *wavelet* può coprire diverse frequenze, infatti, è il parametro a a regolare la frequenza di riferimento nel caso studiato. Valori elevati del parametro di scala |a| corrispondono a piccole frequenze, mentre parametri bassi corrispondono ad alte frequenze o ad una scala fine di $\psi^{a,b}$. Il parametro b permette di muoversi nel dominio del tempo e indica la zona centrale intorno alla quale è posizionata la *wavelet*; occorre notare, come mostrato nella (3.24) che il parametro b, nel caso discretizzato, è direttamente proporzionale al parametro a.

Questa è la sostanziale differenza che possiamo riscontrare tra l'utilizzo della trasformazione *wavelet* e la trasformata di Fourier. La funzione $g^{\omega,t}(s) = e^{i\omega s}g(s-t)$ può traslare nel tempo ma con un passo che risulta essere completamente indipendente rispetto le frequenze in analisi. Con la (3.21) gli step temporali sono adattati alla frequenza in esame. Infatti, le oscillazioni ad alte frequenze sono molto vicine, mentre quelle a basse frequenze sono più distaccate tra di loro nel dominio del tempo. Quindi, la trasformazione *wavelet* è più abile della trasformata di Fourier a mettere in evidenza i fenomeni ad alta frequenza che appaiono nel segnale grezzo per breve tempo, come i segnali transienti.

La DWT è molto più usata rispetto la CWT in quanto ci offre abbastanza informazioni e una significativa riduzione del tempo computazionale [58]. Mallat [59] mostra come poter costruire la DWT passo dopo passo sia per segnali 1D che per immagini. In particolare, focalizzandoci sul caso 1D di interesse, la Figura 3-6 ci permette di capire il passaggio di decomposizione di un coefficiente di approssimazione di un generico livello A_{2j+1}^d f in D_{2j} f e A_{2j}^d , rispettivamente, coefficienti di dettaglio e approssimazione del livello inferiore.



Figura 3-6: Decomposizione wavelet di un generico livello

Questo passaggio non è effettuato solo a partire dai coefficienti di approssimazione ma anche per il primo livello di decomposizione A_{2j+1}^d f. Ad esso corrisponde il segnale grezzo, dal quale si ricavano i coefficienti di dettaglio e di approssimazione del primo livello. La Figura 3-8 mostra come partendo da A_{2j}^d si vada avanti con la decomposizione fino al livello desiderato. In sostanza, la DWT può essere vista come il passaggio del segnale per un filtro passa-basso (\tilde{H}) e un filtro passa-alto (\tilde{G}), in accordo con quanto mostrato nella Figura 3-6 [58]. Per ogni livello di decomposizione *j*, i filtri sono seguiti da un'operazione di sotto-campionamento \downarrow 2, che di fatto riduce il campionamento con un tasso di 2 [58]. La Figura 3-7 ci permette di visualizzare l'algoritmo per la ricostruzione del segnale partendo dai vari coefficienti del livello considerato. La ricostruzione consiste in un sovracampionamento, \uparrow 2, seguito dal passaggio attraverso i filtri H e G. Si possono scegliere varie forme dei filtri che corrispondono alle varie *mother wavelet* che possono essere scelte per la trasformazione.



Figura 3-7: Ricostruzione wavelet di un generico livello

La Figura 3-8 mostra uno schema di decomposizione e ricostruzione usato in questo elaborato.



Figura 3-8: Schema esemplificativo di decomposizione e ricomposizione tramite trasformata *wavelet* al terzo livello di decomposizione

3.4.2 *Empirical Mode Decomposition* EMD

L'*Empirical Mode* Decomposition, EMD, è una tecnica in grado di decomporre segnali non stazionari, adattandosi autonomamente, in quelle che sono definite IMF (*Intrinsic Mode Function*, ovvero funzioni modali intrinseche) dalle alte alle basse frequenze. Il segnale decomposto può essere scritto come [15]:

$$x(t) = \sum_{i=1}^{N} C_i(t) + r_N(t)$$
(3.26)

dove $C_i(t)$ indica la *i*-esima IMF mentre $r_N(t)$ rappresenta il residuo del segnale x(t).

Come espresso da Kedadouche et al. [15], ogni IMF deve rispettare le seguenti condizioni:

- il numero di zeri e il numero degli estremi devono essere uguali o differenti al massimo di uno;
- il valore dell'inviluppo della media mobile, definito dai massimi locali, e l'inviluppo, definito dai minimi locali, sono zero.

Tabrizi et al. [60] affermano come ci siano degli svantaggi nell'utilizzo di questa tecnica, come ad esempio il *mode mixing*, ovvero quando una singola IMF contiene informazioni che risiedono in IMF diverse. L'intermittenza non genera solo problematiche nella distribuzione tempo-frequenza di un evento ma rende anche poco chiaro il significato fisico delle IMF [15]. Un metodo proposto per eliminare il problema del *mode mixing* è l'EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*) che decompone ripetutamente il segnale originale, a cui viene aggiunto del rumore bianco, in una serie di IMF applicando la EMD considerando come risultato finale le medie corrispondenti. L'aggiunta del rumore bianco durante l'intero processo di decomposizione permette l'eliminazione del *mode mixing*.

Capitolo 4 Algoritmo ottimizzazione *denoising* con DWT

L'obiettivo di questo elaborato è l'identificazione di un algoritmo che permetta l'ottimizzazione del processo di riduzione del rumore sfruttando la *Discrete Wavelet Transform* (DWT). In letteratura, uno dei metodi più comuni di *denoising* che sfrutti la DWT è quello di applicare un *thresholding* (sogliatura) ai coefficienti di dettaglio e di approssimazione ottenuti con la decomposizione *wavelet* [17], [18], [40]–[42]. Il concetto alla base di questo metodo è quello che i coefficienti ottenuti contengano informazioni riguardanti una determinata banda di frequenza, ognuna delle quali contiene informazioni riguardanti lo stato della macchina in esame, che nel nostro caso sono cuscinetti volventi, ma anche rumore. Le cause del rumore possono essere varie ma se non è possibile un'eliminazione selettiva a priori bisogna affidarsi a tecniche come il *thresholding*.

L'algoritmo studiato vuole sfruttare le abilità di questa tecnica per definire le condizioni migliori in cui applicarla. I parametri che possono essere scelti per questo approccio sono i seguenti:

- livello di decomposizione della trasformazione wavelet;
- *mother wavelet* considerata per la decomposizione;
- tecnica utilizzata per identificare il valore di soglia;
- funzione per l'applicazione del thresholding utilizzata.

Esistono metodi che permettono di scegliere queste variabili nonostante spesso non considerino tutto il processo che porta dal segnale grezzo al segnale dopo la riduzione del rumore. In alcuni casi viene valutata solo la *mother wavelet* ottimale, basando la scelta sulla

somiglianza della *wavelet* con il segnale [23], in altri si confrontano pochissime *mother wavelet* e alcuni livelli di decomposizione per valutare quale sia la coppia migliore [43], ancora, casi in cui viene confrontata la coppia migliore tra *mother wavelet* e tecnica per la valutazione della soglia [40], oppure viene valutato solamente la funzione migliore per l'applicazione del valore di soglia calcolato [42]. Il livello di decomposizione è il parametro che meno degli altri viene ottimizzato, scegliendo dei valori che sono nell'uso comune in letteratura. In questo lavoro di tesi, il livello di decomposizione è stato calcolato tenendo in considerazione parametri come la frequenza di acquisizione del segnale e la frequenza caratteristica del cuscinetto ricercata, evitando così la ricerca del valore ottimale con metodo comparativo.

4.1 Descrizione banca dati segnali Case Western Reverse University

I dati utilizzati per testare l'algoritmo di ottimizzazione provengono dalla banca dati fornita dalla *Case Western Reserve University* (CWRU) [74]. La Figura 4-1 mostra la struttura del banco prova, dove un motore *Reliance Electric* da 2 CV mette in rotazione un albero su cui alloggiano i cuscinetti in esame, un traduttore/encoder di coppia misura il momento esercitato sull'albero, un dinamometro fornisce il controllo della velocità e il controllo elettronico (non visibile nella Figura 4-1).



Figura 4-1: Banco prova cuscinetti CWRU

I cuscinetti sono stati "danneggiati" attraverso un processo di elettroerosione che ha portato la formazione di difetti puntuali della stessa profondità (0,011 in). I casi presi in considerazione in questo lavoro di tesi hanno diametri che variano da 0,007 in fino a 0,040 in. Sono stati utilizzati cuscinetti SKF per i casi con difetti di diametro fino a 0,028 in, mentre per i difetti fino a 0,040 in di diametro sono stati utilizzati i cuscinetti equivalenti ma di marca NTN. I difetti posizionati sulla pista esterna sono di tipo stazionario, quindi, la loro posizione influisce sulla generazione delle vibrazioni. Per valutare tale effetto sono stati posizionati in tre diverse zone:

- ore sei, ovvero nella zona di carico;
- ore tre, ortogonali alla zona di carico;
- ore 12, in opposizione alla zona di carico.

La Tabella 4-1 ci mostra uno schema riassuntivo delle casistiche presenti nella banca dati. Tutti i dati presentati sono relativi a cuscinetti SKF tranne i difetti di diametro 0,028 in e 0,040 in, rispettivamente sulla pista interna e sulla pista esterna, che sono relativi a cuscinetti equivalenti NTN. Le sigle utilizzate nella Tabella 4-1 sono le seguenti: DE (*Drive End*) identifica il cuscinetto montato in prossimità del motore elettrico; FE (*Fan End*) indica il cuscinetto installato sull'estremità opposta dell'albero rispetto DE, vicino l'utilizzatore; IR indica la presenza di un difetto sulla pista interna; OR indica la presenza di un difetto sulla pista esterna; B indica la presenza di un difetto sugli elementi volventi; N, non utilizzato nella Tabella 4-1 ma in tabelle successive, indica un cuscinetto sano.

Cuscinetto	Difetto	Diametro difetto	Profondità difetto
DE / FE	IR	0,007 in	0,011 in
DE / FE	IR	0,014 in	0,011 in
DE / FE	IR	0,021 in	0,011 in
DE / FE	OR	0,007 in	0,011 in
DE / FE	OR	0,014 in	0,011 in
DE / FE	OR	0,021 in	0,011 in
DE / FE	В	0,007 in	0,011 in
DE / FE	В	0,014 in	0,011 in
DE / FE	В	0,021 in	0,011 in
DE	IR	0,028 in	0,050 in
DE	OR	0,040 in	0,050 in

Tabella 4-1: Casistica difetti banca dati CWRU

L'accelerometro per il rilevamento dei dati vibrazionali è stato posizionato sulla copertura dei cuscinetti in opposizione alla zona di carico, ovvero a ore 12, sia per i cuscinetti cosiddetti *Drive End* (DE) che per quelli *Fan End* (FE), le cui frequenze caratteristiche sono presentate nella Tabella 4-2.

La zona di carico viene erroneamente descritta come a ore tre ma nella realtà è posizionata a ore 6 in quanto coincide con il carico gravitazionale [61]. Questi dati sono stati ricavati attraverso un *recorder* DAT a 16 canali e poi processati attraverso il software di calcolo numerico Matlab. Le frequenze di campionamento utilizzate sono di 12 kHz e di 48 kHz a seconda della casistica.

Cuscinetto	Modello	$BPFI\left[\frac{Hz}{rpm}\right]$	BPFO $\left[\frac{\text{Hz}}{\text{rpm}}\right]$	$BSF\left[\frac{Hz}{rpm}\right]$	$FTF\left[\frac{Hz}{rpm}\right]$
Drive End	SKF 6205-2RS JEM	5,415	3,585	0,3983	2,357
Fan End	SKF 6203-2RS JEM	4,947	3,053	0,3816	2,994

Tabella 4-2: Caratteristiche cuscinetti banco prova

Nella Tabella 4-2 le frequenze caratteristiche dei cuscinetti sono calcolate al netto della velocità di rotazione dell'albero che varia durante le prove.

L'unico carico supportato dai cuscinetti è il carico gravitazionale statico del peso dell'albero e dei vari componenti collegati, anche se come mostrato da Smith e Randall [61] potrebbe essere presente un carico dinamico sovrapposto a quello statico. I set di dati sono presentati secondo 4 diversi livelli di carico che variano da 0 CV fino a 3 CV. Si deve precisare come, non essendo presente alcun meccanismo per la conversione della coppia generata dal motore, l'effetto del carico è solamente quello di modulare la velocità, in particolare di ridurla al massimo del 4% nel caso di applicazione del carico massimo rispetto al caso scarico.

La Tabella 4-3 presenta la corrispondenza tra carico e velocità di rotazione dell'albero necessaria per il calcolo delle frequenze caratteristiche dei cuscinetti. Inoltre, in questo elaborato sono stati valutati gli eventuali effetti dovuti alla differenza di velocità sui segnali di accelerazione in uscita.

In questo capitolo, data la mole di analisi che dovranno essere effettuate su ogni segnale, sono stati analizzati solo le casistiche mostrate nella Tabella 4-4, mentre per gli argomenti trattati nel Capitolo 6 verranno trattati tutti i dati forniti dalla CWRU con frequenza di acquisizione pari a 12 kHz.

Carico [CV]	Velocità albero [rpm]
0	1797
1	1772
2	1750
3	1730

Tabella 4-3: Carichi e velocità corrispondenti per i segnali provenienti dalla banca dati della CWRU

Tabella 4-4: Segnali utilizzati nell'elaborato provenienti dalla banca dati della CWRU

Cuscinetto	Difetto	Diametro difetto [mm]	Velocità [rpm]	f _c [kHz]
DE	Ν	-	1797	48
DE	Ν	-	1750	48
DE	IR	0,1778	1797	48
DE	IR	0,3556	1797	48
DE	IR	0,5334	1797	48
DE	IR	0,1778	1750	48
DE	IR	0,3556	1750	48
DE	IR	0,5334	1750	48
DE	OR	0,1778	1797	48
DE	OR	0,3556	1797	48
DE	OR	0,5334	1797	48
DE	OR	0,1778	1750	48
DE	OR	0,3556	1750	48
DE	OR	0,5334	1750	48
DE	В	0,1778	1797	48
DE	В	0,3556	1797	48
DE	В	0,5334	1797	48
DE	В	0,1778	1750	48
DE	В	0,3556	1750	48
DE	В	0,5334	1750	48

I casi analizzati in questo lavoro di tesi servono per valutare l'efficacia dell'algoritmo di ottimizzazione per la riduzione del rumore dei segnali. I primi due segnali mostrati nella Tabella 4-4 sono relativi a cuscinetti sani, quindi, non presentano difetti.

4.2 Calcolo del livello di decomposizione

Il calcolo del livello di decomposizione del segnale in esame è basato su tre step:

- estrazione dei dati dal segnale in esame;
- calcolo delle frequenze caratteristiche del segnale;
- calcolo del livello di decomposizione.

Il livello di decomposizione, in relazione alla frequenza massima del segnale, permette di definire le bande di frequenza di riferimento di ogni livello, la Figura 4-2 mostra come vengono divise le varie bande in funzione del livello.



Figura 4-2: Identificazione bande di frequenza relative ai vari coefficienti, in funzione del livello di decomposizione

4.2.1 Estrazione dati dal segnale in esame

I file dei segnali ricavati dalla banca dati della CWRU sono stati rinominati così da poter ricavare dal nome stesso dei dati importanti per i passaggi seguenti. La descrizione di questo metodo può essere applicata ad altri segnali che dovranno essere sottoposti a tale analisi. La stringa è suddivisa in cinque parti definite come:

- **cuscinetto** primo parametro, ci permette di identificare da quale componente del banco prova o del macchinario sotto monitoraggio proviene il segnale in esame;
- **difetto** secondo parametro, per identificare la tipologia del difetto in analisi. Deve essere inserito solamente nel caso in cui si stiano analizzando dei segnali designati all'apprendimento;
- **dimensione difetto** terzo parametro, permette di definire le dimensioni del difetto studiato. Anche in questo caso deve essere utilizzato solamente per segnali da apprendimento;
- tipologia di carico/Velocità di rotazione quarto parametro, nel caso di segnali prelevati dalla banca dati della CWRU, indica la tipologia di carico in cavalli motore alla quale corrisponde una precisa velocità di rotazione dell'albero. Quindi può anche essere considerata adatta l'indicazione della velocità di rotazione;
- **frequenza di campionamento** quinto parametro, specifica la frequenza di campionamento in kHz utile per l'identificazione della frequenza massima del segnale.

Occorre specificare che il secondo e il terzo parametro potrebbero essere inseriti nel nome dei file dei segnali dopo che siano stati valutati, così da avere un'identificazione rapida del segnale.

4.2.2 Calcolo delle frequenze caratteristiche del cuscinetto

L'estrazione delle caratteristiche del cuscinetto in esame è fondamentale per il calcolo delle sue frequenze caratteristiche. L'identificazione della presenza di un difetto e la sua localizzazione sono attribuite alle suddette frequenze, quindi, si richiede elevata precisione nel loro calcolo. L'algoritmo di ottimizzazione include una funzione che, avendo come input la velocità di rotazione dell'albero, il diametro dell'elemento volvente, il diametro medio del cuscinetto, l'angolo di contatto e il numero di corpi volventi, permette il calcolo della BPFO (3.17), della BPFI (3.187) e della BSF (3.19) e della FTF (3.20).

4.2.3 Calcolo livello di decomposizione

Il corretto livello di decomposizione garantisce una migliore identificazione del difetto ed evita la perdita di informazioni. In accordo con quanto affermato da Djebala et al. [35], per favorire l'identificazione del difetto bisogna mettere in evidenza almeno tre armoniche. Questo significa che l'ultima banda di frequenza, ovvero quella del coefficiente di approssimazione, dovrà contenere almeno tre armoniche della frequenza caratteristica del segnale.

Si consideri *n* il livello di decomposizione, $F_{max}(cA_n)$ la frequenza massima del coefficiente di approssimazione dell'ultimo livello di decomposizione e $F_{max}(s)$ la frequenza massima del segnale, si ottiene [35]:

$$F_{max}(cA_n) = \frac{F_{max}(s)}{2^n} \ge 3F_C \tag{4.1}$$

dove F_c indica la frequenza caratteristica analizzata. La frequenza massima del segnale, come specificato nel teorema del campionamento, deve essere minore o uguale alla metà della frequenza di campionamento del segnale F_{camp} .

La (4.1) rappresenta un primo criterio per la scelta del livello di decomposizione. Infatti, dalla disequazione si può ottenere il valore massimo per n tale che l'ultimo livello di decomposizione contenga almeno tre armoniche della frequenza caratteristica del cuscinetto considerata. Quindi si ricava:

$$n \le 1,44 \cdot \log\left(\frac{F_{max}(s)}{3F_C}\right) \tag{4.2}$$

Un'altra considerazione è quella dei possibili effetti di bordo che potrebbero presentarsi negli estremi delle bande di frequenza per le decomposizioni. Per evitare questo problema è bene che la frequenza di risonanza cercata sia il più possibile a metà della banda di frequenza del relativo livello di decomposizione, ovvero [35]:

$$F_{c} = \frac{\frac{F_{max}(s)}{2^{i}} + \frac{F_{max}(s)}{2^{i-1}}}{2}$$
(4.3)

dove *i* indica l'*i*-esimo livello di decomposizione. L'equazione (4.3) rappresenta un secondo criterio per la scelta del livello di decomposizione, per cui conoscendo la frequenza massima del segnale e la frequenza caratteristica da ricercare si può ottenere:

$$n = 1.44 \cdot \log\left(\frac{3F_{max}(s)}{F_C}\right) - 1 \tag{4.4}$$

la (4.2) e (4.4) rappresentano due valori differenti se pur simili di livello di decomposizione.

In questo lavoro di tesi si è deciso di prendere una strada a metà tra i due criteri proposti prendendo come frequenza di limite quella a metà tra la terza e la quarta armonica della frequenza caratteristica di riferimento:

$$n = 1,44 \cdot \log\left(\frac{F_{max}(s)}{3,5 \cdot F_C}\right) \tag{4.5}$$

da prove effettuate si è notato come sia sufficiente arrotondare il valore ottenuto dalla (4.5) per ottenere il livello di decomposizione ottimale che verrà usato per il singolo segnale analizzato durante tutto il processo di ottimizzazione.

Riscrivendo la (4.3) mettendo in evidenza la frequenza massima del segnale, come si può vedere nella (4.6), conoscendo la frequenza di risonanza, all'aumentare del livello di decomposizione si ha un aumento della frequenza massima del segnale.

$$F_{max}(s) = F_r \frac{2^{i+1}}{3} \tag{4.6}$$

Inoltre, è dimostrato come un'elevata frequenza massima permetta una migliore identificazione di difetti con una piccola frequenza d'urto [35]. La Figura 4-3 mostra come per basse frequenze d'urto si hanno curtosi più significative, in quando si evidenziano grandi periodi di ripetizione tra due impatti consecutivi.



Figura 4-3: Andamento curtosi in funzione della frequenza di impatto del difetto e della frequenza di campionamento [35]

Come si può vedere dalla figura mostrata sopra, se lo shock è grande la curtosi perde di affidabilità e i suoi valori sono quasi uguali indipendentemente dalla frequenza di campionamento. In questi casi è opportuno considerare la velocità di rotazione più bassa possibile o, in alternativa, la massima frequenza di campionamento.

4.3 Elaborazione segnale analizzato

L'elaborazione del segnale è il passaggio che segue il calcolo del livello di decomposizione. Il corpo centrale dell'algoritmo permette di effettuare i confronti tra le variabili considerate al fine di ottenere il segnale iniziale con riduzione del rumore per tutte le combinazioni. Sono stati utilizzati due metodi: il *thresholding* e una tecnica basata sulla curtosi. In totale, ogni segnale, tra quelli selezionati, è analizzato 160 volte così da permettere un confronto il più trasversale possibile alle molteplici combinazioni, per ottenere un segnale che metta in risalto lo stato effettivo del cuscinetto volvente in esame. Il primo approccio al problema copre ben 150 delle analisi effettuate al segnale, in quanto si fanno variare 3 input: *mother wavelet*, metodo di calco della soglia e funzione per l'applicazione della soglia. Il secondo approccio comporterà dieci analisi, una per ogni *mother wavelet* considerata.

La scelta delle *mother wavelet* varia a seconda della condizione in cui ci si trova. Le famiglie utilizzate in questo lavoro di tesi sono le principali che in letteratura vengono accostate alla DWT per i segnali provenienti da cuscinetti volventi: *daubechies* (db), *discete meyer* (dmey), *biorthogonal* (bior), *reverse biorthogonal* (rbior), *coiflet* (coif), *symlet* (sym) e *haar*. Le famiglie appena elencate presentano diverse *mother wavelet* a seconda di coefficienti che ne modificano la struttura. La Tabella 4-5 elenca le *wavelet* utilizzate in questo elaborato, mostrate nella Figura 4-4.

Mother Wavelet	Nome abbreviato	Mother Wavelet	Nome abbreviato
Daubechies 4	db4	Biorthogonal 6.8	bior6.8
Daubechies 44	db44	Reverse biorthogonal 1.1	rbior1.1
Daubechies 45	db45	Coiflet 5	coif5
Discete meyer	dmey	Symlet 4	sym4
Biorthogonal 3.1	bior3.1	Haar	haar

Tabella 4-5: Mother wavelet utilizzate nell'algoritmo di ottimizzazione



Algoritmo ottimizzazione denoising con DWT

Figura 4-4: Mother wavelet utilizzate nell'algoritmo di ottimizzazione

La scelta della *wavelet* varia a seconda della tipologia di segnale da analizzare, delle casistiche prese in considerazione e delle post-elaborazioni da effettuare. Rafiee et al. [23] mostrano come non esista un metodo univoco per la scelta, in particolare come nel caso dell'identificazione di difetti in cuscinetti, la somiglianza tra la *mother wavelet* e il segnale non è importante se la classificazione che segue la decomposizione non è basata sulla similarità appena trattata.

4.3.1 Riduzione del rumore con *thresholding*

Il processo di *thresholding*, che viene spesso utilizzato per la riduzione del rumore, è stato presentato da Donoho e Johnstone [62] per la prima volta nel 1994. L'idea è quella di confrontare ogni elemento dei vettori di coefficienti di dettaglio e approssimazione ottenuti dalla DWT con un valore di soglia appositamente calcolato. Esistono vari metodi per il calcolo del valore di soglia che sono divise essenzialmente in due famiglie: la famiglia Do-noho-Johnston e quella basata su metodi parametrici [40].

Ci sono casi in cui vengono specificati i parametri di soglia per ogni coefficiente *wavelet*, mentre altri in cui vengono valutati per blocchi di coefficienti. In questo elaborato sono stati scelti per essere confrontati tra loro cinque di metodi di valutazione di soglia: *universal threshold* (soglia universale), *rigrSURE (rigorous Stein's Unbiased Risk Estimate*, ovvero stima imparziale del rischio di Stein rigorosa), *heuresure (heuristic SURE*, ovvero *SURE* euristico), minimax (tutte incluse nella famiglia Donoho-Johnston) e il *penalized method* (metodo penalizzante, incluso nella famiglia dei metodi parametrici).

L'*universal threshold* calcola un unico valore di soglia per tutti i coefficienti calcolati dalla DWT partendo dal segnale grezzo, come [63]:

$$th_{value} = \sqrt{2 \cdot \ln(N)} \tag{4.7}$$

dove N è il numero di elementi del vettore del segnale grezzo. A fronte di un effettivo risparmio a livello computazionale, si ha un valore di soglia che è basato sul segnale grezzo ma che viene usato come confronto per tutti gli elementi dei coefficienti. Quindi, non tiene conto di come il rumore risulta distribuito tra i vari livelli di decomposizione.

Il *rigrSURE* è un metodo di soglia adattativo introdotto da Donoho e Jonstone [64] basato sul fatto che si possa stimare in maniera imparziale tramite un fattore di stima quasi arbitrario e non lineare il valore di soglia [65]. L'espressione e la dimostrazione di tale metodo sono mostrati in [64], dai quali si ricava:

$$SURE(t;x) = N - 2 \cdot (i:|x_i| \le t) + \sum_{i=1}^{N} (|x_i| \land t)^2$$
(4.8)

dove d è il numero di elementi del segnale grezzo, x_i nel nostro caso sono i coefficienti wavelet. La quantità SURE è una stima imparziale del rischio $E_{\mu} || \hat{\mu}^t(x) - \mu ||^2 = E_{\mu}SURE(t; x)$ dove μ è un vettore e $\hat{\mu} = \hat{\mu}(x)$ è un particolare operatore di stima. Si usa questo fattore di valutazione del rischio per selezionare il valore di soglia come mostrato nella (4.9) [64].

$$t^{S} = \operatorname{argmin}_{0 \le t \le \sqrt{2 \log d}} SURE(t; x)$$
(4.9)

Infatti, avendo dei vettori di grandi dimensioni, si può considerare che si stabilisca una certa regolarità statistica che, per la legge dei grandi numeri, garantisce che SURE sia vicino al rischio reale e che t^{S} sarà all'incirca la soglia ottimale del segnale.

Come si può vedere da [64], il numero di operazioni risulta dell'ordine $O(N \cdot \log(N))$, costo computazionale appena più oneroso rispetto agli altri metodi.

L'heuresure è una combinazione dei metodi *universal* e rigrSURE [40], [65], infatti, nel caso in cui il signal to noise ratio fosse troppo basso, il metodo SURE risulterebbe poco attendibile [66]. Siano th_1 , il valore di soglia ottenuto attraverso l'universal threshold, e th_2 , quello ottenuto attraverso il metodo rigrSURE, l'Heuristic SURE si ottiene come [40], [66]:

$$th_{heuresure} = \begin{cases} th_1 & A < B\\ \min(th_1, th_2) & A \ge B \end{cases}$$
(4.10)

dove

$$A = \frac{s - N}{N}$$
$$B = (\log_2 N)^{3/2} \sqrt{N}$$

per cui N è il numero di elementi del vettore considerato e s è la sommatoria degli elementi dei vettori dei coefficienti *wavelet* al quadrato.

Un altro metodo è quello di utilizzare il principio *minimax* per calcolate il valore di soglia. Poiché un segnale che richiede il trattamento di riduzione del rumore può essere assimilato alla stima di una funzione di regressione sconosciuta, la funzione di stima *minimax* permette di valutare il minimo valore massimo del *mean square error* (MSE) per una data funzione [40], [65], [66]. Il valore di soglia è calcolato come:

$$th_{minimax} = \begin{cases} 0,3936 + 0,1829 \cdot \log_2 N & |N| > 32\\ 0 & |N| \le 32 \end{cases}$$
(4.11)

dove N è il numero di elementi del vettore considerato.

Il *penalized method*, anche definito metodo Birgé-Massart, è la più nota tra le tecniche per il calcolo del valore di soglia tra i metodi parametrici. In questo metodo di soglia a livelli, i coefficienti di dettaglio e approssimazione sono ordinati in ordine decrescente del loro valore assoluto, dopo di che si calcola il valore di soglia come [40], [67]:

$$th_{penalized} = argmin\left[-\sum_{k=1}^{t} c_k^2 + 2\sigma^2 t\left(\alpha + \ln\frac{N}{t}\right)\right]$$
(4.12)

dove $c_{i,k}$ indica il *k*-esimo elemento dell'*i*-esimo livello dei coefficienti *wavelet*, $t = 1, 2, ..., N \in \alpha > 1$ è il parametro di penalizzazione che ci permette di identificare tre diversi intervalli [40]:

- *penalized high*, $2,5 < \alpha < 10$;
- *penalized medium*, $1,5 < \alpha < 2,5$;
- *penalized low*, $1 < \alpha < 2$.

I cinque metodi appena descritti ci permettono di determinare un valore di soglia da applicare ai coefficienti *wavelet* per la riduzione del rumore. Esistono vari metodi per l'applicazione di tale soglia, quelli più comuni sono *hard threshold* o *soft threshold* ma ne esistono molti che permettono di avere una via di mezzo tra queste due tipologie di funzioni [41], [42], [68]. La funzione *hard threshold* genera un vettore della stessa dimensione di quello in input in cui viene confrontato il valore assoluto di ogni elemento con il valore di soglia, *th*. Nel caso in cui il valore assoluto risultasse minore, sarebbe impostato pari a zero nel nuovo vettore, altrimenti verrebbe considerato pari al valore del segnale originale. Date le discontinuità che vengono create, questo metodo comporta delle fluttuazioni del segnale dopo la ricostruzione nonostante vengano mantenute le proprietà locali del segnale grezzo. Quindi, si ottiene [40]–[42], [63], [68]–[70]:

$$c_{i,k}^{th} = \begin{cases} c_{i,k} & |c_{i,k}| \ge th_i \\ 0 & |c_{i,k}| < th_i \end{cases}$$
(4.13)

dove $c_{i,k}$ indica il k-esimo elemento del vettore di coefficienti wavelet dell'i-esimo livello.

La funzione *soft threshold* si differenzia da quella appena descritta in quanto tende ad avvicinare allo zero i valori maggiori o uguali alla soglia. Dopo *thresholding* risulta persa una parte ad alta frequenza dei coefficienti che risultano ancora coerenti. La (4.14) ci mostra la funzione di soglia appena descritta [40], [42], [63], [68]–[70].

$$c_{i,k}^{th} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(c_{i,k}) (|c_{i,k}| - th) & |c_{i,k}| \ge th_i \\ 0 & |c_{i,k}| < th_i \end{cases}$$
(4.14)

Gli svantaggi delle due funzioni per l'applicazione di soglia possono essere superati in parte attraverso una funzione implementata descritta da Li et al. [41], in cui si ottiene:

$$c_{i,k}^{th} = \begin{cases} (1-\mu)c_{i,k} + \mu \cdot \operatorname{sgn}(c_{i,k}) \cdot (|c_{i,k}| - th_i) & |c_{i,k}| \ge th_i \\ 0 & |c_{i,k}| < th_i \end{cases}$$
(4.15)

per la quale si ha:

$$\mu = \alpha^{(|c_{i,k}| - th_i)^2}$$
$$0 \le \alpha \le 1$$
$$0 \le \mu \le 1$$

dove se il parametro $\alpha = 0$ si ottiene una funzione *hard threshold* mentre se $\alpha = 1$ si ha una funzione *soft threshold*. Solitamente si utilizza $\alpha = 0,05$ [41], valore che è stato utilizzato in questo lavoro di tesi. Per poter visualizzare l'effetto delle suddette funzioni di soglia, la Figura 4-5 mostra le varie differenze.



Figura 4-5: Andamento delle diverse funzioni di soglia

In questo elaborato sono state considerate tre funzioni di soglia che sono state messe in combinazione con le varie *mother wavelet* e i vari valori di soglia, così da ottenere la migliore terna per il *denoising* dei segnali provenienti da cuscinetti. Le scelte sono state:

- hard thresholding;
- thresholding implementato;

• mix tra *hard thresholding* e quello implementato.

Quest'ultima funzione, mostrata da Li et al. [41], è basata sul fatto che la maggior parte delle informazioni del segnale è contenuto nel vettore tra i coefficienti con energia maggiore. L'espressione dell'energia è:

$$E_i^2 = \sum_{k=1}^N |c_{i,k}|^2$$
(4.16)

dove E_i^2 indica l'energia del coefficiente dell'*i*-esimo livello. Il coefficiente che presenterà l'energia maggiore sarà sottoposto all'*hard thresholding* mentre tutti gli altri al *threshold* implementato. Il primo preserva le informazioni del segnale e l'ampiezza del coefficiente mentre il secondo garantisce la continuità.

L'ultimo metodo utilizzato in questo lavoro di tesi è basato sul fatto che alcuni coefficienti sono strettamente correlati con i difetti sui cuscinetti, mentre altri contengono informazioni inutili per tale diagnostica [15]. Quindi, si potrebbero identificare i coefficienti maggiormente collegati ai difetti ed azzerare tutti gli altri attraverso un parametro che ne permetta la distinzione. Come è noto in letteratura, cuscinetti non danneggiati presentano una curtosi vicina a 3, mentre nel caso di danneggiamento quest'ultima tende ad assumere valori maggiori. Kedadouche et al. [15] presentano un nuovo metodo per l'identificazione dei coefficienti maggiormente legati alla presenza o meno di un difetto basato sulla curtosi. Inizialmente si procede calcolando i coefficienti di dettaglio e approssimazione del segnale da analizzare, ipoteticamente danneggiato, e quello di un cuscinetto notoriamente sano. Dopo aver calcolato la curtosi di ogni coefficiente e quella dei due segnali grezzi si procede al calcolo dell'indice per ogni coefficiente *wavelet* con la relazione che segue [15]:

$$indice \ curtosi_{i} = \frac{curtosi(c_{i})_{difettato} - curtosi(c_{i})_{sano}}{curtosi(x)_{difettato} - curtosi(x)_{sano}}$$
(4.17)

dove c_i indica l'*i*-esimo coefficiente *wavelet* e x indica il segnale grezzo nel caso difettato o sano. Gli approcci all'utilizzo degli indici ricavati sono quello di prendere come valida solo la parte di segnale che presenta l'indice curtosi maggiore rispetto agli altri ma comunque maggiore di uno, oppure quello di considerare per la ricostruzione del segnale tutti i coefficienti con indice curtosi maggiore di uno.

Quest'ultima scelta si è rivelata la migliore per l'identificazione del difetto, in quanto non è garantito che tutte le informazioni siano contenute in un unico coefficiente.

4.4 Valutazione riduzione del rumore

In questo elaborato ogni segnale viene analizzato attraverso 150 combinazioni differenti tra *mother wavelet*, valori di soglia, funzioni di soglia e altri 10 combinazioni per il metodo che sfrutta l'indice curtosi. Occorre identificare uno o più criteri che permettano di valutare la qualità della riduzione del rumore effettuata, quindi, sono stati scelti due diversi parametri:

- indice tradeoff;
- curtosi.

Mentre l'indice *tradeoff* ci permette di identificare la qualità del *denoising*, la curtosi ci indica quanto, dopo il trattamento di riduzione del rumore, venga messo in risalto lo stato del cuscinetto, ovvero sano o difettato.

I dati analizzati, come spiegato nel paragrafo 4.1 sono segnali reali di cuscinetti, quindi, intrinsechi di rumore e non esistono dati corrispondenti naturalmente primi di esso. Per cui la valutazione del rumore sarà basata sul confronto tra il segnale grezzo, il segnale post *denoising* e il rumore stesso, che può essere visto come la differenza tra i segnali appena citati.

Le caratteristiche statistiche nel dominio del tempo trattate nel Capitolo 3, in particolar modo *SNR*, *Prmsd* e *xcorr* sono metodi che ci permettono di valutare l'efficacia della riduzione del rumore su di un dato segnale. Presi singolarmente non garantirebbero una valutazione precisa, ma combinando questi valori è possibile avere un unico parametro per il confronto tra le varie terne, ovvero il *TradeOff* (TO), che si calcola come mostrato nella (4.18) [71].

$$TO = \frac{SNR \cdot xcorr}{PrmsD}$$
(4.18)

Si tende a cercare dei grandi valori di SNR e xcorr e piccoli valori di PrmsD per identificare un *denoising* efficace. Sun et al. [43] hanno dimostrato come nella ricerca del livello e della *mother wavelet* ottimale, considerare la coppia con indice TO maggiore risulti più efficiente rispetto a quelle che si otterrebbero massimizzando o minimizzando i parametri che compongono TO.

Capitolo 5 Analisi dei risultati algoritmo di ottimizzazione

L'applicazione dell'algoritmo di ottimizzazione ai segnali della banca dati CWRU ha permesso di evidenziare la tecnica migliore, tra quelle analizzate, per la riduzione del rumore sfruttando la decomposizione *wavelet*. Il capitolo sarà strutturato in modo da valutare come, cambiando la tipologia di difetto, la sua dimensione o la velocità di rotazione, variano i valori degli indici analizzati (*tradeoff* e curtosi). In particolar modo verrà diviso in:

- prima parte: in cui si determinano tutti e 20 i segnali analizzati, per evidenziare la tecnica migliore per il *denoising* ottimizzando i valori di TO e curtosi;
- seconda parte: in cui si valuta la diversa influenza della dimensione del difetto tra le tre tipologie analizzate;
- terza parte: in cui si stima l'effetto della velocità di rotazione dell'albero.

Il confronto è stato effettuato sfruttando grafici a barre, così da poter visualizzare immediatamente il caso preponderante, inoltre, essendo nota l'organizzazione delle terne, si possono fare considerazioni su famiglie o tecniche migliori per le varie analisi effettuate.

5.1 Valutazione complessiva dei risultati ottenuti dai segnali

L'obiettivo di questo lavoro di tesi è quello di trovare un solo metodo o un piccolo gruppo tra i 160 casi analizzati che permettano di valutare l'ottimale riduzione del rumore. L'analisi si dividerà tra i due parametri di valutazione utilizzati che mostreranno differenze sulle terne ottimali, al fine di determinare un metodo comune eccellente. Occorre ricordare come il TO sia un metodo di valutazione diretto della riduzione del rumore, in quanto composto da caratteristiche statistiche nel dominio del tempo che confrontano i segnali pre e post *denoising*, mentre la curtosi è un metodo di valutazione indiretto, in quanto si valuta quando l'elaborazione del segnale permette di mettere in evidenza (massimizzando per i segnali di cuscinetti danneggiati e avvicinando al valore tre per i segnali di cuscinetti sani) tale caratteristica, la quale in letteratura viene utilizzata come indice di presenza di un difetto sul cuscinetto volvente.

5.1.1 Valutazione tramite *TradeOff*

Guardando con attenzione l'andamento dei valori di TO ottenuti, si possono definire le condizioni migliori per la riduzione del rumore a parità di dimensioni del difetto e di carico. In questa analisi e nelle prossime si è deciso di valutare le differenze che si hanno tra segnali alla stessa velocità di rotazione. Verrà effettuato al termine del capitolo un confronto tra segnali provenienti da cuscinetti sottoposti a velocità differenti. L'intento è quello di valutare come quest'ultimo fattore influisca sull'identificazione e la valutazione del difetto.

Iniziamo con il valutare l'efficacia del *denoising* per i segnali derivanti da difetti con carico pari a zero e dimensione pari a 0,007 in, considerando le tre posizioni del difetto tra gli elementi principali di un cuscinetto volvente. La Figura 5-1 è un grafico a barre dove l'asse delle ordinate indica gli indici utilizzati per l'identificazione della tecnica di riduzione del rumore in esame; l'asse delle ascisse indica il valore di TO. Ogni colonna è composta dalla somma dei valori di TO ottenuti attraverso il metodo di *denoising* corrispondente all'indice per i segnali provenienti da cuscinetti con difetti di diametro pari a 0,007 in localizzati sulla pista interna (IR, in blu), sull'elemento volvente (B, in rosso) e sulla pista esterna (OR, in giallo).

Dalla Figura 5-1 si evidenzia come l'indice 49 presenti una somma dei valori di TO, tra le tre tipologie di difetto preponderante rispetto le altre, seguita dall'indice 109 e ancora

dal 19. I tre indici rappresentano terne con la stessa tecnica per la valutazione della soglia e la stessa funzione di applicazione di soglia, rispettivamente, *rigrSURE* e *hard threshold*, ma con tre differenti *mother wavelet*: dmey, coif5 e db44.

Questo ci porta a valutare quanto già accennato nel Capitolo 2 ovvero che la scelta della *mother wavelet* migliore non può essere attribuita a valutazioni legate solamente alla tipologia del segnale analizzato, come nel caso della somiglianza tra quest'ultimo e la *wavelet* in esame, ma dipende dalle elaborazioni che seguono la decomposizione e dalla tipologia di analisi che devono essere effettuate dopo la ricostruzione del segnale. Infatti, seppur ci siano evidenze del fatto che db44 sia la famiglia che somiglia maggiormente al segnale ricavato da cuscinetti con difetto, la *mother wavelet* che ci garantisce un miglior *denoising*, valutato con TO, è la dmey.

Un'altra osservazione è legata al fatto che si nota come gli intervalli di indici $91 \div 105$, $136 \div 150$ presentino valori bassissimi, segno che le *mother wavelet* corrispondenti, ovvero rispettivamente rbior1.1 e haar, non sono adatte per l'utilizzo di queste tecniche. Inoltre, si può notare come il *denoising* effettuato, sfruttando l'indicatore curtosi, corrispondente agli indici $151 \div 160$, sia poco efficace se si considera il TO come metro di valutazione, situazione che si ribalterà utilizzando la curtosi come valore di riferimento, come mostrato più avanti.

Infine, si possono notare delle ricorrenze tra i vari gruppi di *mother wavelet*: per ognuna si nota che la miglior tecnica per la valutazione del valore di soglia è il *rigrSURE* seguito dal *penalized method*; la miglior funzione di soglia è l'*hard threshold* con il metodo basato sul *threshold* adattativo e quello misto. Essi sono confrontabili, con alcuni casi in cui il secondo risulta avere dei valori leggermente maggiori rispetto al primo.

La Tabella 5-1 mostra le terne che massimizzano il valore di TO per i segnali con difetti di diametro pari a 0,007 in. Si conferma che l'indice 49 identifica nettamente la migliore terna nel caso di difetti della suddetta dimensione, massimizzando il valore di TO.



Analisi dei risultati algoritmo di ottimizzazione

Figura 5-1: Confronto valori TO per difetti di dimensioni 0,007 in

Tabella 5-1: Terne di variabili necessarie per massimizzare il TO per difetti localizzati in elementi dei cuscinetti volventi diversi ma della stessa dimensione, pari a 0,007 in di diametro

Segnale	Indice	Mother wavelet	Tecnica valore soglia	Funzione di soglia
IR_07	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
B_07	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
OR_07	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold

Passando al caso di difetto con diametro pari a 0,014 in, la Figura 5-2 è un grafico a barre con gli stessi assi, la stessa legenda e la stessa composizione presentati per la Figura 5-1. Una prima differenza che si può evidenziare osservando l'asse delle ascisse è che nel caso in esame si hanno dei valori massimi delle colonne pari a circa 1/3 rispetto ai valori ottenuti per i difetti di dimensioni pari a 0,007 in. Questo può essere la conseguenza del fatto che i segnali sono stati presi in momenti differenti e i fattori che hanno influenzato il

rumore potrebbero essere differenti. Inoltre, si può notare come nella somma complessiva di ogni colonna, l'addendo relativo al difetto presente sulla pista interna (IR) è in percentuale maggiore rispetto al corrispettivo nel caso di difetto di dimensioni minore, in quanto ha una diminuzione considerevole del valore di TO relativo a OR.

Dalla Figura 5-2 si nota come, anche in questo caso, la terna identificata dall'indice 49 è quella che massimizza TO seguita a pochi decimi alla terna 19. Entrambe presentano la stessa tecnica per la valutazione di soglia, *rigrSURE*, e la stessa funzione di soglia, *hard threshold*, ma con due *mother wavelet* differenti: dmey per la 49 e db44 per la 19. Ancora una volta l'indice 49 si presenta come quello che complessivamente massimizza i valori di TO per il *denoising* di segnali provenienti da difetti con diametro 0,014 in. Anche in questo caso, come in quello precedente, *rigrSURE* è la tecnica di valutazione di soglia che si distingue dalle altre, con particolare interesse per l'*hard threshold*, che risulta essere la funzione di soglia più adatta a tale operazione. Occorre menzionare, anche in questo caso, il *penalized method* per la valutazione del valore di soglia in quanto garantisce anche in questo caso dei picchi confrontabili, in alcuni casi, con quelli ottenuti dalla *rigrSURE*.



Figura 5-2: Confronto valori TO per difetti di dimensioni 0,014 in

Un'altra osservazione è legata al fatto che, come per il caso precedente, ci sono *mother* wavelet che presentano valori molto bassi di TO, ovvero gli indici $91 \div 105$, che

corrispondono alla rbior1.1, e gli indici 136÷150, che corrispondono a haar. Inoltre, anche in questo caso gli indici relativi al metodo dell'indicatore curtosi non è ottimizzato per il TO.

Infine, si può evidenziare come siano presenti delle famiglie *wavelet* che riescono ad ottimizzare tale metodo, mentre altre permettono un buon risultato ma non eccelso, come si può evidenziare dagli indici 1÷15, 61÷75, 121÷135 (che corrispondono, rispettivamente, a db4, bior3.1, sym4).

La Tabella 5-2 mostra le terne che massimizzano il valore di TO per i singoli segnali provenienti da difetti di diametro pari a 0,014 in. Come si può notare, la terna che ottimizza in maniera ottimale tutte e tre le tipologie di difetto non garantisce il massimo valore di TO se si valutano singolarmente i segnali.

Tabella 5-2: Terne di variabili necessarie per massimizzare il TO per difetti localizzati in elementi dei cuscinetti volventi diversi ma della stessa dimensione, pari a 0,014 in di diametro

Segnale	Indice	Mother wavelet	Tecnica valore soglia	Funzione di soglia
IR_14	19	db44	rigrSURE	Hard threshold
B_14	19	db44	rigrSURE	Hard threshold
OR_14	58	dmey	Penalized method	Hard threshold

Come evidenziato in precedenza, l'*hard threshold* è la funzione di soglia migliore, mentre per il difetto sulla pista esterna, il miglior metodo per il calcolo della funzione di soglia è il *penalized method*. Quanto mostrato dalla Tabella 5-2 potrebbe sembrare una contraddizione con quanto descritto della Figura 5-2, ma in realtà essendo giochi di decimi, si può affermare che anche l'indice 49 è una valida opzione per il denoising di questi segnali. La Tabella 5-3 ci mostra i valori di TO che si ottengono valutando i segnali con le tre terne prese in considerazione.

Tabella 5-3: Confronto valori TO per difetti con dimensione 0,014 in

			Valori tradeoff		
Indici		19	49	58	
	IR_14	138,90	136,92	91,65	
Segnali	B_14	82,42	78,49	68,18	
	OR_14	202,93	209,13	223,13	

Analisi de	a risultati algori	tmo di ottimizza	azione

Dalla Tabella 5-3 può osservare come ci sia una differenza minima tra i valori di TO calcolati con l'indice 19 o 49, mentre la terna dell'indice 58 ci permette di massimizzare il caso di difetto localizzato sulla pista esterna ma è ben distante dai valori massimi che si ottengono con gli altri indici per le rimanenti tipologie di difetto.

In conclusione, sebbene l'indice 49 non massimizzi direttamente i singoli segnali, garantisce una buona riduzione del rumore e può essere considerata anche per questi segnali la terna di riferimento.

Cambiando i segnali in analisi, passando a quelli relativi al difetto di diametro 0,021 in, la Figura 5-3 mostra i valori di TO. In questo caso notiamo come l'ordine di grandezza dei valori massimi si è stabilizzato nuovamente su valori comparabili con il caso di difetto con diametro 0,007 in. Possiamo evidenziare un indice che nettamente massimizza il valore di TO, ovvero il 49, seguito, in ordine decrescente, da 109 e 19. Sono indici che già sono stati messi in evidenza nei casi precedenti e questo ci permette di valutare la terna identificata con l'indice 49 come quella che garantisce la miglior riduzione del rumore, se valutata con TO.



Figura 5-3: Confronto valori TO per difetti di dimensioni 0,021 in

Anche in questo caso, il *rigrSURE* è il metodo di valutazione della soglia che più si distingue tra tutti, seguito subito dopo dal *penalized method*, mentre come funzione di soglia anche in questo caso abbiamo un netto distacco tra *hard threshold*, la migliore, e le altre due tecniche.

Anche in questo caso le *mother wavelet* rbior1.1 e haar e l'indicatore curtosi sono inadatte se si utilizza TO come metro di valutazione del *denoising*. L'indice 79 mostra un picco di TO inferiore rispetto a quelli precedentemente descritti ma superiore rispetto alla media degli altri casi analizzati, che oscillano intorno al loro valor medio con una varianza contenuta.

La Tabella 5-4 mostra le terne che massimizzano il valore di TO per i singoli segnali provenienti da difetti di diametro pari a 0,021 in. Si può evidenziare che, anche in questo caso, le terne migliori sono identificate dagli indici 49 e 19, che si dimostrano essere le terne più adatte anche per il *denoising* del segnale.

Infine, la valutazione del *denoising* che si ottiene valutando il segnale proveniente da un cuscinetto sano ci permette di stimare tutte le casistiche principali nell'utilizzo di un cuscinetto volvente in ambito industriale. La Figura 5-4 ci mostra tale andamento ed evidenzia dei picchi corrispondenti al *rigrSURE* e *hard threshold* come metodi per la riduzione del rumore. Le famiglie *wavelet* che garantiscono valori maggiori di TO sono: db45, db44, dmey. Anche in questo caso l'indice 49 risulta come terzo nel massimizzare TO con valori molto vicini al primo, il 34, con un differenza di appena 0,45.

Tabella 5-4: Terne di variabili necessarie per massimizzare il TO per difetti localizzati in elementi dei cuscinetti volventi diversi ma della stessa dimensione, pari a 0,021 in di diametro

Segnale	Indice	Mother wavelet	Tecnica valore soglia	Funzione di soglia
IR_21	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
B_21	19	db44	rigrSURE	Hard threshold
OR_21	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold

Gli indici, che nei casi precedentemente descritti non garantiscono valori considerabili di TO, confermano questa tendenza, ma occorre precisare che la tecnica dell'indicatore curtosi non può essere applicata a questo caso, in quanto il segnale di cuscinetto sano di riferimento sarebbe proprio quello analizzato. Infine, si evidenzia come per i segnali provenienti da cuscinetti sani, la funzione *threshold* implementata e quella fissa garantiscono valori quasi identici.





Figura 5-4: Confronto valori TO per cuscinetti sani

Segnale	Indice	Mother wavelet	Tecnica valore soglia	Funzione di soglia
Ν	34	db45	rigrSURE	Hard threshold
IR_07	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
IR_14	19	db44	rigrSURE	Hard threshold
IR_21	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
B_07	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
B_14	19	db44	rigrSURE	Hard threshold
B_21	19	db44	rigrSURE	Hard threshold
OR_07	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold
OR_14	58	dmey	Penalized method	Hard threshold
OR_21	49	dmey	rigrSURE	Hard threshold

Tabella 5-5: Riepilogo terne parametri denoising che massimizzano TO

Si può concludere che la terna che ottimizza al meglio il processo di riduzione del rumore è la 49, ovvero quella che utilizza dmey come *mother wavelet*, *rigrSURE* come metodo di valutazione di soglia e *hard threshold* come funzione di soglia. Particolare attenzione va posta sul fatto che *rigrSURE* e *hard threshold* risultano essere le più adatte per tutti i segnali analizzati. La Tabella 5-5 mostra un riepilogo delle terne ottimali per tutti i segnali analizzati valutati tramite TO.

5.1.2 Valutazione tramite curtosi

Passando all'osservazione dell'andamento dei valori di curtosi ottenuti dalle varie analisi si potrebbero ottenere le terne che permettono al meglio di valutare la presenza o meno di un difetto sui cuscinetti volventi. Quindi, spostando il focus si garantisce una valutazione indiretta del processo di *denoising*, in quanto non si cerca di eliminare al meglio il rumore ma di evidenziare al meglio la presenza o meno di un difetto. Questo si traduce nell'intento di trovare la terna o la tecnica di riduzione del rumore che permetta nel caso di cuscinetti sani di ottenere un valore di curtosi il più vicino possibile a 3, mentre nel caso di cuscinetti danneggiati, di massimizzare tale valore.

La Figura 5-5 ci mostra tali andamenti. Anche in questo caso, l'indicatore curtosi è escluso a priori in quanto il segnale in analisi è quello preso come confronto. Inoltre, si escludono i due indici che presentano picchi vicini ad un valore di curtosi pari a 4, ovvero il 104 e il 149. Se i valori di TO trovavano regolarità nelle tecniche utilizzate per massimizzarli, questo non si può affermare nel caso della curtosi di segnali provenienti da cuscinetti sani. Le prime dieci posizioni tra le terne che minimizzano la differenza tra il valore di curtosi calcolato e quello di riferimento (3) sono occupate da diverse *mother wavelet* (bior6.8, rbior1.1, haar, sym4, db4, coif5), diverse tecniche di calcolo di soglia (*universal, heuresure, minimax, penalized method*) e da tutte e tre le funzioni di soglia, con preponderanza del *threshold* implementato. Come si può notare, c'è una notevole differenza tra i parametri che ottimizzano TO e quelli della curtosi.

Elencando gli indici in ordine decrescete rispetto la differenza tra il valore di curtosi calcolato e 3, si noterebbe come il *rigrSURE* si posiziona al 64-esimo posto mentre l'*hard threshold*, al di fuori di casi sporadici che si trovano nelle prime 10 posizioni, garantiscono una differenza di circa un decimo in più rispetto alle migliori.

L'indice che minimizza la differenza, garantendola pari a circa 0,012, è il 77 che corrisponde alla *mother wavelet* bior6.8, *universal* come metodo di calcolo del valore di soglia e *threshold* implementato come funzione di soglia. Globalmente la differenza che si ottiene
rispetto il valore di riferimento è molto bassa, oscilla tra un valore dello 0,39% fino al 8,73%, escludendo i due valori di picco.



Figura 5-5: Confronto valori curtosi per un cuscinetto sano

Per i segnali provenienti da cuscinetti difettati, il focus è quello di massimizzare il valore della curtosi così da mettere in evidenza la presenza di un difetto. In queste circo-stanze viene introdotto l'utilizzo dell'indicatore curtosi come metodo di *denoising*.

Si evidenzia il fatto che analizzando i vari segnali si è notato come in alcuni casi il valore massimo si ottenga attraverso il *thresholding* relativo ad una terna in particolare, in altri casi attraverso l'indicatore curtosi ma senza uno schema ricorrente. Analizzando in Figura 5-6, i valori ottenuti dall'analisi del segnale proveniente da un cuscinetto con difetto sull'anello interno di diametro 0,007 in possiamo evidenziare che il valore massimo si ottiene per le terne identificate dagli indici 92, 98, 137, 143, la Tabella 5-6 mostra le corrispondenze di queste terne. Anche in questo caso le terne che ottimizzano il valore di curtosi non sono simili a quelle descritte in precedenza per TO.

Analisi dei risultati algoritmo di ottimizzazione



Figura 5-6: Confronto valori curtosi per un cuscinetto con difetto sull'anello interno di diametro 0,007 in

Si può notare come il *threshold* implementato sia la funzione di soglia migliore per la curtosi nella circostanza in esame e che anche in questo caso, l'indicatore curtosi non garantisce valori massimi, nonostante l'indice 159 corrispondente all'indicatore curtosi con una decomposizione wavelet basata su sym4 come *mother wavelet*, ci fornisce un valore di curtosi che si differenzia dal valore massimo ottenuto dello 0,78%. Ad ogni modo, il valore minimo di curtosi che si ottiene per il segnale analizzato è circa 6, quindi ogni terna analizzata permette di mettere ben in evidenza lo stato di un cuscinetto volvente con la tipologia di difetto in esame.

Un altro esempio può essere quello del segnale proveniente dal cuscinetto con un difetto su un corpo volvente di diametro 0,021 in. La Figura 5-7 ci mostra come varia la curtosi al variare dei parametri di *denoising*. Una prima osservazione è quella che a differenza del segnale precedentemente descritto, la maggior parte dei valori di curtosi sono compresi tra 3 e 3,5, con dei picchi nel caso di *denoising* con *threshold* e molti più picchi con l'utilizzo dell'indicatore di curtosi.

Analisi dei risultati algoritmo di ottimizzazione



Figura 5-7: Confronto valori curtosi per un cuscinetto con difetto sull'elemento volvente di diametro 0,021 in

Il valore massimo di curtosi ottenuto in generale si ha per gli indici 157 e 160, ovvero l'indicatore curtosi con una decomposizione *wavelet* considerando come *mother wavelet*, rispettivamente, rbior1.1 e haar. Mentre gli indici che garantiscono valori più alti nel caso di *threshold* sono gli stessi del caso precedente, descritti nella Tabella 5-6, oltre i quali si devono aggiungere le terne che utilizzano la stessa famiglia, lo stesso metodo di valutazione di soglia ma la funzione di *threshold* mista. Queste otto terne garantiscono i migliori risultati per un *denoising* che sfrutti il *thresholding*.

Indice	Mother wavelet	Tecnica valore soglia	Funzione di soglia
92	rbior1.1	Universal	Threshold implementato
98	rbior1.1	Heuresure	Threshold implementato
137	haar	Universal	Threshold implementato
143	haar	Heuresure	Threshold implementato

Tabella 5-6: Terne che massimizzano il valore di curtosi per IR_07

Tutti i segnali analizzati con TO sono stati valutati anche secondo la curtosi. La Tabella 5-7 ci mostra le terne che massimizzano il valore di curtosi mettendo maggiormente in evidenza la presenza di un difetto sul cuscinetto volvente.

C'è alternanza per la massimizzazione della curtosi con i due metodi di riduzione del rumore, ma ad ogni modo, si tiene a precisare come le famiglie descritte nella Tabella 5-6 garantiscano gli stessi valori nei vari segnali. In particolar modo, nei segnali che nella Tabella 5-7 hanno la 92 come terna, vuol dire che tutte le terne identificate nella Tabella 5-6 garantiscono gli stessi valori. Inoltre, per i segnali che vengono massimizzati con indici relativi all'indicatore curtosi, hanno nelle terne della Tabella 5-6, quelle che garantiscono valori maggiori se si volesse analizzare il segnale con il metodo del *thresholding*.

Segnale	Indice	Mother wavelet	Tecnica valore soglia	Funzione di soglia
Ν	77	bior6.8	Universal	Threshold implementato
IR_07	92	rbior1.1	Universal	Threshold implementato
IR_14	151	db4	-	-
IR_21	154	dmey	-	-
B_07	92	rbior1.1	Universal	Threshold implementato
B_14	92	rbior1.1	Universal	Threshold implementato
B_21	157	rbior1.1	-	-
OR_07	154	dmey	-	-
OR_14	92	rbior1.1	Universal	Threshold implementato
OR_21	154	dmey	-	-

Tabella 5-7: Riepilogo terne parametri denoising che massimizzano la curtosi

Quindi, se possiamo affermare come le terne 92, 98, 137 e 143 sono quelle che meglio mettono in evidenza la presenza del difetto attraverso la curtosi, per l'indicatore curtosi si ha una maggiore variabilità in funzione del segnale per la scelta della *mother wavelet* ideale. Nonostante ciò, si ha una preferenza per la dmey, in quanto, anche nei segnali in cui non massimizza il valore della curtosi, sono garantiti valori notevoli che permettono ad ogni modo una chiara identificazione del difetto stesso.

Avendo identificato due terne che ottimizzano i due parametri di valutazione proposti, occorre valutare un confronto diretto sull'effetto che ognuna di queste due terne ha su entrambi i parametri. La Figura 5-8 ci mostra i valori che sono stati ottenuti per tutti i segnali confrontando le suddette terne. Innanzitutto, si nota che la terna 92 non garantisce valori di TO confrontabili con la 49 che ne massimizza i valori. Infatti, non è possibile vedere se non con uno zoom i valori della terna 92, con la quale si ottiene un valore massimo di TO di 1,61.



Figura 5-8: Confronto terne 49 e 92 sui parametri di valutazione tradeoff e curtosi

Invece, per la curtosi si ottengono valori confrontabili per ogni segnale. Per tutti i segnali con presenza di difetto, il valore della curtosi risulta essere ben più alto di 3 (esclusi i segnali provenienti da cuscinetti con difetti sugli elementi volventi di diametro 0,007 in e 0,021 in per i quali si hanno valori che si aggirano intorno al 3,18). Questo non deve sco-raggiare nell'uso di tale terna, infatti, come si può vedere, la 49 fornisce un valore di curtosi per i cuscinetti sani che è minore, seppur di poco, di tre, quindi, un valore maggiore di esso indica la presenza di un difetto.

Una soluzione, sul problema di quali parametri usare per il processo di riduzione del rumore, potrebbe essere quello di utilizzare la 49 nel caso in cui l'obiettivo è quello di processare il segnale dopo il *denoising*. Altrimenti, se si vuole evidenziare direttamente la presenza di un difetto, senza effettuare un post processamento del segnale, si consiglia l'uso della 92.

5.2 Confronto degli effetti sui parametri di valutazione delle dimensioni del difetto

Come accennato nel paragrafo 5.1, sono evidenti dei cambiamenti nei valori di TO e curtosi se le dimensioni del difetto cambiano. Si ricorda anche che un difetto di grandi dimensioni non sempre comporta vibrazioni più evidenti, in quanto durante l'accrescimento, la superficie del difetto tende a levigarsi, diminuendo la rugosità e mascherando la presenza di un difetto di dimensioni considerevoli. Inoltre, l'evidenza del difetto o meno dipende molto anche dalle condizioni con le quali sono stati rilevati i segnali.

Considerando il caso dei difetti sulla pista interna, la Figura 5-9 ci mostra gli andamenti dei parametri di valutazione con le terne principali ottenute nel paragrafo 5.1. Dall'andamento del TO si può vedere come il segnale derivante dal difetto di diametro 0,014 in fornisce un picco più basso, anche se è quello che ci permette di evidenziare al meglio la presenza del difetto tramite la curtosi.

L'andamento della curtosi è simile a quello di una parabola con il massimo corrisponde al difetto con diametro intermedio. Inoltre, si può evidenziare come IR 21 ha valori più bassi di curtosi rispetto IR 07 a riprova di quanto descritto nel Capitolo 3. In questo caso la terna 49 garantisce una valida riduzione del rumore, valutata con TO, e una buona identificazione della presenza del difetto, valutata con la curtosi.



Figura 5-9: Confronto diverse dimensioni per la stessa tipologia di difetto IR

Passiamo ora all'analisi del difetto sull'elemento volvente, per il quale i risultati del processo di riduzione del rumore sono mostrati in Figura 5-10. Innanzitutto, si osserva come, rispetto al caso precedentemente analizzato, i valori di TO ottenuti sono confrontabili tra loro, con un minimo che si ottiene sempre per la dimensione del difetto intermedia.

Per quanto riguarda la curtosi, si rispetta lo stesso andamento parabolico trattato precedentemente, ma si deve notare come i valori di curtosi della dimensione massima e di quella minima del difetto siano pericolosamente vicine a 3, valore che indica un cuscinetto volvente sano. In questo caso, per un'identificazione della presenza del difetto si consiglia l'uso di una delle due terne che ottimizzano la curtosi e non di quella che garantisce un TO ottimale.



Figura 5-10: Confronto diverse dimensioni per la stessa tipologia di difetto B

Infine, si può effettuare un confronto per i cuscinetti con difetti localizzati sulla pista esterna, i cui risultati sono mostrati nella Figura 5-11. In questo caso per il TO rivediamo gli stessi andamenti descritti nella Figura 5-9, nei quali si ottengono dei valori non confrontabili tra loro, con un minimo che si ottiene per la dimensione del difetto intermedia.

Per la curtosi si può evidenziare un andamento differente rispetto ai casi precedentemente analizzati. In questo caso il picco si è spostato verso il difetto di dimensioni maggiori, un possibile spiegazione può risiedere nella fattura di esso. Una rugosità elevata potrebbe evidenziare maggiormente la presenza del difetto. Inoltre, in questo caso la parte guasta è costantemente nella zona di carico, fatto che potrebbe comportare dei valori di curtosi più elevati.



Figura 5-11: Confronto diverse dimensioni per la stessa tipologia di difetto OR

5.3 Confronto degli effetti sui parametri di valutazione della velocità di rotazione dell'albero

Un ulteriore confronto può essere svolto valutando gli effetti della velocità dell'albero sui parametri di valutazione del processo di riduzione del rumore. La Figura 5-12 ci permette di evidenziare il confronto tra le due diverse velocità. Come evidenziato nel Capitolo 4, una diminuzione di velocità di rotazione dell'albero a parità di frequenza di campionamento garantisce una decomposizione *wavelet* migliore e di conseguenza risultati di maggior rilievo.

Nonostante ciò, esistono casistiche per le quali il discorso appena esposto non è valido, come si può vedere, per i segnali in cui il valore corrispondente alla colonna blu, ovvero

alla velocità più elevata, supera quello della colonna rossa. Questo accade soprattutto per i segnali provenienti da cuscinetti difettati sulla pista esterna, in quanto il difetto risulta statico rispetto a un sistema di riferimento fisso.



Figura 5-12: Confronto TO con diverse velocità

Nel caso della curtosi, come si può osservare dalla Figura 5-13, gli andamenti dei valori sono rispettati anche al variare della velocità dell'albero. Inoltre, si sottolinea come essi tendenzialmente aumentino, fatto che si traduce in una evidenza maggiore del difetto nel segnale.





Figura 5-13: Confronto curtosi con diverse velocità

In conclusione, la diminuzione della velocità comporta, indicativamente, un aumento dei parametri di valutazione, mantenendo gli andamenti costanti. Quindi, anche modificando la velocità, le conclusioni tratte possono rimanere invariate, per cui l'algoritmo di ottimizzazione potrebbe essere usato per segnali provenienti da una sola velocità, estendendo poi i risultati a segnali ottenuti a velocità differenti. In seguito, la terna ottimale scelta può essere usata per il processo di riduzione del rumore per sottoporre il segnale alle post elaborazioni.

Capitolo 6 Classificazione post-*denoising*

La classificazione è un passaggio fondamentale nella diagnostica dei macchinari, in quanto permette di capire l'origine e in alcuni casi l'entità del difetto, tali da permettere di programmare al meglio la manutenzione. Essere a conoscenza della natura del difetto permette alle aziende di procurarsi con anticipo i componenti necessari alla riparazione o sostituzione, mentre conoscere l'entità del difetto permette di valutare quando programmare la manutenzione.

In questo elaborato ci si concentrerà sull'identificazione della natura del difetto e non sull'entità di esso. L'obiettivo è quello di estrarre delle caratteristiche nel dominio del tempo ed utilizzare la PCA (*Principal Component Analysis*, ovvero l'analisi dei componenti principali) al fine di ottenere dei coefficienti che permettano una distribuzione dei segnali analizzati tale da ottenere una classificazione degli stessi.

Viene valutato anche un algoritmo di preselezione delle caratteristiche tale da ridurre la potenza computazionale necessaria alla PCA e, al tempo stesso, migliorarne le prestazioni. L'algoritmo è stato definito di Fisher-Pareto, in quanto utilizza il criterio di valutazione di Fisher e la logica di Pareto per la selezione vera e propria.

6.1 Fisher Score

L'idea alla base di questo metodo di valutazione è quella che la distanza tra punti di classi differenti sia la massima possibile, mentre quella tra punti appartenenti alla stessa classe sia la minima possibile. Esistono vari approcci a questo metodo, ma in questo elaborato verrà utilizzato quello attraverso il quale si valuta un punteggio per ognuna delle caratteristiche estratte indipendentemente dalle altre; altri approcci a questo metodo permettono, invece, una diretta riduzione delle *feature* in esame. La formulazione utilizzata è la seguente [32], [72]:

$$FS(i) = \frac{\sum_{j=1}^{c} n_j [\bar{\mu}(i)_j - \bar{\mu}(i)]^2}{\sum_{j=1}^{c} n_j \sigma(i)_j^2}$$
(6.1)

dove:

- *FS*(*i*) è il punteggio ottenuto per la *i*-esima caratteristica;
- *j* indica una classe di difetto generica;
- *c* è il numero complessivo di classi di difetto;
- n_i è il numero di campioni per la *j*-esima classe di difetto;
- μ
 μ(*i*)_{*j*} è la media dei valori dell'*i*-esima caratteristica calcolata sui campioni appartenenti alla *j*-esima classe;
- *µ*(*i*) è la media dei valori dell'*i*-esima caratteristica calcolata su tutti i campioni ana-lizzati;
- $\sigma(i)_j$ è la varianza dei valori dell'*i*-esima caratteristica calcolata sui campioni appartenenti alla *j*-esima classe.

Dato che le caratteristiche sono valutate indipendentemente, l'algoritmo di selezione presenta delle problematiche. In particolare, fallisce nella valutazione di caratteristiche con un basso punteggio quando sono considerate singolarmente ma che, se combinate con altre, presentano un punteggio notevole. Inoltre, valutando singolarmente ogni *feature*, non riesce a distinguere quelle ridondanti, ovvero quelle caratteristiche che forniscono informazioni simili, come si potrà evidenziare in seguito.

6.2 Metodo Pareto

Il metodo Pareto è una tecnica per il processo decisionale basato sul principio di Pareto, anche noto come regola 80/20 [73]. Essa separa statisticamente un numero limitato di fattori di input che contengono maggiori informazioni e garantiscono un miglior risultato.

L'analisi è basata sull'idea che l'80% del beneficio può essere raggiunto facendo il 20% del lavoro [32]. In questo elaborato, tale rapporto è utilizzato per ottenere una preselezione delle caratteristiche estratte dai campioni, in particolare, l'obiettivo è quello di creare un sottoinsieme di caratteristiche da fornire come input alla PCA per ottenere la classificazione dei segnali analizzati. Quindi, le caratteristiche selezionate sono quelle che ci permettono di ottenere l'80% del metro di valutazione utilizzato.

Ziani et al. [32] valuta tre diversi metodi di valutazione delle caratteristiche, arrivando alla concluse che il Fisher *score* sia quella ottimale per i segnali analizzati. Il processo di preselezione attraverso l'algoritmo Fisher-Pareto è il seguente:

- valutare tramite il criterio di Fisher il punteggio di ogni caratteristica estratta;
- ordinare in modo decrescente secondo i loro punteggi le caratteristiche estratte;
- calcolare la percentuale di punteggio di ogni caratteristica estratta rispetto la somma dei punteggi calcolati;
- calcolare la percentuale cumulativa di ogni caratteristica estratta;
- tracciare una curva con le caratteristiche ordinate sull'asse x e la percentuale cumulativa sull'asse y;
- tracciare un grafico a barre, sovrapponendolo a quello appena descritto, con le caratteristiche sull'asse x e la percentuale di punteggio sull'asse y;
- tracciare due linee, una orizzontale, che intersechi la curva della percentuale cumulativa al primo valore maggiore dell'80%, e una verticale, partendo dall'intersezione appena definita per determinare la caratteristica limite. Tutte le caratteristiche a sinistra di quella limite, essa compresa, saranno selezionate come input per le analisi successive, mentre quelle a destra saranno scartate.

Come si noterà in seguito, questa preselezione risulterà fondamentale per migliorare i risultati ottenuti dalla PCA.

6.3 Principal Component Analysis

La PCA è uno degli studi principali della SVD (*Singular Value Decomposition*, decomposizione ai valori singolari) che permette di ottenere un sistema di coordinate gerarchiche per la rappresentazione dei dati. La geometria del sistema di coordinate risultante è determinata da componenti principali (PC) che hanno la massima correlazione con le misurazioni.

La matrice dei dati (X) deve essere composta in modo tale da avere le varie acquisizioni (anche definite campioni) sulle righe e le caratteristiche raccolte/calcolate sulle colonne. Le operazioni da compiere per ottenere i valori delle componenti principali sono i seguenti:

- si calcola la media di ogni riga della matrice di dati e si crea una matrice dei valori medi (X) delle stesse dimensioni di X, in cui ogni colonna è formata dalle medie delle righe della matrice X;
- si sottrae alla matrice dei dati quella dei valor medi così da ottenere la matrice dei dati centrati sulla media ($\mathbf{B} = \mathbf{X} \overline{\mathbf{X}}$);
- si calcola la matrice di covarianza delle righe di **B** come $\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \mathbf{B}^{\mathrm{T}} \mathbf{B}$;
- si calcolano gli autovalori e gli autovettori di C e si considerano le rispettive matrici D e V;
- si calcolano le componenti principali $\mathbf{T} = \mathbf{B}\mathbf{V}$.

Gli autovalori indicano la varianza della relativa componente principale dei dati, indicando così l'importanza o meno di una componente rispetto l'altra. Questa tecnica ci permette di condensare un notevole numero di informazioni relative allo stesso segnale in poche componenti, permettendo così di identificare lo stato di ognuno dei segnali, distinguendoli dagli altri.

L'obiettivo di questo algoritmo è quello di mostrare un primo approccio semplicistico alla classificazione dei segnali in esame che potrà avere molte evoluzioni nel corso del tempo.

6.4 Risultati algoritmo Fisher-Pareto con applicazione della PCA

Il metodo presentato è basato sulla valutazione delle caratteristiche, estratte dal segnale dopo il processo di riduzione del rumore, attraverso il criterio Fisher, seguito da una preselezione secondo la regola di Pareto. Infine, verranno considerate le prime tre componenti principali ottenute dalla PCA per la classificazione e la visualizzazione.

I segnali sono classificati in seguito al processo di *denoising* composto dalla decomposizione DWT e dal processo di *thresholding* con la terna definita dall'indice 49. Il numero dei segnali utilizzati è notevolmente maggiore rispetto a quelli dei precedenti capitoli, in quanto, per avere una mole maggiore di dati sono stati considerati tutti i campioni con una frequenza di acquisizione pari a 12 kHz distribuiti tra le varie classi, come descritto nella Tabella 6-1. Per la classificazione dei segnali sono stati utilizzati due differenti gruppi tra i segnali considerati: il primo che include tutti i segnali mostrati in Tabella 6-1 e il secondo che esclude i segnali provenienti da cuscinetti sani, così da analizzare eventuali differenze nei metodi di classificazione utilizzati.

Infatti, il criterio di valutazione delle caratteristiche Fisher è basato sulla coerenza dei valori di ognuna delle caratteristiche analizzate all'interno della stessa classe, quindi, l'aggiunta di una nuova classe, come si analizzerà in seguito, potrebbe cambiare i risultati del metodo di valutazione in esame.

Tabella 6-1: Distribuzione dei segnali tra le quattro classi di stato dei cuscinetti: N indica ilcuscinetto sano; B cuscinetto con difetto sull'elemento volvente; IR cuscinettocon difetto sull'anello interno; OR cuscinetto con difetto sull'anello esterno

Stato del cuscinetto	Numero segnali a disposizione
Ν	8
В	28
IR	28
OR	49

Le caratteristiche estratte utilizzate dall'algoritmo di classificazione sono calcolate tutte nel dominio del tempo per diminuire la potenza computazionale necessaria alla macchina, in ottica di un possibile controllo online. La Tabella 6-2 riassume le caratteristiche calcolate, nel Capitolo 3 sono mostrate le equazioni per il calcolo di ognuna di esse.

Al termine dell'estrazione delle caratteristiche si otterrà una matrice di dimensioni 113 x 19, ovvero tante righe quanti sono i segnali analizzati e tante colonne quante sono le caratteristiche estratte da ognuno di essi.

No.	Caratteristica	No.	Caratteristica
1	Media	11	Clearance factor
2	Peak to peak value	12	Curtosi coefficiente cD1
3	Peak value	13	Curtosi coefficiente cD2
4	Deviazione standard	14	Curtosi coefficiente cD3
5	Skewness	15	Curtosi coefficiente cA3
6	Curtosi	16	Curtosi componente D1
7	Root mean square	17	Curtosi componente D2
8	Crest factor	18	Curtosi componente D3
9	Shape factor	19	Curtosi componente A3
10	Impulse factor		

Tabella 6-2: Elenco delle caratteristiche nel dominio del tempo estratte dai segnali per costruire la matrice di input dell'algoritmo di classificazione

6.4.1 Risultati ottenuti confrontando 4 classi di difetto su 19 caratteristiche estratte

La prima analisi è stata fatta considerando tutti i segnali a disposizione, ovvero tutte e 4 le classi di stato dei cuscinetti in esame, e tutte le 19 caratteristiche nel dominio del tempo presentate. Il primo passo è quello di valutare le caratteristiche presentate attraverso il Fisher *score* calcolandone il valore attraverso l'equazione (6.1), mostrati nella Tabella 6-3.

In seguito, considerando la regola di Pareto, si riscrivono i valori in ordine decrescente, si calcola il valore percentuale sulla somma di tutti i punteggi e si valuta, attraverso la cumulata quali sono le caratteristiche che permettono di ottenere l'80% del punteggio ottenuto. La Figura 6-1 mostra questi passaggi e ci mostra come per ottenere buona parte delle informazioni riguardanti lo stato dei cuscinetti potrebbe esser sufficiente considerare le caratteristiche, in ordine, 9, 19, 15, 8, 10 e 11, ottenendo così l'85,30% del punteggio complessivo calcolato. Queste caratteristiche potrebbero essere fornite a qualsiasi metodo di classificazione per ottenere lo stato effettivo dei cuscinetti; in questo elaborato si è optato per un metodo più semplice, ovvero quello della PCA così da fornire una visione grafica dei risultati ottenuti.

No.	Fisher score	No.	Fisher score
1	0,562	11	1,273
2	0,518	12	0,035
3	0,518	13	0,167
4	0,207	14	0,044
5	0,157	15	2,644
6	0,667	16	0,034
7	0,204	17	0,164
8	1,532	18	0,050
9	7,684	19	4,847
10	1,326		

Tabella 6-3: Valori ottenuti tramite il criterio di Fisher delle 19 caratteristiche estratte su 4 classi di difetto



Figura 6-1: Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 19 caratteristiche per 4 classi

L'algoritmo di PCA avrà come matrice di input il sottoinsieme delle caratteristiche estratte selezionate dal metodo Pareto, permettendo così di selezionale le tre componenti principali che ricoprono la maggior parte della varianza, e rappresentare successivamente la distribuzione dei casi in modo grafico.

La suddivisione delle casistiche ottenute dalla PCA sul sottoinsieme delle caratteristiche è mostrata nella Figura 6-2, dove PC indica la componente principale. Le componenti sono ordinate in modo decrescente secondo la varianza e sono state scelte le prime tre ottenendo così una copertura del 99,94% della varianza totale. La varianza è ripartita in maniera eterogenea, con la prima componente che ricopre il 97,42%, la seconda per il 2,03% mentre la terza per lo 0,49%.

Si possono notare una distinzione tra i vari casi, nonostante siano presenti dei segnali che risultano fuori zona. La distribuzione delle casistiche non sempre permette una classificazione netta, ottenendo quindi delle zone in cui si ha una maggiore probabilità di identificazione di una classe rispetto alle altre.

La vista tridimensionale ci permette di avere una visione di insieme della divisione delle varie zione, ma data la varianza delle componenti, si vuole osservare la proiezione della distribuzione delle casistiche sul piano I PC – II PC, Figura 6-3 (a), e I PC – III PC, Figura 6-3 (b).



Figura 6-2: PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 19, calcolate per 4 classi di difetto: N, in nero sono i cuscinetti sani; B, in blu, difetto sugli elementi volventi; IR, in rosso, difetto sulla pista interna; OR, in verde, difetto sulla pista esterna

Nella Figura 6-3 si notano delle zone ben contraddistinte per le quali si può affermare che la classificazione ha elevate probabilità di evidenziare lo stato reale del cuscinetto volvente:

- II PC < -2: zona riservata esclusivamente a cuscinetti volventi con difetti sulla pista esterna;
- -20,5 < I PC < -16,5 ∩ -0,5 < III PC < 0,2: si ha una probabilità del 67% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente sano;
- -10 < I PC < -4 ∩ -1,5 < II PC < 1: si ha una probabilità del 68% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- I PC > 0 ∩ −2 < II PC < 2: si ha una probabilità del 72% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sui corpi volventi.

La proiezione della Figura 6-2 sul piano II PC – III PC non permette di delineare zone in cui si può identificare con probabilità elevata lo stato di un cuscinetto.



Figura 6-3: Proiezione sui piani I PC - II PC (a) e I PC - III PC (b) della PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 19, calcolate per 4 classi di difetto

Un altro test è stato fatto applicando solamente la PCA al set completo di caratteristiche così da valutare l'efficacia della prima selezione di caratteristiche attraverso il metodo di Pareto applicato al criterio di valutazione di Fisher. La Figura 6-4 e la Figura 6-5 mostrano la suddetta distribuzione, rispettivamente, sulle tre componenti principali e la loro proiezione sul piano I PC – II PC, dove le scale normalizzate portano alla luce la presenza di valori molto alti che si distaccano dalla maggior parte dei punti. In questo caso, la varianza ha una distribuzione più omogenea: 60,31% sulla prima componente; 24,08% sulla seconda e 14,36% sulla terza.



Figura 6-4: PCA applicata alle 19 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto

Nonostante la maggiore omogeneità della varianza, evidenziando i punti raggruppati e proiettandoli sul piano I PC – II PC (Figura 6-5) non si ottiene una divisione ottimale dei punti, che si traduce in una classificazione poco precisa se non impossibile. I risultati ottenuti proiettando sul piano I PC – III PC sono anch'essi poco soddisfacenti e non sono riportati nel dettaglio. Risulta chiaro quanto sia importante la riduzione delle caratteristiche ottenuta con l'algoritmo Fisher-Pareto per ottimizzare il processo di classificazione della PCA.



Figura 6-5: Proiezione sul piano I PC - II PC di risultati ottenuti dalla PCA applicata alle 19 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto

6.4.2 Risultati ottenuti confrontando 3 classi di difetto su 19 caratteristiche estratte

Come spesso trattato in letteratura, la curtosi è un parametro che permette la distinzione tra cuscinetti volventi sani e danneggiati. Quindi, il metodo di classificazione può essere applicato solamente alle tre classi di difetto così da riuscire a distinguerne la tipologia, mentre le caratteristiche estratte saranno le stesse presentate in Tabella 6-2.

La prima operazione è quella di riduzione delle caratteristiche attraverso l'algoritmo Fisher-Pareto dando un valore ad ogni caratteristica e considerando solo quelle che garantiscono l'80% dei valori totali. La Tabella 6-4 ci mostra i punteggi delle varie *feature* estratte, mentre la Figura 6-6 ci mostra i risultati complessivi del suddetto algoritmo.

A differenza del caso precedentemente analizzato, le caratteristiche estratte sono solamente tre: lo *shape factor* (9, con 40,85% del totale), la curtosi della componente A3 (19, con 27,66% del totale), e la curtosi del coefficiente cA3 (15, con 15,04% del totale).

Infatti, cambiando il set di dati si modificano i parametri che vengono confrontati dal metodo di valutazione, influenzandone i risultati. Ricordando che tale criterio è basato sull'idea che caratteristiche che descrivono efficacemente un fenomeno mantengano valori in un range ristretto, cambiare il set di dati porta come conseguenza una possibile modifica della valutazione delle caratteristiche in esame.

No.	Fisher score	No.	Fisher score
1	0,561	11	1,660
2	0,559	12	0,045
3	0,559	13	0,174
4	0,253	14	0,041
5	0,178	15	8,734
6	0,784	16	0,045
7	0,254	17	0,169
8	2,402	18	0,050
9	23,727	19	16,071
10	1,823		

Tabella 6-4: Valori ottenuti tramite il criterio di Fisher delle 19 caratteristiche estratte su 3 classi di difetto



Figura 6-6: Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 19 caratteristiche per 3 classi

Avendo solamente tre caratteristiche, l'applicazione della PCA in 3D non risulta molto efficacie, ma applicarla sulla matrice delle caratteristiche ci potrebbe permettere di

estrarre dei coefficienti che garantiscano la formazione di due componenti principali tali da ottenere una valida classificazione.

Applicando la PCA si ottiene una matrice coefficienti 3x3 che permette la conversione dei valori delle caratteristiche analizzate nei nuovi assi. Le componenti principali sono ordinate in modo decrescente rispetto la varianza, che in percentuale è distribuita come segue: 95,12% per la prima, 2,64% per la seconda, 2,24% per la terza. Risulta evidente la preponderanza della prima componente rispetto le altre due, ma per la classificazione sono stati considerati sia il piano formato dalla prima e dalla seconda componente, che quello formato tra prima e terza, come visibile in Figura 6-7.



Figura 6-7: PCA sulle caratteristiche estratte dall'algoritmo Fisher-Pareto partendo da 19 caratteristiche su 3 classi, piani I PC-II PC (a) e I PC-III PC (b)

I risultati sono quelli desiderati, infatti, non si riescono a distinguere delle zone in cui sia possibile ottenere una denominazione per i vari segnali che si trovano al loro interno. Abbiamo una serie di punti di differenti classi sovrapposti tra loro, non permettendo di distinguerli chiaramente. Si può concludere affermando che nel caso in cui l'algoritmo FisherPareto, basato sulle 19 caratteristiche considerate, estraesse al massimo tre *feature*, non è consigliabile l'applicazione della PCA.

L'estrazione di sole tre caratteristiche ci permette di visualizzarne la distribuzione in uno spazio tridimensionale, come nella Figura 6-8. Da questa vista si possono notare subito come ad alti valori delle caratteristiche selezionate si trovino segnali OR e che tutti i punti sembrano essere su un piano inclinato risetto alle caratteristiche 19 e 15.

La Figura 6-9 ci mostra la proiezione della distribuzione dei punti su questo piano e si può notare come sia presente una proporzionalità diretta tra le due con coefficiente circa pari a 1. Questo è dovuto al fatto che la caratteristica 19 e la 5 sono la curtosi del coefficiente e della componente di approssimazione che sono in stretta correlazione.

In questo caso l'applicazione della sola PCA al set di dati utilizzato non fornisce risultati rilevanti tali da dover essere discussi in questo lavoro.



Figura 6-8: Distribuzione dei segnali rispetto le 19 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto



Classificazione post-denoising

Figura 6-9: Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 19 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla seconda e dalla terza caratteristica estratta

La Figura 6-10 ci permette di identificare delle zone nelle quali vi è prevalenza di segnali relativi ad una determinata classe, nell'elenco che segue le sigle C9, C19 indicano, rispettivamente, lo *shape factor* e la curtosi della componente A3:

- 1,2 < C9 < 1,4 ∩ 2,5 < C19 < 3,5: in questa zona si ha prevalenza di segnali OR, ovvero, si ha una probabilità del 62% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista esterna;
- $1,4 < C9 < 1,6 \cap 2 < C19 < 3$: si ha una probabilità del 63% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- $1,4 < C9 < 1,5 \cap 3 < C19 < 4$: si ha una probabilità del 87% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto su un elemento volvente;
- $1,5 < C9 < 1,6 \cap 3 < C19 < 4$: si ha una probabilità del 85% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- C9 > 2 e C19 > 4: si ha prettamente segnali provenienti da cuscinetti volventi con un difetto sulla pista esterna.



Figura 6-10: Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 19 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla prima e dalla seconda caratteristica estratta

6.4.3 Risultati ottenuti confrontando 4 classi di difetto su 11 caratteristiche estratte

Il set di caratteristiche analizzate influisce sui risultati in quanto cambiano le interazioni nella PCA e cambiano le voci selezionate dal criterio di Pareto a seguito della valutazione di ognuna delle caratteristiche, che singolarmente è influenzata dal numero di segnali e di classi analizzate. Nelle analisi successive si analizzeranno le prime 11 caratteristiche mostrate in Tabella 6-2, non considerando i valori di curtosi estratti dai coefficienti e dalle componenti del segnale, con l'intento di trovare un numero minimo di caratteristiche per un set di dati che permetta la classificazione dei segnali.

Mantenendo il set di dati analizzati nel sottoparagrafo 6.4.1 e cambiando solamente il gruppo di caratteristiche estratte, il punteggio ottenuto dal criterio di Fisher risulta essere lo stesso mostrato in Tabella 6-3 per le prime 11 caratteristiche. La Figura 6-11 mostra i risultati ottenuti dall'algoritmo di preselezione. A differenza di quanto mostrato in Figura 6-1 mancano le caratteristiche 15 e 19 che corrispondono, rispettivamente, alla curtosi del



coefficiente *wavelet* cA3 e della componente *wavelet* A3. Le 4 caratteristiche selezionate ci permettono di ottenere l'80,66% del valore complessivo dei Fisher *score* calcolati.



La distribuzione delle casistiche ottenute dalla PCA sul sottoinsieme delle caratteristiche è mostrata nella Figura 6-12, dove PC indica la componente principale. Le componenti sono ordinate in modo decrescente secondo la varianza e sono state scelte le prime tre ottenendo così una copertura del 99,96% della varianza totale. La varianza è ripartita in maniera eterogenea, con la prima componente che ricopre il 97,71%, la seconda per il 1,97% mentre la terza per lo 0,28%.

Dalla Figura 6-12 è possibile evidenziare delle zone di concentrazione di determinati segnali, in particolar modo N (cuscinetti volventi sani) e IR (cuscinetti volventi con difetto sulla pista interna), mentre segnali come B e OR, rispettivamente relativi a cuscinetti con difetti sugli elementi volventi e sulla pista esterna, risultano avere una distribuzione più sparsa, seppur con una attenta analisi sia possibile delineare delle aree di competenza.



Figura 6-12: PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 11, calcolate per 4 classi di difetto

La Figura 6-13 mostra le proiezioni sui due piani principali. Si nota subito la somiglianza tra la distribuzione della Figura 6-13 (a) e quella mostrata in Figura 6-3 (a) a dimostrazione della ripetibilità del sistema di classificazione implementato, seppur avendo diminuito drasticamente il set di caratteristiche in input. Questo ci permette di ottenere risultati confrontabili con un tempo computazionale drasticamente minore.

Dalla Figura 6-13 si possono distinguere delle zone di classificazione che permettono l'identificazione di un difetto o meno:

- II PC < -2: zona riservata esclusivamente a cuscinetti volventi con difetti sulla pista esterna;
- III PC = -0,0343 · I PC 0,4511con -20,5 < I PC < -16,5: è la retta intorno alla quale si distribuiscono i segnali relativi a cuscinetti sani con un R² = 0,99 (indice di bontà di adattamento, ovvero la differenza che c'è tra i valori sperimentali e quelli ipotizzati);
- -10 < I PC < -0 ∩ -1 < II PC < 0,5: si ha una probabilità del 84% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- I PC > $0 \cap -2 < II$ PC < 2: si ha una probabilità del 76% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sugli elementi volventi.

Classificazione post-denoising





Figura 6-13: Proiezione sui piani I PC - II PC (a) e I PC - III PC (b) della PCA dei segnali analizzati rispetto le caratteristiche selezionate dal metodo Pareto su 11, calcolate per 4 classi di difetto

Un altro test è stato fatto applicando solamente la PCA alle 11 caratteristiche estratte, così da valutare l'efficacia della prima selezione di caratteristiche attraverso il metodo di Pareto applicato al criterio di valutazione di Fisher. La Figura 6-14 mostra la suddetta distribuzione; in questo caso, a differenza di quello mostrato in Figura 6-4, non risulta necessario normalizzare gli assi in quanto si hanno dei range di valori omogenei. Estraendo le prime tre componenti, si riesce ad ottenere una copertura del 99,10% della varianza complessiva ma con una distribuzione non eterogena: 90,75% sulla prima componente, 5,62% sulla seconda e 2,73% sulla terza.

Osservando la Figura 6-15, ovvero la proiezione della Figura 6-14 sul piano I PC-II PC, è possibile evidenziare delle zone precise per la classificazione:

• II PC > 0: si ha una probabilità del 72% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista esterna;

- II PC = $-0,1114 \cdot IPC 6,44$ con -23 < IPC < -19,5: è la retta intorno alla quale si distribuiscono i segnali relativi a cuscinetti sani con un R² = 0,87;
- -17 < I PC < -4 ∩ -3,5 < II PC < 0: si ha una probabilità del 72% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- I PC > $0 \cap 0 < \text{II PC} < -4$: si ha una probabilità del 61% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sugli elementi volventi.

Confrontando i valori di probabilità delle varie zone appena descritte con quelli calcolate, per il caso in cui venga effettuata una preselezione delle caratteristiche estratte attraverso l'algoritmo Fisher-Pareto, si nota l'importanza dell'operazione appena descritta, in quanto si ottengono probabilità di classificazione migliori.



Figura 6-14: PCA applicata alle 11 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto



Figura 6-15: Proiezione sul piano I PC - II PC di risultati ottenuti dalla PCA applicata alle 11 caratteristiche estratte dai segnali di cuscinetti volventi appartenenti a 4 differenti classi di difetto

6.4.4 Risultati ottenuti confrontando 3 classi di difetto su 11 caratteristiche estratte

Anche nel caso del set di caratteristiche ristrette, si vuole valutare la possibilità di classificare solamente i vari difetti analizzati sui cuscinetti, non considerando il caso di cuscinetto sano, la quale distinzione, come da letteratura, è possibile attraverso i valori di curtosi.

Mantenendo il set di dati analizzati nel sottoparagrafo 6.4.2 e cambiando solamente il gruppo di caratteristiche estratte, il punteggio ottenuto dal criterio di Fisher risulta essere lo stesso mostrato in Tabella 6-4 per le prime 11 caratteristiche. La Figura 6-16 mostra i risultati ottenuti dall'algoritmo di preselezione. A differenza di quanto mostrato in Figura 6-6 mancano le caratteristiche 15 e 19 che corrispondono, rispettivamente, alla curtosi del coefficiente *wavelet* A3 e della componente *wavelet* A3.

A differenza del caso precedentemente analizzato, le caratteristiche estratte sono solamente tre: lo *shape factor* (9, con 72,43% del totale), il *crest factor* (8, con 7,33% del totale), e l'*impulse factor* (10, con 5,56% del totale).



Figura 6-16: Metodo Pareto applicato ai punteggi delle caratteristiche estratte, ottenuti attraverso il criterio di Fisher, su 11 caratteristiche per 3 classi

Avendo solamente tre caratteristiche, l'applicazione della PCA in 3D non risulta molto efficacie, ma applicarla sulla matrice delle caratteristiche ci potrebbe permettere di estrarre dei coefficienti che garantiscano la formazione di due componenti principali tali da ottenere una valida classificazione.

Applicando la PCA si ottiene una matrice coefficienti 3x3 che permette la conversione dei valori delle caratteristiche analizzate nei nuovi assi. Le componenti principali sono ordinate in modo decrescente rispetto la varianza che, in percentuale, è distribuita come segue: 97,97% per la prima, 2,02% per la seconda, 0,01% per la terza. Risulta evidente la preponderanza della prima componente rispetto le altre due, infatti, per la classificazione, è stato considerato solamente il piano formato dalla prima e dalla seconda componente, come visibile in Figura 6-17.

I risultati mostrano una certa somiglianza tra questa distribuzione e quella mostrata in Figura 6-3 (a), ovvero con la proiezione sul piano formato dalle prime due componenti principali calcolate tramite la PCA applicata a tutte le 19 caratteristiche estratte per 4 classi di difetto del cuscinetto, riconfermando la solidità di questo metodo. Le zone limite sono le seguenti:

II PC < −1 ∩ I PC < 0 e II PC < −2 ∩ I PC > 0: zona riservata esclusivamente a cuscinetti volventi con difetti sulla pista esterna;

- -7 < I PC < -3 ∩ -0,5 < II PC < 0,5: si ha una probabilità del 72% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- I PC > 0 ∩ III PC < 0: zona riservata esclusivamente a cuscinetti volventi con difetti sui corpi volventi;
- I PC > $0 \cap -2 < II$ PC < 2: si ha una probabilità del 53% che un segnale in questa zona provenga da un cuscinetto volvente con un difetto sui corpi volventi.



Figura 6-17: PCA sulle caratteristiche estratte dall'algoritmo Fisher-Pareto partendo da 11 caratteristiche su 3 classi, tra le 3 componenti estratte I PC-II PC (a) e I PC-III PC (B)

Dato che nei casi precedenti il calcolo della PCA su tutte le caratteristiche non ha mai garantito una classificazione migliore rispetto alle analisi corrispondenti con la preselezione attraverso l'algoritmo Fisher-Pareto, si ritiene opportuno non trattare tale analisi in questo sottoparagrafo. L'estrazione di sole tre caratteristiche ci permette di visualizzarne la distribuzione in uno spazio tridimensionale, come nella Figura 6-18. Da questa vista si possono notare subito come ad alti valori si trovino segnali B e che tutti i punti sembrano essere su un piano inclinato risetto alle caratteristiche 8 e 10. Infatti, la Figura 6-19 ci mostra la proiezione della distribuzione dei punti su questo piano e fa notare come sia presente una proporzionalità diretta tra le due con coefficiente circa pari a 1. Questo è dovuto al fatto che le caratteristiche 8 e 10 sono rapporti con *peak value* al numeratore, risultando in stretta correlazione.



Figura 6-18: Distribuzione dei segnali rispetto le 11 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto



Figura 6-19: Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 11 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla seconda e dalla terza caratteristica estratta

La Figura 6-20 ci permette di identificare delle zone nelle quali vi è prevalenza di segnali relativi ad una determinata classe, nell'elenco che segue le sigle C9, C8 indicano, rispettivamente, lo *shape factor* e il *crest factor*:

- 1,2 < C9 < 1,4 ∩ 0 < C8 < 15: si ha una probabilità del 65% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista esterna;
- 1,4 < C9 < 1,6 ∩ 0 < C8 < 9: si ha una probabilità del 59% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- 1,4 < C9 < 1,8 ∩ C8 > 10: si ha una probabilità del 77% che un segnale in questa zona sia di un cuscinetto volvente con un difetto su un elemento volvente;
- 1,6 < C9 < 1,6 ∩ 0 < C8 < 10: si ha una probabilità del 77% che un segnale in questa zona sia di un casinetto volvente con un difetto sulla pista interna;
- C9 > 2: si ha prettamente segnali provenienti da cuscinetti volventi con un difetto sulla pista esterna.




Figura 6-20: Proiezione della distribuzione dei segnali rispetto le 11 caratteristiche estratte selezionate dall'algoritmo Fisher-Pareto sul piano formato dalla prima e dalla seconda caratteristica estratta

Capitolo 7 Conclusioni e sviluppi futuri

Nella presente tesi di laurea magistrale è stato sviluppato un algoritmo di ottimizzazione del processo di riduzione del rumore che sfrutti la DWT e un sistema di classificazione attraverso la PCA. L'obiettivo dell'algoritmo di ottimizzazione è quello di improntare un'analisi che in letteratura non è spesso trattata, ovvero una prova tra diversi parametri per identificarne i migliori. Le prove sulla banca dati del CWRU hanno portato alla luce come la terna di variabili formata da dmey, rigrSURE e hard threshold sia quella che fornisce il miglior denoising valutato attraverso il parametro tradeoff, basato sulla differenza tra il segnale grezzo e quello rielaborato. Invece, utilizzando come parametro di valutazione la curtosi si ottiene che la terna di variabili formata da rbior1.1, univeral e threshold implementato sia la migliore per il denoising. Ogni parametro di valutazione ha due obbiettivi differenti: per il primo è quello di ottenere un segnale che, se confrontato con l'originale, dimostri effettivamente un'efficiente riduzione del rumore, mentre, per il secondo l'obiettivo è quello di massimizzare il parametro che è maggiormente usato per definire la presenza o meno di un difetto, che porta con sé una riduzione del rumore implicita nel segnale. Una possibile applicazione di tale metodo potrebbe essere quello di identificare le terne che ottimizzano i due parametri di valutazione e di utilizzare quella ottenuta dalla curtosi per identificare la presenza o meno del difetto e, dopo aver valutato la sua presenza, effettuare la riduzione con la terna ottenuta tramite TO, per poi utilizzare il segnale e le sue componenti in analisi successive.

Il sistema di classificazione è basato sulla preselezione delle caratteristiche estratte attraverso l'algoritmo Fisher-Pareto ed in seguito l'applicazione della PCA, così da ottenere una combinazione lineare delle caratteristiche selezionate e una divisione netta dei campioni e delle aree che permettono, con una determinata probabilità, la classificazione del segnale analizzato. Si è evidenziato il fatto che utilizzando le 4 classi di difetto e il set di caratteristiche ristretto, che non prende in considerazione la curtosi dei coefficienti e delle componenti, sia il migliore per un allenamento efficace della PCA. Tramite i segnali analizzati e il set di dati descritto, è stato possibile descrivere le aree di interesse. L'allenamento ha permesso di ricavare i coefficienti utili alla conversione delle caratteristiche estratte da segnali provenienti da altri banchi prova.

Le stesse caratteristiche impiegate per il sistema descritto potrebbero essere utilizzate come input per una futura implementazione di un algoritmo di classificazione dello stato di un cuscinetto basato sull'intelligenza artificiale.

Alcuni miglioramenti che potrebbero essere apportati all'algoritmo di ottimizzazione:

- inserire nelle variabili il livello di decomposizione, partendo dai calcoli attualmente effettuati ed inserire come valore quello calcolato e un set di valori interi in un intorno di esso;
- modificare il parametro α della funzione di soglia adattativa;
- testare le varie funzioni di soglia, presentate in letteratura, contemporaneamente all'aggiunta di nuove *mother wavelet* così da ampliare il range di variabili valutate;
- utilizzare l'indice curtosi per preselezionare i coefficienti *wavelet* sui quali applicare il *threshold* e scartare gli altri.

Altri accorgimenti che potrebbero essere apportati all'algoritmo di classificazione:

- selezionare i coefficienti dai quali estrarre le caratteristiche attraverso l'indice curtosi;
- modificare il criterio di valutazione di Fisher generalizzato, usato in questo elaborato, con la formulazione implementata da Gu et al. [72];
- ampliare il set di caratteristiche estratte così da valutarne l'efficacia;
- ampliare la banca dati di allenamento così da ricavare dei coefficienti dalla PCA il più generici possibili che permettano la distinzione di vari casi senza ricercare una banca dati per ogni banco prova in analisi.

Bibliografia

- [1] O. J. L. Castro, C. C. Sisamón, e J. C. G. Prada, «Bearing Fault Diagnosis based on Neural Network Classification and Wavelet Transform», pag. 9.
- [2] Z. K. Peng e F. L. Chu, «Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, n. 2, pagg. 199–221, mar. 2004, doi: 10.1016/S0888-3270(03)00075-X.
- [3] W. J. Wang e P. D. McFadden, «APPLICATION OF WAVELETS TO GEAR-BOX VIBRATION SIGNALS FOR FAULT DETECTION», J. Sound Vib., vol. 192, n. 5, pagg. 927–939, mag. 1996, doi: 10.1006/jsvi.1996.0226.
- [4] W. Q. Wang, F. Ismail, e M. Farid Golnaraghi, «ASSESSMENT OF GEAR DA-MAGE MONITORING TECHNIQUES USING VIBRATION MEASURE-MENTS», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 15, n. 5, pagg. 905–922, set. 2001, doi: 10.1006/mssp.2001.1392.
- [5] S. A. Adewusi e B. O. Al-Bedoor, «WAVELET ANALYSIS OF VIBRATION SIGNALS OF AN OVERHANG ROTOR WITH A PROPAGATING TRAN-SVERSE CRACK», J. Sound Vib., vol. 246, n. 5, pagg. 777–793, ott. 2001, doi: 10.1006/jsvi.2000.3611.
- [6] G. Dalpiaz e A. Rivola, «CONDITION MONITORING AND DIAGNOSTICS IN AUTOMATIC MACHINES: COMPARISON OF VIBRATION ANALYSIS TECHNIQUES», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 11, n. 1, pagg. 53–73, gen. 1997, doi: 10.1006/mssp.1996.0067.
- P. W. Tse, Y. H. Peng, e R. Yam, «Wavelet Analysis and Envelope Detection For Rolling Element Bearing Fault Diagnosis—Their Effectiveness and Flexibilities», *J. Vib. Acoust.*, vol. 123, n. 3, pagg. 303–310, lug. 2001, doi: 10.1115/1.1379745.
- [8] «Extraction of Bearing Fault Transients from a Strong Continuous Signal Via DWPA Multiple Hand-Pass Filtering», pag. 11.
- [9] S. Prabhakar, A. R. Mohanty, e A. S. Sekhar, «Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearing race faults», *Tribol. Int.*, vol. 35, n. 12, pagg. 793–800, dic. 2002, doi: 10.1016/S0301-679X(02)00063-4.

- [10] G. Y. Luo, D. Osypiw, e M. Irle, «On-Line Vibration Analysis with Fast Continuous Wavelet Algorithm for Condition Monitoring of Bearing», J. Vib. Control, vol. 9, n. 8, pagg. 931–947, ago. 2003, doi: 10.1177/10775463030098002.
- [11] W.-X. Yang e X.-M. Ren, «Detecting Impulses in Mechanical Signals by Wavelets», EURASIP J. Adv. Signal Process., vol. 2004, n. 8, pag. 946162, dic. 2004, doi: 10.1155/S1110865704311091.
- [12] Z. K. Peng, P. W. Tse, e F. L. Chu, «A comparison study of improved Hilbert– Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 19, n. 5, pagg. 974–988, set. 2005, doi: 10.1016/j.ymssp.2004.01.006.
- [13] R. Yan e R. X. Gao, «An efficient approach to machine health diagnosis based on harmonic wavelet packet transform», *Robot. Comput.-Integr. Manuf.*, vol. 21, n. 4–5, pagg. 291–301, ago. 2005, doi: 10.1016/j.rcim.2004.10.005.
- [14] R. Rubini e U. Meneghetti, «APPLICATION OF THE ENVELOPE AND WA-VELET TRANSFORM ANALYSES FOR THE DIAGNOSIS OF INCIPIENT FAULTS IN BALL BEARINGS», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 15, n. 2, pagg. 287–302, mar. 2001, doi: 10.1006/mssp.2000.1330.
- [15] M. Kedadouche, M. Thomas, e A. Tahan, «A comparative study between Empirical Wavelet Transforms and Empirical Mode Decomposition Methods: Application to bearing defect diagnosis», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 81, pagg. 88– 107, dic. 2016, doi: 10.1016/j.ymssp.2016.02.049.
- [16] A. C. Jahagirdar, S. Mohanty, e K. K. Gupta, «Bearing fault analysis using kurtosis and wavelet based multi-scale PCA», *Vibroengineering PROCEDIA*, vol. 22, pagg. 36–40, mar. 2019, doi: 10.21595/vp.2019.20560.
- [17] B. H. Chen, X. Z. Wang, S. H. Yang, e C. McGreavy, «Application of wavelets and neural networks to diagnostic system development, 1, feature extraction», *Comput. Chem. Eng.*, vol. 23, n. 7, pagg. 899–906, lug. 1999, doi: 10.1016/S0098-1354(99)00258-6.
- [18] J. Lin e L. Qu, «FEATURE EXTRACTION BASED ON MORLET WAVELET AND ITS APPLICATION FOR MECHANICAL FAULT DIAGNOSIS», J. Sound Vib., vol. 234, n. 1, pagg. 135–148, giu. 2000, doi: 10.1006/jsvi.2000.2864.
- [19] Bao Liu, S.-F. Ling, e Qingfeng Meng, «Machinery Diagnosis Based on Wavelet Packets», J. Vib. Control, vol. 3, n. 1, pagg. 5–17, gen. 1997, doi: 10.1177/107754639700300102.
- [20] J. Altmann e J. Mathew, «MULTIPLE BAND-PASS AUTOREGRESSIVE DE-MODULATION FOR ROLLING-ELEMENT BEARING FAULT DIAGNO-SIS», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 15, n. 5, pagg. 963–977, set. 2001, doi: 10.1006/mssp.2001.1410.

- [21] G. G. Yen, «Wavelet Packet Feature Extraction for Vibration Monitoring», *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 47, n. 3, pag. 18, 2000.
- [22] V. Purushotham, S. Narayanan, e S. A. N. Prasad, «Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition», NDT E Int., vol. 38, n. 8, pagg. 654–664, dic. 2005, doi: 10.1016/j.ndteint.2005.04.003.
- [23] J. Rafiee, M. A. Rafiee, e P. W. Tse, «Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis», *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, n. 6, pagg. 4568–4579, giu. 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2009.12.051.
- [24] D.-M. Yang, «Induction Motor Bearing Fault Detection with Non-stationary Signal Analysis», in *Mechatronics*, 2007 IEEE International Conference on, Kumamoto University, mag. 2007, pagg. 1–6. doi: 10.1109/ICMECH.2007.4279981.
- [25] Y. Feng e F. S. Schlindwein, «Normalized wavelet packets quantifiers for condition monitoring», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 23, n. 3, pagg. 712–723, apr. 2009, doi: 10.1016/j.ymssp.2008.07.002.
- [26] G. K. Singh e S. A. S. Al Kazzaz, «Isolation and identification of dry bearing faults in induction machine using wavelet transform», *Tribol. Int.*, vol. 42, n. 6, pagg. 849–861, giu. 2009, doi: 10.1016/j.triboint.2008.11.008.
- [27] J. Chebil, G. Noel, M. Mesbah, e M. Deriche, «Wavelet Decomposition for the Detection and Diagnosis of Faults in Rolling Element Bearings», vol. 3, n. 4, pag. 8, 2009.
- [28] W. Su, F. Wang, H. Zhu, Z. Zhang, e Z. Guo, «Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 24, n. 5, pagg. 1458–1472, lug. 2010, doi: 10.1016/j.ymssp.2009.11.011.
- [29] K. M. Bhavaraju, P. K. Kankar, S. C. Sharma, e S. P. Harsha, «Classification by Artificial Neural Networks and Self-Organizing Maps using Wavelets», *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 2, pag. 9, 2010.
- [30] P. K. Kankar, S. C. Sharma, e S. P. Harsha, «Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet transform», *Neurocomputing*, vol. 74, n. 10, pagg. 1638–1645, mag. 2011, doi: 10.1016/j.neucom.2011.01.021.
- [31] C. Rajeswari, B. Sathiyabhama, S. Devendiran, e K. Manivannan, «Bearing Fault Diagnosis using Wavelet Packet Transform, Hybrid PSO and Support Vector Machine», *Procedia Eng.*, vol. 97, pagg. 1772–1783, 2014, doi: 10.1016/j.proeng.2014.12.329.
- [32] R. Ziani, H. Mahgoun, S. Fedala, e A. Felkaoui, «Feature Selection Scheme Based on Pareto Method for Gearbox Fault Diagnosis», in *Rotating Machinery and Signal Processing*, vol. 12, A. Felkaoui, F. Chaari, e M. Haddar, A c. di Cham: Springer International Publishing, 2019, pagg. 1–15. doi: 10.1007/978-3-319-96181-1_1.

- [33] R. Nishat Toma e J.-M. Kim, «Bearing Fault Classification of Induction Motors Using Discrete Wavelet Transform and Ensemble Machine Learning Algorithms», *Appl. Sci.*, vol. 10, n. 15, pag. 5251, lug. 2020, doi: 10.3390/app10155251.
- [34] T. B. Littler e D. J. Morrow, «Wavelets for the analysis and compression of power system disturbances», *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 14, n. 2, pagg. 358–364, apr. 1999, doi: 10.1109/61.754074.
- [35] A. Djebala, N. Ouelaa, e N. Hamzaoui, «Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis», *Meccanica*, vol. 43, n. 3, pagg. 339–348, giu. 2008, doi: 10.1007/s11012-007-9098-y.
- [36] A. Boulenger e C. Pachaud, *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*. Paris: Dunod, 1998.
- [37] C. Pachaud, R. Salvetat, e C. Fray, «CREST FACTOR AND KURTOSIS CON-TRIBUTIONS TO IDENTIFY DEFECTS INDUCING PERIODICAL IMPUL-SIVE FORCES», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 11, n. 6, pagg. 903–916, nov. 1997, doi: 10.1006/mssp.1997.0115.
- [38] B. Sreejith, A. K. Verma, e A. Srividya, «Comparison of Morlet wavelet filter for defect diagnosis of bearings», in 2010 2nd International Conference on Reliability, Safety and Hazard - Risk-Based Technologies and Physics-of-Failure Methods (ICRESH), Mumbai, India, dic. 2010, pagg. 406–411. doi: 10.1109/ICRESH.2010.5779584.
- [39] X. Wang, Y. Zi, e Z. He, «Multiwavelet denoising with improved neighboring coefficients for application on rolling bearing fault diagnosis», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, n. 1, pagg. 285–304, gen. 2011, doi: 10.1016/j.ymssp.2010.03.010.
- [40] M. S. Sadooghi e S. Esmaeilzadeh Khadem, «A new performance evaluation scheme for jet engine vibration signal denoising», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 76–77, pagg. 201–212, ago. 2016, doi: 10.1016/j.ymssp.2016.01.019.
- [41] J. Li, Y. Li, Y. Li, e Z. Qian, «Downhole microseismic signal denoising via empirical wavelet transform and adaptive thresholding», *J. Geophys. Eng.*, vol. 15, n. 6, pagg. 2469–2480, dic. 2018, doi: 10.1088/1742-2140/aacf63.
- [42] S. N. Chegini, A. Bagheri, e F. Najafi, «Application of a new EWT-based denoising technique in bearing fault diagnosis», *Measurement*, vol. 144, pagg. 275–297, ott. 2019, doi: 10.1016/j.measurement.2019.05.049.
- [43] L. Sun, S. Zhao, Y. Shen, J. Wang, e J. Gao, «A performance improved ACFM-TMR detection system with tradeoff denoising algorithm», *J. Magn. Magn. Mater.*, vol. 527, pag. 167756, giu. 2021, doi: 10.1016/j.jmmm.2021.167756.
- [44] R. B. Randall, «VIBRATION-BASED CONDITION MONITORING», *SPH P*, pag. 298, 2010.

- [45] B. Al-Najjar e I. Alsyouf, «Enhancing a company's profitability and competitiveness using integrated vibration-based maintenance: A case study», *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 157, n. 3, pagg. 643–657, set. 2004, doi: 10.1016/S0377-2217(03)00258-3.
- [46] P. Gupta e M. K. Pradhan, «Fault detection analysis in rolling element bearing: A review», *Mater. Today Proc.*, vol. 4, n. 2, pagg. 2085–2094, 2017, doi: 10.1016/j.matpr.2017.02.054.
- [47] S. A. McInerny e Y. Dai, "Basic vibration signal processing for bearing fault detection", *IEEE Trans. Educ.*, vol. 46, n. 1, pagg. 149–156, feb. 2003, doi: 10.1109/TE.2002.808234.
- [48] D. Goyal, A. Choudhary, B. S. Pabla, e S. S. Dhami, «Support vector machines based non-contact fault diagnosis system for bearings», *J. Intell. Manuf.*, vol. 31, n. 5, pagg. 1275–1289, giu. 2020, doi: 10.1007/s10845-019-01511-x.
- [49] D. Goyal, Vanraj, B. S. Pabla, e S. S. Dhami, «Condition Monitoring Parameters for Fault Diagnosis of Fixed Axis Gearbox: A Review», Arch. Comput. Methods Eng., vol. 24, n. 3, pagg. 543–556, lug. 2017, doi: 10.1007/s11831-016-9176-1.
- [50] D. Gradolewski e G. Redlarski, «Wavelet-based denoising method for real phonocardiography signal recorded by mobile devices in noisy environment», *Comput. Biol. Med.*, vol. 52, pagg. 119–129, set. 2014, doi: 10.1016/j.compbiomed.2014.06.011.
- [51] I. Daubechies, *Ten lectures on wavelets*. Philadelphia, Pa: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [52] S. Kulkarni e S. B. Wadkar, «Experimental Investigation for Distributed Defects in Ball Bearing Using Vibration Signature Analysis», *Procedia Eng.*, vol. 144, pagg. 781–789, 2016, doi: 10.1016/j.proeng.2016.05.086.
- [53] R. B. Randall e J. Antoni, «Rolling element bearing diagnostics—A tutorial», Mech. Syst. Signal Process., vol. 25, n. 2, pagg. 485–520, feb. 2011, doi: 10.1016/j.ymssp.2010.07.017.
- [54] P. D. McFadden e J. D. Smith, «Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing», J. Sound Vib., vol. 96, n. 1, pagg. 69–82, set. 1984, doi: 10.1016/0022-460X(84)90595-9.
- [55] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau, e D. Glard, «Wave propagation and sampling theory—Part I: Complex signal and scattering in multilayered media», *GEOPHY-SICS*, vol. 47, n. 2, pagg. 203–221, feb. 1982, doi: 10.1190/1.1441328.
- [56] J. Morlet, «Sampling Theory and Wave Propagation», in *Issues in Acoustic Signal* — *Image Processing and Recognition*, C. H. Chen, A c. di Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1983, pagg. 233–261. doi: 10.1007/978-3-642-82002-1_12.

- [57] A. Grossmann e J. Morlet, «Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape», *SIAM J. Math. Anal.*, vol. 15, n. 4, pagg. 723– 736, lug. 1984, doi: 10.1137/0515056.
- [58] R. Stojanovic, S. Knezevic, D. Karadaglic, e G. Devedzic, «Optimization and implementation of the wavelet based algorithms for embedded biomedical signal processing», *Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 10, n. 1, pagg. 503–523, 2013, doi: 10.2298/CSIS120517013S.
- [59] S. G. Mallat, «A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, n. 7, pagg. 674–693, lug. 1989, doi: 10.1109/34.192463.
- [60] A. Tabrizi, L. Garibaldi, A. Fasana, e S. Marchesiello, «Early damage detection of roller bearings using wavelet packet decomposition, ensemble empirical mode decomposition and support vector machine», *Meccanica*, vol. 50, n. 3, pagg. 865– 874, mar. 2015, doi: 10.1007/s11012-014-9968-z.
- [61] W. A. Smith e R. B. Randall, «Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 64–65, pagg. 100–131, dic. 2015, doi: 10.1016/j.ymssp.2015.04.021.
- [62] D. L. Donoho e I. M. Johnstone, «Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data», in *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Baltimore, MD, USA, 1994, pagg. A24–A25. doi: 10.1109/IEMBS.1994.412133.
- [63] D. L. Donoho, «De-noising by soft-thresholding», *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 41, n. 3, pagg. 613–627, mag. 1995, doi: 10.1109/18.382009.
- [64] D. L. Donoho e I. M. Johnstone, «Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage», J. Am. Stat. Assoc., vol. 90, n. 432, pagg. 1200–1224, dic. 1995, doi: 10.1080/01621459.1995.10476626.
- [65] P. Karthikeyan, M. Murugappan, School of Mechatronics Engg Universiti Malaysia Perlis, Malaysia, S. Yaacob, e School of Mechatronics Engg Universiti Malaysia Perlis, Malaysia, «ECG Signal Denoising Using Wavelet Thresholding Techniques in Human Stress Assessment», *Int. J. Electr. Eng. Inform.*, vol. 4, n. 2, pagg. 306–319, giu. 2012, doi: 10.15676/ijeei.2012.4.2.9.
- [66] N. Verma e A. K. Verma, «PERFORMANCE ANALYSIS OF WAVELET THRE-SHOLDING METHODS IN DENOISING OF AUDIO SIGNALS OF SOME IN-DIAN MUSICAL INSTRUMENTS», *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 4, pag. 6, 2012.
- [67] L. Birgé e P. Massart, «Gaussian model selection», J. Eur. Math. Soc., vol. 3, n. 3, pagg. 203–268, ago. 2001, doi: 10.1007/s100970100031.

- [68] P. Arora e M. Bansal, «Comparative Analysis of Advanced Thresholding Methods for Speech-Signal Denoising», *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 59, n. 16, pagg. 28–32, dic. 2012, doi: 10.5120/9634-4373.
- [69] L. Jing-yi, L. Hong, Y. Dong, e Z. Yan-sheng, «A New Wavelet Threshold Function and Denoising Application», *Math. Probl. Eng.*, vol. 2016, pagg. 1–8, 2016, doi: 10.1155/2016/3195492.
- [70] J. Fan, C. Fu, H. Yin, Y. Wang, e Q. Jiang, «Power transformer condition assessment based on online monitor with SOFC chromatographic detector», *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 118, pag. 105805, giu. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105805.
- [71] M. S. Sadooghi e S. Esmaeilzadeh Khadem, «Improving one class support vector machine novelty detection scheme using nonlinear features», *Pattern Recognit.*, vol. 83, pagg. 14–33, nov. 2018, doi: 10.1016/j.patcog.2018.05.002.
- [72] Q. Gu, Z. Li, e J. Han, «Generalized Fisher Score for Feature Selection», pag. 8.
- [73] K. H. Kramp, M. J. van Det, N. J. G. M. Veeger, e J.-P. E. N. Pierie, «The Pareto Analysis for Establishing Content Criteria in Surgical Training», *J. Surg. Educ.*, vol. 73, n. 5, pagg. 892–901, set. 2016, doi: 10.1016/j.jsurg.2016.04.010.
- [74] Case Western Reserve University Data Center. URL: https://engineering.case. edu/bearingdatacenter