

UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione



TESI DI LAUREA
IN
INGEGNERIA INFORMATICA E DELL'AUTOMAZIONE

Analisi e Sviluppo di un Sistema di Manutenzione Predittiva per Robot Cartesiano

Relatore:

Andrea Bonci

Laureando:

Giacomo Nabissi

Matricola:

1081063

Anno scolastico 2018/2019

Analisi e Sviluppo di un sistema di Manutenzione Predittiva per Robot Cartesiano

Sommario

La manutenzione predittiva (PdM) è una delle tecnologie abilitanti della futura Industria 4.0. Le fabbriche del futuro, adottano un ambiente altamente automatizzato e interconnesso in cui la rilevazione predittiva dei guasti avrà un ruolo essenziale per garantire operazioni industriali efficienti e affidabili. Grazie alla loro elevata efficienza e al loro costo ridotto, i robot cartesiani (CRs) rappresentano uno dei sistemi di automazione ampiamente utilizzati nell'industria. I loro movimenti e l'efficienza dipendono dal sistema di trasmissione e dal suo degradamento. Tuttavia non molto è stato fatto in termini di PdM per questi robot e pochissimi lavori cercano di affrontare queste problematiche. Per questo robot, diversi tipi di guasti sono attribuibili al sistema di trasmissione. Questo lavoro descrive l'effetto causato dalla degradazione del sistema di trasmissione sull'attuazione elettrica del robot secondo la teoria MCSA (Motor Current Signature Analysis). Questa analisi propone l'utilizzo di diversi strumenti, conosciuti già in altre discipline per scopi diversi, per dedurre le caratteristiche della condizione difettosa. Monitorando la corrente del motore del CR, dopo un pre-processing del segnale, verrà accuratamente definito un adeguato indice di guasto con il fine di rilevare lo stato di funzionalità del sistema di trasmissione. I risultati ottenuti sono incoraggianti rispetto alla classica analisi spettrale. Il monitoraggio e l'analisi sono stati estesi allo stato transitorio. Tutti i test di rilevamento dei guasti sono stati effettuati direttamente sull'azionamento elettrico montato su un CR industriale reale.

Analysis and Development of a Predictive Maintenance System for Cartesian robot

Abstract

Predictive Maintenance (PdM) is one of the key enabling technologies in Industry 4.0. The Factories of the Future will adopt highly automated and interconnected environment where predictive fault detection will have an essential role to ensure efficient and reliable industrial operations. Due to their high efficiency and their low cost Cartesian Robots (CRs) represent one of the widely used automation systems in industry. Their movements and efficiency depends on transmission system and its degradation. However not much has been done in terms of PdM for these robots and very few works tries to deal with this problems. Different failures for those kind of robots are attributable to the transmission system. This work details the effect, caused by the degradation of the transmission system on the robot electrical actuation according to Motor Current Signature Analysis (MCSA) theory. This analysis proposes the use of different tools, already known in other disciplines for different purposes, to infer features of the faulty condition. By monitoring the motor current of the CR, after a signal preprocessing, a proper fault index have been investigated in order to detect the functionality state of the transmission system. The results obtained are encouraging compared to classic spectral analysis. The monitoring and analysis have also been extended to the transient state. All the fault detection tests have been carried out directly on the electric drive mounted on a real industrial CR.

Ringraziamenti

Vorrei ringraziare il prof. Bonci, relatore di questa tesi di laurea, oltre che per l'aiuto fornitomi in tutti questi anni, per la sua disponibilità e precisione dimostratemi durante tutto il periodo di tirocinio e stesura della tesi.

Ringrazio Betta, per il suo costante supporto e per la sua indispensabile presenza.

Ringrazio la mia famiglia, mio padre, mia madre e mia sorella, sperando di renderli orgogliosi di questo risultato tanto atteso.

Indice

SOMMARIO	II
ABSTRACT	III
RINGRAZIAMENTI	IV
1. INTRODUZIONE	1
1.1. OBIETTIVI DEL LAVORO.....	1
2. INTRODUZIONE ALLA MANUTENZIONE	3
2.1. MISSIONE DELLA MANUTENZIONE	3
2.1.1. <i>Terminologia per la Diagnosi</i>	3
2.1.2. <i>Ottimizzazione della disponibilità (availability)</i>	4
2.1.3. <i>Ottimizzazione delle condizioni di operazione</i>	4
2.1.4. <i>Massimizzazione dell'utilizzo delle risorse di prevenzione</i>	4
2.1.5. <i>Ottimizzazione del tempo di vita dei componenti</i>	4
2.1.6. <i>Minimizzare l'inventario dei pezzi di ricambio</i>	5
2.1.7. <i>Migliorare la capacità di reagire rapidamente</i>	5
2.2. TIPI DI MANUTENZIONE	5
3. CONDITION BASED MAINTENANCE - STATO DELL'ARTE	8
3.1. LA MANUTENZIONE PREDITTIVA	9
3.1.1. <i>Differenze tra PdM & CBM</i>	9
3.1.2. <i>Realizzazione di un sistema PdM</i>	10
3.2. PROGNOSIS PREDICTION & FAULT DIAGNOSIS	11
3.2.1. <i>Modelli Fisici</i>	12
3.2.2. <i>Modelli Knowledge-based</i>	13
3.2.3. <i>Modelli Data-driven</i>	13
3.2.4. <i>Modelli combinati</i>	14
3.3. MANUTENZIONE PREDITTIVA (PdM) MEDIANTE ANALISI DI SEGNALI ELETTRICI.....	14
3.3.1. <i>Failures comuni nei motori trifase</i>	16
3.3.2. <i>Panoramica sull'analisi di segnali elettrici</i>	16
4. MOTOR CURRENT SIGNATURE ANALYSIS - MCSA	17
4.1. FIRMA DEL GUASTO.....	18
4.2. MCSA DI MOTORI BRUSHLESS A MAGNETI PERMANENTI – PMSM.....	23
4.1.1. <i>Equazioni elettriche di statore</i>	25
4.3. VALUTAZIONE DELL'ANALISI MCSA APPLICATA A SEGNALI NON-STAZIONARI.....	27
5. CASO DI STUDIO	31
5.1. CINGHIE DENTATE.....	36
5.1.1. <i>Calcolo pretensionamento</i>	38
5.2. IPOTESI DI PARTENZA PER L'IMPLEMENTAZIONE DI UN SISTEMA DI PDM.....	39
6. PREPROCESSING	41
6.1. <i>Trasformata di Hilbert</i>	44
6.1.1. <i>Filtro di Hilbert</i>	44
6.1.2. <i>Segnale Analitico</i>	45
6.1.3. <i>Applicazioni</i>	46
7. WAVELET	47
7.1. DALL'ANALISI DI FOURIER ALLA TRASFORMATA WAVELET	47

7.1.1. <i>La Trasformata di Fourier</i>	47
7.1.2. <i>La Short Time Fourier Transform</i>	50
7.2. LA TRASFORMATA WAVELET CONTINUA.....	54
7.3. DALL'ANALISI WAVELET CONTINUA A QUELLA DISCRETA	55
7.4. ANALISI MULTIRISOLUZIONE (MULTI RESOLUTION ANALYSIS – MRA).....	57
7.5. ANALISI MRA E DIAGNOSI.....	59
7.6. IMPLEMENTAZIONE VIA SOFTWARE DELLA WAVELET DECOMPOSITION	59
7.6.1. <i>Estrazione delle Features</i>	61
8. ANALISI DEI DATI	65
8.1. METODO DI RACCOLTA DATI	65
8.2. ALGORITMO DI ANALISI DEI DATI	70
8.3. RISULTATI	76
8.3.1. <i>Indici</i>	77
8.3.2. <i>Algoritmo di classificazione</i>	79
9. CONCLUSIONI	80
BIBLIOGRAFIA	83

1. Introduzione

Il presente lavoro ha riguardato l'opportunità di lavorare su un argomento che sta prendendo diventando sempre più rilevante per applicazioni nel campo della Industria 4.0, la Manutenzione Predittiva. Nel campo ingegneristico si è parlato ampiamente di questa tematica, e molti sembrano essere ancora gli scettici a riguardo. Nonostante questo, spingersi in questa direzione è nell'interesse di tutte le più grandi aziende mondiali, se pur attualmente i risultati ottenuti, spesso, impiegano tempo per diventare effettive implementazioni a causa dei costi eccessivi per la realizzazione.

Lo studio affrontato in questa tesi è stato realizzato direttamente in ambito industriale in concomitanza con svariate azioni di ricerca e di Analisi dei Dati, effettuate presso l'Università Politecnica delle Marche. La sua effettiva validità è stata testata direttamente su un robot cartesiano largamente utilizzato in ambito aziendale.

1.1. obiettivi del lavoro

Lo scopo principale di questa tesi ha riguardato la realizzazione di un preliminare sistema di Manutenzione Predittiva per un Robot Cartesiano di cui non si avevano conoscenze a priori. Il robot è un prototipo messo a disposizione ai fini di ricerca, dall'azienda marchigiana Campetella Robotic Center.

Una volta individuati i metodi di Manutenzione Predittiva più comuni nella letteratura scientifica attuale, si è effettuata una prima analisi del robot e una classificazione dei principali guasti (faults) maggiormente riscontrabili dai loro produttori e su macchinari simili. A seguito di un'analisi approfondita delle tecniche più efficaci in termini di manutenzione predittiva [1] si è immediatamente intuito che il metodo MCSA (Motor Current Signature Analysis) poteva essere uno strumento utile per valutare lo stato effettivo del macchinario, senza azioni intrusive sullo stesso [2]. Questo perché, essendo il Robot Cartesiano un sistema dotato di trasmissione a cinghie, i fault comuni di tipo meccanico sembrano mapparsi direttamente sul segnale di corrente assorbita dal motore, il quale garantisce il corretto movimento del robot. Diversi lavori utilizzano il medesimo

metodo ai fini del Fault Detection [3,4], ovvero per l'identificazione del fault una volta avvenuto ai fini di una più rapida analisi del guasto del macchinario. L'innovatività introdotta in questa tesi è proprio l'utilizzo di queste tecniche per fini differenti, ovvero per dell'identificazione di uno stato comportamentale del sistema che sia in grado di capire se le condizioni di lavoro attuali del robot sono classificabili in almeno tre condizioni riassumibili in stato di salute ("healty") o piuttosto stato di avvicinamento ad uno stato di cattiva salute ("unhealty") che potrebbe successivamente portare il sistema in future situazioni di stato di guasto ("failures"), con probabile conseguente stop dell'attività produttiva (Prognosis Prediction).

Nei capitoli 2 e 3 successivi verrà analizzato il posizionamento del presente lavoro rispetto alla letteratura classica; il capitolo 4 introdurrà il metodo MCSA e le eventuali varianti introdotte e/o utilizzate nello studio della presente tesi. Nel capitolo 5 verrà presentato il caso di studio e verrà delineato il percorso di analisi seguito nella prima fase di studio. Il capitolo 6 descriverà la fase del pre-processing del segnale e approfondirà le modalità di deduzione e sfruttamento del contenuto informativo del segnale acquisito in base alle necessità. Il capitolo 7 sarà dedicato alla trattazione teorica delle tecniche Wavelet si focalizzerà sul loro utilizzo ai fini dell'analisi multi-risoluzione. L'analisi dei dati e la presentazione dei risultati saranno descritte nel capitolo 8, infine le conclusioni del documento e i futuri lavori di indagine saranno riassunti nel capitolo 9.

2. Introduzione alla Manutenzione

2.1. Missione della manutenzione

Contrariamente a ciò che pensa l'opinione pubblica, spesso, il ruolo della Manutenzione non è quello di "aggiustare" i guasti in tempi record, quanto piuttosto di prevenire tutte le perdite di risorse che possono dipendere da problemi sistematici o dalle singole attrezzature [5].

La missione principale può essere suddivisa in questi sei punti:

- Ottimizzazione della disponibilità (availability)
- Ottimizzazione delle condizioni di operazione
- Massimizzazione dell'utilizzo delle risorse di prevenzione
- Ottimizzazione del tempo di vita dei componenti
- Minimizzazione dell'inventario dei pezzi di ricambio
- Miglioramento della capacità di reagire rapidamente

2.1.1. Terminologia per la Diagnosi

Di seguito vengono elencate alcune definizioni utili per una più rapida comprensione del testo [6]:

- ***Fault (guasto):*** una deviazione non permessa di almeno una proprietà caratteristica (feature) del sistema dalla condizione accettabile/usuale/tipica.
- ***Failure (fallimento/rottura):*** interruzione permanente della capacità di un sistema di svolgere una funzione richiesta sotto specifiche condizioni operative.
- ***Malfunction (disfunzione):*** un'irregolarità intermittente nel soddisfacimento di una funzione desiderata del sistema.
- ***Reliability (affidabilità):*** capacità di un sistema di realizzare una funzione richiesta sotto specifiche condizioni, rispettando un determinato obiettivo e all'interno di un dato periodo di tempo.

- *Availability (disponibilità): probabilità che un sistema o dispositivo operi in maniera soddisfacente ed efficiente in un qualunque istante di tempo.*

2.1.2. Ottimizzazione della disponibilità (availability)

La capacità produttiva di un impianto è in parte determinata dalla disponibilità (availability) del sistema di produzione e delle sue attrezzature ausiliarie. La funzione principale dell'organizzazione che si occupa della manutenzione è garantire che tutti i macchinari, le attrezzature e i sistemi all'interno dell'impianto siano sempre disponibili, connessi (online) e in buone condizioni operative.

2.1.3. Ottimizzazione delle condizioni di operazione

L'availability dei macchinari di processo critici non è sufficiente a garantire prestazioni dell'impianto accettabili. L'organizzazione di manutenzione deve assicurare la manutenzione di tutti i macchinari di fabbricazione diretti e indiretti, di attrezzature e sistemi in modo che siano continuamente in condizioni operative ottimali. Anche piccoli problemi, non importa quanto minimi, possono causare scarsa qualità del prodotto, riduzione delle velocità di produzione o altri fattori che limitano nel complesso prestazione dell'impianto.

2.1.4. Massimizzazione dell'utilizzo delle risorse di prevenzione

L'organizzazione di manutenzione controlla una parte sostanziale del budget operativo totale, nella maggior parte degli impianti. Oltre ad una percentuale apprezzabile del budget totale per la manodopera, il responsabile della manutenzione controlla spesso l'inventario delle parti di ricambio, ne autorizza l'uso per lavori a contratto esterno o si occupa della sostituzione delle attrezzature. Pertanto, uno degli obiettivi dell'organizzazione di manutenzione dovrebbe essere saper fare un efficace uso di queste risorse.

2.1.5. Ottimizzazione del tempo di vita dei componenti

Un modo per ridurre i costi di manutenzione è estendere il tempo di vita utile delle attrezzature dell'impianto. L'organizzazione di manutenzione dovrebbe implementare programmi che aumenteranno il tempo di vita utile di tutti i beni dell'impianto.

2.1.6. Minimizzare l'inventario dei pezzi di ricambio

La riduzione dell'inventario delle parti di ricambio dovrebbe essere uno degli obiettivi principali dell'organizzazione di manutenzione; tuttavia, la riduzione non può compromettere la loro capacità di raggiungere i primi quattro obiettivi. Con le tecnologie di manutenzione predittiva disponibili oggi, la manutenzione può anticipare la necessità di attrezzature specifiche o parti di esse, con margini temporali sufficienti a garantirne il loro acquisto.

2.1.7. Migliorare la capacità di reagire rapidamente

Tutti i fallimenti catastrofici non possono essere evitati; quindi, l'organizzazione di manutenzione deve essere solamente in grado di reagire rapidamente al fallimento imprevisto.

2.2. Tipi di Manutenzione

Ci sono tre tipi di Manutenzione e tre altrettante sotto categorie per quanto riguarda la manutenzione preventiva, come riportato in fig. 2.1.

Solitamente vengono utilizzati i termini in inglese per riferirsi a determinate tecniche o categorie, anche in questa tesi i nomi originali [5,7] non verranno tradotti.

- Miglioramenti dovuti alla Manutenzione (Maintenance Improvement)
- Manutenzione Correttiva (Corrective)
- Manutenzione Preventiva (Preventive):
 1. Reattiva (Reactive)
 2. Monitoraggio delle condizioni (Condition Monitoring)
 3. In programma (Scheduled)

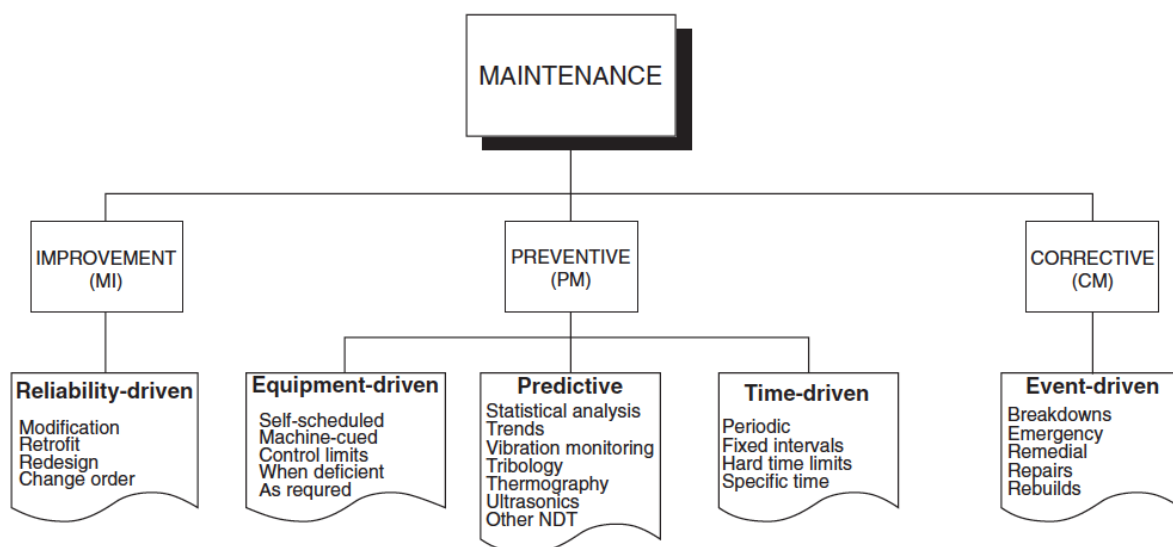


Fig. 2.1. Struttura della Manutenzione

Maintenance Improvement

I miglioramenti (Improvements) manutentivi sono quei “gesti” utili per ridurre o eliminare la necessità di manutenzione. Ai fini della Reliability, sforzi ingegneristici dovrebbero essere rivolti all’eliminazione di guasti che richiedono appunto manutenzione. Questa è un’opportunità per prevenire o anticipare invece di reagire. Ad esempio, molti guasti alle apparecchiature si verificano nei cuscinetti che si trovano in luoghi bui, sporchi, inaccessibili. L’oliatore spesso non lubrifica i cuscinetti inaccessibili, così come a volte anche quelli che sono facili da raggiungere. Questa è una tendenza naturale, ma il bisogno della lubrificazione potrebbe essere ridotto usando cuscinetti a lunga durata lubrificati permanentemente. Se non è pratico, potrebbe essere installato almeno un oliatore automatico, ecc.

Corrective Maintenance

La manutenzione correttiva si occupa di tutte quelle azioni legate a emergenza, riparazioni non programmate, ecc. Al momento nelle industrie la maggior parte della manutenzione è correttiva. Le riparazioni saranno sempre necessarie, ma un miglioramento della manutenzione e della Preventive Maintenance, tuttavia, può ridurre la necessità di correzioni di emergenza.

Quando il problema è ovvio, può essere corretto facilmente, mentre guasti (failures) intermittenti e difetti nascosti richiedono invece più tempo, ma con la diagnostica, le cause possono essere isolate e poi corrette. Dal punto di vista della Manutenzione Preventiva, i problemi e le cause che terminano in failures forniscono i targets per l'eliminazione mediante una manutenzione preventiva praticabile. La sfida è individuare i problemi imminenti prima che conducano a failures totali e correggere i difetti al minor costo possibile.

Preventive Maintenance

Come suggerisce il nome, le attività di manutenzione preventiva hanno lo scopo di prevenire tempi di inattività non programmati e danni prematuri alle apparecchiature che comporterebbero attività correttive o di riparazione. Questo approccio di gestione della manutenzione è prevalentemente pianificato in base al tempo, come la lubrificazione e le regolazioni che sono progettate per mantenere livelli accettabili di Reliability e Availability.

Reactive Maintenance La manutenzione reattiva viene eseguita, fondamentalmente, quando l'attrezzatura ne ha bisogno. È necessaria un'ispezione basata sui sensi umani o su strumenti, con soglie stabilite per indicare quando iniziano i potenziali problemi. Le decisioni umane sono necessarie per stabilire gli standard in anticipo, in modo che l'ispezione o il rilevamento automatico possano determinare quando il limite di soglia è stato superato. Ovviamente, un deterioramento relativamente lento prima è rilevabile dal monitoraggio di determinate condizioni (Condition Monitoring), mentre se il deterioramento è rapido poco si può fare per evitarlo, un modello catastrofico dei guasti (failures) non può essere sviluppato.

Time-Based Maintenance or Scheduled Le attività di manutenzione preventiva programmata, cioè ad intervallo fisso dovrebbero generalmente essere utilizzate solo se è possibile ridurre i guasti che non possono essere rilevati in anticipo o se sono dettate dai requisiti di produzione. Questo tipo di manutenzione solitamente non è complessa, non richiede specializzazione e può essere eseguita dagli operatori stessi dopo l'addestramento di base.

Condition Based Maintenance (CBM) Questo tipo di manutenzione di solito si attiva al seguito di un monitoraggio di determinate condizioni (Condition Monitoring) anziché far passare un intervallo di tempo pre-determinato. La statistica e la teoria della probabilità sono la base per il Condition Monitoring, difatti tecniche di questo tipo solitamente vengono utilizzate per definire dei limiti o analizzare i dati. Rilevare un trend attraverso l'analisi dei dati spesso è utile se poi si cercano di legare i dati alle cause di fallimento e in questo caso azioni preventive aiutano ad evitare futuri fallimenti. Lo strumento principale utilizzato in quando si parla di CBM è la Manutenzione Predittiva (PdM). Gli obiettivi principali della PdM sono determinare in anticipo la necessità di servizi di manutenzione, eliminare lo smontaggio non necessario per l'ispezione e aumentare l'availability delle apparecchiature; essa si occupa di raccogliere e riportare informazioni (Condition) basate su determinati valori noti (features) di apparecchiature. Alcuni esempi possono essere: raccolta della temperatura attraverso la termografia, analisi delle vibrazioni mediante l'uso di accelerometri e analisi della qualità dell'olio nei laboratori, ecc.

La semplice idea di base è che, con il monitoraggio costante, è possibile intervenire sull'attrezzatura non appena vengono rilevate le variazioni, al fine di correggere le deviazioni prima che l'apparecchiatura si rompa. Questo tipo di manutenzione richiede una conoscenza tecnica avanzata del team che si occupa della progettazione del sistema di manutenzione, ed è solitamente progettata da società specializzate in ciascun segmento.

Nel prossimo capitolo ci addentreremo nelle tematiche della CBM e tratteremo nello specifico il suo strumento principale ovvero la PdM.

3. Condition Based Maintenance - stato dell'arte

La Condition-Based Maintenance (CBM), secondo la Guida Professionale alla terminologia di manutenzione e affidabilità [8], è definita come *“La direzione delle azioni di manutenzione basata su indicazioni di salute delle risorse, la quale viene determinata dalla misurazione non invasiva degli indicatori di funzionamento e di condizione. La CBM consente perciò di ottimizzare le azioni preventive e correttive, evitando il tradizionale calendario di programmazione delle stesse.”*

In altri termini la CBM è una strategia decisionale basata su una diagnosi real-time delle rotture (failures) imminenti e su una prognosi della futura salute delle varie attrezzature. La decisione di eseguire una manutenzione viene raggiunta grazie ad una costante osservazione delle “condizioni” del sistema e dei suoi componenti. La condizione del sistema viene quantificata grazie ai dati ottenuti dai vari sensori montati a bordo del macchinario in esame. La CBM perciò, è un procedimento proattivo che richiede lo sviluppo di un modello predittivo in grado di dare un segnale di avvio ad allarmi per la corrispondente manutenzione [9].

3.1. La Manutenzione Predittiva

La Manutenzione Predittiva (Predictive Maintenance-PdM) è una strategia di mantenimento per le attrezzature, solitamente basata sulla misura della “condizione” degli stessi, stimando quanto siano prossimi a rotture (failures) futuri. In modo tale da applicare determinate azioni per evitare fermi di produzione. La “condizione” delle attrezzature e più in generale del sistema, può essere stimata usando tecniche di “condition monitoring”, utilizzando processi di controllo statistici, basandosi sulle performance delle attrezzature o affidandosi alle impressioni di uomini esperti del processo.

Le tecniche di Manutenzione Predittiva, sono nate come strumento di supporto appunto per macchinari utilizzati in campo industriale, per conoscere lo stato in real-time dei vari componenti in funzione e con il fine di valutare quale sia il momento più vantaggioso per applicare azioni di manutenzione sullo stesso. Questo tipo di approccio permette di risparmiare tempo e soldi poiché, in primis, le svariate azioni di manutenzione vengono applicate solo quando necessarie e contemporaneamente permette di evitare un serio danneggiamento dei componenti. La PdM fornisce perciò una corretta programmazione delle azioni di manutenzione e aiuta a prevenire i possibili “failures”, ai quali il macchinario potrebbe andare incontro.

3.1.1. Differenze tra PdM & CBM

La CBM racchiude un insieme di attività correttive che sono guidate dalla valutazione delle condizioni dell'apparecchiatura.

La PdM invece è *l'atto* di raccogliere indicatori e determinare quando ci si aspetta che l'apparecchiatura si rompa. Questi indicatori sono le così dette “features”, possono essere segnali di corrente, vibrazioni, cambiamenti di temperatura o parametri stessi del processo. Una volta che le features vengono analizzate e il fallimento previsto, il processo di gestione del lavoro può decidere di attivare un'attività correttiva. Questa attività è la CBM, poiché l'attività in discussione è guidata dalla valutazione delle condizioni dell'apparecchiatura. In questo studio di tesi viene implementato perciò, un sistema in grado di fare **PdM** che si basa sulla valutazione delle **condizioni** di particolari **feature**. Non vengono definite quali saranno poi le effettive azioni correttive, ma verrà implementato un algoritmo in grado di inviare segnali di allarme per individuare e riconoscere lo stato attuale del robot.

3.1.2. Realizzazione di un sistema PdM

La realizzazione della PdM, viene effettuata con l'uso di strumenti adeguati, in grado di registrare fenomeni quali:

- Vibrazioni nelle macchine
- Variazione di pressione
- Variazione di temperatura
- Particelle di usura o contaminazione

Dopo la scoperta e la conoscenza del fenomeno, vengono adottate due procedure fondamentali: *diagnosi* e *prognosi (analisi dell'andamento del failure che può verificarsi)*. Una volta che l'irregolarità è stata rilevata, la persona è responsabile di stabilire, per quanto possibile, una diagnosi riguardante l'origine e la gravità del difetto riscontrato. Questa diagnosi deve essere fatta prima di pianificare la riparazione.

La prognosi (analisi dell'andamento dei guasti) consiste invece nell'anticipare tali guasti o rotture. Attraverso strumenti che esercitano una vigilanza costante, prevedendo la necessità di riparazione. I suoi metodi di ricerca mirano ad esempio a raccogliere informazioni riguardanti lo studio delle vibrazioni, l'analisi dell'olio, l'analisi della condizione delle superfici, l'analisi strutturale delle parti, analisi dei segnali, ecc.

3.2. Prognosis Prediction & Fault Diagnosis

- **Prognosi:** È una disciplina ingegneristica incentrata sulla previsione del momento (*Remaining Useful Life – RUL*) in cui un sistema o un componente non eseguirà più la funzione prevista. È da intendersi come un giudizio di previsione sul probabile andamento dello stato di salute della macchina, cioè una classificazione “*Healty*” o “*Unhealty*”.
- **Diagnosi:** In campo ingegneristico è da intendersi come, la procedura che permette di ricondurre un fenomeno o un gruppo di fenomeni, dopo averne considerato ogni aspetto, a una precisa categoria. Ad esempio, nel caso di un robot, capire verso quale specifico guasto si sta andando incontro.

Diagnosi e Prognosi, perciò sono due aspetti molto importanti per quanto riguarda la CBM [9]. La Diagnosi nella CBM si occupa di:

- **Fault Detection (FDt):** determinazione dei fault presenti nel sistema e dei momenti in cui essi sono individuati
- **Fault Isolation (FI):** determinazione della tipologia, posizione e tempo di individuazione dei fault, segue poi la **FDt**.
- **Fault Identification (FId):** determinazione della dimensione del comportamento tempo variante di un fault, segue la **FI**.
- **Fault Diagnosis (FD):** determinazione della tipologia, dimensione, posizione e tempo di individuazione del fault. Include la **FI** e **FId**.

La Prognosi nella CBM invece, si occupa della predizione dei fault e dello stato di degradazione prima che accadano.

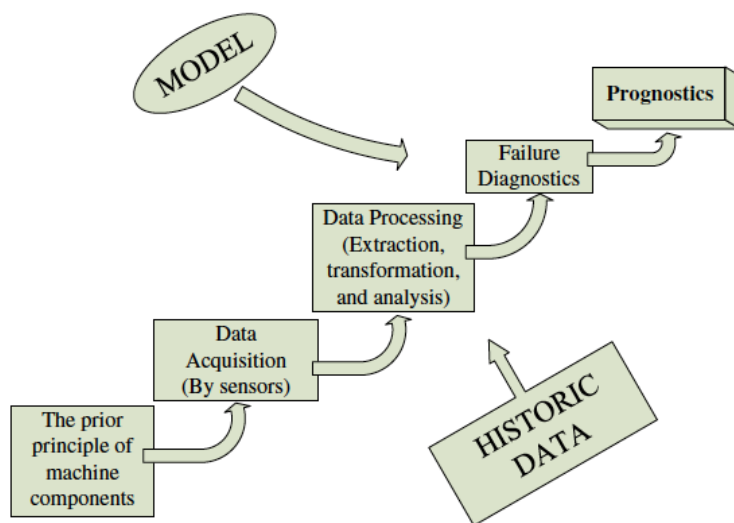


Fig.3.1 – Steps da eseguire per arrivare a costruire un modello in grado di fare prognosi manutentiva

Le metodologie per la prognosi sono state da poco introdotte nella letteratura tecnica, ma stanno diventando uno dei principali obiettivi nel campo della ricerca ai fini della manutenzione. Esistono già varie tecnologie e algoritmi in grado di supportare strategie decisionali di questo tipo e organizzare operazioni per la reliability di un sistema.

In generale i modelli basati sulla Prognosi fino ad ora conosciuti posso essere divisi in quattro categorie (Modelli Fisici, Modelli Knowledge-based, Modelli Data-driven, Modelli Combinati).

3.2.1. Modelli Fisici

I modelli Fisici solitamente utilizzano modelli Matematici che sono direttamente legati al significato fisico del processo. Vengono sviluppati da esperti del settore e i parametri del modello vengono validati grazie a un grande numero di dati.

Solitamente utilizzano i residui del modello come features, i residui non sono altro che le uscite misurate del sistema reale a cui vengono sottratte le uscite del modello ed in essi si mappano tutte le incertezze di modello, i vari disturbi di ingresso e uscita, il rumore ed i faults.

In questi casi solitamente vengono utilizzate tecniche statistiche per definire dei limiti in grado di identificare la presenza di un fault. Questi modelli sono da sempre stati utilizzati ai fini della Fault Diagnosis. Il nuovo approccio che ne viene fatto ai fini della Prognosi invece, utilizza in concomitanza dei modelli fisici, tecniche avanzate di identificazione e algoritmi in grado di predire il tempo di fallimento del sistema. Si cerca di tirar fuori relazioni esplicite tra le features e il loro RUL utilizzando modelli meccanici che considerano l'energia contenuta ad esempio nelle vibrazioni, piuttosto che temperature interne dei motori, ecc.

3.2.2. Modelli Knowledge-based

È un compito estremamente difficile costruire un modello matematico per un sistema fisico complesso nelle reali applicazioni industriali. Perciò vengono utilizzati questi particolari tipi di modello basati sull'esperienza umana. Sono utili in tutte quelle applicazioni dove solitamente i problemi vengono risolti da specialisti del settore. Solitamente vengono definite delle regole nella forma IF condizione, THEN conseguenza poiché è difficile convertire l'esperienza su un processo, in regole matematiche precise. Il limite di questa tecnica è che una volta sviluppato un sistema, esso non è in grado di gestire errori o problemi nuovi, che non sono stati esplicitamente coperti in fase di implementazione

3.2.3. Modelli Data-driven

Questi modelli sono basati sulla statistica e sulle tecniche di apprendimento, molte delle quali prendono origine dalla teoria conosciuta come **“pattern recognition”**. I metodi data-driven sono solitamente divisi in due categorie: quelli basati su approccio statistico (es. Principal Component Analysis (PCA) statica e dinamica, reti Bayesiane, modelli regressivi, ecc.) e quelli basati su AI (Artificial Intelligence) come ad esempio le oramai conosciute reti neurali. Questi tipi di modelli sono di solito sviluppati a partire da un grande numero di dati input/output collezionati nell'arco dei mesi o anni su un determinato macchinario, perché devono essere in grado di mappare tutti i vari stati della macchina e tutte le casistiche dei fault.

3.2.4. Modelli combinati

Nel mondo reale è difficile poter predire tutti i tipi di fault con un singolo modello o un singolo metodo. Per questo motivo tutti i vari modelli e le varie tecniche sopra citate solitamente vengono mixate a seconda delle necessità. Spesso le reti neurali vengono applicate come classificatori piuttosto che come identificatori di fault, e vengono addestrate su delle variabili comportamentali (features) che vengono estrapolate dal processo attraverso modelli knowledge-based o piuttosto modelli matematici del processo.

3.3. Manutenzione Predittiva (PdM) mediante analisi di segnali elettrici

L'interesse delle principali industrie è sempre quello di incrementare la affidabilità (reliability) dei loro processi produttivi, ed in questo contesto la PdM gioca un ruolo fondamentale. La PdM può essere interpretata anche come l'azione sui sistemi o la loro attrezzatura, basata su una conoscenza a priori delle condizioni di operatività o di performance del macchinario, ottenuta grazie a dei parametri precedentemente determinati [10].

Dato che i motori elettrici sono il centro della maggior parte dei processi industriali, e anche nel caso di studio in esame le movimentazioni del robot sono delegate a motori a magneti permanenti PMSM (Permanent Magnet Synchronous Motor), verrà data enfasi principalmente all'analisi dei failure di queste macchine elettriche. Quello che da tempo si trova in letteratura sono tecniche di analisi di vibrazioni, analisi di onde acustiche, oscillazioni di velocità, analisi della circuiteria, etc applicate ai fini della fault detection [11,12]. Invece le tecniche di analisi legate ai segnali elettrici Electrical Signature Analysis (ESA) sono state da poco introdotte, e stanno dimostrando di avere grande validità in questo campo. La (fig.3.2) mostra quale tecnica sia più raccomandata per lo specifico tipo di problema [10].

- MCSA = Motor Current Signature Analysis
- EPVA = Extended Park's Vector Approach (EPVA)
- IPSA = Instantaneous Power Signature Analysis (IPSA)

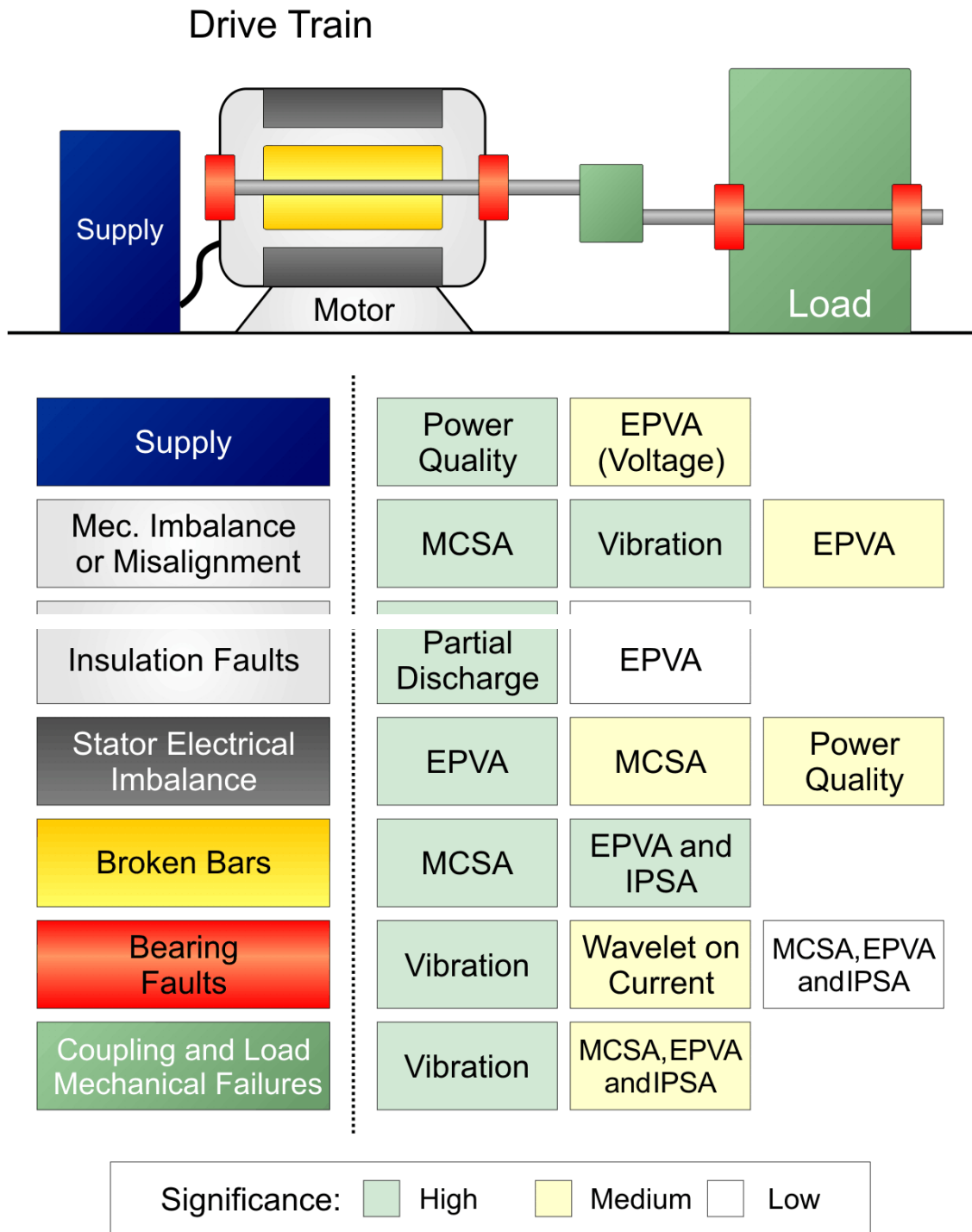


Fig.3.2 –Comparazione fra le varie tecniche di Manutenzione Predittiva di azionamenti elettrici

3.3.1. Failures comuni nei motori trifase

I failures più comuni che possono essere evitati attraverso l'uso di questi metodi di "condition monitoring" sono [10]:

- **Failures dei cuscinetti:** causati da un'incorretta lubrificazione, stress meccanici, assemblaggi fuori asse, etc. Questi tipi di fault sono soliti quando viene collegato un albero motore al rotore e il moto viene trasmesso attraverso questa struttura rigida.
- **Failures sulle fasi di statore:** le cause principali di questi problemi sono il surriscaldamento, errori progettuali, errori sull'inverter, ecc. Questi failures causano uno squilibrio sulle fasi di statore e di conseguenza una variazione del contenuto armonico sulla corrente.
- **Failures sul rotore:** sono causati dalla rottura delle barre (nel caso di rotore a gabbia di scoiattolo), disallineamenti di rotore o perdita di parte del magnete. (Fig.3.3)
- **Failures sul sistema di trasmissione:** ad esempio failures su pulegge, cinghie, ingranaggi di riduzione o problemi sul carico attaccato, grazie a queste tecniche possono essere diagnosticati.

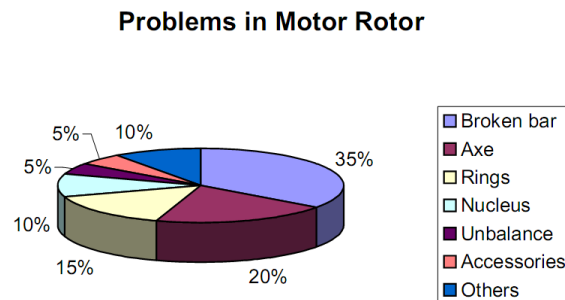


Fig.3.3 – Problemi comuni del rotore di motori elettrici

3.3.2. Panoramica sull'analisi di segnali elettrici

ESA (Electrical Signature Analysis) è il termine generale inglese che individua un vset di tecniche di "condition monitoring" fatte attraverso l'analisi di segnali elettrici. Le tecniche più conosciute sono:

- Motor Current Signature Analysis (MCSA)
- Voltage Signature Analysis (VSA)

- Extended Park's Vector Approach (EPVA)
- Instantaneous Power Signature Analysis (IPSA)

Nella Fig.3.2 viene mostrato quale di queste tecniche è bene utilizzare nel caso di determinati tipi di faults. Nel presente lavoro, partendo da ipotesi quasi del tutto sconosciute a priori sul Robot Cartesiano oggetto di applicazione del presente lavoro di tesi, ci si è principalmente concentrati sull'utilizzo di una tecnica che è stato dimostrato avere buone capacità di identificazione nel caso di problemi alle fasi di statore, problemi al rotore, problemi sul sistema di trasmissione, problemi ai cuscinetti o al carico attaccato. Quindi una tecnica in grado di riuscire ad identificare molti tipi di faults e non soltanto uno in particolare, questa tecnica è la MCSA. Nel prossimo capitolo analizzeremo nel dettaglio questa tecnica.

4. Motor Current Signature Analysis - MCSA

La MCSA è una tecnica utilizzata per analizzare e monitorare la tendenza di un sistema dinamico energizzato. L'appropriata analisi dei risultati dell'applicazione della tecnica predittiva aiuta ad identificare problemi sulle fasi di statore, problemi al rotore, problemi al sistema di trasmissione, problemi al carico collegato, problemi ai cuscinetti, ecc. [13]

Questa tecnica utilizza il motore come trasduttore, permettendo all'utente di valutare le condizioni elettriche e meccaniche da un pannello di controllo (computer) e consiste fondamentalmente nel monitoraggio di una fase della corrente fornita al motore.

Il segnale di corrente di una fase viene analizzato al fine di produrre il suo spettro di potenza. Lo scopo è quello di ottenere una firma per identificare l'ampiezza e la frequenza di ogni componente che integra il segnale di corrente del motore. Questo metodo permette di identificare diversi pattern sul segnale e differenziare motori "healty" da quelli "unhealty" o perfino capire in quale parte della macchina si sta per verificare un failure.

È importante sottolineare che la diagnosi è una cosa estremamente complessa, la decisione di stoppare o meno un processo di produzione in vista delle indicazioni dello spettro di potenza è sempre difficile, difatti questo compito spetta comunque ad esperti di processo. È importante considerare anche i dati storici dei vari comportamenti nelle diverse condizioni (a patto che siano disponibili). Per questi motivi, un sistema di diagnosi automatico che

combina dati storici e supervisione degli esperti di processo è sempre il miglior compromesso.

Uno strumento matematico ampiamente usato nelle tecniche MCSA è la Fast Fourier Transform (FFT) ovvero l'analisi spettrale del segnale di corrente. Benchè sia una tecnica ben assodata, ai fini dell'uso in MCSA essa presenta alcune limitazioni di cui si dovrebbe tener conto e che verranno di seguito evidenziate.

Range di frequenza: la frequenza di risposta richiesta solitamente nel MCSA si aggira intorno ai 4/5 kHz. Perciò la larghezza di banda del trasduttore utilizzato deve essere intorno agli 8/10kHz, ovvero circa due volte la frequenza richiesta questo viene definito dal teorema del campionamento. In elettronica e telecomunicazioni, il teorema del campionamento di Nyquist-Shannon o semplicemente teorema del campionamento, definisce la minima frequenza, detta frequenza di Nyquist (o anche *cadenza di Nyquist*), necessaria per campionare un segnale analogico senza perdere informazioni, e per poter quindi ricostruire il segnale analogico tempo continuo originario. In particolare, il teorema afferma che, data una funzione la cui trasformata di Fourier sia nulla al di fuori di un certo intervallo di frequenze (ovvero un segnale a banda limitata), nella sua conversione analogico-digitale la minima frequenza di campionamento necessaria per evitare aliasing e perdita di informazione nella ricostruzione del segnale analogico originario (ovvero nella riconversione digitale-analogica) deve essere maggiore del doppio della sua frequenza massima.

Risoluzione: la distanza fra due spettri è data dalla (4.1):

$$\Delta f = \frac{f_s}{N} \quad (4.1)$$

dove Δf è la risoluzione spettrale, f_s la frequenza di campionamento utilizzata e N il numero di campioni.

4.1. Firma del guasto

Quando un failure di tipo meccanico si verifica nel carico collegato al motore o nel sistema di trasmissione, multipli delle frequenze fondamentali si verificano nelle correnti di statore a causa dell'oscillazione della coppia di carico [14]. Queste frequenze fondamentali sono

collegate alle caratteristiche costruttive del carico e del sistema di trasmissione, un valore anormale delle frequenze è sempre collegato in un qualche modo ad un failure specifico. Le frequenze che appaiono possono essere espresse dalla formula:

$$f_{lf} = f_1 \pm k f_r \quad (4.2)$$

Dove f_{lf} è la frequenza caratteristica del fault sul carico, f_1 è la frequenza di alimentazione del motore, k è una costante che dipende dai componenti che costituiscono il motore mentre f_r è la frequenza di rotazione del rotore.

Quando un fault di tipo meccanico si sta sviluppando sul carico, questo genera una coppia addizionale (T_{lf}). Quindi, tutta la coppia resistente al motore (T_{load}) può essere rappresentata da un valore costante (T_{const}) più un valore addizionale variabile che cambia periodicamente alla frequenza caratteristica ω_{lf} :

$$T_{load}(t) = T_{const} + T_{lf} \cos(\omega_{lf} t) \quad (4.3)$$

Perciò la coppia collegata alla frequenza di rotazione ω_r può essere espressa come :

$$T(t) = T_{motor}(t) - T_{load}(t) = J \frac{d\omega_r(t)}{dt} \quad (4.4)$$

Dove J è l'inerzia totale, del motore e del carico, perciò:

$$J \frac{d\omega_r(t)}{dt} = T_{motor}(t) - T_{const} - T_{lf} \cos(\omega_{lf} t) \quad (4.5)$$

In regime stazionario, $T_{motor}(t) = T_{const}$ e quindi la (4.5) rimane:

$$\frac{d\omega_r(t)}{dt} = -\frac{1}{J} (T_{lf} \cos(\omega_{lf} t)) \quad e \rightarrow \quad \omega_r(t) = -\frac{T_{lf}}{J} \int \cos(\omega_{lf}) dt + Const \quad (4.6)$$

da cui deriva

$$\omega_r(t) = -\frac{T_{lf}}{J\omega_{lf}} \sin(\omega_{lf}t) + \omega_{r0} \quad (4.7)$$

Osservando la (4.7) la velocità meccanica consiste in una componente costante ω_{r0} e una componente che varia in maniera sinusoidale. L'integrazione della velocità meccanica fornisce la posizione angolare del rotore $\theta_r(t)$:

$$\theta_r(t) = -\frac{T_{lf}}{J\omega_{lf}^2} \cos(\omega_{lf}t) + \omega_{r0}t \quad (4.8)$$

L'oscillazione di posizione del rotore agisce sulla forza magneto-motrice (Magneto motive force - MMF). In condizioni normali la MMF riferita al rotore ($F_r^{(R)}$) è espressa dalla relazione:

$$F_r^{(R)}(\theta', t) = F_r \cos(p\theta' - s\omega_1 t) \quad (4.9)$$

dove θ' è l'angolo meccanico, p è il numero di coppia di poli della macchina, ω_1 è la velocità di sincronismo, s è lo slip mentre F_r è la MMF del rotore.

NOTA: la formula (4.9) è riferita a un motore asincrono ad induzione, ma per altri tipi di motori trifase è possibile ricondursi ad una soluzione simile

La Fig. 4.1 mostra un diagramma fasoriale per la MMF del rotore (asse R) riferita allo statore (asse S), la differenza viene espressa dall'angolo θ' .

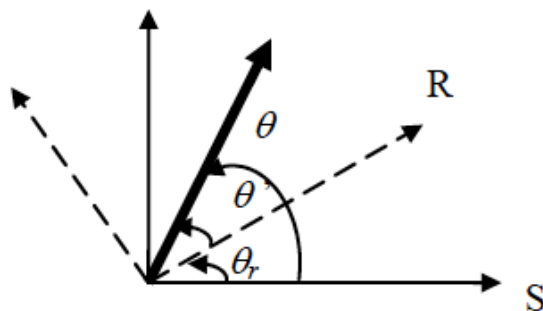


Fig.4.1 Diagramma fasoriale della MMF del rotore riferita allo statore

In accordo con la Fig. 4.1 e l'equazione (4.9) e aggiungendo la (4.8) nella (4.10), risulta:

$$\theta = \theta' + \theta_r \text{ mentre } F_r(\theta, t) = F_r \cos[p(\theta - \theta_r) - s\omega_1 t] \quad (4.10)$$

$$F_r(\theta, t) = F_r \cos \left[p\theta - p\omega_{r0}t - \frac{pT_{lf}}{J\omega_{lf}^2} \cos(\omega_{lf}t) - s\omega_1 t \right] \quad (4.11)$$

Scrivendo $\beta = \frac{pT_{lf}}{J\omega_{lf}^2}$ e usando la relazione $\omega_{r0} = (1 - s)\frac{\omega_1}{p}$, viene fuori:

$$F_r(\theta, t) = F_r \cos[p\theta - p\omega_{r0}t - \beta \cos(\omega_{lf}t)] \quad (4.12)$$

Dove β è l'indice di modulazione e generalmente $\beta \ll 1$.

È importante notare che il termine $\beta \cos(\omega_{lf}t)$ indica una modulazione di fase. Il failure perciò non ha effetto diretto sulla MMF di statore che può essere espressa da:

$$F_s(\theta, t) = F_s \cos(p\theta - \omega_1 t - \varphi_s) \quad (4.13)$$

Con φ_s fase iniziale fra rotore e statore MMF.

Si suppone per semplicità che la permeanza al traferro (Λ) sia costante, la densità di flusso al traferro B può essere espressa allora dal prodotto della MMF totale e Λ come:

$$B(\theta, t) = B_s \cos(p\theta - \omega_1 t - \varphi_s) + B_r \cos(p\theta - \omega_1 t - \beta \cos(\omega_{lf}t)) \quad (4.14)$$

Dato che il flusso $\varphi(t)$ è ottenuto con l'integrale della densità di flusso $B(\theta, t)$, allora tutte le modulazioni di fase che esistono nella densità di flusso esistono anche nel flusso $\varphi(t)$. È importante spiegare anche che la struttura delle fasi è fatta in modo da modificare soltanto l'ampiezza del flusso e non le sue frequenze, quindi:

$$\varphi(t) = \varphi_s \cos(\omega_1 t - \varphi_s) + \varphi_r \cos(\omega_1 t - \beta \cos(\omega_{lf}t)) \quad (4.15)$$

La relazione che intercorre fra il flusso e la corrente di statore è data dall'equazione (4.16):

$$V(t) = R_s I(t) + \frac{d\varphi(t)}{dt} \quad (4.16)$$

con R_s resistenza di fase di statore.

Ricavando dalla formula la corrente $I(t)$ e aggiungendo ad essa la (4.17) si ha:

$$\frac{d\varphi(t)}{dt} = -\omega_1 \varphi_s \sin(\omega_1 t + \varphi_s) - \omega_1 \varphi_r \sin(\omega_1 t + \beta \cos(\omega_{lf} t)) + \omega_{lf} \beta \varphi_r \sin(\omega_1 t + \beta \cos(\omega_{lf} t)) \sin(\omega_{lf} t) \quad (4.17)$$

Trascurando l'ultimo termine poiché $\beta \ll 1$, si ottiene:

$$I(t) = \frac{V(t)}{R_s} + \frac{1}{R_s} \omega_1 \varphi_s \sin(\omega_1 t + \varphi_s) + \frac{1}{R_s} \omega_1 \varphi_r \sin(\omega_1 t + \beta \cos(\omega_{lf} t)) \quad (4.18)$$

$$I(t) = I_{st} \sin(\omega_1 t + \varphi_s) + I_{rt} \sin(\omega_1 t + \beta \cos(\omega_{lf} t)) \quad (4.19)$$

Il primo termine risulta dalla MMF di statore, e non è influenzato dall'oscillazione di coppia. Il secondo termine invece dipende dalla MMF di rotore e presenta modulazione di fase a causa dell'oscillazione di coppia. Quando il motore lavora in condizioni di salute β è pari a zero.

Se consideriamo la componente di corrente $i_{rt}(t) = I_{rt} \sin(\omega_1 t + \beta \cos(\omega_{lf} t))$ e ne valutiamo la sua forma complessa si ottiene:

$$i_{rt}(t) = I_{rt} e^{j(\omega_1 t + \beta \cos(\omega_{lf} t))} \quad (4.20)$$

Applicando alla (4.20) la DFT (Discrete Fourier Transform), secondo la teoria DFT il segnale di corrente i_{rt} può essere espresso in frequenza come la sommatoria delle sue infinite componenti frequenziali, ovvero:

$$I_{rt}(f) = I_{rt} \sum_{n=-\infty}^{\infty} j^n J_n(\beta) \delta(f - (f_1 + n f_{lf})) \quad (4.21)$$

Dove J_n denota l'ordine n-esimo della funzione di Bessel di primo tipo, e $\delta(f)$ è la funzione delta di Dirac. In ultimo, può essere calcolata la Potenza di densità spettrale (Power Spectral Density - PSD) della corrente di statore, che è data da:

$$|I(f)| = (I_{st} + I_{rt}J_0(\beta))\delta(f - f_1) + I_{rt}J_1(\beta)\delta f - (f_1 \pm f_{lf}) \quad (4.22)$$

Dalla (4.22) risulta chiaro che la modulazione di fase introduce multipli e sottomultipli della componente fondamentale ($f_1 \pm f_{lf}$) come succede nella modulazione di ampiezza. In questo modo ci si aspettano dei “failure patterns” che a seconda della loro natura si ripercuotono in modo differente sulle frequenze della corrente fornita al motore.

4.2. MCSA di motori brushless a magneti permanenti – PMSM

Questo paragrafo presenta la trattazione delle equazioni elettriche costituenti il PMSM, al fine di dimostrare che le equazioni visti nel paragrafo precedente per un classico motore ad Induzione trifase sono estendibili anche per questi tipi di motori e diversi lavori scientifici [15,16] avvalorano questa tesi, utilizzano proprio la MCSA su motori a magneti permanenti. La differenza sostanziale tra un motore PMSM e un classico motore ad induzione è la conformazione della parte rotante (rotore), che invece di essere composto da avvolgimenti trifase corto-circuitati alimentati con il principio dell'induzione, esso è semplicemente un magnete.

Questi motori sincroni a magnete permanente, praticamente detti anche brushless sinusoidali, sono impiegati sempre più diffusamente in ambito industriale, specialmente nei servo azionamenti di piccola e media potenza.

Essi sono essenzialmente destinati ad azionamenti ad elevate prestazioni, in cui le particolari specifiche giustificano il loro costo che è solitamente elevato per la presenza di magneti permanenti di pregio.

La conversione elettromeccanica che essi attuano segue il principio di funzionamento dei sistemi elettrodinamici (come per le macchine in corrente continua) che si basa sull'interazione fra conduttori percorsi da correnti e campi magnetici creati da altri

conduttori o magneti permanenti; i conduttori su cui agiscono le forze sono collocati nello statore (parte fissa) mentre i magneti permanenti sono appunto sul rotore.

Una rappresentazione schematica della struttura di un motore sincrono a magneti permanenti a rotore isotropo (ovvero che presenta le stesse proprietà magnetiche in tutte le direzioni) a due poli. mostrata in Fig.4.2

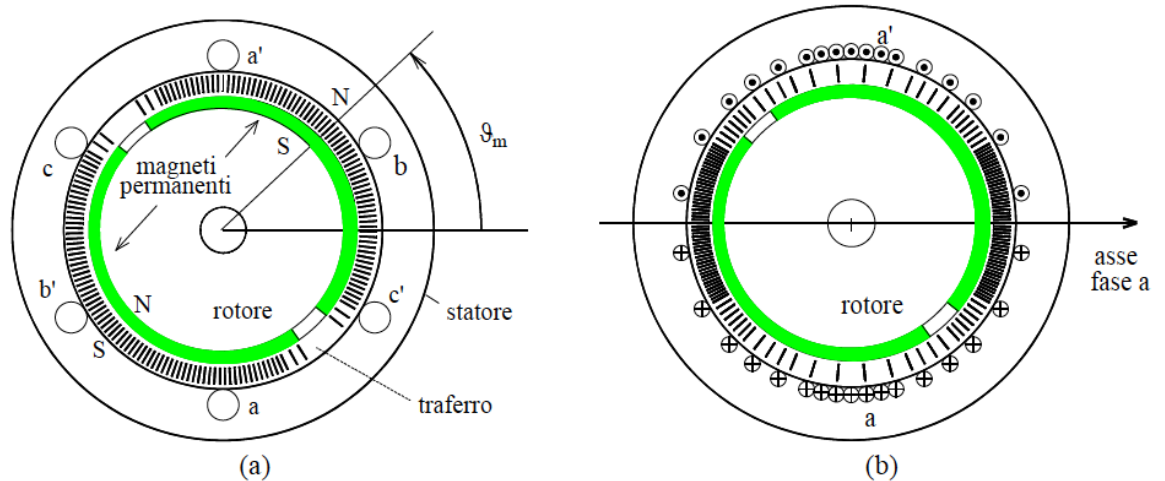


Fig.4.2 Rappresentazione schematica di motore sincrono a magneti permanenti a due poli.

(a) – Induzione al traferro prodotta dal magnete (quasi quadra)

(b) – Induzione al traferro prodotta dall'avvolgimento statorico di fase a

Lo statore ed il rotore sono entrambi a forma di corona cilindrica di materiale ferromagnetico laminato e separati da un traferro in aria. Sul rotore trovano posto i magneti permanenti; dato che essi presentano generalmente una permeabilità magnetica differenziale molto simile a quella dell'aria, a seconda della loro disposizione e della forma del rotore si possono ottenere strutture di rotore isotrope o anisotrope dal punto di vista magnetico, che caratterizzano rispettivamente i motori brushless SPM (surface permanent magnet, si veda la Fig.4.2 quale rappresentazione di un motore SPM.)

L'avvolgimento di statore, di tipo trifase; le tre fasi hanno uguale numero e distribuzione dei conduttori (indicati con aa', bb', cc' in Fig. (a)) ma sono reciprocamente sfasate nello spazio di $2\pi/3$, e ciascuna fa capo ad una coppia di morsetti attraverso i quali è possibile fornire loro alimentazione da una sorgente trifase esterna.

Quindi fatte queste precisazioni, ci accorgiamo come non ci sia differenza fra un motore ad induzione ed un PMSM a livello di statore, l'unica differenza è a livello di costruzione della parte rotante. Quindi abbiamo la garanzia di mantenere le stesse proprietà a livello di corrente e tensione assorbita dal motore.

4.1.1. Equazioni elettriche di statore

Per descrivere il funzionamento del motore brushless sinusoidale si può partire dalle equazioni generali di bilancio delle tensioni V_a , V_b , V_c delle sue tre fasi che chiamiamo a, b, c, esse, con la conversione di segno degli utilizzatori risultano [15] rappresentabili come:

$$V_i(t) = R_i * I_i(t) + \frac{d\varphi_i(t)}{dt} \quad (4.23)$$

con $i = a, b, c$.

La stessa relazione vale anche per le altre due fasi, dove R_i è la resistenza statorica, mentre $\varphi_i(t)$ il flusso magnetico concatenato. Già dalla (4.23) ci accorgiamo che nulla è cambiato rispetto alla (4.16).

Inoltre, effettuando l'ipotesi semplificativa di assenza di saturazione nei circuiti magnetici, il flusso concatenato di ciascuna fase risulta:

$$\varphi_i(t) = \varphi_{i,mp}(t) + \varphi_{i,I_i}(t) \quad (4.24)$$

quindi il flusso concatenato non è altro che la somma del flusso concatenato prodotto dal magnete permanente (mp) con quello dovuto alle correnti di fase.

Analizziamo ora in dettaglio questi due contributi facendo riferimento ad una struttura isotropa (Fig.4.3).

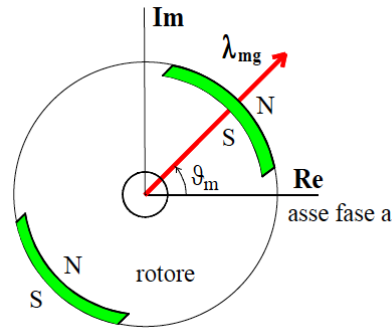


Fig.4.3 Vettore spaziale del flusso del mp

supponendo che non si stia inviando nessuna corrente lungo l'avvolgimento statorico, la combinazione di una opportuna sagomatura del magnete e della distribuzione circonferenziale non uniforme (approssimativamente sinusoidale) dei conduttori di ciascuna fase, consentono di ottenere flussi concatenati dovuti al magnete permanente pressoché sinusoidali. Scegliendo arbitrariamente come coordinata di riferimento l'angolo elettrico ϑ_{me} tra l'asse della fase a e quello del campo prodotto dal magnete permanente, definita anche posizione elettromeccanica o meccanica-elettrica, si può scrivere:

$$\varphi_{a,mp}(t) = Y_{mp} \cos(\vartheta_{me}) \quad (4.25)$$

dove Y_{mp} rappresenta il massimo flusso concatenato con ciascuna fase per effetto del magnete permanente (mp). Ovviamente per i flussi corrispondenti alle fasi b e c il valore del coseno dell'angolo ϑ_{me} è $\pm 2\pi/3$ per la disposizione fisica delle fasi.

Analizzando invece il flusso concatenato prodotto negli avvolgimenti dalle correnti di fase, sotto l'ipotesi di isotropia della struttura e la simmetria degli avvolgimenti di fase, si può ammettere che le autoinduttanze di fase siano tutte uguali tra loro, come pure le mutue induttanze tra ciascuno degli avvolgimenti e gli altri due. In particolare, è facile rendersi conto che i flussi mutuamente accoppiati hanno segno opposto a quelli che si auto concatenano in ciascun avvolgimento; si può scrivere ciò, con ovvio significato dei simboli:

$$L_a = L_b = L_c = L_{ss}$$

$$L_{Mab} = L_{Mbc} = L_{Mac} = -|L_{Mss}|$$

$$\varphi_a(t) = L_{ss}I_a - |L_{Mss}|(I_b + I_c) + \varphi_{a,mp}(t) \quad (4.26)$$

dove si sono tralasciate le ormai ovvie dipendenze dal tempo delle correnti di fase e dei flussi concatenati dovuti al magnete permanente. Generalmente i motori sincroni a magneti permanenti hanno avvolgimenti statorici privi di filo neutro; in altre parole è verificata l'ipotesi di avere ad ogni istante la somma delle correnti di fase pari a zero:

$$\forall t, I_a + I_b + I_c = 0 \quad (4.27)$$

Utilizzando tale espressione nella (4.26) e ricordando la (4.25), viene fuori:

$$\varphi_a(t) = LI_a + Y_{mp} \cos(\vartheta_{me}) \quad (4.28)$$

$$\text{con } L = L_{ss} + |L_{Mss}|$$

Perciò, in conclusione, si può notare che: nonostante i flussi dipendano da equazioni matematiche legate alla natura fisica diversa dei componenti, a livello di Firma del guasto il risultato non cambia poiché, come visto nella (4.3), un guasto andrà a modificare la coppia resistente. Questo sarà appunto pari ad un contenuto energetico di corrente costante più la variazione introdotta dal guasto, che a sua volta provocherà un'oscillazione di coppia con conseguente variazioni della MMF che incide sui flussi $\varphi_i(t)$ ed a loro volta i flussi mostreranno questo andamento a livello di corrente seguendo l'equazione (4.23).

4.3. Valutazione dell'analisi MCSA applicata a segnali NON-stazionari

Avendo dimostrato con l'equazione (4.22) che ogni guasto al carico o al sistema di trasmissione si ripercuote sul segnale di corrente con delle frequenze ben precise legate alle caratteristiche costruttive della macchina, in questo paragrafo si andrà a descrivere l'aspetto innovativo introdotto da questo lavoro di tesi costituito appunto dalla valutazione di come

l'analisi MCSA possa essere estesa, con l'ausilio di opportune tecniche, anche a segnali NON stazionari.

Riprendendo l'equazione (4.6) si può notare come l'ipotesi di trovarsi a regime permanente semplifichi di gran lunga l'analisi delle correnti. Nella realtà difficilmente i motori inseguono profili di velocità costanti, soprattutto nei CR. Infatti i CR sono utilizzati generalmente per lavori di "pick and place", oppure vengono utilizzati per pallettizzare dei pezzi uscenti da altri macchinari e perciò le prestazioni degli stessi vengono sempre spinte verso il loro limite massimo. I motori lavorano con segnali a transitorio brusco e veloce. In fig. 4.4 viene mostrato il segnale di comando in velocità che viene fornito al motore PMSM che movimentava l'asse Z del CR preso in esame nel presente lavoro di tesi. La situazione operativa del CR corrisponde all'impostazione di un ciclo di lavorazione che lo obbliga a muoversi lungo tutta la lunghezza dell'asse Z avanti e indietro.

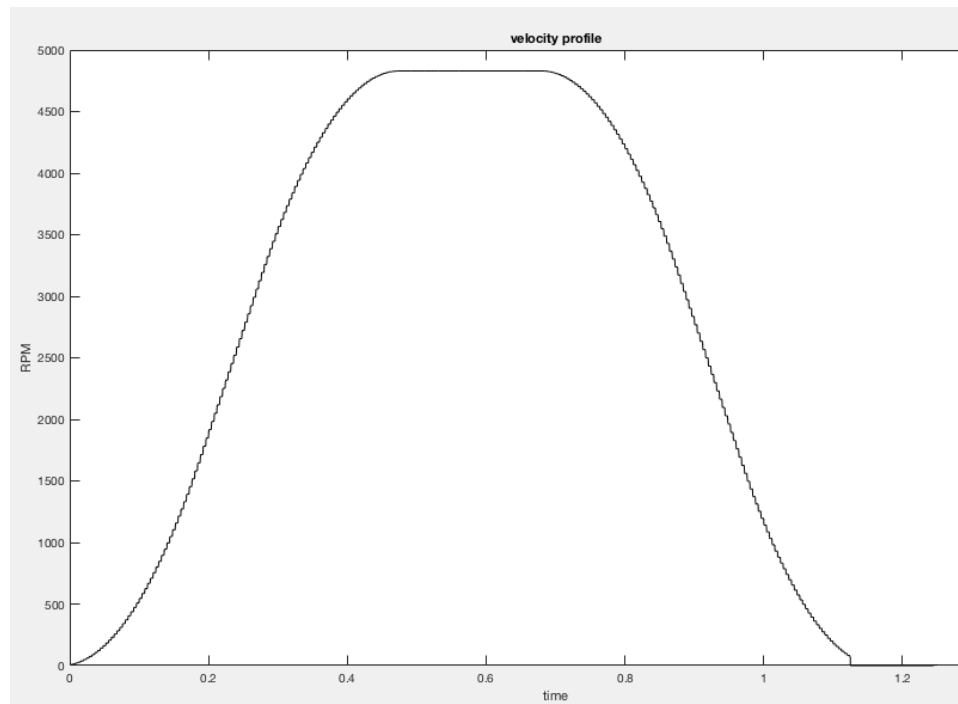


Fig.4.4 Velocità di riferimento per il motore, le ascisse rappresenta l'asse dei tempi, nelle ordinate ritroviamo i valori in RPM del motore.

Come è possibile apprezzare dalla figura, il CR compie il movimento in 1.2 sec raggiungendo una velocità di picco espressa in RPM del motore pari a 4830 rpm. Il segnale si mantiene costante sul valore massimo per 0.3 sec per poi ritornare a fermarsi a 0 rpm.

Questo segnale di comando richiede l'applicazione del segnale di corrente mostrato in fig. 4.5

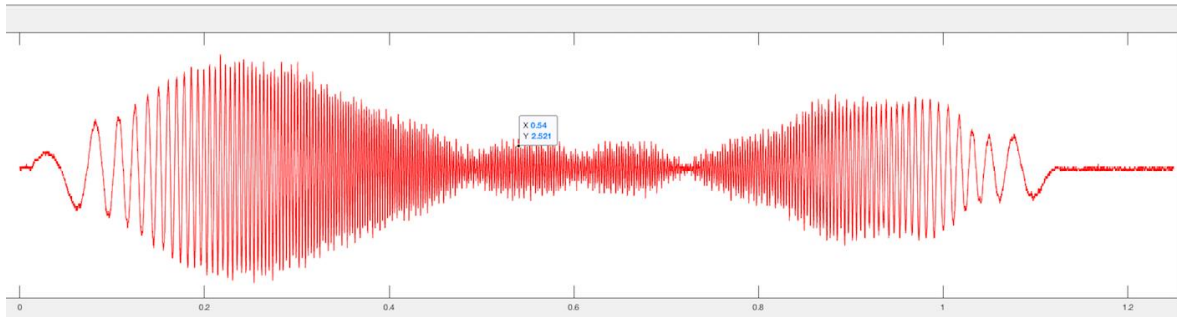


Fig. 4.5 – segnale di corrente acquisito quando il profilo di velocità in fig. 4.4 viene fornito al motore dell'asse Z del CR

A differenza della teoria introdotta nel capitolo 2.5.1. in questa situazione operativa si può immediatamente notare come il segnale sia fortemente non-stazionario. Applicare una FFT ad un segnale simile, ricercando in esso la firma del guasto a determinate frequenze non produrrebbe nessun risultato, poiché quello che scaturirebbe dall'FFT sarebbe soltanto una rappresentazione in frequenza di tutte le varie frequenze attraversate dal segnale nel tempo, ma senza avere una corrispondenza di quando esse si presentano, cioè senza sapere in quali istanti di tempo si sono palesate certe determinate frequenze, come mostrato in figura 4.6.

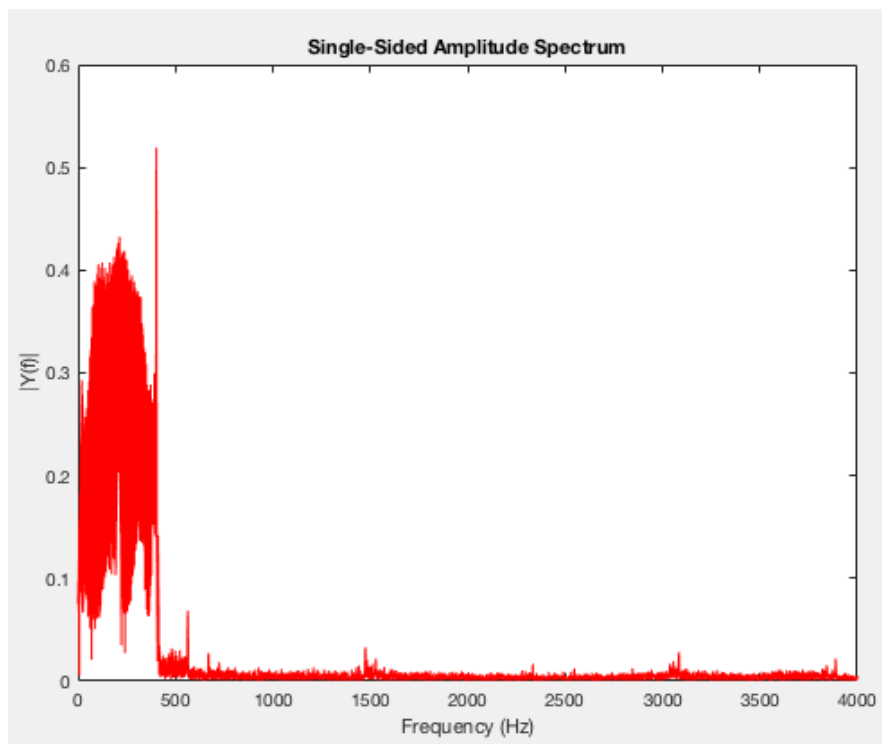


Fig. 4.6 – Trasformata di Fourier del segnale presentato in figura 4.5

Alla luce di tali considerazioni, l'idea perseguita in tale lavoro è stata quella di cercare uno strumento alternativo alla FFT in grado di analizzare segnali di questo tipo. La ricerca, come verrà poi spiegato in maggior dettaglio nel capitolo 7, ha portato a prendere in considerazione la tecnica di analisi dei segnali denominata Wavelet Transform. Le trasformate Wavelet sono in grado di fornire una risoluzione tempo-frequenza, permettendo di analizzare questi tipi di segnali attraverso un'analisi multi risoluzione. Nonostante per queste tipologie di robot sia sostanzialmente improbabile analizzare la sola condizione di lavoro del motore a regime permanente, quello che si sarebbe potuto prevedere è il fatto che anche trovandoci in regime transitorio, il guasto avrebbe dovuto dare il suo contributo sia in termini di variazione di frequenze che di ampiezze del segnale di corrente. Sicuramente, non essendo in regime permanente, le firme del guasto (frequenze) non possono essere rappresentabili con delle frequenze ben precise e quindi riconoscibili tramite FFT, bensì sarebbero potuti essere ben più plausibili dei range di frequenza dipendenti dalla variazione di velocità $\omega_r(t)$. Trovandoci infatti in regime transitorio la (4.7) in questo caso dovrebbe essere scritta come segue::

$$\omega_r(t) = T_{motor}(t) - T_{const} - \frac{T_{lf}}{J\omega_{lf}} \sin(\omega_{lf}t) + \omega_{r0} \quad (4.29)$$

Ovvero, oltre all'oscillazione di coppia, introdotta nella trattazione classica $-\frac{T_{lf}}{J\omega_{lf}} \sin(\omega_{lf}t) + \omega_{r0}$, sarà presente anche una componente non quantificabile dovuta alla differenza istantanea fra $T_{motor}(t) - T_{const}$ che non si elide, come nel caso del regime permanente. Questo perché il motore si trova in regime transitorio e sta inseguendo un profilo di velocità variabile, il bilancio tra coppia motrice e coppia resistente, valutato istante per istante, non sarà pari a zero, poiché istantaneamente il bilancio fra coppia resistente e coppia motrice non si elide. Questo renderebbe quindi non idonea tutta la trattazione analitica presentata nel paragrafo precedente, ma allo stesso tempo, si capisce chiaramente come la firma del guasto comunque comparirà in termini di ampiezza e frequenza nel segnale di corrente.

Nei capitoli successivi, dedicati a mostrare i risultati ottenuti, verranno confermate le ipotesi sopra introdotte e analizzate.

5. Caso di studio

Il robot su cui sono state effettuate le sperimentazioni per il lavoro di tesi è un Robot Cartesiano (*Cartesian Robot – CR*), la cui struttura è rappresentata nel modello CAD riportato in Fig.5.1, mentre in Fig.5.2 è riportata una immagine reale del CR in questione.

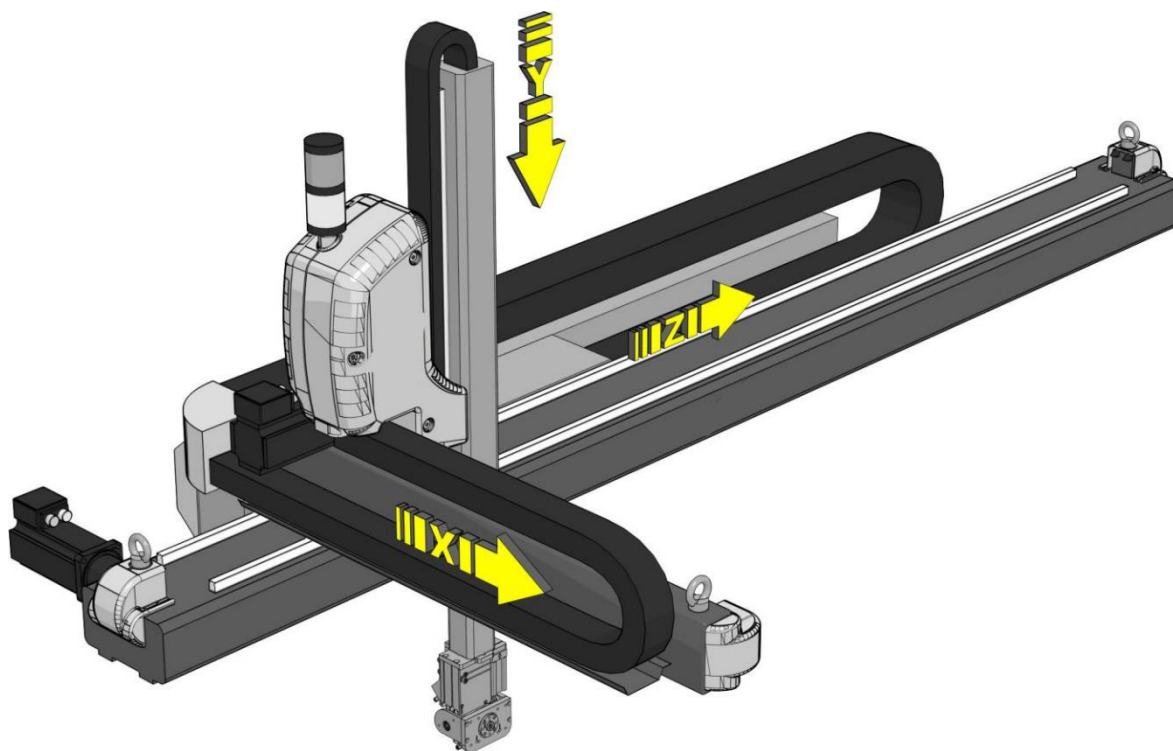


Fig.5.1 Modello CAD del CR 3-assi



Fig.5.2 Immagine del CR, fissato al banco di collaudo per esecuzione test

Le prime analisi del robot sono state fatte insieme ad operai specializzati e tecnici del settore, per cercare di capire quali effettivamente fossero i tipi di guasti (failures) più comuni in macchinari simili. Dopo un'attenta analisi, si è dedotto che l'attenzione principale era da dedicare ai failures di tipo meccanico e quindi concentrare l'attenzione su componenti che sono sottoposti spesso a stress meccanici e che contemporaneamente garantiscono l'efficienza del CR. Prendere in considerazione guasti dei vari componenti elettrici non avrebbe avuto una sufficiente rilevanza ai fini della PdM, poiché come dimostrato, seguono il classico andamento a “vasca da bagno” per quanto riguarda il tempo di vita e la loro deterioramento (Fig.5.3).

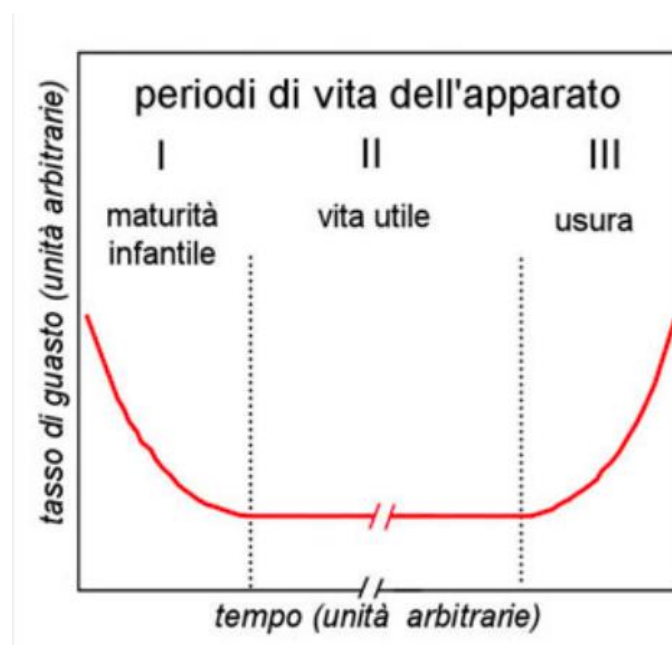


Fig.5.3 Andamento del guasto nei componenti di natura elettrica

I guasti che comunemente sono chiamati “da usura”, sono infatti quelli che effettivamente richiedono azioni di manutenzione con il fine di migliorare la affidabilità (reliability) del macchinario e una disponibilità (availability) complessiva del processo di produzione, che lo incorpora nella catena di produzione.

Nel caso del CR, quindi, si è deciso di focalizzare l'attenzione sulla parte riguardante la trasmissione, ovvero: motori e cinghie. Questo perché in assenza di set di dati storici o di patterns di faults comuni utilizzabili con tecniche di PdM Data-driven, il lavoro di sviluppare

un modello matematico del sistema, identificando tutti i parametri al fine di creare residui da monitorare sarebbe stato molto complesso o pressoché impossibile. Si è pertanto pensato di dedurre informazioni dall'analisi di corrente dei motori, in particolare usando il metodo MCSA (presentato nel capitolo 4). avendo esso come punto di forza principale il fatto di essere un metodo piuttosto veloce e non invasivo.

Per quanto riguarda il sistema di trasmissione del CR, si è riscontrato che i motori utilizzati dal robot sono gli stessi per tutti e tre gli assi. Perciò analizzando il comportamento di un motore ed una cinghia su un singolo asse, il ragionamento sarebbe potuto essere esteso agli altri due senza troppe difficoltà. L'intera fase di studio è quindi è stata condotta su un singolo asse, individuato per comodità nell'asse Z. Lo stesso discorso vale per le cinghie utilizzate, anch'esse sono fornite dallo stesso produttore e sono della medesima tipologia.

Notate queste prime caratteristiche tecniche di partenza, a seguito di svariati incontri con tecnici e collaboratori, si è stilata una lista dei vari failures riscontrati nel tempo per modelli robot simili.

Ai fini della Reliability del macchinario, si è presto capito che proprio le cinghie sono causa spesso di stop di produzione, data la loro alta probabilità di danneggiamento e usura, essendo i componenti più sottoposti a stress durante i cicli di lavoro.

Lo step successivo è stato quindi quello di comprendere i problemi più comuni riscontrati sulle cinghie, cercando di identificarli e restringere il campo di studio, vengono riportati in Fig.5.4 i faults che si ripresentano con più elevata frequenza.

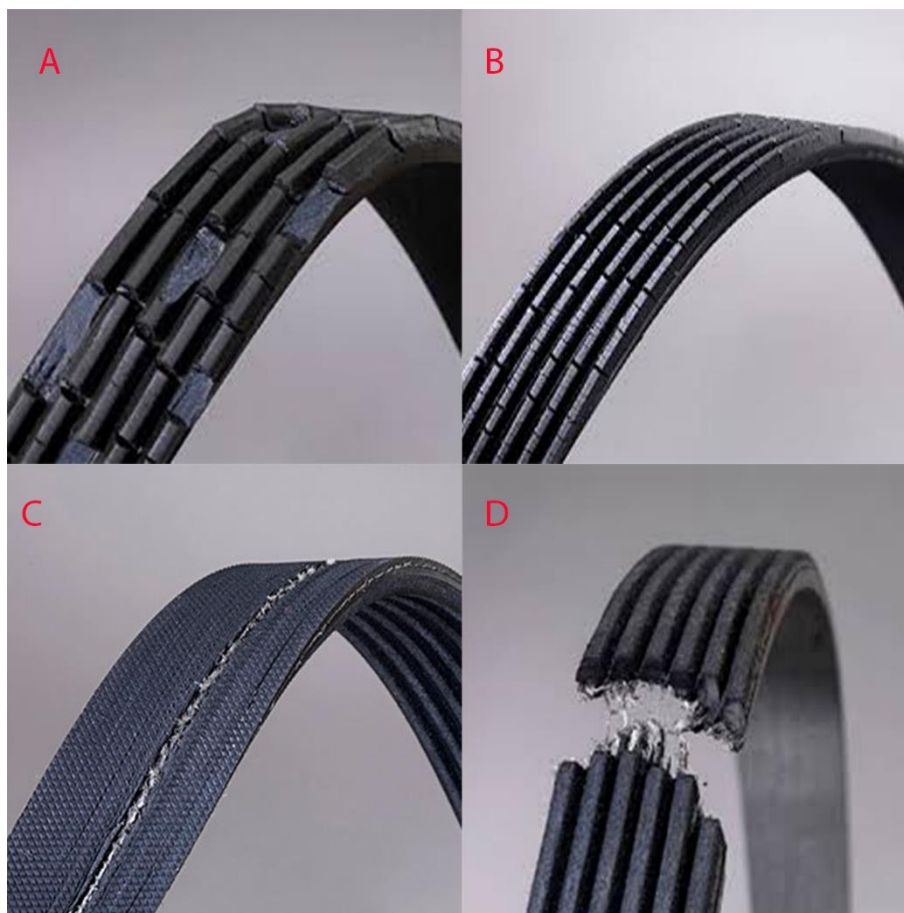


Fig.5.4 Faults comuni riscontrati sulle cinghie dentate

A= Perdita di qualche pezzo dentato di cinghia

B= Piccole rotture lungo la cinghia

C= Abrasioni sulla cinghia

D= Rottura completa della cinghia

questi tipi di faults secondo le esperienze dei tecnici e stando ai dati tecnici forniti nei datasheet dei produttori, nascono a causa di tre fenomeni:

- 1 Nel caso in cui la cinghia non viene ben allineata o posizionata in fase di montaggio.
- 2 Nel caso in cui non vengano eseguite le classiche azioni di manutenzione, come lubrificazione o pulizia (se si lavora in ambienti sporchi e polverosi).
- 3 Nel caso in cui il tensionamento della cinghia non sia sufficiente a trasportare determinati carichi.

Per ovviare allo scorretto allineamento e posizionamento della cinghia, solitamente il problema si risolve con l'utilizzo di cinghie e puleggie dentate, che assicurano il giusto incastro tra i componenti. Mentre per quanto riguarda azioni di lubrificazione, o pulizia viene solitamente disposto un calendario (*Time-based Maintenance*) per l'applicazione della classica manutenzione, questo poiché non sarebbe vantaggioso, considerando costi e risorse da impiegare, sviluppare un sistema intelligente per tenere sotto controllo lo stato di pulizia del macchinario. Quello che invece, secondo le esperienze e le prime valutazioni, ci è sembrato importante analizzare, era appunto l'effetto dell'allentamento della cinghia sul sistema stesso. Nonostante possa sembrare banale, il corretto tensionamento, e quindi la tensione statica necessaria alla cinghia per eseguire determinati lavori con determinati carichi, è conseguenza di studi del reparto meccanico aziendale. I valori vengono forniti in seguito alle diverse analisi sul sistema cinematico e dinamico del CR. Difatti, analizzando fisicamente le conseguenze di un allentamento, si può capire come esso sia la causa principale di stop inaspettati del macchinario. Nel prossimo paragrafo verranno evidenziati e sottolineati tutti gli aspetti importanti per quanto riguarda lo studio delle cinghie.

5.1. Cinghie dentate

Le cinghie utilizzate sono di materiale termo plastico e in poliuretano, e vengono costruite appositamente per utilizzi di questo tipo. Offrono caratteristiche piuttosto buone in termini di velocità e resistenza ai carichi, nell'appendice è possibile trovare il datasheet con tutte le informazioni dettagliate che vengono in parte riportate in questo paragrafo.

L'installazione delle cinghie nel CR in esame, è di un tipo particolare, chiamata "omega-linear" (Fig.5.5)

Ovvero, la puleggia motrice (quella dentata) è collegata direttamente al riduttore collegato al rotore del PMSM; le altre due pulegge, invece, poste alla stessa altezza, garantiscono il corretto allineamento e stabilità alla cinghia. In entrambe le estremità dell'asse la cinghia è fissa. Il motore agendo sulla rotazione della cinghia dentata fa sì che il robot sia in grado di spostarsi lungo tutta la lunghezza dell'asse.

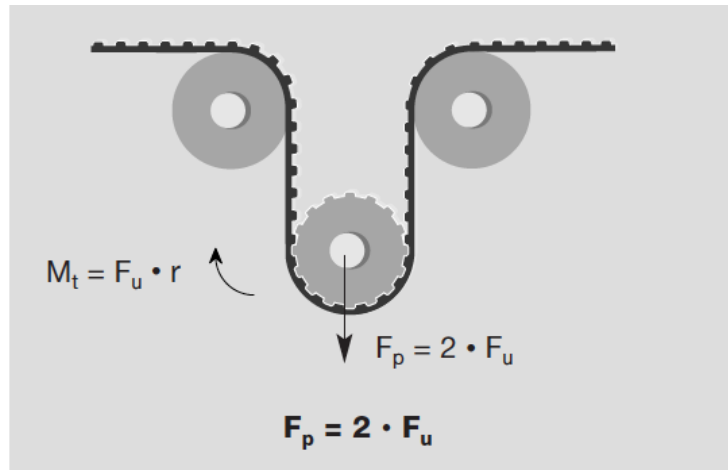


Fig. 5.5 Installazione della cinghia in modalità “omega-linear”

Nella Fig. 5.5, F_p rappresenta la pretensione, mentre F_u è la forza periferica, r = raggio della puleggia e M_t rappresenta il momento torcente.

Quello che viene riportato nel datasheet, e sottolineato dai produttori stessi, è la stretta relazione tra il tempo di vita del sistema di trasmissione (RUL) e il tensionamento adeguato della cinghia, quindi di conseguenza la reliability dell'intero sistema. Infatti per tensionamenti non adeguati, la cinghia potrebbe non essere in grado di avere le stesse prestazioni e può non riuscire a sopportare i carichi a cui viene sottoposta, con conseguente deformazione o rottura della stessa. Nella fig. 5.5 la pretensione è la forza necessaria ad evitare salti della cinghia sulla puleggia durante la normale lavorazione.

Secondo la casa costruttrice il valore corretto di $F_p = 2 * F_u$, F_u è la forza che a noi interessa al fine di calcolare il pretensionamento F_p finale. La forza periferica F_u può essere calcolata in diversi modi, solitamente come anticipato il reparto di meccanica aziendale si occupa del calcolo di questi valori, a partire dal peso massimo che il robot può trasportare, nel nostro caso 10 kg e dalle inerzie degli assi. I valori di riferimento, che ci sono stati forniti vengono riportati in Tab. 1. Per ogni asse vengono riportati i valori necessari di pre-tensionamento (F_p) delle cinghie, calcolati come valori di frequenza di un tratto libero. Ovvero seguendo la formula 5.1, una volta calcolata la tensione statica T_s necessaria alla cinghia per eseguire i movimenti in sicurezza, viene calcolato il valore di frequenza in Hz dipendente dal tratto di lunghezza della cinghia:

$$F_{r_cinghia} = \frac{1}{2t} \sqrt{\frac{T_s}{m}} \quad (5.1)$$

con $F_{r_cinghia}$ frequenza naturale della cinghia, T_s tensione statica della cinghia, t lunghezza della cinghia in metri, m massa della cinghia per unità di lunghezza.

Tab. 1. – Valori di pretensionamento ideali, da verificare in base al differente tratto di lunghezza libera della cinghia. La tabellariporta le misure per tutti e tre gli assi

Lunghezza tratto di controllo [mm]	Asse Z (Hz)	Asse X (Hz)	Asse Y (Hz)
500	63	55	83
700	45	39	59
1000	32	27	41

5.1.1. Calcolo pretensionamento

Il calcolo di verifica del pretensionamento, viene eseguito tramite un misuratore di micro tensione (Fig. 5.6). Questo dispositivo consiste in una piccola testa sensibile, che viene tenuta sopra la cinghia. Quando la cinghia viene pizzicata da ferma, inizia a vibrare alla sua frequenza naturale, le vibrazioni vengono rilevate e la frequenza di vibrazione viene quindi visualizzata sullo schermo. Questo strumento è stato utilizzato con il fine di trovare un intervallo di funzionamento in cui la cinghia funziona condizione di sicurezza, difatti quando la tensione statica della cinghia calcolata come valore di frequenza di vibrazione, scende sotto il valore in Hz corrispondente al valore della necessaria forza periferica (F_u), la tensione non è più sufficiente per spostare tutti i carichi e la cinghia inizia a presentare deformazione durante i movimenti del robot. Ed è proprio questo fenomeno che dà origine ai vari failures comuni (cinture rotte, abrasioni, pezzi della cinghia rotti, denti di cinghia rovinati, ecc).



Fig.5.6 Fonometro utilizzato per le misure di frequenza naturale della cinghia

A seguito di questi studi si è perciò pensato di individuare tre intervalli di lavoro della cinghia rilevabili sperimentalmente che sono stati denominati come:

1. Safety Condition (intervallo in Hz che si trova nell'intorno del pretensionamento corretto)
2. Safety-Critical (intervallo in Hz nell'intorno della forza periferica, ovvero il minimo al fine di non avere deformazione)
3. Critical Condition (quando il valore in Hz misurato dal fonometro scende al di sotto del minimo e la cinghia inizia a presentare deformazione).

5.2. Ipotesi di partenza per l'implementazione di un sistema di PdM

Una volta comprese le principali tecniche attualmente utilizzate in letteratura e analizzato in ogni suo aspetto il CR usato per il caso di studio, si è ipotizzata una possibile strada da percorrere, che nel periodo di tempo a disposizione potesse essere in grado di dare dei primi risultati soddisfacenti.

A seguito delle ricerche in letteratura presentate nei capitoli precedenti, per capire cosa già era stato realizzato in termini di PdM, su sistemi simili; e dalle ridotte informazioni di partenza, si è pensato di seguire un approccio con modello misto, ovvero basato sul modello

matematico del segnale di corrente acquisito dal motore e su una ridotta raccolta di uno storico di dati collezionati nel periodo di tempo disponibile, al fine di identificare dei trend dei faults sul segnale. Non potendo avvalerci soltanto di un modello data-driven mancando come già anticipato sufficienti dati storici. Analizzato il sistema di trasmissione ed i suoi failures riscontrati, si è deciso di scegliere come metodo di analisi il metodo MCSA, con l'intento di riuscire ad identificare le firme dei guasti più comuni e riuscire in seguito a poter predire lo stato effettivo del robot una volta identificati dei trend di guasto sul segnale. Rispetto alla letteratura classica, questo progetto di tesi può essere rappresentato ed identificato come in Fig. 5.7 ovvero vengono utilizzate tecniche basate sul modello del segnale, per valutare ed estrarre poi le features (dettagliate nel capitolo 7); ma allo stesso tempo con queste informazioni cerchiamo di fare prognosi predittiva, cercando di capire attraverso le esperienze e una collezione di dati non troppo esigua, il comportamento del sistema sia in condizioni nominali, che in presenza di faults sul segnale. Questo studio effettivamente, presenta molte componenti innovative, che in letteratura ancora non sono state affrontate, come ad esempio l'applicazione del MCSA per segnali fortemente NON-stazionari, e quindi concentrare l'attenzione del metodo prevalentemente nel regime transitorio piuttosto che in quello permanente; oppure l'utilizzo della trasformata wavelet, non soltanto per l'identificazione dei faults comuni nei motori, ma volta ad estendere la trattazione al loro sistema di trasmissione.

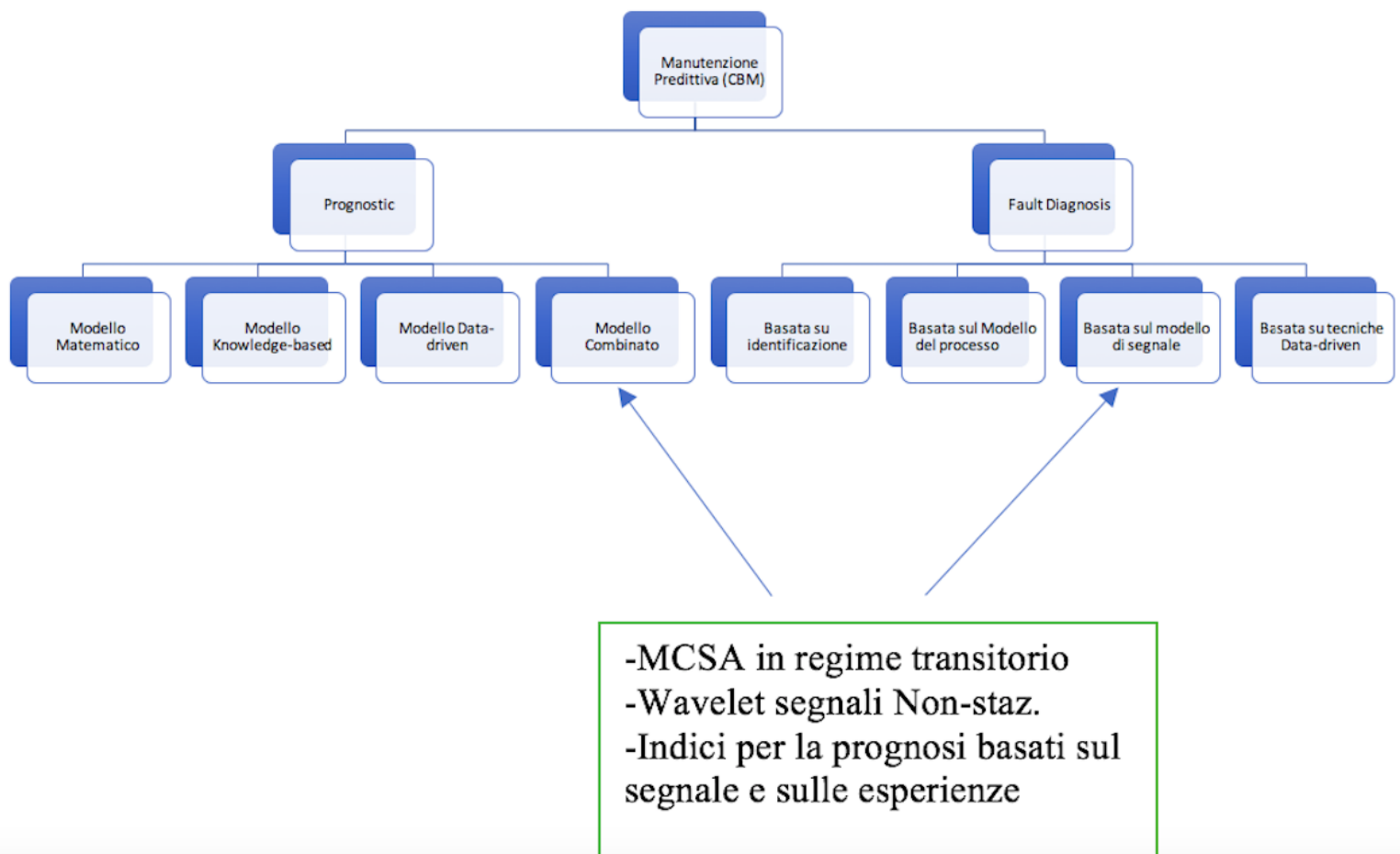


Fig. 5.7 Collocazione del lavoro di tesi rispetto alla letteratura classica

6. Preprocessing

Sulla base delle analisi iniziali, si è notato, sempre riferendosi alla letteratura scientifica sull'argomento [16], che molto spesso il segnale acquisito prima di essere analizzato attraversa delle fasi di pre-processing, con il fine di potenziare il contenuto informativo dello stesso [16].

Sarebbe pertanto auspicabile effettuare una fase di pre-processing del segnale, se non altro per eliminare la componente di rumore che è sempre presente nei dati grezzi. Nel nostro caso era possibile applicare del filtraggio analogico agendo direttamente sul driver del motore, scegliendo filtri passa-basso, passa-alto, passa-banda, ecc. Dopo varie acquisizioni e vari tipi di filtraggio testati in simulazione, ci si è accorti che le componenti ritenute interessanti del segnale erano presenti e ben visibili in entrambi i segnali ovvero sia su quello acquisito

direttamente dall'hardware del motore che quello filtrato successivamente in simulazione, perciò in vista di un'ottica futura di implementazione embedded del sistema, si è preferito non applicare un ulteriore filtraggio al segnale acquisito dall'hardware dei motori, poiché già il sistema di acquisizione implementato dalla casa costruttrice del motore e del driver risultava ben fatto.

La fase di pre-processing presa in considerazione in questo lavoro di tesi si è invece focalizzata sul miglioramento del contenuto informativo del segnale, in vista della MRA che poi sarà applicata al segnale.

Il segnale di corrente acquisito si presentava come nella figura 6.1 in cui vengono mostrati tre segnali di corrente acquisiti a tensionamenti di cinghia differenti, nel grafico superiore viene riportato il tensionamento della cinghia e fra parentesi il numero dell'acquisizione, misurato ad una lunghezza di cinghia libera pari a 500mm. Per i corretti valori di pretensionamento ci si riferisca alla tabella 1, considerando che tutti i test sono stati fatti sull'asse Z. Nella fig. 6.2 invece vengono riportati i grafici dei medesimi segnali, una volta applicata la Trasformata di Hilbert. Nel prossimo sotto capitolo ci soffermeremo sui dettagli teorici della Trasformata, per ora verranno elencate solo le motivazioni che hanno portato a questa scelta. Come si può ben notare nei segnali originali in figura 6.1, è possibile notare la differenza tra tre tipologie di segnali:

- a) segnale con pretensionamento ideale (rosso, fig 6.1 segnale in alto)
- b) segnale acquisito con tensionamento sotto il valore minimo consentito (blu, fig 6.1 segnale al centro) al fine di trasportare il carico senza vibrazioni o deformazioni della cinghia,
- c) segnale con leggero allentamento ma in un range ancora da considerarsi di sicurezza (verde, fig 6.1 segnale in basso);

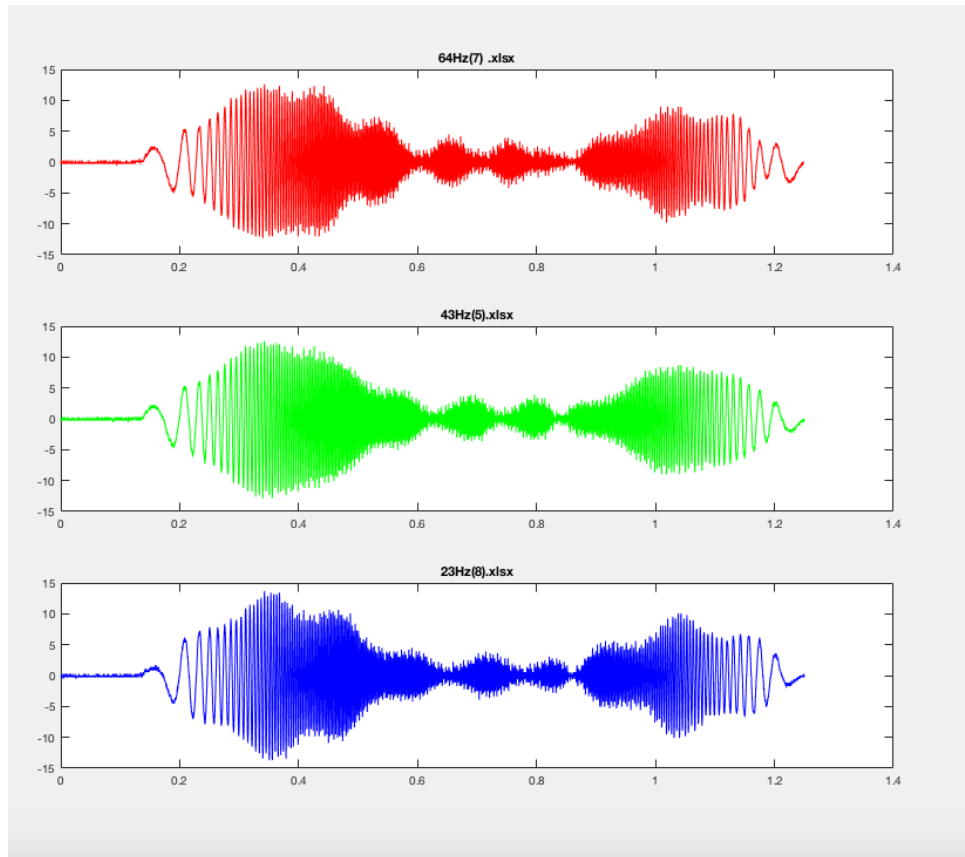


Fig. 6.1 Segnali di corrente acquisiti con differente tensionamento della cinghia

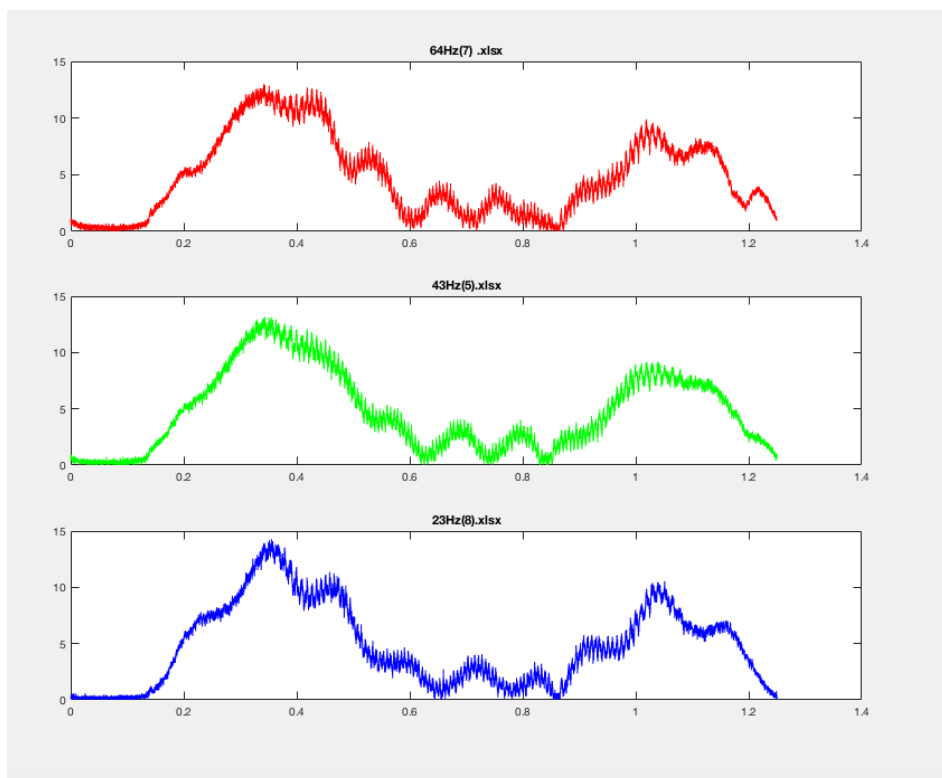


Fig. 6.2 Medesimi segnali dopo aver applicato ad essi la Trasformata di Hilbert

Le differenze tra questi tre segnali sono visibili anche ad occhio nudo. Soprattutto nei tratti iniziali e finali, ovvero dove il motore insegue il profilo trapezoidale presentato in figura 4.4, nelle cui fasi il motore lavora nei tratti di salita e discesa, quindi in regime transitorio. Ai fini di una corretta analisi, e con l'obiettivo finale di riuscire a costruire un algoritmo in grado di differenziare casi di "Healthy state" rispetto a quelli "Unhealthy", è necessario trasformare la differente qualità dei segnali sopra individuata in contenuto informativo, ovvero in informazioni quantificabili numericamente, o comunque, in qualcosa di più tangibile di una osservazione qualitativa. Creare dei banali criteri di analisi basati su soglie per discriminare segnali non stazionari con un grado di variabilità elevato e pattern di movimentazione dinamici (dipendenza dalle condizioni di carico movimentato) risulterebbe poco efficace se non inutile. Perciò, dato che le differenze tra i segnali "healthy" e "unhealthy" presentano un andamento differente, soprattutto alle basse frequenze, si è deciso di utilizzare lo strumento dell'involuppo di Hilbert per marcare ancora di più queste discrepanze alle basse frequenze. I risultati del preprocessing dei segnali mediante involuppo di Hilbert sono mostrati in Fig. 6.2

Analizzare in frequenza i segnali preprocessati come indicato permetterà di ottenere risultati totalmente diversi rispetto ai segnali originali o semplicemente filtrati, soprattutto in vista della MRA. Nel capitolo dedicato allo Script proposto per il programma di elaborazione dei segnali e in quello relativo ai risultati verranno mostrati gli esiti conseguiti.

6.1. Trasformata di Hilbert

La trasformata di Hilbert è una particolare rappresentazione che, contrariamente ad altre trasformate (Fourier, Laplace, ecc) non realizza un cambiamento del dominio di definizione. In altre parole, a partire da una funzione del tempo $s(t)$, la trasformata di Hilbert è ancora una funzione del tempo. L'operazione di trasformazione di Hilbert è concettualmente molto semplice. La trasformazione equivale a far passare il segnale attraverso un filtro di Hilbert, che definiamo nel prossimo paragrafo.

6.1.1. Filtro di Hilbert

Il *filtro di Hilbert* è caratterizzato da una risposta in frequenza descritta come

$$H\mathcal{H}(f) = -j * \text{sgn}(f) \quad (6.1)$$

che permette di evidenziare l'andamento costante del modulo $|H_{\mathfrak{H}}(f)|=1$, e quello discontinuo della fase $\angle H_{\mathfrak{H}}(f)$, che passa da $\pi/2$ per $f < 0$ a $-\pi/2$ per $f > 0$.

Il risultato del passaggio di un segnale $x(t)$ attraverso il filtro di Hilbert è un secondo segnale $\hat{x}(t)$ detto *trasformata di Hilbert* del primo, indicata come $\hat{x}(t) = \mathfrak{H}\{x(t)\}$, ed il cui andamento in frequenza ha espressione

$$\hat{X}(f) = F\{\hat{x}(t)\} = H_{\mathfrak{H}}(f)X(f) = -j * \text{sgn}(f) * X(f) \quad (6.2)$$

ossia differisce da $X(f)$ per uno sfasamento di $\pm \pi/2$ per frequenze rispettivamente positive o negative.

6.1.2. Segnale Analitico

Come $x(t)$ ed $\hat{x}(t)$, anche il segnale analitico associato ad $x(t)$ è di tipo passa banda, e corrisponde al suo *contenuto a frequenze positive* $x^+(t)$. Si può mostrare che $x^+(t)$ è esprimibile nei termini di $x(t)$ e $\hat{x}(t)$, secondo l'espressione:

$$x^+(t) = 1/2 * (x(t) + j * \hat{x}(t)) \quad (6.3)$$

Molto utile è anche la relazione che lega il segnale analitico all'involuppo complesso

$$x^+(t) = 1/2 * \underline{x}(t) e^{j\omega_0 t} \quad (6.4)$$

che si ottiene tenendo conto dalla (6.3).

Effettivamente, l'ultima relazione rappresenta il contenuto a frequenze positive di $x(t)$, a patto che $\underline{x}(t)$ sia di banda base con frequenza massima $W \ll f_0$; in tal caso infatti, trasformando la (6.4), risulta

$$X^+(f) = \mathfrak{F}\{x^+(t)\} = 1/2 * \underline{X}(f - f_0) \quad (6.5)$$

che giace completamente nel semipiano $f > 0$.

Alternativamente alla (6.3), si può ottenere $x^+(t)$ senza utilizzare $\hat{x}(t)$, pensandolo come il risultato del passaggio di $x(t)$ attraverso un filtro $H_{fp}(f)$ (vedi fig.6.3) con risposta in frequenza a gradino unitario:

$$x^+(t) = x(t) * h_{fp}(t) \quad (6.6)$$

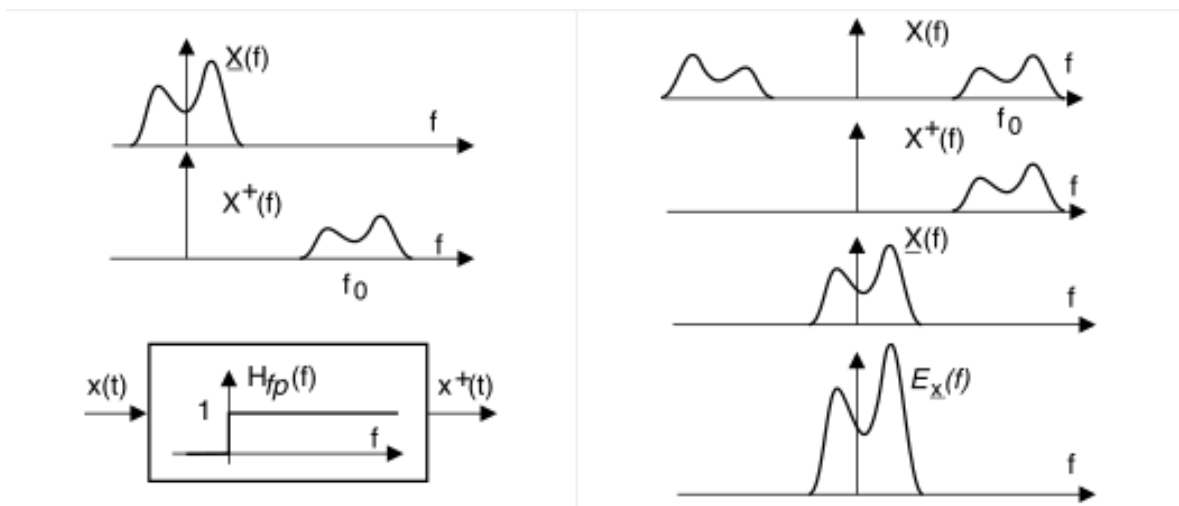


Fig. 6.3 Rappresentazione del segnale $x(t)$ dopo esser passato attraverso il filtro di Hilbert

6.1.3. Applicazioni

Il segnale analitico può essere espresso in termini di coordinate polari complesse

$$x_a(t) = A(t)e^{j\phi(t)} \quad (6.7)$$

, dove:

$$A(t) = |x_a(t)| = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \quad \phi(t) = \arg\{x_a(t)\} \quad (6.8)$$

sono rispettivamente l'ampiezza e la fase (istantanea) del segnale $x(t)$. La derivata rispetto al tempo della fase è la frequenza:

$$\omega(t) = \frac{d}{dt} \phi(t) \quad (6.9)$$

Tali grandezze sono usate per misurare e rilevare caratteristiche locali del segnale; un'altra applicazione della rappresentazione analitica di un segnale coinvolge la demodulazione di un segnale modulato, in quanto le coordinate polari separano convenientemente gli effetti della modulazione di ampiezza e fase (o frequenza).

Il segnale analitico può essere rappresentato come:

$$x_a(t) = [A(t)e^{j\phi(t)}e^{-j\omega_0 t}]e^{j\omega_0 t} = \psi(t)e^{j\omega_0 t} \quad (6.10)$$

dove:

$$\psi(t) = [A(t)e^{j\phi(t)}e^{-j\omega_0 t}] \quad (6.11)$$

è l'involuppo complesso, detto anche equivalente passa-basso, poiché si tratta del segnale analitico traslato nell'origine, ovvero in *banda base*. L'involuppo complesso non è unico; al contrario è determinato da un arbitrario assegnamento di ω_0 , e questo concetto è spesso usato quando si tratta con segnali passabanda. Se $x(t)$ è il segnale modulato, ω_0 è usualmente assegnato per essere una frequenza portante.

7. Wavelet

7.1. Dall'analisi di Fourier alla trasformata wavelet

L'analisi di Fourier e la Short Time Fourier Transform, limitano la loro efficacia a problemi aventi una natura ben definita (ovvero quando si lavora con segnali stazionari); nel seguito verrà delineato il percorso logico che ha portato a considerare l'algoritmo wavelet quale strumento alternativo [18] per l'analisi di segnali NON-stazionari.

7.1.1. La Trasformata di Fourier

Dato un segnale $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ definito nel dominio del tempo, la Trasformata di Fourier (FT) ne dà una rappresentazione nel dominio della frequenza f_r , si veda Fig. 7.1.



Fig. 7.1. La trasformata di Fourier

L'espressione matematica che identifica la trasformata di Fourier è la seguente:

$$FT_f(f_r) = \hat{f}(f_r) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j2\pi f_r t} dt \quad (7.1)$$

Dalla (7.1) si nota come la FT perda, dal punto di vista analitico, la dipendenza dal tempo t . In altre parole, un segnale $f(t)$ fornisce un'informazione con risoluzione infinita sull'asse dei tempi, occultando, però, l'informazione relativa alla frequenza, sul cui asse ha risoluzione nulla; la trasformata di Fourier di un segnale $f(t)$, invece, fornisce un'informazione con risoluzione infinita sull'asse della frequenza, ma con risoluzione nulla sull'asse dei tempi.

Il seguente esempio chiarirà, invece, come in certi casi possa essere necessaria una duplice, o contemporanea, rappresentazione del segnale, sia nel dominio del tempo, che in quello della frequenza.

Riferendosi alla Fig. 7.2, si supponga di avere due segnali: sia $f_1(t) = \cos(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_2 t) + \cos(2\pi f_3 t) + \cos(2\pi f_4 t)$ (vedere le due immagini della parte superiore di Fig. 7.2) e sia $f_2(t)$ tale che, dall'istante $t=0$ all'istante $t=t_1$ abbia frequenza f_1 , da $t=t_1$ a $t=t_2$ abbia frequenza f_2 , e così via (vedere le due immagini della parte inferiore di Fig. 7.2),.

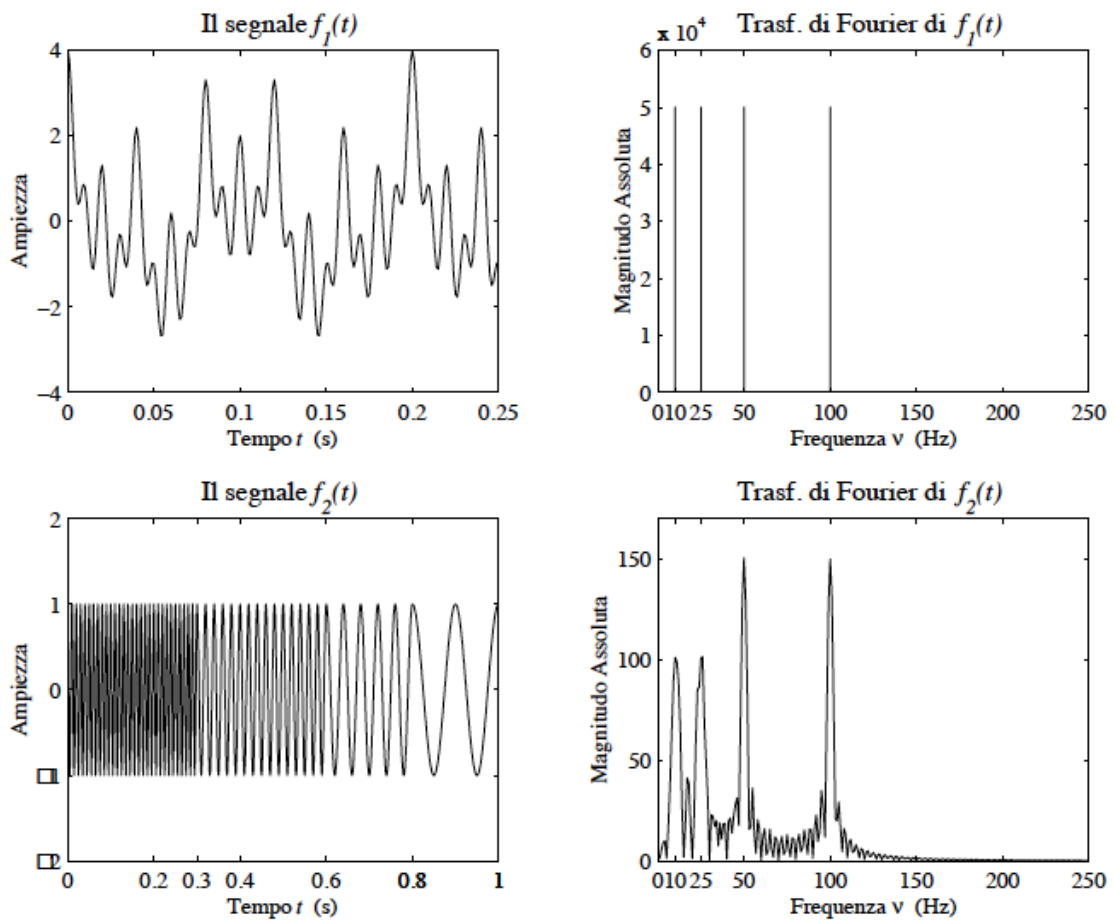


Figura 7.2: I segnali $f_1(t)$ e $f_2(t)$ con $\omega_1 = 10\text{Hz}$, $\omega_2 = 25\text{Hz}$, $\omega_3 = 50\text{Hz}$, $\omega_4 = 100\text{Hz}$, e le rispettive trasformate di Fourier.

Dall'esempio introdotto, dalla Fig. 7.2 si nota che i due segnali pur avendo contributi in frequenza simili, sono molto diversi come andamento temporale. Sempre riferendosi all'esempio è possibile introdurre il concetto di stazionarietà di un segnale. Si può infatti definire $f_1(t)$ essere un segnale stazionario nel senso che, le sue quattro componenti in frequenza esistono su tutto l'intervallo dei tempi; viceversa, si può definire $f_2(t)$ non stazionario poichè, pur avendo le stesse quattro componenti in frequenza di $f_1(t)$, le sue componenti esistono in intervalli di tempo ben precisi. In sintesi, avendo i due segnali le stesse componenti in frequenza, e poichè la FT nasconde l'informazione legata al tempo, lo spettro di questi due, pur così diversi segnali, risulta pressoché medesimo. Il paradosso rappresentato da questo esempio è facilmente comprensibile, osservando che, l'integrale in

(7.1), è calcolato per ogni valore reale di t ; in altri termini, la FT tiene conto del contenuto in frequenza del segnale $f(t)$ su tutti i tempi, da $t = -\infty$ a $t = +\infty$, ignorando la precisa locazione temporale di ciascuna frequenza. Questo è il motivo che rende l'analisi di Fourier inadatta alla rappresentazione di segnali non stazionari.

7.1.2. La Short Time Fourier Transform

Un modo per superare le difficoltà che l'analisi di Fourier trova nel rappresentare segnali non stazionari, consiste nell'analizzare porzioni successive di segnale, che siano approssimabili a quelle stazionarie: questa è l'idea base della Short Time Fourier Transform, anche detta STF rappresentata sinteticamente in Figura 7.3.

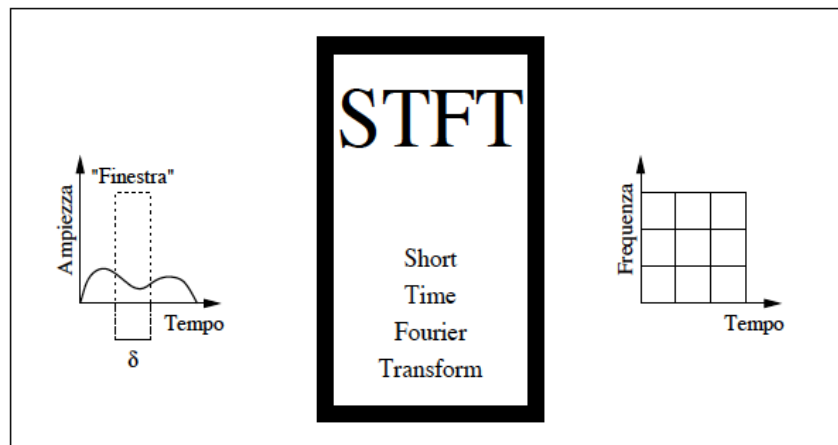


Fig. 7.3. La Short Time Fourier Transform

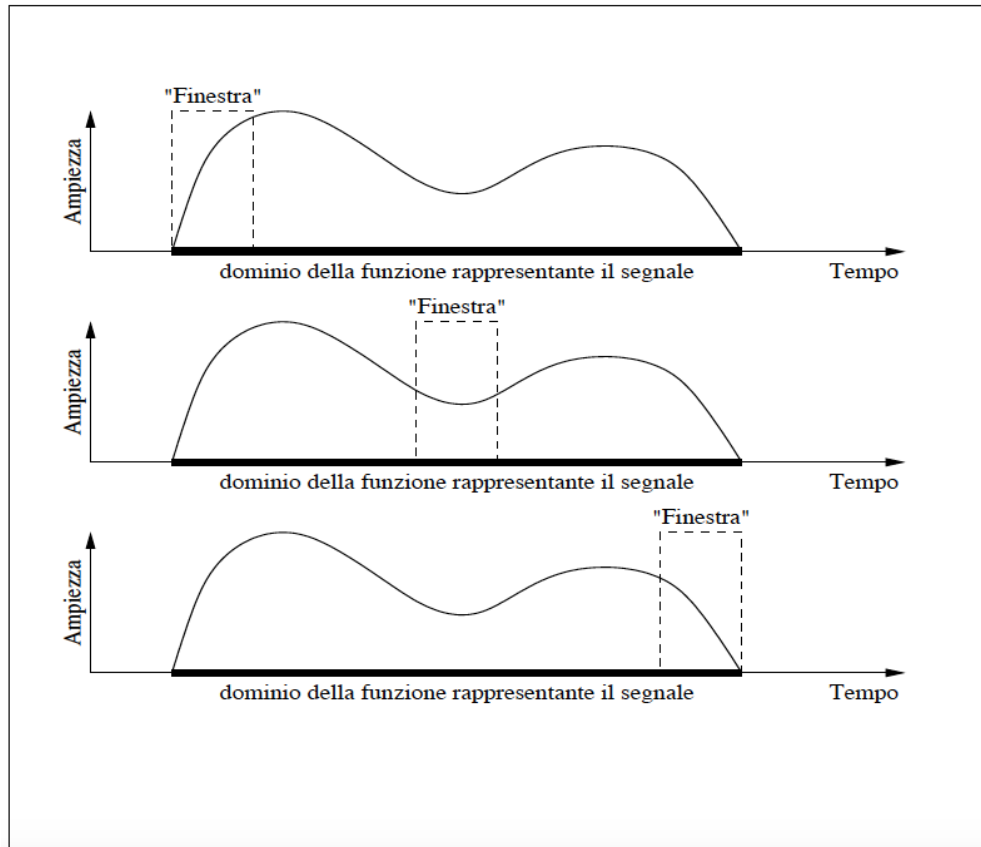


Fig. 7.4. L'algoritmo di analisi tramite STFT

La STFT prevede l'utilizzo di una funzione "finestra" $g(t)$, avente supporto δ compatto, si veda in merito l'equazione 7.2 e la Fig. 7.4:

$$STFT_f(\tau, f_r) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g^*(t - \tau)e^{-2\pi f_r t} dt \quad (7.2)$$

dove * rappresenta l'operazione di complesso coniugato, e τ rappresenta il parametro di traslazione della funzione "finestra" sull'asse dei tempi.

Moltiplicare il segnale $f(t)$ con $g^*(t - \tau)$ equivale, di fatto, a considerare una porzione limitata di $f(t)$, nella fattispecie, la porzione che ha come dominio l'intervallo di ampiezza δ , traslato di τ sull'asse dei tempi. In questo modo, scegliendo accuratamente la $g(t)$, si può ottenere, come prodotto delle due funzioni, una funzione stazionaria.

Operare la trasformata di Fourier di tale prodotto di funzioni, poi, equivale a dare una rappresentazione di $f(t)$ in frequenza, nell'intervallo di tempo individuato dal supporto della funzione "finestra".

L'analisi tramite STFT prevede una traslazione progressiva della funzione "finestra" su tutto il dominio della $f(t)$, consentendo un'analisi di tutto il segnale; graficamente, l'algoritmo alla base di questa analisi, può essere schematizzato come in Fig. 7.4.

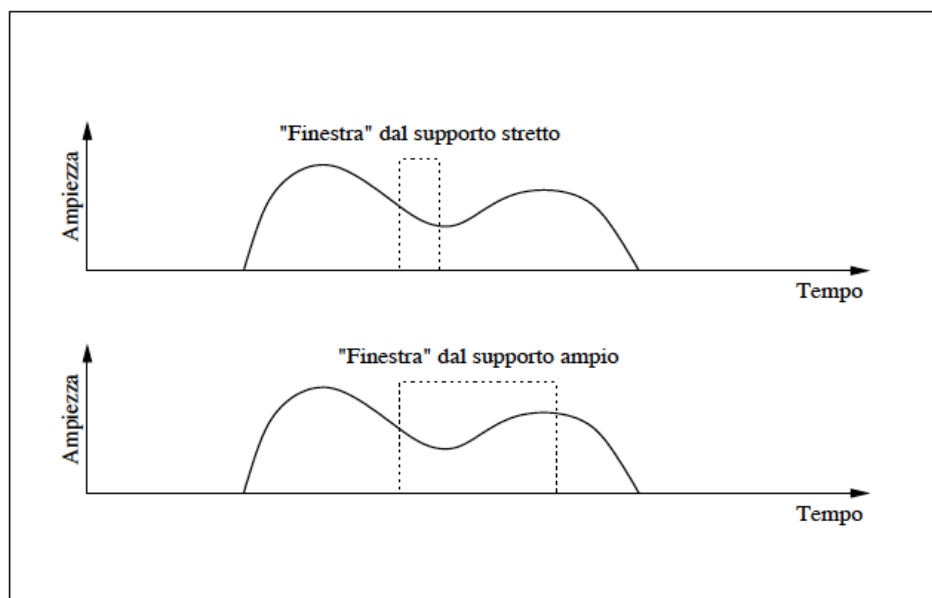


Figura 7.5. Funzioni Finestra con supporto differente

Il limite di tale analisi, come si evidenzierà meglio più avanti, è legato al suo essere fortemente condizionato dal Principio di Indeterminazione, il quale si manifesta sotto forma di una inversa proporzionalità tra l'incertezza Δt sull'asse dei tempi e quella Δf_r sull'asse delle frequenze. L'analisi tramite STFT è una tecnica a risoluzione fissa, infatti, la scelta della funzione $g(t)$, e quindi del suo supporto compatto, richiede di fissare, per tutta la durata dell'analisi, la distanza minima Δt , che deve esistere tra due punti sull'asse dei tempi, affinché siano discriminabili. In altre parole, la STFT fissa l'incertezza con cui si indaga sull'asse dei tempi, si veda in proposito Fig. 7.5. A causa del Principio di Indeterminazione, il fissare l'incertezza sull'asse dei tempi, implica il fissare l'incertezza Δf_r sull'asse delle frequenze per tutta la durata dell'analisi; poiché il rapporto tra tali incertezze è di inversa proporzionalità, durante il corso dell'analisi non si può avere, contemporaneamente, una buona localizzazione sull'asse dei tempi e sull'asse delle frequenze. Questo è visualizzabile attraverso le cosiddette "scatole" di Heisenberg, rappresentate in Fig. 7.6, in cui si nota che al diminuire dell'incertezza lungo un asse, corrisponde l'aumento dell'incertezza lungo l'altro; questo rende costante l'area sottesa da ogni quadrato, determinando la

manifestazione grafica del Principio di Indeterminazione. Nella Fig. 7.6 a) la rappresentazione classica di un segnale in funzione del tempo garantisce una incertezza nulla sull'asse dei tempi ed una incertezza infinita sull'asse delle frequenze; b) la rappresentazione di un segnale attraverso l'analisi di Fourier garantisce una incertezza nulla sull'asse delle frequenze ed una incertezza infinita sull'asse dei tempi; c) e d) la STFT consente una rappresentazione del segnale sia in tempo che in frequenza tale che a basse incertezze sull'asse dei tempi corrispondano alte incertezze sull'asse delle frequenze, e viceversa.

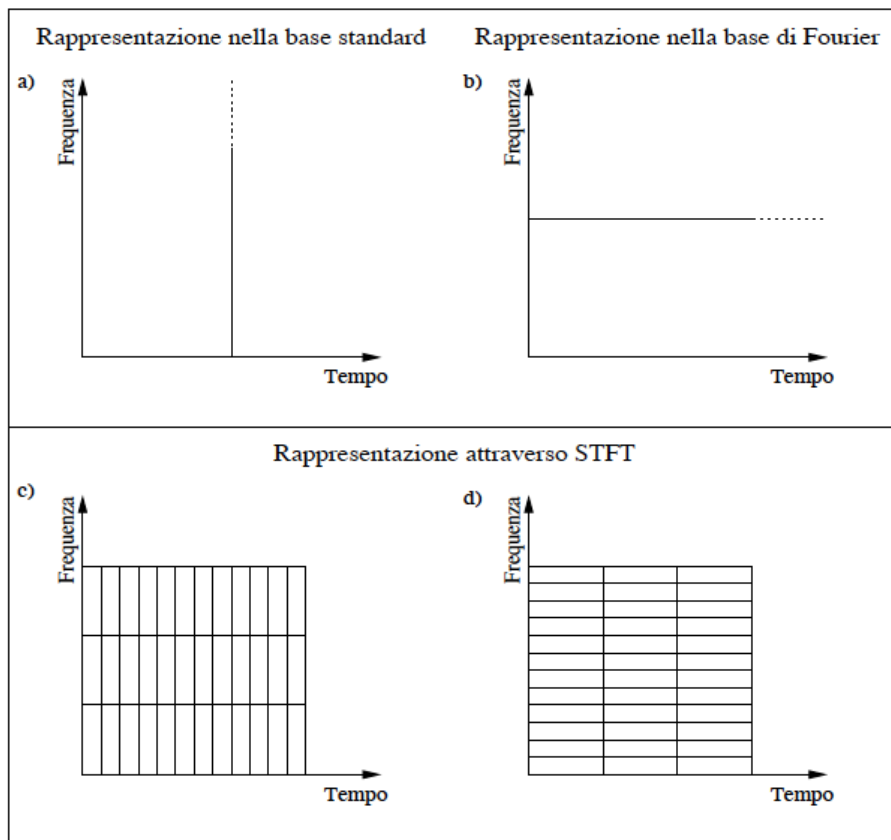


Figura 7.6: Le "scatole" di Heisenberg.

7.2. La Trasformata Wavelet Continua

L'analisi wavelet, a differenza della STFT, opera con una funzione “finestra”, avente l'ampiezza del supporto variabile nel corso dell'analisi; inoltre, non viene calcolata la trasformata di Fourier del prodotto tra il segnale e la funzione come avviene nel caso della STFT [19].

La Trasformata Wavelet Continua (CWT), è così definita:

$$CWT_f(a, b) = C(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_b^a(t)dt \quad (7.3)$$

$$\text{con: } \psi_b^a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \textit{wavelet madre} \quad (7.4)$$

dove $a \in \mathbb{R}^+ - \{0\}$ è il parametro di scala e $b \in \mathbb{R}$ il parametro di traslazione; in particolare, la $\psi_b^a(t)$ deriva il suo nome “wavelet madre”, dal fatto che è una funzione oscillatoria supportata compattamente (“wavelet”) e dalla quale, al variare di a e b , sono derivate le funzioni—o wavelets—con diverse regioni di supporto (“madre”).

Per il parametro di scala a , valgono le seguenti considerazioni:

- valori del parametro di scala alti equivalgono ad espandere la wavelet, e quindi il suo supporto lungo l'asse dei tempi, ed a diminuire, conseguentemente, la frequenza della wavelet stessa.
- valori del parametro di scala bassi equivalgono a comprimere la wavelet, e quindi il suo supporto, lungo l'asse dei tempi, e ad aumentare, conseguentemente, la frequenza della wavelet stessa.

L'analisi tramite CWT opera per successive traslazioni e scalamenti della wavelet: nella fattispecie, per ogni valore del parametro di scala $a \in \mathbb{R}^+ - \{0\}$, il parametro di traslazione b viene fatto variare su tutto \mathbb{R} , consentendo, così, un'analisi dell'intero segnale a risoluzioni diverse.

In particolare, come mostrato in Fig. 7.7, l'analisi tramite CWT utilizza in maniera specifica:

- un parametro di scala a alto—corrispondente ad una frequenza bassa della wavelet—
ove si desiderino informazioni con un margin di precisione più elevato sull'asse delle frequenze rispetto al margine di precisione sull'asse dei tempi.
- un parametro di scala a basso—corrispondente ad una frequenza alta della wavelet—
ove si desiderino informazioni con un margin di precisione più elevato sull'asse dei tempi rispetto al margine di precisione sull'asse delle frequenze.

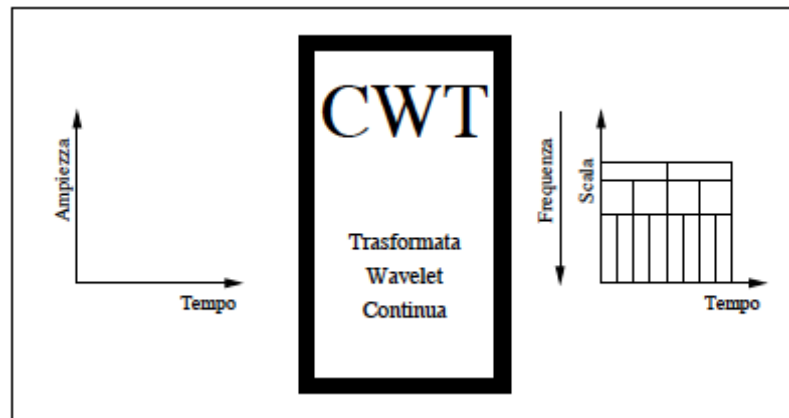


Fig. 7.7. Analisi a risoluzioni variabili tramite CWT

Questo è di notevole importanza, poiché, in natura, i segnali contengono informazioni approssimative, cioè individuanti la struttura generale del segnale, a basse frequenze, ed informazioni di dettaglio, cioè individuanti le minuzie del segnale, ad alte frequenze. Con l'analisi wavelet, quindi, si dà una rappresentazione del segnale avente informazioni precise sulle basse frequenze, che costituiscono la struttura portante del segnale, ed informazioni meno precise su quella parte del segnale che è di contorno, ovvero la parte ad alta frequenza.

7.3. Dall'analisi Wavelet continua a quella discreta

La definizione di CWT data in (7.3), formalizza in modo esaustivo l'algoritmo wavelet, tuttavia esso ha una utilità limitata: l'unico utilizzo della CWT, è nella valutazione analitica della trasformata wavelet continua di un segnale; infatti, un approccio numerico alla

trasformata wavelet continua, come definita in (7.3), appare impossibile da applicare per valori del parametro a spazianti su tutto $\mathbb{R}^+ - \{0\}$ e valori del parametro b spazianti su tutto \mathbb{R} . Partendo dal presupposto che, nella realtà fisica, si lavora con segnali discreti, un metodo che consente di implementare numericamente l'analisi tramite CWT su un segnale discreto [22] deve, in prima battuta effettuare l'analisi assegnando ai parametri a e b un insieme finito di valori, si veda in proposito la Fig. 7.8 dove, in particolare, il parametro a può operare su un insieme finito di valori di scala, a partire dalla risoluzione con cui è stato discretizzato il segnale, fino ad una scala massima, determinata dalle esigenze dell'analisi. Mentre il parametro b può essere incrementato, un numero finito di volte, in maniera tale da traslare la wavelet su tutto il dominio del segnale. In seconda battuta, per ogni coppia di valori a e b , tale metodo deve approssimare numericamente l'integrale del prodotto tra il segnale e la wavelet $\psi_b^a(t) \cdot b(t)$. In questa maniera, l'implementazione numerica dell'analisi wavelet continua su un segnale discreto, produce un numero di coefficienti pari al prodotto tra il numero di valori differenti assunti dal parametro a ed il numero di valori differenti assunti dal parametro b . Tuttavia, calcolare i coefficienti wavelet su un insieme di valori di scala e traslazione potenzialmente molto ampio, sebbene finito, risulta un discreto sovraccarico per il sistema computazionale, e genera una vasta quantità di valori. Nella fattispecie, si dice che la CWT dà una rappresentazione del segnale completa, ovvero consente la ricostruzione del segnale originale, ma ridondante, nel senso che, il numero di campioni prodotti nell'analisi, cioè il numero di coefficienti, è maggiore del numero dei campioni del segnale analizzato. Mallat, nel 1986 [23], formalizza un algoritmo per l'analisi wavelet, che consente una analisi più efficiente ma, allo stesso tempo, ugualmente accurata; egli, infatti, suggerisce una particolare discretizzazione degli insiemi finiti di valori assunti dai parametri a e b , tale da determinare una rappresentazione del segnale completa ma non ridondante.

Alla base della scelta di tale discretizzazione, vi sono le seguenti considerazioni riguardanti l'analisi wavelet [24]

- al variare del parametro di scala a , l'incertezza relativa $\Delta f_r / f_r$ è costante, si veda Fig. 7.7, pertanto si può pensare ad una discretizzazione logaritmica di tale parametro.
- quando il parametro a è piccolo, le wavelets hanno supporto temporale stretto, pertanto il parametro di traslazione b deve essere piccolo, onde garantire una copertura sufficiente dell'asse-tempi, da parte della serie di wavelets.

- viceversa, quando il parametro a è grande, le wavelets hanno supporto temporale ampio, pertanto il parametro di traslazione b può essere maggiore.

Da quanto detto si intuisce che la discretizzazione più efficace è:

$$a = a_0^{-j} \quad \text{con} \quad j \in \mathbb{Z}, \quad a_0 > 1 \quad (7.5)$$

$$b = na \quad \text{con} \quad n \in \mathbb{Z} \quad (7.6)$$

Il caso diatico $a_0 = 2$, è quello proposto da Mallat, il quale definisce, per $j \in \mathbb{Z}$ e $n \in \mathbb{Z}$, la famiglia di wavelets:

$$\psi_n^j(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{con} \quad a = 2^{-j}, b = 2^{-j}n \quad (7.7)$$

Chiaramente i valori interi assunti da j e n nel corso dell'analisi sono finiti: in particolare, definendo a_{min} e a_{max} , rispettivamente, il valore di scala minimo ed il valore di scala massimo con cui effettuare l'analisi, allora j assume tutti i valori compresi tra j_{max} e j_{min} dove $a_{min} = 2^{-j_{max}}$ e $a_{max} = 2^{-j_{min}}$; inoltre, per ogni $a = 2^{-j}$ fissato, n assume tutti i valori interi tali da traslare la wavelet su tutto il dominio del segnale da analizzare. L'analisi wavelet sviluppata tramite (7.7), viene comunemente indicata con il nome di analisi tramite trasformata discreta o DWT.

7.4. Analisi Multirisoluzione (Multi Resolution Analysis – MRA)

L'analisi wavelet come precedentemente accennato consente una rappresentazione del segnale più precisa alle basse frequenze e meno alle alte, in virtù del suo essere un'analisi a scala variabile.

L'idea alla base della MRA [25] è quella di separare, utilizzando l'analisi tramite DWT, il contenuto a bassa frequenza di un segnale, rappresentante la struttura approssimativa del segnale, da quello ad alta frequenza, rappresentante la struttura di dettaglio del segnale.

Per ottenere tale separazione, Mallat suggerisce [23] di implementare l'algoritmo wavelet tramite DWT, utilizzando due famiglie di funzioni leggermente diverse: la famiglia di funzioni $(\phi_n^j(t))_{(n,j) \in \mathbb{Z}^2}$, detta di scala, definita ad arte [26] al fine di estrarre il contenuto di approssimazione (basse frequenze) del segnale, e la famiglia di funzioni wavelet, $(\psi_n^j(t))_{(n,j) \in \mathbb{Z}^2}$, derivata dalla precedente, ed estraente il contenuto di dettaglio (alte frequenze) del segnale.

In particolare, implementare l'analisi tramite DWT con la famiglia di funzioni $(\psi_n^j(t))_{(n,j) \in \mathbb{Z}^2}$ equivale a calcolare—al variare di j ed n sull'insieme finito dei loro valori—i coefficienti di dettaglio:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(t) 2^{j/2} \psi(2^j t - n) dt \quad (7.8)$$

mentre implementarla con la famiglia di funzioni $(\phi_n^j(t))_{(n,j) \in \mathbb{Z}^2}$, equivale a calcolare, al variare di j ed n sull'insieme finito dei loro valori, i coefficienti di approssimazione:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(t) 2^{j/2} \phi(2^j t - n) dt \quad (7.9)$$

All'aumentare della risoluzione verso $+\infty$, cioè al diminuire della scala, l'insieme dei coefficienti di approssimazione, converge progressivamente al segnale originale, mentre l'insieme dei coefficienti di dettaglio dà una rappresentazione sempre più minuziosa dei dettagli; al diminuire della risoluzione verso 0, invece, cioè all'aumentare della scala, sia i coefficienti di approssimazione, che quelli di dettaglio, contengono sempre meno carico informativo, convergendo a zero.

Perciò alla fine di questa trattazione, quello che si può ottenere è:

- scelta una opportuna wavelet madre, attraverso la MRA,
- decomposizione del segnale in differenti livelli di risoluzione in tempo e in frequenza.

Volendo è possibile analizzare attraverso un opportuno banco di filtri di analisi, le differenti bande di frequenza secondo una divisione in ottave [27]. I coefficienti in uscita a ciascun livello del banco, sia quelli approssimativi che quelli di dettaglio possono essere utilizzati

per ottenere lo scalogramma. Lo scalogramma rappresenta semplicemente il contenuto energetico associato a ciascun intervallo di frequenze.

7.5. Analisi MRA e diagnosi

Attraverso l'analisi MRA diventa possibile confrontare due segnali NON-stazionari, infatti dati due segnali x ed y , supponendo che x sia un segnale di corrente "nominale" ovvero acquisito da una fase di un motore quando tutto il sistema motore/trasmissione sta lavorando in condizioni ottimali; mentre sia y un segnale di corrente acquisito sempre nelle stesse modalità, dalla stessa fase dello stesso motore, quando però un fault sul sistema di trasmissione (cinghia o puleggia) avviene. Allora il segnale di corrente y , secondo la teoria del MCSA, a seguito del fault cambierà il suo andamento tempo-frequenziale, mostrando la sua firma. Questa firma, ovvero un cambiamento di ampiezza e frequenza genera una variazione di contenuto energetico del segnale, la quale tramite l'analisi MRA, può essere rilevata. Inoltre, il contenuto energetico verrà direttamente mappato nei coefficienti o approssimativi o di dettaglio che mostreranno valori differenti rispetto al caso nominale.

7.6. Implementazione via Software della Wavlet Decomposition

La trasformata wavelet di un segnale discreto può essere implementata via software, in questa tesi tutta la parte di analisi dati viene effettuata con l'ausilio del software Matlab.

In Matlab con il comando 'wavedec' è possibile applicare la trasformata wavelet ad un segnale 1-dimensionale, quindi ad un segnale della natura del segnale di corrente da noi preso in esame, ed ottenere un'analisi MRA dello stesso [26].

Il comando $[c,l] = \text{wavedec}(x, n, \text{wname})$ restituisce la scomposizione wavelet di un segnale x , ad n livelli, usando la wavelet madre wname . La struttura di decomposizione in uscita è costituita dal vettore di decomposizione wavelet c e dal vettore di contabilità l , che contiene il numero di coefficienti per livello.

La struttura è organizzata come nel diagramma di fig.7.8, che riporta un esempio di decomposizione a 3 livelli, in cui cD_j rappresentano rispettivamente i coefficienti ai vari

livelli di dettaglio j con $j = 1, 2, 3$. Mentre i cA_j rappresentano i coefficienti di approssimazione.

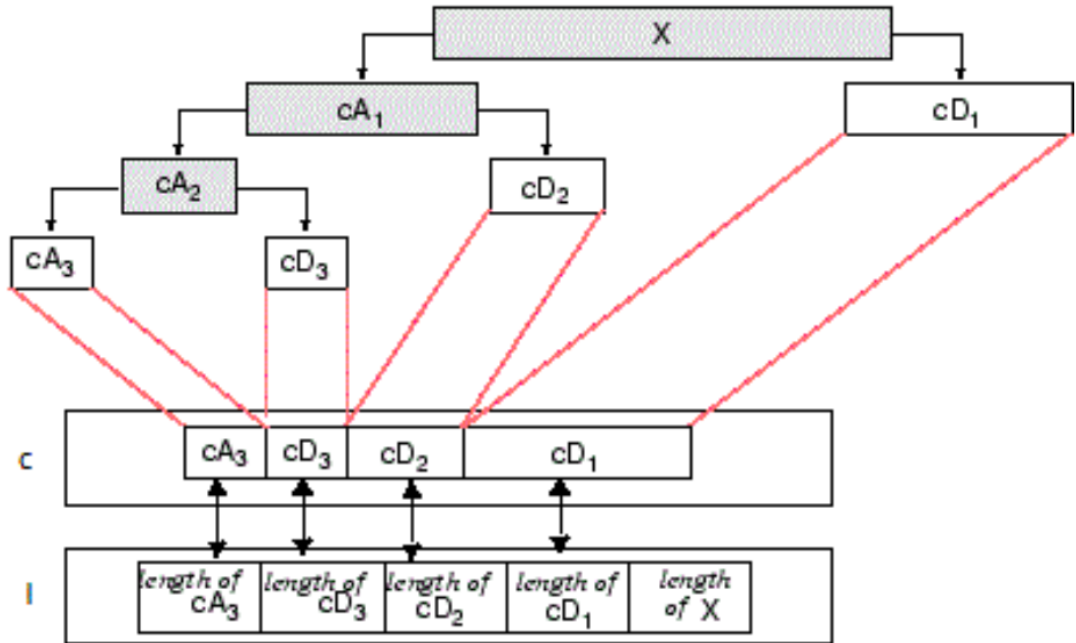


Fig. 7.8 – Rappresentazione della decomposizione Wavelet a tre livelli

In questo tipo di decomposizione la selezione di una wavelet madre adeguata è di cruciale importanza per non perdere informazione e analizzare al meglio il segnale [27].

Tutte, le specifiche utilizzate per la selezione del numero dei livelli e il grado dei filtri, verranno spiegate nel prossimo capitolo, nella tabella successiva viene mostrata l'effettiva decomposizione applicata al caso del segnale di corrente acquisito dal robot del presente lavoro. Trattandosi di un segnale con frequenza pari a 8 KHz, i livelli di decomposizione totali necessari per analizzare un segnale completo possono essere calcolati seguendo la seguente equazione [28]:

$$L \geq \frac{\log f_s/50}{\log 2} + 1 \quad (7.10)$$

Dove con f_s si intende da frequenza di campionamento e L è il numero di livelli necessari per analizzare un segnale campionato con frequenza f_s . Queste bande non possono essere

cambiate a meno che non venga fatta una nuova acquisizione con frequenza di campionamento diversa.

Quando la (7.10) viene applicata ad una frequenza di campionamento di 8 kHz, come nel nostro caso, è necessaria una decomposizione di almeno 8 livelli per analizzare l'intero segnale. Anche se nel nostro caso abbiamo deciso di implementare una decomposizione a 10 livelli per dividere il segnale in intervalli più precisi di bande di ottave, poichè la firma del guasto sembrava comparire proprio negli intervalli più a bassa frequenza come d9 e d10.

Tabella 2 - bande di frequenza per segnale campionato a 8 kHz e decomposto in 10 livelli.

Approximation [aj]	Frequency Bands [Hz]	Details [dj]	Frequency Bands [Hz]
a10	[0-7.81]	d10	[7.81-15.62]
a9	[0-15.62]	d9	[15.62-31.25]
a8	[0-31.25]	d8	[31.25-62.50]
a7	[0-62.50]	d7	[62.5-125]
a6	[0-125]	d6	[125-250]
a5	[0-250]	d5	[250-500]
a4	[0-500]	d4	[500-1000]
a3	[0-1000]	d3	[1000-2000]
a2	[0-2000]	d2	[2000-4000]
a1	[0-4000]	d1	[4000-8000]

7.6.1. Estrazione delle Features

Nel corso dei precedenti capitoli si sono introdotte le features che vengono estrapolate dal segnale, e si è discusso della loro utilità ai fini della diagnosi e della prognosi. A questo punto una volta individuato il metodo per estrarre le features, i vari strumenti di analisi per

il segnale, ecc non rimane che definire gli indicatori di condizione, cioè quelle variabili che ci indicano lo stato di salute o meno del sistema e che andranno monitorate, in linea con le tecniche di “condition monitoring” utilizzate nella PdM.

Le features vengono scelte dal progettista, e possono essere uno o più indicatori che aiutano a monitorare il sistema. In questo progetto di tesi le features vengono estratte dal segnale di corrente una volta che esso è stato pre-processato tramite involuppo di Hilbert e dopo che esso è stato decomposto tramite la trasformata Wavelet. Nel capitolo dedicato all’analisi dei dati vedremo poi come sono stati creati dei veri e propri indicatori a partire dalle features, comunque nel caso in esame vengono considerati i coefficienti details e approximation. Per quanto riguarda i details vengono valutati i coefficienti d9 e d10, ovvero quelli a bassa frequenza, mentre una feature utilizzata per capire quanto bene il segnale di corrente viene “approssimato” dal filtraggio a bassa frequenza è il coefficiente a10. Nella fig. 7.9 viene mostrato un segnale di corrente decomposto tramite wavelet, in figura è possibile apprezzare le differenze che si presentano nelle componenti d9 e d10, in termini di ampiezza e di frequenza. Questi valori vengono poi valutati attraverso il loro contenuto energetico in percentuale rispetto al segnale originale, così da avere un valore con il quale potersi confrontare.

Nelle Fig. 7.9 viene mostrata la decomposizione di un segnale di corrente s , acquisito con un tensionamento della cinghia pari a 64Hz.

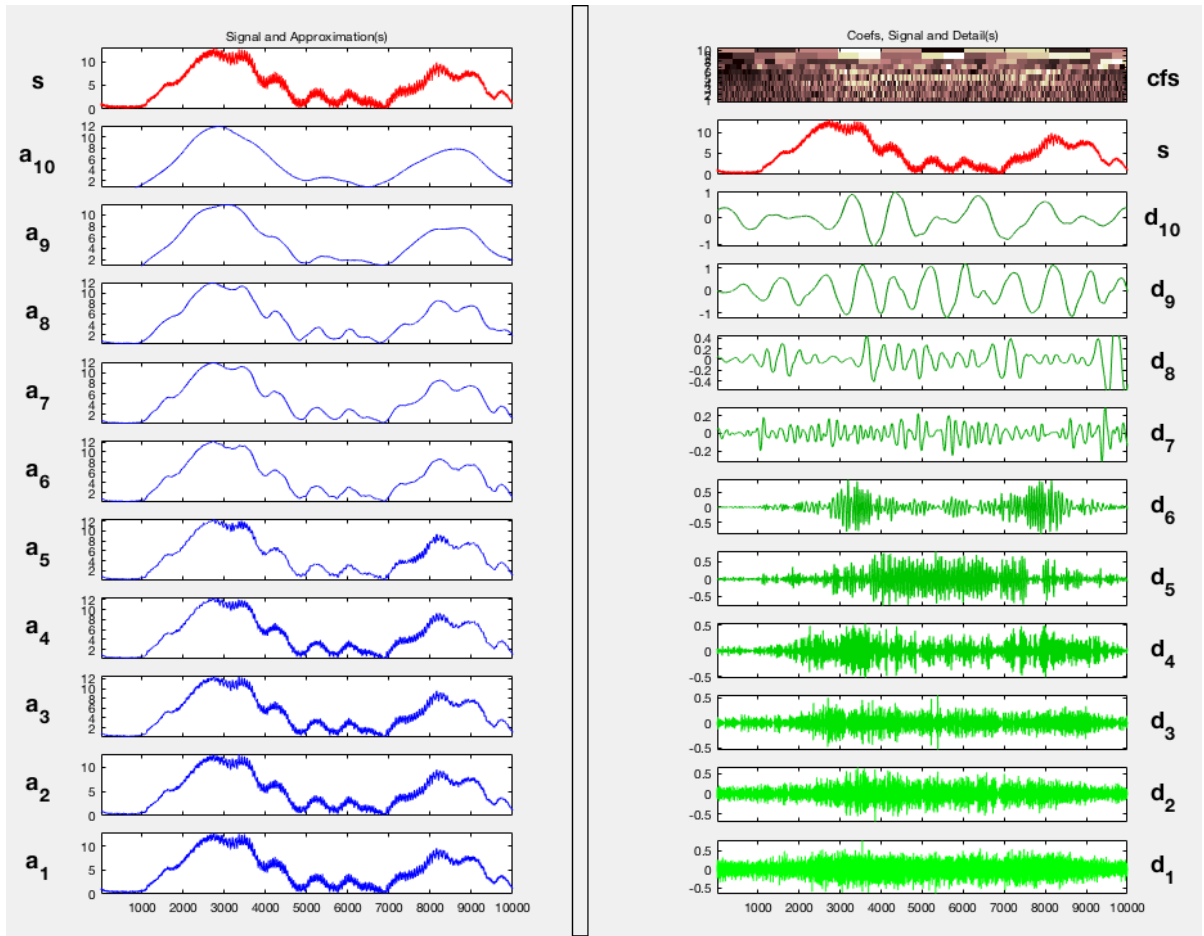


Fig.7.9 - decomposizione del segnale di corrente acquisito con tensionamento pari a 64Hz

Quindi con le condizioni del caso nominale. Nella Fig. 7.10 invece viene mostrata la decomposizione di un segnale di corrente s' , questa volta con un tensionamento pari a 23Hz, quindi di circa 10Hz sotto il limite minimo consentito per eguagliare la forza periferica esercitata sulla puleggia dal carico.

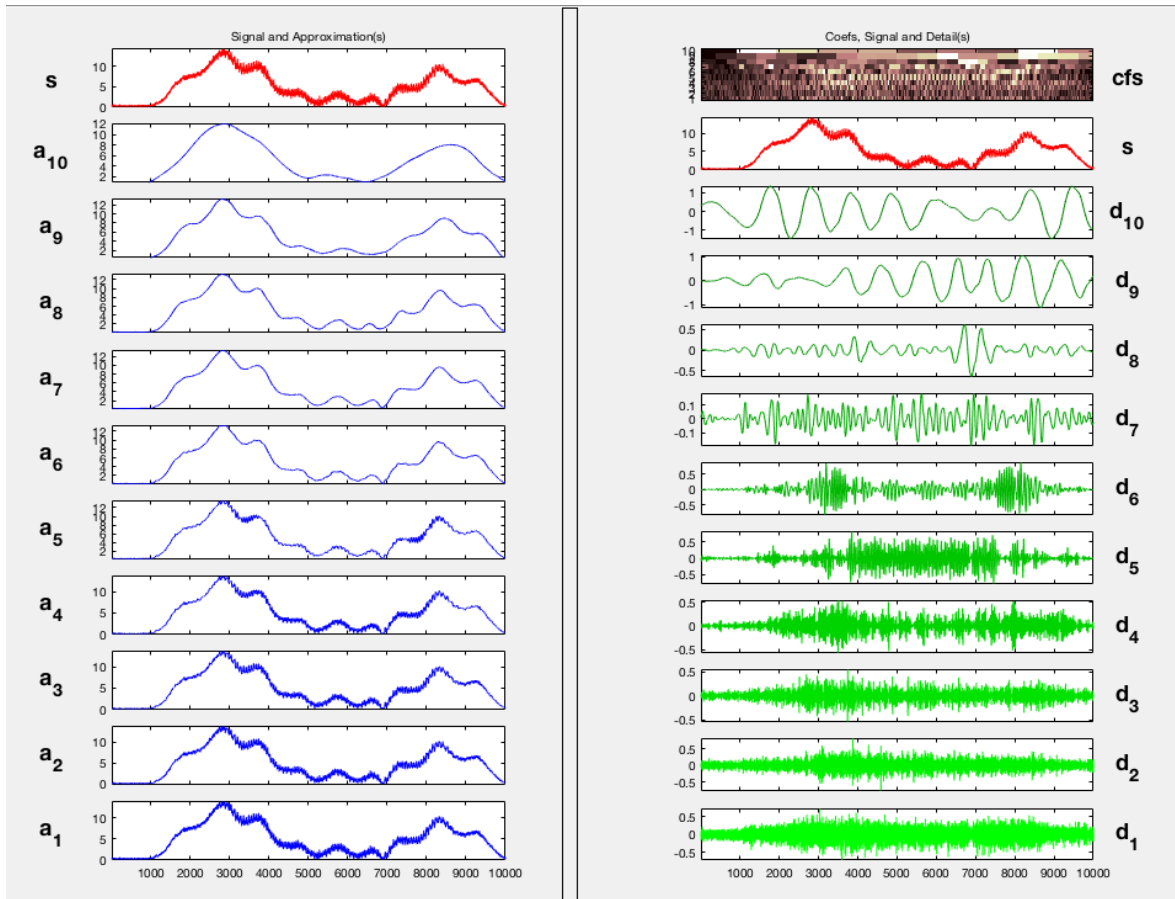


Fig.7.10 - decomposizione del segnale di corrente acquisito con tensionamento pari a 23Hz

Confrontando i livelli d9 e d10 è possibile già apprezzare nelle figure 7.9 e 7.10 le differenze del segnale. Se vengono calcolati i contenuti energetici percentuali dei segnali (indicati con E_d^* o E_a^*) i valori nel primo caso sono pari a quelli specificati nella tabella:3

Tabella 3 - features scelte a confronto per i segnali di corrente NON-stazionari

Fr. Cinghia misurata 500mm (64Hz)	Fr. Cinghia misurata 500mm (23 Hz)
$E_{d9} = 1.14$	$E_{d9} = 0.62$;
$E_{d10} = 0.68$	$E_{d10} = 1.75$
$E_{a10} = 97.51$	$E_{a10} = 97.01$

Riferendosi alla tabella 3, come è possibile apprezzare dai valori riportati, in presenza di fault (seconda colonna della tabella), diminuisce il contenuto energetico a più alta frequenza

d9, per spostarsi più a bassa frequenza d10, questo contenuto è introdotto fisicamente dall'allentamento della cinghia che introduce vibrazioni e oscillazioni di coppia. Il contenuto Ea che rappresenta l'approssimazione del segnale dalle componenti più a bassa frequenza, si vede come nel caso di segnale con fault approssima il 97% del segnale originale, anziché il 97.5% come nel segnale senza fault, più componenti si spostano nei livelli di dettaglio.

8. Analisi dei Dati

Seguendo la metodologia del metodo MCSA, tutti i segnali elettrici sono stati acquisiti da una singola fase del motore PMSM. Il motore e il suo servo azionamento con casa produttrice Kollmorgen forniscono già degli strumenti ai fini di una prima analisi, infatti collegandosi in TCP/IP con il servo driver è stato possibile acquisire tutti i segnali di tipo elettrico, selezionare dei trigger per dare l'avvio al recording, ed era disponibile anche un oscilloscopio digitale.

Tutta la parte di studio e di analisi successive è stata condotta con l'ausilio del software Matlab. Nel paragrafo designato all'analisi verrà presentato e spiegato in ogni suo punto, lo script di codice per l'analisi completa dei segnali di corrente acquisiti. Alla fine verranno presentati i risultati ottenuti.

8.1. Metodo di raccolta dati

Nel capitolo 5 è stato presentato il caso di studio con le varie specifiche del robot preso in considerazione. Per quanto riguarda la raccolta dati ci si è messi nella situazione di acquisire segnali di corrente sempre nella stessa condizione operativa. Ovvero abbiamo impostato tramite il PAD integrato con il robot, il ciclo di lavoro che doveva seguire (fig. 8.1) un semplice movimento avanti e indietro, con pause da 2 secondi, lungo tutta la lunghezza dell'asse Z. Questo perché un CR può essere utilizzato per moltissime combinazioni di movimenti, quindi c'è la necessità di mettersi nella condizione di acquisire il segnale

elettrico sempre nel medesimo modo, per far sì che i vari segnali acquisiti siano confrontabili. Un ciclo semplice come questo implementato, ad esempio, potrebbe essere eseguito, prima dell'inizio del lavoro giornaliero, al fine di verificare le prestazioni dei vari componenti, in questo caso specifico cinghie e motori.

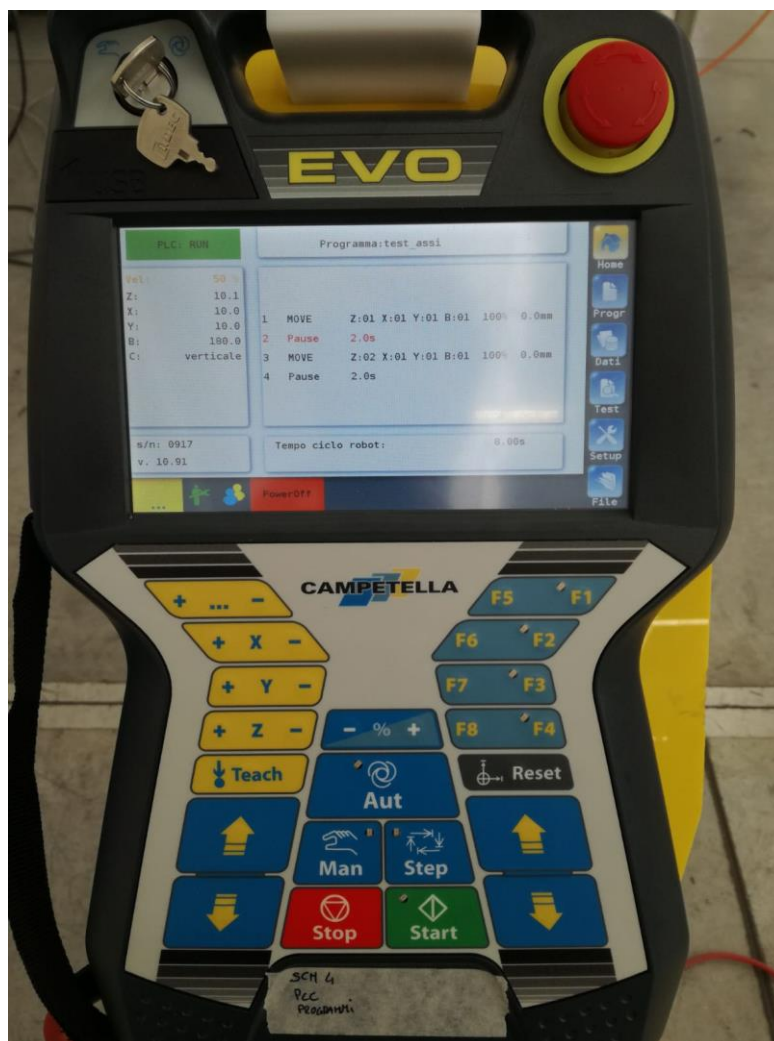


Fig. 8.1 – Pad per impostare i cicli di lavoro del CR

Per l'acquisizione del segnale si è utilizzato direttamente l'ingresso presente sul Driver AKD (Fig. 8.2) della ditta Kollmorgen. Una configurazione possibile ai fini dell'acquisizione viene mostrata in Fig. 8.3, con la sola differenza che il nostro motore, da cui facevamo acquisizioni, si trovava direttamente a bordo del CR. Collegandosi semplicemente via

TCP/IP da PC è possibile accedere tramite un software dedicato all'interfaccia WorkBench della Kollmorgen.

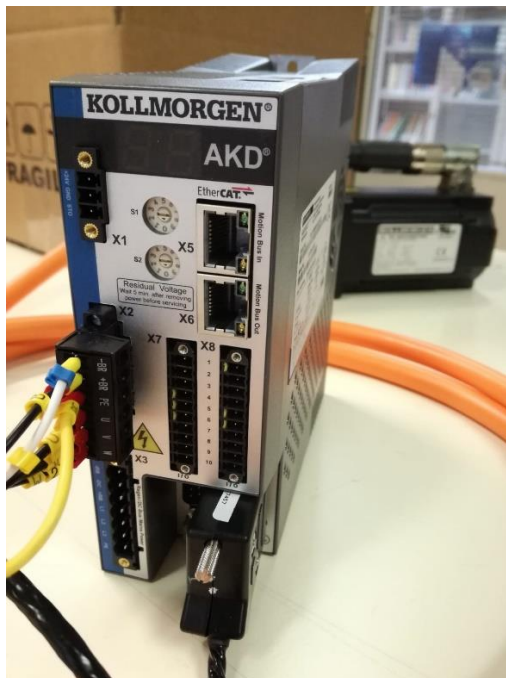


Fig. 8.2 – Driver che si occupa del controllo dell'azionamento

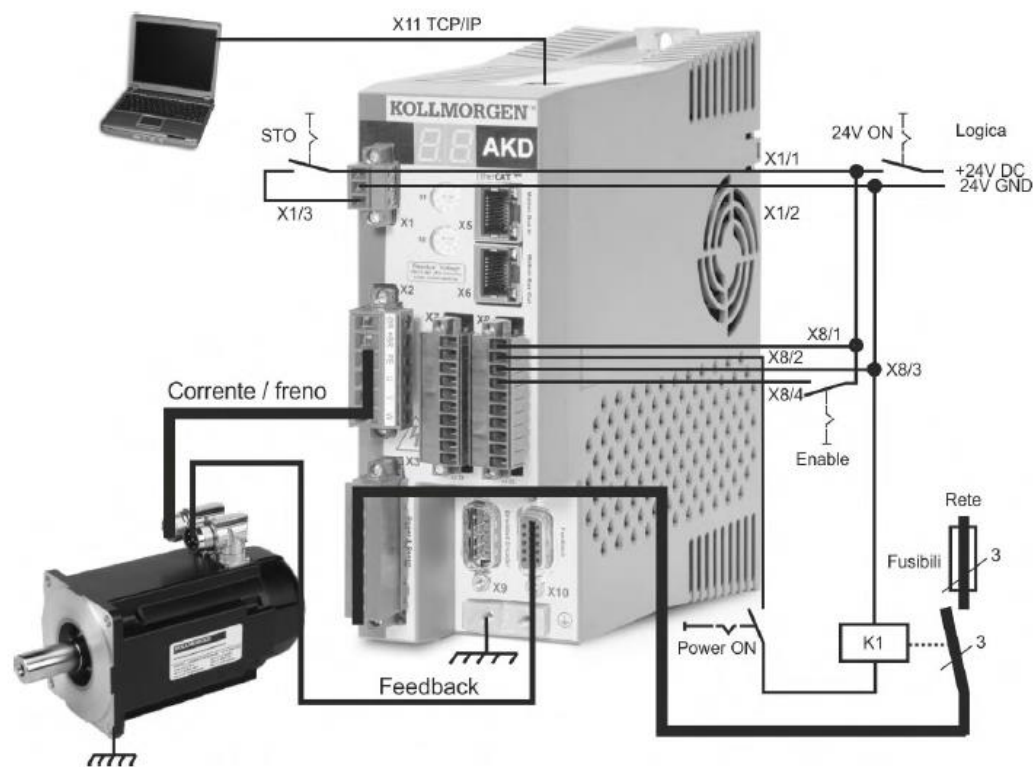


Fig. 8.3 – Schema di acquisizione segnale elettrico tramite protocollo TCP/IP

È possibile inoltre impostare un segnale d'avvio (trigger), nel nostro caso si è utilizzato per metterci nella condizione di acquisire il segnale di corrente sempre nel medesimo istante e mentre il robot ripeteva il medesimo movimento. Nel caso in esame, abbiamo selezionato un trigger per l'acquisizione, basato sul segnale VL.CMD (profilo di velocità che viene fornito al motore). In Fig. 8.4 è possibile notare l'interfaccia e tutti i vari settaggi per i trigger. Si può scegliere se far partire il trigger nella curva (slope) positiva o negativa, si può scegliere la posizione e il valore. Oltre a tutte le caratteristiche di campionamento, come "Recording time", "Sampling Frequency", "Number of Samples".

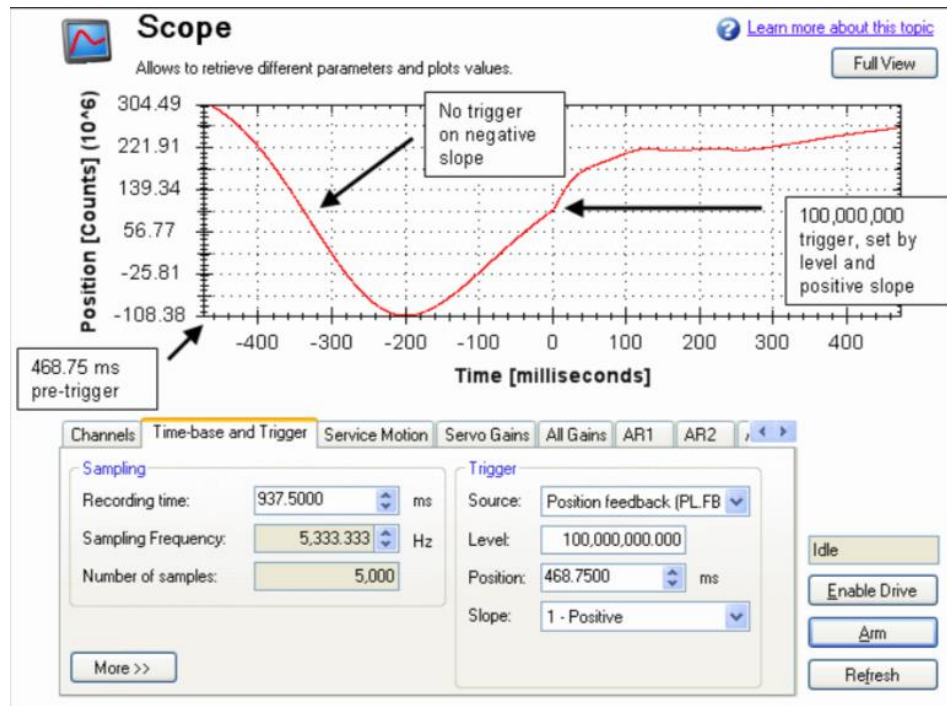


Fig. 8.4 – Interfaccia software per l’acquisizione e il controllo, Kollmorgen workbench.

Nel nostro caso, per quanto riguarda l’acquisizione del segnale, dalla teoria della MCSA è stato necessario un campionamento di 8 KHz al fine di non perdere informazione sul segnale. Considerando che la durata dell’acquisizione è di 1.25 secondi, il numero di campioni è pari a 10000, questo limite è dettato dalle prestazioni del driver. Bisogna considerare che per l’analisi del segnale più campioni abbiamo a disposizione più avremo dei valori precisi per valutare le caratteristiche del segnale tramite decomposizione wavelet. Le caratteristiche del campionamento sono state scelte in primis per avere un buon segnale e in secundis per soddisfare la specifica per il recording time, ovvero la durata dell’acquisizione doveva essere sufficiente lunga per acquisire tutto il segnale, durante il movimento fatto dal robot lungo l’asse Z. Il CR infatti, impiega circa 1.125 sec per eseguire il completo movimento lungo l’asse Z. In Fig. 8.5 viene riportato il segnale VL.CMD fornito al motore.

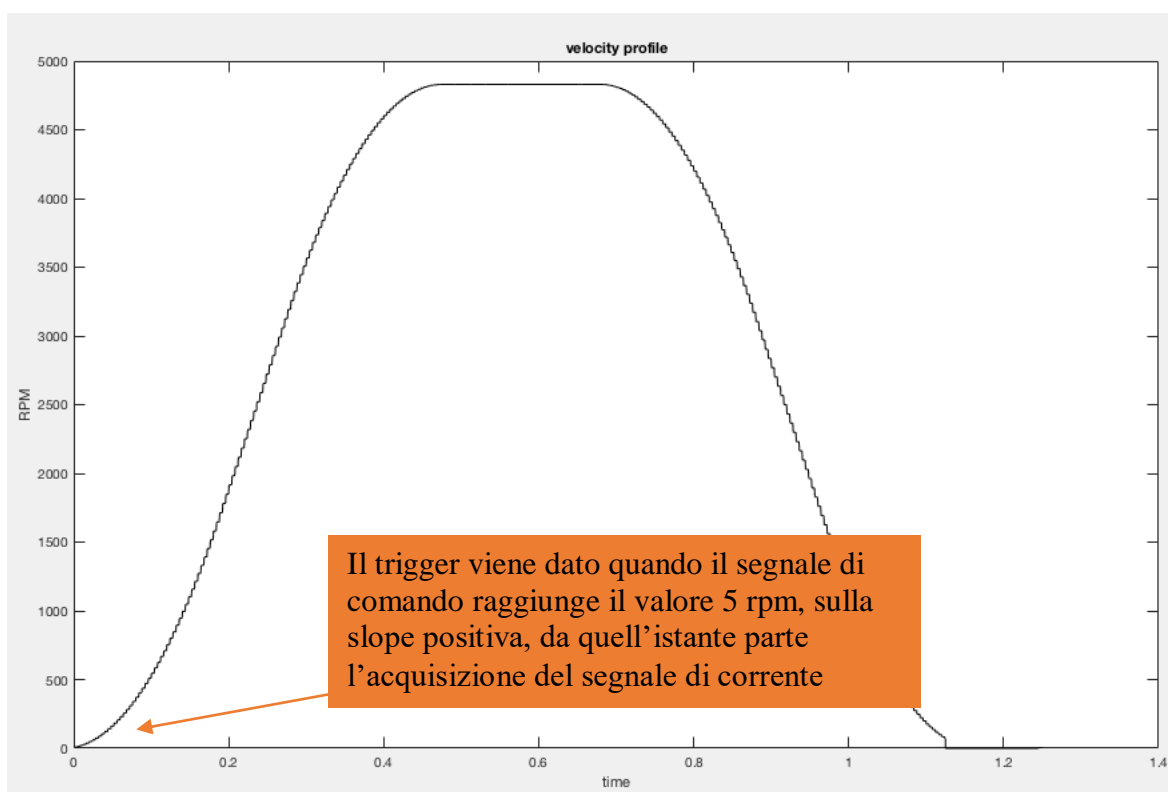


Fig. 8.5 – Profilo di velocità inseguito dal motore dell'asse Z, per far sì che il CR si muova lungo tutta la lunghezza dell'asse.

8.2. Algoritmo di analisi dei dati

In questa sotto sezione viene presentato l'algoritmo di analisi dei dati realizzato mediante script in ambiente Matlab. Prima di presentare l'algoritmo, in Fig. 8.6 viene mostrato un esempio del segnale di corrente acquisito durante la fase di movimentazione dell'asse Z del robot, che non ha subito nessuna fase di preprocessing.

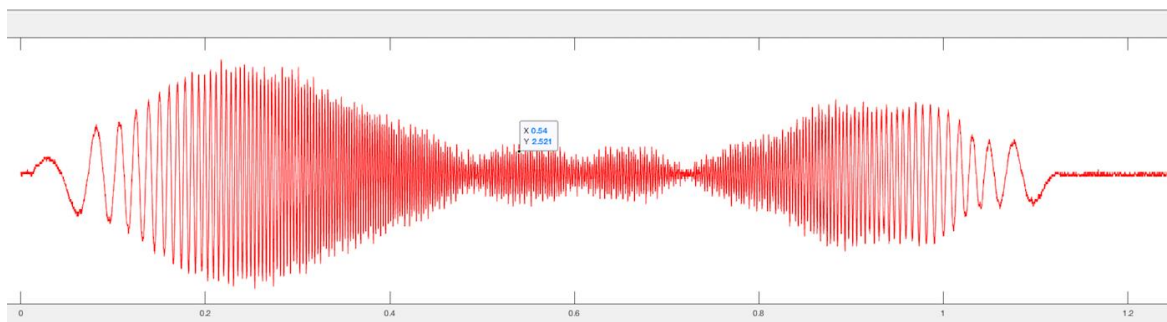


Fig 8.6 – Segnale di corrente fornita all’azionamento, acquisito in condizioni nominali.

Come prima fase il segnale viene trasformato in un documento .xlsx (excel), in modo da poter essere importato in ambiente Matlab.

Durante questa acquisizione la tensione della cinghia era pari a circa 72 Hz, misurata su un tratto di 500 mm. Per una corretta interpretazione dei valori di tensionamento della cinghia riferirsi sempre ai valori in tab. 1, tutti i valori di tensionamento discussi nel seguito fanno riferimento a misurazioni eseguite con misuratore di micro tensione, su tratti di cinghia libera pari a 500 mm. Per maggior chiarezza possiamo dire di aver individuato (riguardo al moto dell’asse Z del robot) dei range di funzionamento come di seguito elencato:

- Safety (Tensione statica della cinghia superiore i 45Hz)
- Safety-Critical (Tensione statica compresa tra 45Hz-30Hz)
- Critical (Tensione statica inferiore i 30Hz)

Lo script riportato in fig. 8.7 valuta tre segnali contemporaneamente, i segnali vengono scelti all’inizio, possono essere tre segnali acquisiti alla stessa tensione della cinghia per notare le componenti simili o tre segnali a tre tensionamenti diversi per analizzare i trend derivanti dal fault.

Il set di acquisizioni è stato creato seguendo questi passi:

1. sono stati scelti sei diversi tensionamenti della cinghia, tre nel range di sicurezza, due nel range safety-critical e uno in condizioni critiche.
2. per ogni tensionamento sono state collezionate un minimo di 10 acquisizioni.

I tensionamenti di riferimento scelti sono stati 65Hz, 63Hz, 53Hz, 43Hz, 35Hz, 23Hz.

La tensione statica della cinghia, per ogni set di acquisizioni, veniva selezionata agendo manualmente sul sistema. Si agiva sul supporto chiamato in termine tecnico “biscotto” che faceva presa ai capi della cinghia, si allentavano delle viti a brugola e si faceva scorrere più o meno la cinghia, aumentando o diminuendo la sua tensione.

Una volta eseguiti i passi precedenti, i valori acquisiti di corrente vengono salvati in formato .xlsx, e aperti (comandi linea 6,7,8, fig. 8.7). Viene poi selezionato “inizio”, che si riferisce alla riga e alla colonna in excel che rappresenta il segnale, lo stesso “fine” indica la cella all’interno del file che fa riferimento all’ultimo dato acquisito del segnale di corrente. Nelle altre colonne, all’interno del file excel viene memorizzato automaticamente anche il vettore dei tempi ed altri parametri che potevano essere scelti nella WorkBench del software Kollmorgen.

Nella riga (14,15,16) vengono inseriti in y1, y2 e y3 i tre segnali di corrente acquisiti. Vengono definiti i seguenti parametri: n = numero di campioni, fr = frequenza di campionamento, T = tempo di acquisizione, e in ultimo il vettore dei tempi t.

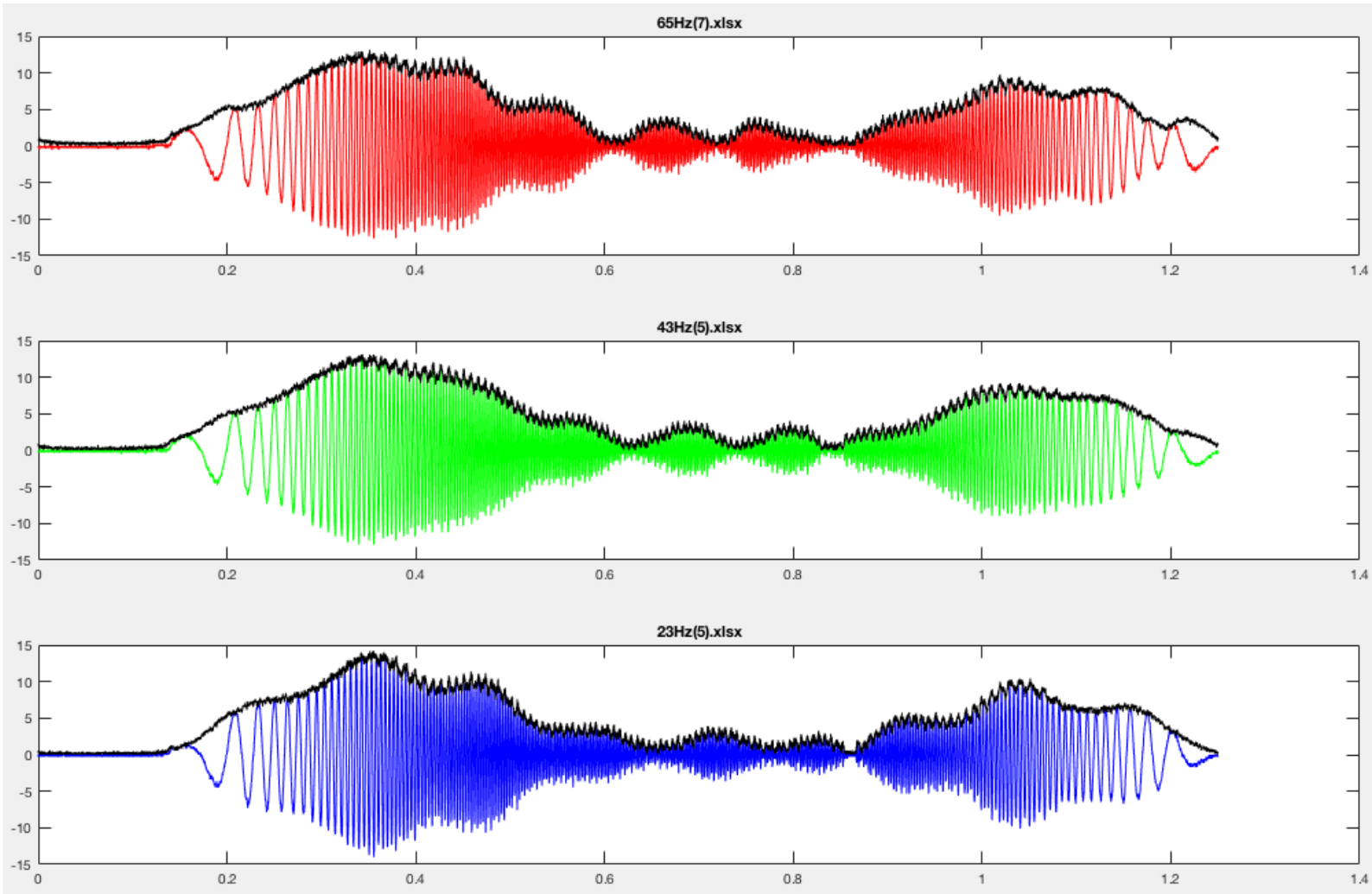
Come spiegato nel Capitolo 6, nelle righe 25, 28 e 31 viene elaborato via software l’involuppo di Hilbert del segnale, per evidenziare le differenze di ampiezza e frequenza e aumentare la potenza del contenuto informativo del segnale con e senza fault, i segnali così trasformati analizzati tramite Wavelet decomposition, permettono la facile estrazione delle features. Nelle righe da 34 a 46 vengono plottati i segnali originali e la loro trasformazione a seguito del pre-processing. (Fig. 8.7) Nella fig. 8.8 viene mostrato il risultato dei segnali ottenuti a seguito delle prime 45 righe dello script in fig. 8.7, i tre segnali analizzati nell’esempio hanno tensionamenti diversi ed in nero viene rappresentato il loro involuppo di Hilbert. Il segnale della figura in alto sopra, riporta il tensionamento della cinghia in Hz e fra parentesi tonde (il numero dell’acquisizione a quel determinato tensionamento).

```

1  % Analisi transitorio motore asse Z
2
3  clear all;
4  clc;
5
6  [filename1] = uigetfile('*.xlsx');
7  [filename2] = uigetfile('*.xlsx');
8  [filename3] = uigetfile('*.xlsx');
9
10 inizio = 'B02';
11 fine = 'B10001';
12 due_punti = ':';
13 range = strcat(inizio, due_punti, fine);
14 [y1] = xlsread(filename1, range); % inserisce in NUM tutti i dati
15 [y2] = xlsread(filename2, range); % inserisce in NUM tutti i dati
16 [y3] = xlsread(filename3, range); % inserisce in NUM tutti i dati
17
18 n = length(y1);
19 fr = 8000; %input('Frequenza di campionamento (Hz): ');
20 ts = 1/fr;
21 T = n*ts; %Tempo di acquisizione sec
22 t = (0:ts:T-ts)'; %vettore dei tempi
23
24 env1 = hilbert(y1); %involuppo di Hilbert
25 env1 = abs(env1);
26
27 env2 = hilbert(y2);
28 env2 = abs(env2);
29
30 env3 = hilbert(y3);
31 env3 = abs(env3);
32
33 %% analisi del transitorio
34
35 figure
36 subplot(3,1,1)
37 plot(t, y1, 'r', t, env1, 'k');
38 title(filename1)
39 subplot(3,1,2)
40 plot(t, y2, 'g', t, env2, 'k');
41 title(filename2)
42 subplot(3,1,3)
43 plot(t, y3, 'b', t, env3, 'k');
44 title(filename3)
45
46
47 %% statistical coefficient
48
49 rmsenv1 = rms(env1);
50 rmsenv2 = rms(env2);
51 rmsenv3 = rms(env3);
52
53 rmsy1 = rms(y1);
54 rmsy2 = rms(y2);
55 rmsy3 = rms(y3);
56
57 kurt1 = kurtosis(y1, 0);
58 kurt2 = kurtosis(y2, 0);
59 kurt3 = kurtosis(y3, 0);
60

```

Fig. 8.7 – Script Matlab, prima parte di analisi.



*Fig. 8.8 – Risultato del tracciamento dei segnali elettrici.
 Rosso, segnale acquisito con frequenza della cinghia pari a 64 Hz
 Verde, segnale acquisito con frequenza della cinghia pari a 43Hz
 Blu, segnale acquisito con frequenza della cinghia pari a 23 Hz
 Nero, inviluppo di Hilbert dei segnali.*

Nella fig. 8.9 da riga 49 a 63 vengono calcolati dei coefficienti statistici (il valore quadratico medio, il kurtosis del segnale e la sua deviazione standard), che possono essere utili per valutare le differenze nei segnali e in seguito definire degli Indici per la valutazione del fault. Nel nostro caso non vengono utilizzati direttamente, perché sono stati valutati coefficienti più significativi (features presentate nel capitolo 7.5.1), ma in generale quando si parla di tecniche statistiche e di probabilità nella PdM sono questi i valori che vengono maggiormente valutati.

Dalla riga 65 fino alla riga 90 viene eseguita tutta la “wavelet decomposition” dei segnali, come spiegata nel sotto capitolo 7.5, in verde dopo il simbolo ‘%’ sono presenti dei commenti sul codice.

```

60
61 - std1=std(env1);
62 - std2=std(env2);
63 - std3=std(env3);
64
65 %% wavelet decomposition of the signals
66
67 - [c1,l1] = wavedec(env1,10,'db5'); % c1 coeff, l1 number of coeff, level 10, 'db5' grado del filtro
68 - approx1 = appcoef(c1,l1,'db5',10); %fa un approssimazione più grossolana dei coefficienti
69 %extracts the detail coefficients at level N from the wavelet decomposition structure [C,L]
70 - [cd11,cd12,cd13,cd14,cd15,cd16,cd17,cd18,cd19,cd110] = detcoef(c1,l1,[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10]);
71 - [Ea1,Ed1] = wenergy(c1,l1); % energia del segnale nei diversi livelli
72
73
74 - [c2,l2] = wavedec(env2,10,'db5');
75 - approx2 = appcoef(c2,l2,'db5',10); %fa un approssimazione più grossolana dei coefficienti
76 %D = detcoef(C,L,N) extracts the detail coefficients at level N from the
77 %wavelet decomposition structure [C,L]
78 - [cd21,cd22,cd23, cd24,cd25,cd26,cd27,cd28,cd29,cd210] = detcoef(c2,l2,[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10]);
79
80 - [Ea2,Ed2] = wenergy(c2,l2);
81
82
83 - [c3,l3] = wavedec(env3,10,'db5'); %10 level
84 - approx3 = appcoef(c3,l3,'db5',10); %fa un approssimazione più grossolana dei coefficienti
85 %D = detcoef(C,L,N) extracts the detail coefficients at level N from the wavelet
86 %decomposition structure [C,L]
87 - [cd31,cd32,cd33, cd34,cd35,cd36,cd37,cd38,cd39,cd310] = detcoef(c3,l3,[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10]);
88
89 - [Ea3,Ed3] = wenergy(c3,l3); %in Ed3 ci sono le foglie dell'albero da sx a dx
90 % si nota che i coefficienti 4 e 5 sono i più ricchi di contenuto di energia
91
92 - figure
93 - subplot(4,1,1)
94 - plot(env1)
95 - title('env1')
96 - subplot(4,1,2)
97 - plot(approx1)
98 - title('Approximation Coefficients')
99 - subplot(4,1,3)
100 - plot(cd110)
101 - title('Level 10 Detail Coefficients')
102 - subplot(4,1,4)
103 - plot(cd19)
104 - title('Level 9 Detail Coefficients')
105
106 - figure
107 - subplot(4,1,1)
108 - plot(env2)
109 - title('env2')
110 - subplot(4,1,2)
111 - plot(approx2)
112 - title('Approximation Coefficients')
113 - subplot(4,1,3)
114 - plot(cd210)
115 - title('Level 10 Detail Coefficients')

```

Fig. 8.9 – Script Matlab, seconda parte

```

115 - title('Level 10 Detail Coefficients')
116 - subplot(4,1,4)
117 - plot(cd29)
118 - title('Level 9 Detail Coefficients')
119
120 - figure
121 - subplot(4,1,1)
122 - plot(env3)
123 - title('env3')
124 - subplot(4,1,2)
125 - plot(approx3)
126 - title('Approximation Coefficients')
127 - subplot(4,1,3)
128 - plot(cd310)
129 - title('Level 10 Detail Coefficients')
130 - subplot(4,1,4)
131 - plot(cd39)
132 - title('Level 9 Detail Coefficients')
133

```

Fig. 8.10 – Script Matlab, terza parte

La funzione `wenergy` (riga 71, 80, 89, fig. 8.9) è quella che calcola il contenuto in termini di energia percentuali di tutti i coefficienti nei vari livelli di approssimazione e dettaglio.

Dalla riga 92 alla riga 132, vengono stampate a video le vari decomposizioni ottenute per i tre segnali presi in esame. Mentre nelle righe 137 fino a 143, vengono calcolati gli Indici da noi selezionati, a partire dalle features. Questi indici sono numeri puri e sono basati appunto sui valori energetici percentuali dei coefficienti Ed_9 , Ed_{10} e Ea_{10} . Questi indici rafforzano il concetto introdotto nel capitolo “estrazione delle features”, infatti grazie ad essi è possibile valutare numericamente quando effettivamente la cinghia sia tensionata, ed è possibile valutare quindi il suo comportamento, sia in caso di salute che in presenza di fault, ma anche eventuali stati di transizione fra “healty” ed “unhealty”. Nel prossimo capitolo dedicato ai risultati verranno mostrati in tabella tutti i valori ottenuti grazie a questo tipo di analisi.

8.3. Risultati

Utilizzando la combinazione delle tecniche presentate nei precedenti capitoli è stato identificato un nuovo metodo, in grado di estrarre informazioni dal segnale di corrente che pilota il motore per dedurre valutazioni sulla condizione del sistema di trasmissione cinghia-puleggia. Giunti a questo risultato, come anticipato, si è cercato di avere un discreto data set di acquisizioni, con il fine ultimo di realizzare un algoritmo, a partire da queste conoscenze sperimentali, in grado di verificare velocemente le condizioni del sistema di trasmissione. Con il medesimo script presentato nel paragrafo precedente sono state testate tutte le

acquisizioni effettuate con diversi tensionamenti. In totale sono state collezionate più di 150 acquisizioni, in tabella vengono riportate quelle più significative con i relativi valori degli indici di valutazione da noi creati ai fini del monitoraggio.

8.3.1. Indici

Gli indici che sono stati creati per una più veloce identificazione dell'effettivo stato del sistema di trasmissione a cinghie, sono stati estrapolati a partire dai valori ottenuti dalle features. Tali indici, come è possibile vedere in fig.8.11 sono chiamati W9_x e W10_x, dove con x indichiamo il numero identificativo del segnale, ricordando che questo script valuta tre segnali contemporaneamente ed applica a tutti la stessa metodologia.

Sia W9 che W10 sono dei numeri puri, che si basano appunto sul valore di energia percentuale associata ai coefficienti di dettaglio 9 e 10, ed al coefficiente approssimativo.

Prendiamo ad esempio W9, il valore di questo indice corrisponde al valore assoluto dell'energia percentuale contenuta nel livello di dettaglio 9, diviso l'energia percentuale contenuta nel livello approssimativo del segnale. Medesimo ragionamento viene fatto per W10 con l'unica differenza che il livello di dettaglio valutato è il decimo.

La decisione di scegliere questi indici come indici di condizione delle prestazioni dei componenti del robot è stata una conseguenza dei test sperimentali fatti sul CR. Come già mostrato nel capitolo 7.5.1 con l'aumentare dell'allentamento della cinghia (introdotto da noi manualmente agendo sul "biscotto"), e diminuendo la frequenza naturale della cinghia; l'energia contenuta dal segnale elettrico si sposta di conseguenza, da un intervallo a più alta frequenza [15.62 Hz – 31.25 Hz] corrispondente al livello di dettaglio 9 ad un intervallo a più bassa frequenza [7.81 Hz – 15.62 Hz] legato al livello di dettaglio 10 (vedere tab. 2 per gli intervalli di decomposizione wavelet). Questo perché la vibrazione della cinghia, a seguito di una perdita di tensionamento, oscilla ad una frequenza più bassa, e questo fenomeno si mappa direttamente nei livelli di dettaglio 9 e 10 della decomposizione wavelet. Infatti, ricordando la tab. 3, quando la cinghia ha una tensione statica pari a 64Hz il livello d9 ha un contenuto di energia superiore all'1% del segnale, ed un contenuto di energia nel livello d10 inferiore allo 0.7%. Mentre per una cinghia che presenta tensione statica pari a 23Hz la situazione si ribalta ovvero nel livello d9 l'energia non supera lo 0.7% mentre nel livello d10 aumenta fino a superare l'1.5%. Attraverso la valutazione degli indici introdotti

risulta ancora più semplice sottolineare questo comportamento e diventa possibile definire anche dei limiti (thresholds) di funzionalità.

```

134 %% Index
135 %numeri puri percentuale det. coeff. liv 9 e 10 su percentuale energia
136 %livello approssimativo Ea
137 - W9_1= abs(Ed1(1,9)/Ea1);
138 - W9_2= abs(Ed2(1,9)/Ea2);
139 - W9_3= abs(Ed3(1,9)/Ea3);
140
141 - W10_1= abs(Ed1(1,10)/Ea1);
142 - W10_2= abs(Ed2(1,10)/Ea2);
143 - W10_3= abs(Ed3(1,10)/Ea3);

```

Fig. 8.11 – Script Matlab, Indici

La validità di queste affermazioni è stata poi testata su tutti i segnali acquisiti. In tab. 4 vengono riportati i valori degli indici calcolati su un set più ristretto di dati (si riportano gli indici per 30 acquisizioni fatte con 6 tensionamenti differenti).

Tabella 4 - Valori degli Indici testati su 30 diversi segnali acquisiti

<i>Valori tensione statica</i>			
<i>cinghia, misurati a</i>	<i>W9</i>	<i>W10</i>	<i>Ea10</i>
<i>500mm, asse Z</i>			
23 Hz	0.0062; 0.0055;	0.0145; 0.0180;	97.38%; 97.07%;
	0.0058; 0.0053;	0.0149; 0.0171;	97.31%; 97.17%;
	0.0065; 0.0045;	0.0176; 0.0152;	97.17%; 97.31%;
35 Hz	0.0056; 0.0066;	0.0098; 0.0078;	97.78%; 98.2%;
	0.0074; 0.0045;	0.0086; 0.0100;	98.01%; 97.98%;
	0.0078; 0.0102	0.0090; 0.0081;	97.85%; 98.3%
43 Hz	0.0098; 0.0098;	0.0090; 0.0082;	97.6%; 97.68%;
	0.0096; 0.0080;	0.0085; 0.0085;	97.66%; 97.8%;
	0.0069; 0.0050;	0.0082; 0.0072;	97.74%; 97.70%;
53 Hz	0.0065; 0.0072;	0.0060; 0.0064;	98.2%; 98.01%;
	0.0083; 0.0059;	0.0065; 0.0061;	97.98%; 98.27%;
	0.0060; 0.0065;	0.0060; 0.0059;	98.27%; 98.29%;

64 Hz	<i>0.0122; 0.0115;</i>	<i>0.0062; 0.0059;</i>	<i>97.65%; 97.7%;</i>
	<i>0.0108; 0.0102;</i>	<i>0.0058; 0.0049;</i>	<i>97.79%; 98.2%;</i>
	<i>0.0092; 0.0098;</i>	<i>0.0052; 0.0055;</i>	<i>97.99%; 97.91%;</i>

Come è possibile vedere dalla tab. 4, i valori del contenuto energetico approssimativo E_a diminuiscono con il diminuire della tensione, quindi diminuiscono man mano che ci si sposta verso la condizione di fault. I valori di W10 invece aumentano significativamente all'avvicinarsi della condizione di fault, mentre W9 ha un comportamento contrario, ovvero tende a diminuire in presenza di fault.

8.3.2. Algoritmo di classificazione

In Figura 8.12 viene rappresentata una possibile soluzione di algoritmo che ha lo scopo di classificare il segnale all'interno dei tre range individuati nel paragrafo 5.1 dedicato alle cinghie. Prendendo come caso di esempio l'asse Z, ovvero quello dove sono stati fatti tutti i test presentati nel paragrafo precedente, facendo riferimento alla tab. 4 e ai suoi valori, i thresholds selezionati nell'algoritmo vengono definiti in funzione di una possibile classificazione del segnale nei tre intervalli, che ripetendo sono:

- 1) Safety [≤ 43 Hz, raggiungimento limite di tensione statica della cinghia]
- 2) Safety Critical [da 43 Hz – a circa 32 Hz]
- 3) Critical [Inferiore ai 30Hz]

Osservando l'algoritmo presente in fig. 8.12 e confrontando i thresholds con i valori sperimentali riportati in tab.4, si comprende bene come essi riescano a classificare il segnale pur utilizzando solamente l'indice W10.

Un'altra piccola precisazione che andrebbe fatta riguarda il fatto che l'algoritmo in fig. 8.12 giunge al secondo step identificato in fig. 8.12 con II) solamente dopo aver fatto un minimo di 10 acquisizioni e dopo aver calcolato il valore medio degli indici, questo perché come mostrato nella tab. 4, i valori degli indici W9 e W10 oscillano entro piccoli range, quindi per garantire maggiore affidabilità, si è previsto di adottare una semplice implementazione del genere.

```

I)      Do{
        1) Trigger when Velocity Command
           (VL) reach 5 rpm on the positive
           slope of trapezoidal speed
           reference.
        2) Start recording U-phase winding
           of the motor.
        3) Hilbert Transform of the signal
           and Wavelet decomposition to
           extract features.
        4) Calculate  $W_{10}$ ;
        5)  $i=i+1$ ;
        } While ( $i=10$ )
II)     Make averaged of all  $W_{10}$  recorded
III)    If  $W_{10}averaged \geq 0.0120$  then Alarm else
        if  $0.0120 < W_{10}averaged \geq$ 
         $0.0090$  then printf "Safety Critical check
        belt tension" else nothing.

```

Fig. 8.12 - Algoritmo per la PdM del sistema di trasmissione

Grazie a questo algoritmo le specifiche di sistema di PdM riescono ad essere rispettate in quanto risulta essere grado non solo di diagnosticare un fault sul sistema di trasmissione e collegare gli indici (effetto) all'allentamento della cinghia (causa) evitando così failures che porterebbero allo stop di produzione, ma si riesce anche a capire lo stato effettivo della cinghia, riuscendo a classificarlo all'interno dei tre range sperimentalmente individuati che ci permettono di predire il suo probabile comportamento futuro.

9. Conclusioni

I due obiettivi principali del metodo di PdM proposto, con la realizzazione dell'algoritmo in fig. 8.12, vengono ampiamente soddisfatti, pur essendo partiti da una ridotta conoscenza a priori del modello del CR e pur essendo privi di dati storici sul funzionamento dello stesso. La nuova metodologia di analisi dei dati e deduzione delle informazioni che si sono applicate sono basate sull'importanza dello studio del comportamento del sistema in regime transitorio

piuttosto che nel classico regime permanente, sembra avere buone capacità e possibilità in questi ambiti.

Nelle linee Guida fornite da Matlab, la definizione il 'condition monitoring' deve includere la discriminazione tra stati difettosi e sani (rilevamento dei guasti), oppure può, quando è presente uno stato di errore, determinare la fonte del guasto (Fault Diagnosis). Per progettare un algoritmo per il monitoraggio delle condizioni, si utilizzano solitamente gli indicatori di condizione estratti dai dati (o Indicatori estratti da features) di sistema per formare un modello decisionale in grado di analizzare questi indicatori con il fine di determinare lo stato corrente del sistema. Pertanto, passo nel processo di progettazione dell'algoritmo, questo è il passo successivo dopo l'identificazione degli indicatori di condizione [28].

Anche nel caso in esame è stato rispettato questo medesimo processo di progettazione.

Inoltre, solitamente, i modelli decisionali per il monitoraggio delle condizioni prevedono di includere in alternativa:

- Un valore di soglia o un insieme di limiti su un valore di indicatore di condizione, che indica un errore oppure quando l'indicatore lo supera.
- Una distribuzione di probabilità che descrive, la probabilità di un qualsiasi indicatore di condizione, o che indichi un particolare tipo di errore.
- Un classificatore che confronta il valore corrente dell'indicatore di condizione con i valori associati agli stati di errore e restituisce la probabilità che sia presente uno o piuttosto che un altro stato di errore.

In generale, quando si testano diversi modelli per il rilevamento di guasti o per la diagnosi, è prassi costruire una tabella di valori di uno o più indicatori di condizione. Gli indicatori di condizione, come già spiegato, sono le caratteristiche che si estraggono dai dati e definiscono l'informazione dedotta dai dati, in un insieme che rappresenta diverse condizioni operative sane e difettose. Potrebbe essere utile suddividere i dati in un sottoinsieme che si utilizza per addestrare il modello decisionale (i dati di addestramento) e un sottoinsieme disgiunto che si utilizza per la convalida (i dati di convalida).

Durante la progettazione dell'algoritmo, è possibile testare diversi modelli di rilevamento e diagnosi degli errori utilizzando diversi indicatori di condizione. Questo passaggio nel processo di progettazione è probabilmente iterativo con la fase di estrazione degli indicatori di condizione e si sviluppa quando si provano diversi indicatori, diverse combinazioni di

indicatori e diversi modelli decisionali. Anche queste ulteriori condizioni sono state rispettate nel caso in esame proposto.

Un ultimo aspetto interessante, riguardante la PdM, e presente nelle linee guida del Matlab, è legato alla vita utile residua (RUL) di una macchina [30] che rappresenta la durata prevista o il tempo di utilizzo rimanente prima che la macchina richieda riparazioni o sostituzioni. Prevedere la vita utile residua dai dati di sistema è un obiettivo centrale degli algoritmi di manutenzione predittiva. Tipicamente, il RUL del sistema si stima sviluppando un modello che può eseguire la stima in base all'evoluzione temporale o alle proprietà statistiche dei valori dell'indicatore di condizione, come ad esempio:

- Un modello che si adatta all'evoluzione temporale di un indicatore di condizione e predice quanto tempo dovrà trascorrere prima che l'indicatore di condizioni attraversi un valore di soglia indicativo di una condizione di errore.
- Un modello che confronta l'evoluzione temporale di un indicatore di condizione in serie temporali misurate o simulate da sistemi che hanno funzionato fino al fallimento. Un tale modello è in grado di calcolare il time-to-failure più probabile del sistema attuale.

La valutazione di uesto aspetto però richiede test di durata più lunga. Infatti, potrebbe essere necessario più di un anno per identificare tutti gli stati comportamentali e costruire un data set completo. Comunque, a partire dalle conoscenze e dagli indicatori oramai ottenuti per il CR in questione, alcuni sviluppi futuri dell'attività potrebbero essere individuati nell'addestrare un modello in grado proprio di predire il RUL dei componenti, in questo caso della cinghia. In alternativa si potrebbero mixare tecniche di ESA con tecniche di Sensor Fusion, pensando di installare a bordo macchina differenti sensori, così da valutare il fault sotto altri fenomeni fisici che emergono durante il funzionamento, ed esempio un'analisi di vibrazioni tramite accelerometri per valutare failures sul sistema di trasmissione è stato dimostrato avere un buon grado di utilità.

Bibliografia

- [1] G. D. White, 1997, Introduction to Machine Vibration, DLI Engineering Corporation.
- [2] W. T. Thomson and Fenger, 2001, “Current Signature Analysis to Detect Induction MotorFaults”, IEEE Industry Applications Magazine, 7 (4), 26-34.
- [3] Khalaf Salloum Gaeid and Hew Wooi Ping, 2011, “Wavelet Fault Diagnosis of Induction Motor”, MATLAB for Engineers – Applications in Control, Electrical Engineering, IT and Robotics, University of Malaya, Malaysia.
- [4] M. Krichen , N. Ben hadj , 2017, “Fault Detection and Diagnosis Methods in Permanent Magnet Synchronous Machines”, Proceedings of the International Conference on Recent Advances in Electrical Systems, Tunisia.
- [5] R. Keith Mobley, 2002, An Introduction to Predictive Maintenance, Elsevier Science & Technology.
- [6] A. Freddi, 2018, “Terminologia per la Diagnosi”, Slide L.M. Ing. Informatica e dell’Automazione del corso “Misure e Strumentazione per l’Automazione”.
- [7] ALS global, 2018, “What are the goals of Predictive Maintenance”, alsglobal.blog/en.
- [8] HP reliability, 2015, “Understanding The Difference Between Condition Based Maintenance (CBM) & Predictive Maintenance (PdM)”, hpreliability.com.
- [9] Y. Peng e M.Dong, 2010, “Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review”, Springer-Verlag London Limited.
- [10] E. L. Bonaldi, E.L.,2007, “Proposing a Procedure for the Application of Motor Current Signature Analysis on Predictive Maintenance of Induction Motors”, Proceedings of the 20th International Congress & Exhibition on Condition Monitoring and Diagnosis Monitoring Management –COMADEM, Faro, Portugal.
- [11] D. Dyer and R. M. Stewart, 1978, “Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis” J. Mech. Des 100(2), 229-235
- [12] N. Baydar, A. Ball, July 2003, “Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform”.

- [13] E. L. Bonaldi, 2012, "Predictive Maintenance by Electrical Signature Analysis to Induction Motors", InTech, capitolo 20 pp (487-520).
- [14] M.H. Benbouzid, 2000, "A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol.47, No.5, (October 2000), pp. 984-993, ISSN 0278-0046.
- [15] M. Heydarzadeh, M. Zafarani, M. Nourani, B. Akin, 2008, "A Wavelet-Based Fault Diagnosis Approach for Permanent Magnet Synchronous Motors", IEEE Transactions on Energy Conversion.
- [16] J. Rosero, A. G. ESpinosa, 2008, "Simulation and Fault Detection of Short Circuit Winding in a Permanent Magnet Synchronous Machine (PMSM) by means of Fourier and Wavelet Transform", IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Victoria, Vancouver Island, Canada.
- [17] G. Ippoliti, 2017, "Motori Brushless", Slide L.M. Ing. Informatica e dell'Automazione del corso "Azionamenti per l'automazione".
- [18] O. Akanbi, I. S. Amiri, E. Fazeldehkordi, 2015, "A Machine-Learning Approach to Phishing Detection and Defense", Elsevier.
- [19] M. Louise, G. M. Vitetta, 2009, Teoria dei segnali, capitolo 9 segnali modulati, sezione 9.3.
- [20] R. Polikar, 2001, "The Engineer's ultimate guide to wavelet analysis", <http://engineering.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>.
- [21] D. Lokenath, "Wavelet Transforms and their applications", Springer, pp.685-714, 1998.
- [22] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim e J. M. Poggi, 2000, "Wavelet Toolbox User's Guide", The MathWorks, Inc., Natick.
- [23] S. G. Mallat, 1989, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. II, NO. 7, pagg. 674-693.
- [24] M. Masotti, 2000, "Analisi wavelet multirisoluzione: dalla teoria matematica ad una possibile applicazione nell'ambito dell'esperimento ALICE"
- [25] P. G. Lemarié e Y. Meyer, 1986, "Ondelettes et bases hilbertiennes", Revista Matematica Iberoamericana, Vol. 2, pagg. 1-18.

- [26] M. Aktas V. Turkmenoglu, “Wavelet-based switching faults detection in direct torque control induction motor drives”, IET Science, Measurement & Technology, Volume: 4, Issue: 6, November 2010.
- [27] Matlab, 2018, “Wavelet decomposition”, mathworks.com.
- [28] K. Solloum, H. Ping, 2000, “Wavelet Fault Diagnosis of Induction Motor”, University of Malaysia, Malaysia.
- [29] Matlab, 2018, “ decision models for fault detection and diagnosis”, mathworks.com.
- [30] Matlab, 2018, “ models for predicting remaining useful life”, mathworks.com.