



# **POLITECNICO DI TORINO**

Corso di Laurea Magistrale in  
Ingegneria Civile  
A.a. 2020/2021

Tesi di Laurea Magistrale

**“Strategie basate sul Machine Learning per il  
monitoraggio strutturale di turbine eoliche”**

**Relatrice**

Prof.ssa. Cecilia Surace

**Correlatore**

PhD Ing. Marco Civera

**Candidato**

Calogero Bonetti

# Ringraziamenti

*Prima di procedere con la trattazione, vorrei dedicare qualche riga a tutti coloro che mi sono stati vicini in questo percorso di crescita personale e professionale.*

*Un sentito grazie alla mia relattrice Cecilia Surace e il mio correlatore Marco Civera per l'infinita disponibilità e tempestività ad ogni mia richiesta e per avermi guidato in questi mesi con suggerimenti pratici, nelle ricerche e nella stesura dell'elaborato.*

*Un grazie anche a tutti i miei amici, "torinesi" e non, con cui ho passato questi divertentissimi cinque anni con serenità e svago, oltre che con qualche sacrificio.*

*Grazie a Martina, per farmi sentire l'ingegnere, il fidanzato, la persona migliore al mondo. In questi anni di studio e di vita è sempre stata un supporto indispensabile.*

*Ringrazio di cuore la mia famiglia, mia mamma, mio papà, mia sorella e mia nonna. Grazie per avermi sempre sostenuto e per avermi permesso di portare a termine gli studi universitari, mostrandomi sempre affetto e tanto orgoglio.*

# Indice

<b>INTRODUZIONE .....</b>	<b>3</b>
1.1 ABSTRACT.....	3
1.2 STRUTTURA DELLA TESI .....	3
<b>2. L'ENERGIA EOLICA.....</b>	<b>5</b>
2.1 CAMBIAMENTI CLIMATICI ED ENERGIE RINNOVABILI.....	5
2.2 LE TURBINE EOLICHE.....	8
2.2.1 Il mercato dell'energia eolica .....	8
2.2.2 Elementi costitutivi di una turbina eolica .....	11
2.3. ANALISI ECONOMICA DEGLI IMPIANTI EOLICI .....	14
<b>3. MONITORAGGIO DELLE TURBINE EOLICHE.....</b>	<b>17</b>
3.1 I GUASTI NELLE TURBINE EOLICHE. COSTI E TEMPI DI FERMO.....	17
3.2 TEORIA DELLA MANUTENZIONE: TIPOLOGIE E COSTI .....	20
3.2.1 Politiche di manutenzione nei parchi eolici offshore.....	24
3.3 NON-DESTRUCTIVE TEST (NDT) .....	31
3.3.1 Analisi dell'olio (Oil Condition Monitoring) .....	31
3.3.2 Ispezioni visive.....	35
3.3.3 Termografia .....	37
3.3.4 Emissioni Acustiche .....	40
3.3.5 Ultrasuoni.....	43
3.4 VIBRATION-BASED CONDITION MONITORING .....	47
3.4.1 Richiami di Elaborazione dei Segnali .....	49
3.4.2 Concetti base analisi di Fourier .....	52
3.4.3 Analisi Wavelet .....	55
3.4.4 Review dei metodi di Vibration-Based Condition Monitoring .....	60
3.5 PALE DI TURBINE EOLICHE .....	63
3.6 LE FONDAZIONI DELLE TURBINE EOLICHE.....	68
3.6.1 Cause e conseguenze della rottura .....	70
3.6.2 SHM Fondazioni delle turbine eoliche .....	71
<b>4. APPROCCI CON MACHINE LEARNING.....</b>	<b>75</b>
4.1. ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO: CLUSTERING.....	77
4.1.1 K-Means , K-Medoids e Fuzzy c-Means Clustering.....	77
4.2 ALGORITMI DI APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO .....	80
<b>5.CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI.....</b>	<b>90</b>
<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>94</b>

# INTRODUZIONE

## 1.1 Abstract

Viviamo in un contesto storico in cui i temi ambientali (inquinamento, riscaldamento globale) non sono più semplicemente argomenti di attualità ma un grosso problema con cui l'uomo, in quanto essere vivente molto sensibile ai cambiamenti dei parametri dell'ambiente in cui vive, deve urgentemente fare i conti.

Dal momento in cui la popolazione mondiale si è resa conto della direzione in cui stava andando, attraverso la pratica diverse attività inquinanti (soprattutto con riferimento a industrie e trasporti) si è subito reso necessario comprendere come limitare nel tempo l'inquinamento e l'incremento di temperatura della Terra.

Nel campo della produzione energetica, la transizione ecologica sta avvenendo con velocità crescente, incentivata soprattutto dal "punto di non ritorno" annunciato dagli scienziati, che rappresenterebbe il momento in cui i cambiamenti climatici antropici diventeranno tanto gravi quanto irreversibili.

In questo contesto, è chiaro che l'abbassamento del costo della *Green Energy*, rappresenterebbe un ulteriore incentivo per giocare meglio la partita contro il tempo.

Nel caso dell'energia eolica (fonte rinnovabile che cresce più rapidamente nel mondo), un tassello fondamentale oggetto di studi nella ricerca scientifica è proprio la gestione costi dell'energia e l'affidabilità della stessa.

Obiettivo di questa tesi è offrire un'ampia quanto dettagliata panoramica sui metodi presenti in letteratura scientifica per abbassare il costo dell'energia, soprattutto quello delle Operazioni e Manutenzioni (*Operations and Maintenance*, O&M), tramite una discussione sulle tipologie di manutenzione e sui tipi di monitoraggio che si effettuano all'interno dei parchi eolici e delle singole turbine eoliche. Negli ultimi decenni, inoltre, grazie all'avvento dell'Intelligenza Artificiale e delle sue relative branche quali il Machine Learning, è stato possibile sviluppare algoritmi e software in grado di abbattere potenzialmente il costo totale della manutenzione, attraverso approcci predittivi. Essendo la letteratura scientifica incredibilmente vasta in merito, non sarà possibile riportare in questa tesi ogni singolo riferimento riscontrato. Saranno quindi riportate a titolo di esempio solo alcune applicazioni per ogni tipologia riscontrata.

## 1.2 Struttura della tesi

Nel capitolo 2 verrà discusso l'ampio argomento dell'energia eolica, partendo quindi dal problema dei cambiamenti climatici e al necessario utilizzo di fonti di energia rinnovabili, per le quali vengono presentati gli aspetti inerenti al mercato nel mondo e in Italia. Anche per quanto riguarda nel dettaglio l'energia eolica, verrà discusso il mercato nel mondo e in Italia, e il suo andamento, oltre che una piccola analisi economica.

Nel capitolo 3, viene discusso la teoria della manutenzione e del monitoraggio di parchi e turbine eoliche, presentando dapprima varie politiche di manutenzione presenti in letteratura e, successivamente un'ampia e dettagliata panoramica sui metodi di monitoraggio basati su tecniche non distruttive e basati sulle vibrazioni (Vibration Condition Monitoring), in cui verranno presentati alcuni principi teorici dell'Elaborazione dei Segnali. Verrà approfondito il discorso sulle fondazioni delle turbine

eoliche e il loro monitoraggio, essendo parte fondamentale di queste strutture, ma soprattutto essendo oggetto del campo dell'ingegneria civile.

Nel capitolo 4 verrà introdotto l'approccio del monitoraggio delle turbine eoliche con il Machine Learning: verranno presentati gli aspetti teorici, le suddivisioni e i vari algoritmi di apprendimento automatico implementabili nel settore del monitoraggio.

Nel capitolo 5, le conclusioni, un riassunto delle tecniche di monitoraggio e gli argomenti su cui la ricerca scientifica ha maggior margine di sviluppo in futuro.

## 2. L'ENERGIA EOLICA

### 2.1 Cambiamenti climatici ed energie rinnovabili

La riduzione di tutte quelle attività antropiche che causano una modifica alla composizione chimica dell'atmosfera terrestre non è più un tema di attualità, ma è ormai un'estrema necessità. Successivamente alla rivoluzione industriale si registrò un incremento delle temperature medie terrestri. Da qui nacque il dubbio che le attività umane (immissione nell'atmosfera di alcuni gas) fossero state le responsabili. Per questo motivo, già nel 1980 l'Organizzazione Mondiale di Meteorologia (*World Meteorological Organization* – WMO) organizzò la prima conferenza mondiale sul clima al fine di... “prevenire potenziali cambiamenti climatici causate da attività antropiche che potrebbero avere un effetto negativo sul benessere dell'umanità” [1].

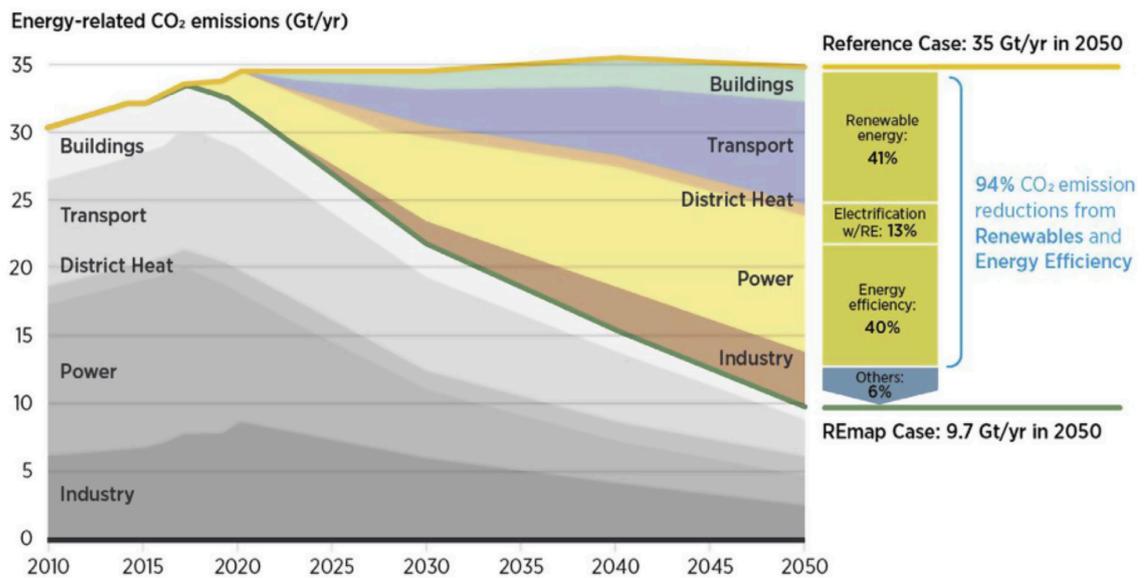
Successivamente, nel 1988 viene riunito un Gruppo di esperti Intergovernamentale sull'Evoluzione del Clima (GIEC, in inglese Intergovernmental Panel on Climate Change IPCC), composto da circa 3000 scienziati da tutto il mondo. Essi sottolinearono la necessità di ridurre sensibilmente le emissioni di gas a effetto serra evidenziando che, se la temperatura globale aumentasse di più di 2°C rispetto al periodo precedente la rivoluzione industriale, l'equilibrio del pianeta potrebbe essere compromesso.

Negli anni successivi, fino ai giorni d'oggi, furono istituite numerose conferenze ONU sul clima: tra queste, la conferenza di Kyoto nel 1997 fu importante perché furono fissate tappe vincolanti per la riduzione delle emissioni nocive da parte dei Paesi industrializzati. Nel dicembre 2015, a Parigi, 195 Paesi hanno adottato un accordo vincolante che impegna tutti gli stati, il cui obiettivo è limitare a meno di due gradi l'aumento della temperatura globale [2].

Nell'ottobre 2018, il summit di Incheon-Songdo, in Corea del sud organizzato dall'IPCC rappresentò un monito per tutte le nazioni del pianeta.

Il rapporto mostra, da un lato, come le conseguenze sul nostro pianeta dovute alle eccessive emissioni di CO<sub>2</sub> siano ormai evidenti, ma anche che limitare il surriscaldamento globale a un aumento di 1,5 gradi Celsius, al fine di evitare conseguenze irreversibili sul pianeta, sia ancora possibile. Per fare ciò, come riportato nel rapporto, le emissioni globali devono diminuire del 45% circa entro il 2030 rispetto ai livelli del 2010, per poi essere totalmente azzerate entro il 2050.

Sebbene le fonti di inquinamento siano in diversi settori delle attività umane (Trasporti, energia, edifici, teleriscaldamento, industria, vedere figura [2.1]) l'efficienza energetica e la conversione del parco mondiale di generazione di energia elettrica da metodi tradizionali, basati sullo sfruttamento di combustibile fossile, alla produzione da fonte rinnovabile, sono gli elementi centrali per questa transizione [3].



**Figura 2.1** Potenziale di riduzione delle emissioni di CO<sub>2</sub> per tecnologia/settore nella conversione prevista 2010–2050. [3]

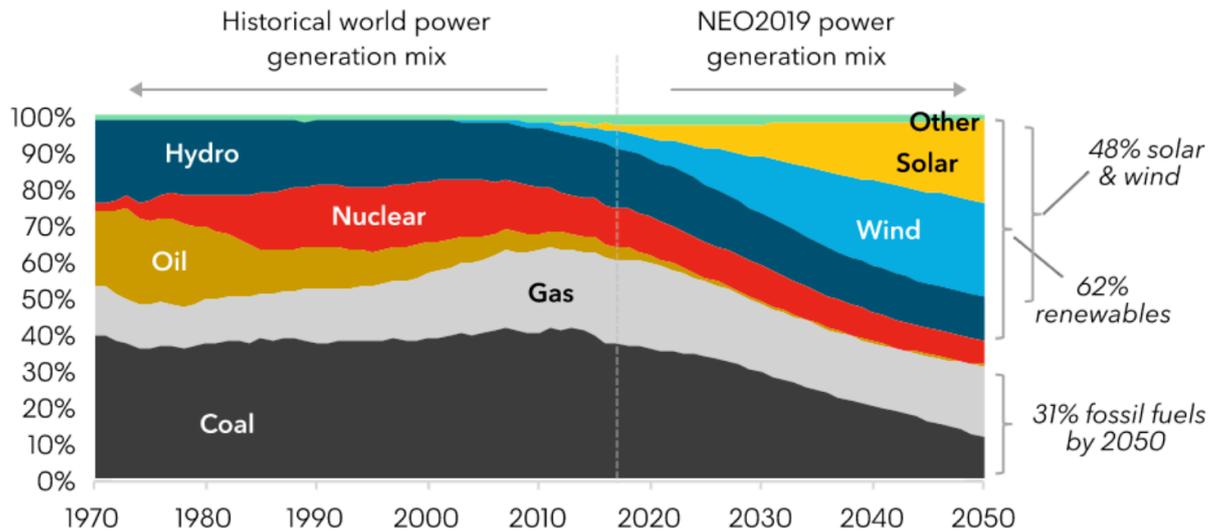
Facendo riferimento al “New Energy Outlook 2019” [4], report redatto dalla società Bloomberg nel quale vengono fatte previsioni sull’andamento della domanda di energia elettrica e della ripartizione delle tecnologie utilizzate per produrla nel periodo 2019-2050, ci si può fare un’idea sulla direzione prevista per i prossimi anni.

Secondo questo studio, entro il 2030 più della metà del fabbisogno mondiale di energia elettrica sarà soddisfatta dalle tecnologie a zero emissioni, superando gli impianti di produzione da fonte fossile. Le emissioni dovute a questi ultimi potrebbero aver raggiunto il loro picco intorno il 2018, attestandosi a 33.000 Mt. La previsione è che esse rimangano circa costanti nei prossimi 8 anni, iniziando a diminuire con un tasso annuo del 2% a partire dal 2026 e raggiungendo le 8.724 Mt nel 2050.

Come si nota dalla figura 2.2 l’energia prodotta da solare ed eolico, in particolare, rappresenteranno circa il 50% della produzione totale. Parallelamente, quindi, vi sarà un forte incremento degli investimenti nel settore delle rinnovabili. Da qui al 2050, come riportato nello studio, dei 13.3 trilioni di euro di investimenti previsti per nuovi impianti per la produzione di potenza, il 77% sarà destinato agli impianti alimentati da fonte rinnovabile.

IRENA (*International Renewable Energy Agency*) [5] ha recentemente pubblicato un report che presenta le statistiche sulla capacità di generazione di energia rinnovabile a livello globale per l’ultimo decennio (2011-2020). Secondo i dati rilevati, alla fine del 2020, la capacità globale di generazione rinnovabile ammontava a 2 799 GW. L’energia idroelettrica ha rappresentato la quota maggiore del totale globale, con una capacità di 1 211 GW (43 %). L’energia eolica e l’energia solare hanno avuto capacità rispettivamente di 733 GW (26 %) e 714 GW (25 %). Le altre fonti rinnovabili includono 127 GW di bioenergia e 14 GW di geotermia, più 500 MW di energia marina. La capacità di generazione rinnovabile è aumentata di 261 GW (+10,3%) nel 2020. L’energia solare ha

continuato a guidare l'espansione della capacità, con un aumento di 127 GW (+22%), seguito da vicino dall'energia eolica con 111 GW (+18%). L'energia solare ed eolica ha quindi continuato a dominare l'espansione della capacità rinnovabile.



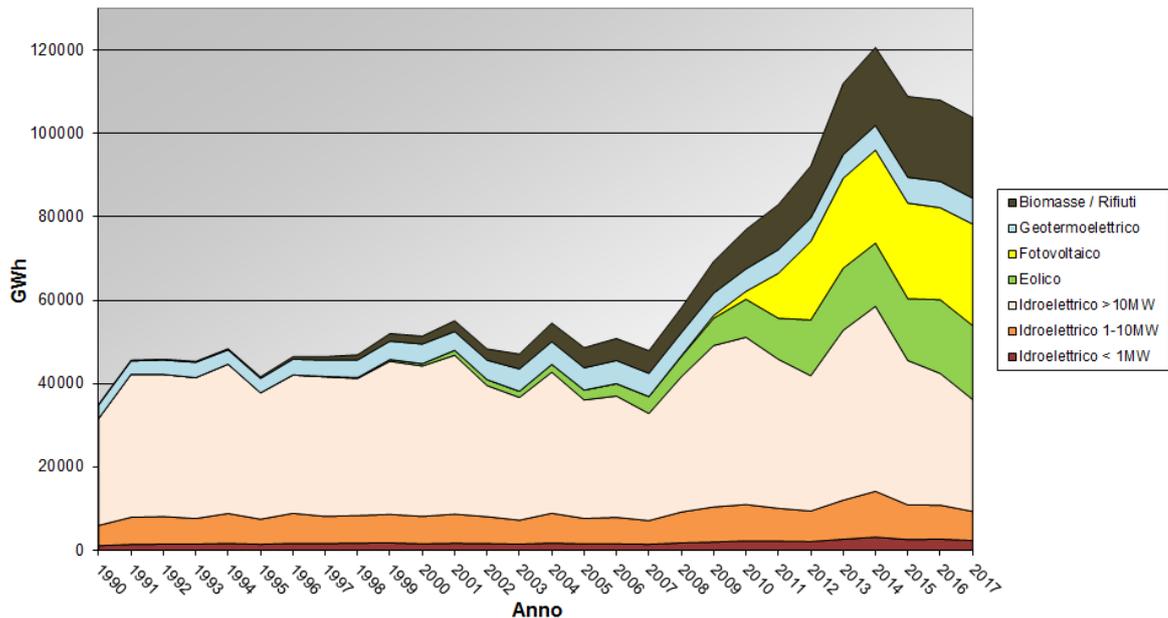
**Figura 2.2** Generazione di potenza per tecnologia (Bloomberg New Energy Outlook 2019 [4])

In scala continentale, secondo uno studio cinese [6] basato su fattori economici, politici e fattori tecnici per prevedere il futuro sviluppo dell'energia rinnovabile, l'Europa, anche se negli ultimi anni ha registrato un lento sviluppo economico, sostiene attivamente l'uso delle energie rinnovabili e la protezione dell'ambiente e sostiene con forza le politiche di sviluppo delle energie rinnovabili. La tecnologia sviluppata e la spinta politica hanno promosso il rapido sviluppo delle energie rinnovabili. In futuro, sempre secondo lo studio, l'Europa sarà una delle regioni con la crescita più rapida nell'uso delle energie rinnovabili e la più alta percentuale di energie rinnovabili.

In Italia, invece, per lungo tempo (fino a circa i primi anni 60) la produzione energetica è stata in larga parte rinnovabile, grazie in particolare alle centrali idroelettriche dell'arco alpino e, in misura minore. Oggi, tuttavia, a causa dell'accresciuta richiesta di energia, tipica di un paese fortemente industrializzato, nonché al quasi esaurimento della possibilità di nuove grandi installazioni idroelettriche, le rinnovabili rappresentano quote minori della produzione.

E' importante sottolineare che l'Italia, nel 2019, si posizionava al terzo posto per contributo ai consumi di energia da fonti rinnovabili [7]. Infatti, ha prodotto circa 112,9 TWh di energia elettrica da fonti rinnovabili, cioè il 39,8% del fabbisogno nazionale lordo: la produzione di energia da fonti rinnovabili è proveniente per il 40,1% da fonte idroelettrica, 5,0% dal geotermico, 17,8% eolico, 21,5% fotovoltaico, il 15,5% da biomasse (Figura 2.3).

### Riepilogo Produzione Energia Fonti Rinnovabili - Italia



**Figura 2.3** Andamento della produzione di energia elettrica da fonti rinnovabili in Italia. (Fonte Retaggiata dati GSE / Terna <http://www.terna.it/>)

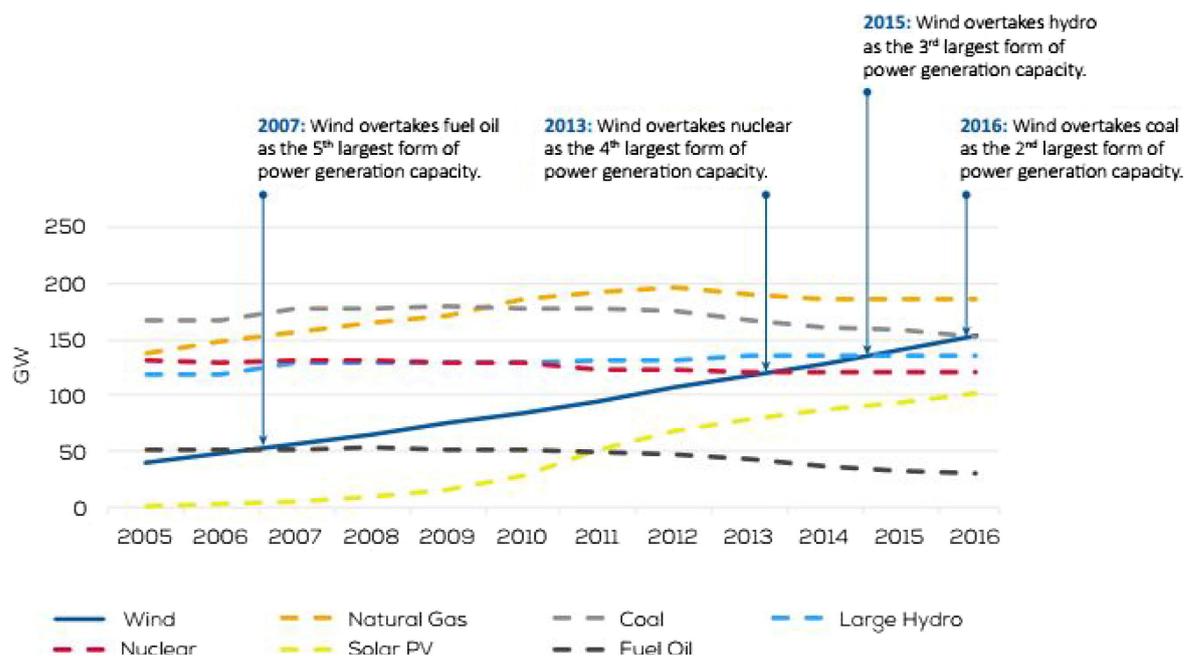
## 2.2 Le turbine eoliche

Il vento ha origine dal riscaldamento irregolare della superficie della terra da parte del sole e dal calore geotermico. E' quindi una fonte rinnovabile, in quanto è una risorsa naturale che si può ricomporre attraverso processi naturali a una velocità superiore a quella del consumo da parte degli esseri umani e non si corre il pericolo di esaurirsi a lungo andare. La maggiore parte dell'energia eolica è trasformata in elettricità grazie ai generatori elettrici che utilizzano l'energia della rotazione delle pale delle turbine eoliche. In questi dispositivi, soprattutto quelli moderni, il processo di conversione di energia si basa su concetti di aerodinamica e sulla capacità di una forza che agisce sulle pale del generatore (la portanza), di produrre una coppia in grado di mettere in rotazione il rotore della turbina con la conseguente produzione, in primis, di energia meccanica e successivamente in energia elettrica grazie all'azione del generatore elettrico. Il principale inconveniente, come tutti i sistemi di produzione da fonte rinnovabile, riguarda la forte variabilità della fonte primaria (il vento) e la possibilità di produrre solo quando essa risulta disponibile. Il vento, infatti, è una fonte mediamente stabile di anno in anno, ma con una variazione significativa su scale di tempo più brevi. La producibilità di tali impianti risulta quindi difficilmente prevedibile con accuratezza e di conseguenza altamente fluttuante.

### 2.2.1 Il mercato dell'energia eolica

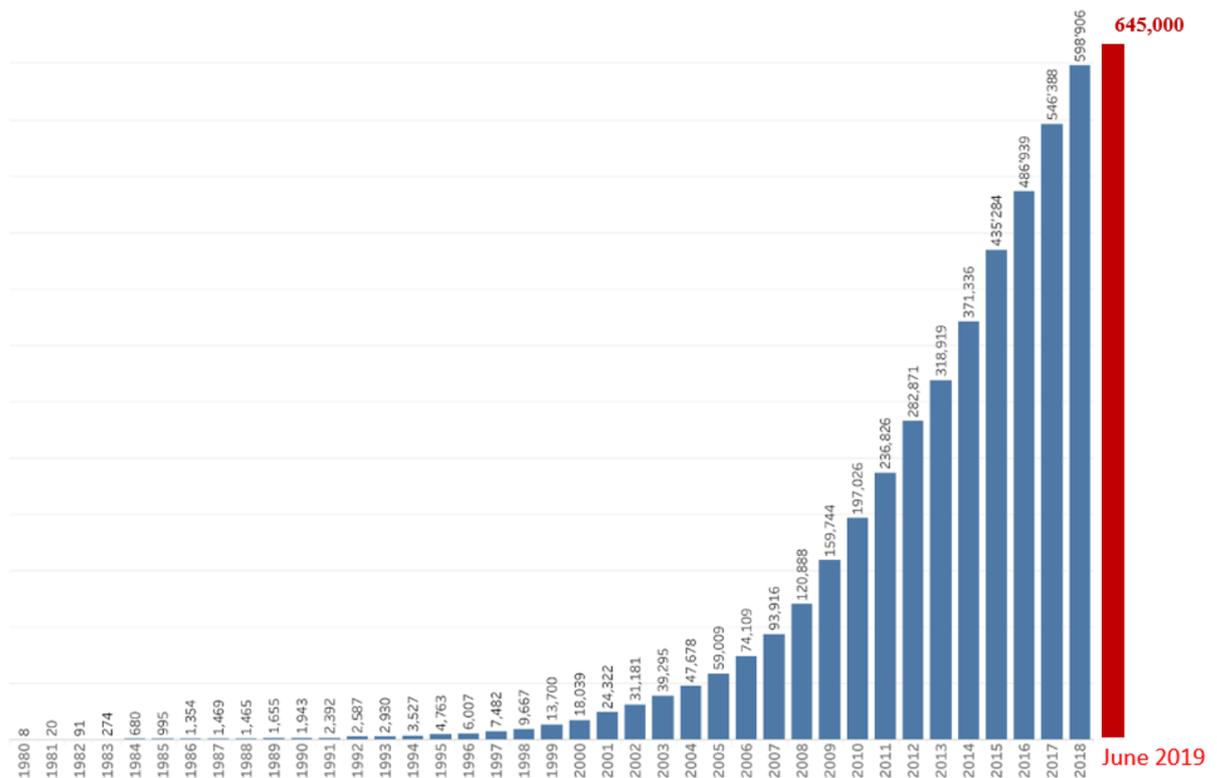
Come detto nelle sezioni precedenti, l'energia eolica, insieme a quella solare, è quella che cresce di più nel mercato mondiale dell'energia (Figura 2.4). Da questo punto di vista, è interessante sottolineare la pandemia non ha scoraggiato il boom della capacità eolica nel 2020, registrando installazioni globali a livelli record grazie soprattutto a Cina e Stati Uniti

e alle loro politiche energetiche e ambientali: infatti, l'eliminazione graduale del regime tariffario eolico onshore cinese a partire dal 2021, nonché la prevista scadenza degli incentivi fiscali federali statunitensi, hanno svolto un ruolo importante nell'impennata delle installazioni di capacità eolica lo scorso anno. Il volume delle aggiunte di impianti eolici in Cina, negli Stati Uniti e nel resto mondo ha superato anche le proiezioni più ottimistiche degli analisti, sottolineando che l'industria dell'energia eolica si è scrollata di dosso il forte impatto del Covid-19 all'inizio del 2020 e ha sfruttato appieno le politiche dei governi a sostegno delle energie rinnovabili.



**Figura 2.4** Evoluzione della capacità di potenza cumulata dell'eolico rispetto altre fonti di energia nell'UE. [8]

Secondo gli ultimi dati della società di ricerca BNEF, gli sviluppatori di energia eolica di tutto il mondo hanno commissionato un record di 96,7 gigawatt (GW) di installazioni nel 2020, in aumento del 59% rispetto ai 60,7 GW installati nel 2019. Come detto, questo aumento della capacità è stato dovuto soprattutto all'impennata delle installazioni in Cina e Stati Uniti. La figura (2.5) mostra la crescita esponenziale della capacità di potenza eolica installata nel mondo. Per quanto riguarda il futuro, sono stati delineati dal Global Wind Energy Council [9] diversi scenari per indicare che i sistemi di energia eolica potrebbero fornire il 20% della domanda globale di elettricità entro il 2030. Poiché, come detto, gli obiettivi dell'Accordo di Parigi stabiliscono una fornitura di elettricità completamente *carbon-free* prima del 2050, l'energia eolica avrà un ruolo importante su questo obiettivo. Entro il 2030 si potrebbero raggiungere 2110 GW di capacità generata che equivarrebbero, appunto, al 20% del fabbisogno globale.



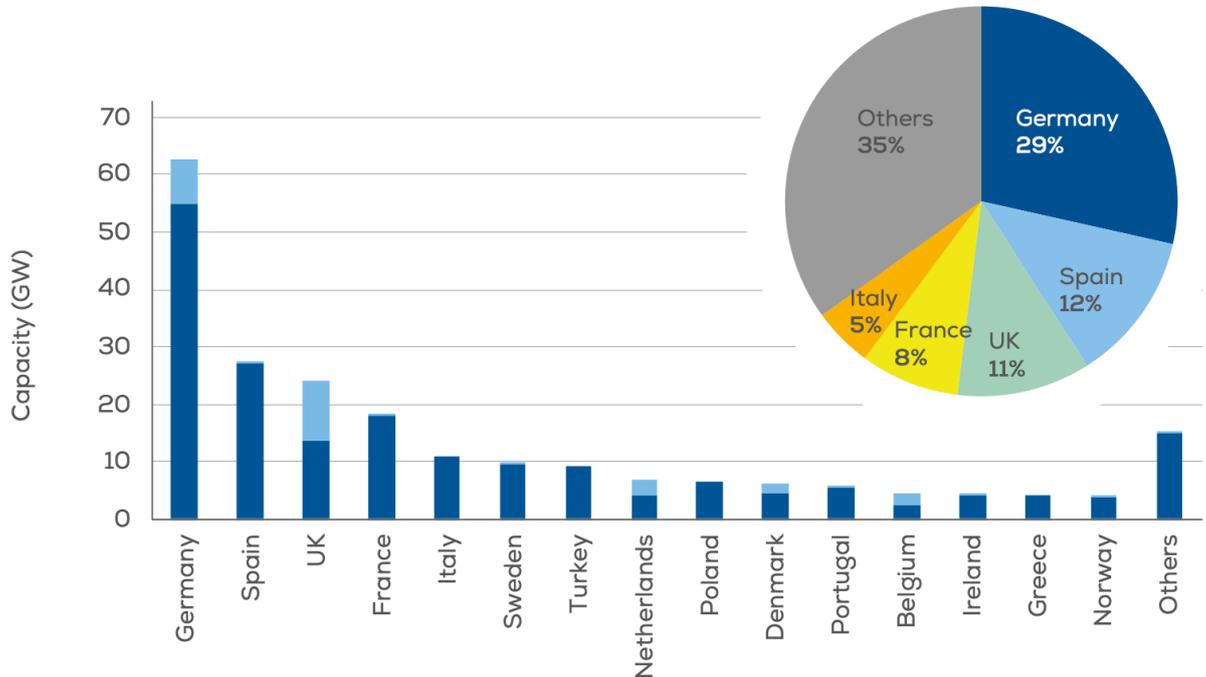
**Figura 2.5** Capacità di potenza eolica globale installata durante gli anni (MW) [10]

In questo contesto l'Italia è il quinto paese in Europa in termini di capacità eolica installata (Figura 2.6), con più di 10 mila MW di impianti installati nel 2019, tutti onshore (in terra). Al momento, invece, non è in funzione neppure 1 MW di installazioni offshore, ossia sul mare. E' però prevista nei prossimi anni l'installazione del primo parco eolico offshore in Italia (nel canale di Sicilia), dopo lunghi anni di processi autorizzativi e burocratici, tipici del Paese. Quasi la totalità degli impianti europei offshore in Europa si trovano al Nord, soprattutto in Danimarca. Un'altra caratteristica tutta italiana è che la stragrande maggioranza degli impianti eolici (oltre il 90%) sono concentrati nel Sud e nelle isole, a causa della maggiore disponibilità in queste regioni di siti adeguatamente ventosi. Inoltre, buona parte di questi 10 GW sono stati installati all'inizio dello scorso decennio, quando l'eolico poteva fare affidamento su un sistema di incentivi abbastanza generoso, che ha permesso la realizzazione di buona parte dell'attuale capacità.

Il 2020, però, è stato un anno piuttosto negativo: innanzitutto il periodo relativo al lockdown per la pandemia ha comportato un chiaro rallentamento nella realizzazione di nuovi impianti. Inoltre, la discesa della domanda nazionale di elettricità ha spinto spesso il gestore di rete a mettere in standby gli impianti, per evitare sovrapproduzioni elettriche a livello locale. Un altro problema del Paese Italia, come detto, sono le regole e le procedure autorizzative molto complesse. Il tempo medio per l'autorizzazione di un impianto eolico supera i cinque anni, causando così una diminuzione dell'80% della potenza installata in Italia e un rallentamento della transizione ecologica.

Le prospettive nel medio-lungo termine, però, sono molto positive, soprattutto per via dell'occasione unica data dai contributi economici europei (Recovery Fund). Secondo il

PNIEC (*Piano Nazionale Integrato per l'Energia e il Clima*) [11], nel 2030 l'energia eolica italiana dovrebbe arrivare a circa 19.300 MW di capacità installata, di cui circa 900 MW dall'eolico offshore. Questa capacità garantirebbe una produzione annuale di energia elettrica pari a 40 TWh, cioè il 10% del consumo elettrico lordo nazionale



**Figura 2.6** Installazioni di impianti eolici per paese (Fonte *WindEurope* [12])

### 2.2.2 Elementi costitutivi di una turbina eolica

Le tipologie di turbina eolica maggiormente diffusi sono i sistemi ad asse orizzontale o HAWT (Horizontal Axis Wind Turbine), dove l'asse di rotazione del rotore risulta parallelo al terreno e in cui bisogna prestare attenzione all'orientamento rispetto alla direzione del vento. Le altre tipologie di aerogeneratori sono quelli ad asse verticale, il cui orientamento è indipendente dalla direzione di provenienza del vento.

La struttura più utilizzata prevede una disposizione 'sopravento' della turbina, ossia con direzione uscente dal mozzo del rotore contraria alla direzione del vento incidente (il vento giunge sul rotore dal davanti); per disposizione 'sottovento' si intende il caso opposto, cioè in cui il vento incide sulla parte posteriore della turbina. I componenti principali di un sistema di generazione di energia elettrica di tipo eolico sono (figura 2.7 e 2.8):

- Il rotore, costituito dalle pale e dal mozzo da cui esse si diramano. Possono essere monopala, bipala o tripala. Le turbine più diffuse sono costituite da 3 pale poste a 120° l'una dall'altra e, come detto, disposte in direzione sopravvento. La tipologia della tripala risulta la migliore soluzione per compromesso di efficienza e potenza) Le pale sono generalmente costituite da fibre di vetro o fibre di carbonio rinforzate

con materiale polimerico. La progettazione del rotore risulta una delle fasi più critiche e delicate in termini di prestazioni e fattibilità economica della macchina.

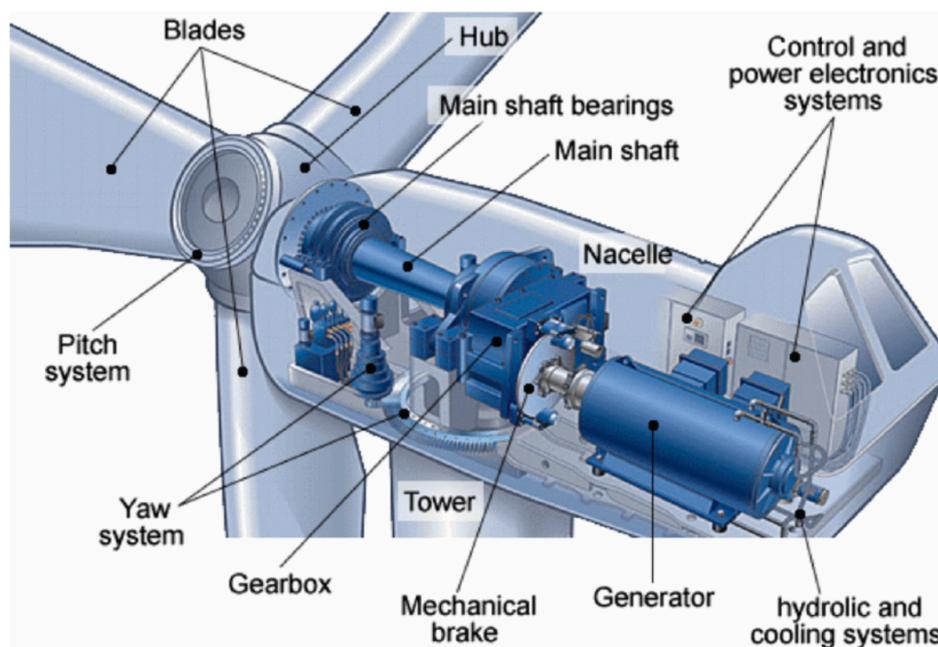
- **Organi di trasmissione:** tipicamente includono un albero che ruota a basso numero di giri posto sul lato del rotore (chiamato anche albero lento o principale), un albero ad alto numero di giri posto sul lato del generatore e un moltiplicatore di giri. A questi si aggiungono i cuscinetti di supporto, un freno e le parti rotanti del generatore. Per dispositivi interfacciati a reti locali o nazionali, la velocità dell'asse del rotore (decine di giri al minuto e dipendente dal vento) non è sufficiente perché il generatore elettrico produca elettricità alla frequenza della rete elettrica (50 Hz in Europa), quindi un sistema di moltiplicazione trasferisce il movimento dell'albero lento all'albero veloce, dotato di freno per lo stazionamento, per innalzare, appunto, la velocità di rotazione.



**Figura 2.7** Organi di trasmissione (albero, cambio e freno) di una turbina eolica. (Di Paul Anderson, CC BY-SA 2.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=5125761>)

- *Generatore elettrico*, azionato dall'albero veloce. Negli impianti di piccola taglia non collegati alla rete elettrica, questi possono essere del tipo a corrente continua, o a corrente alternata, senza vincoli restrittivi di frequenza costante. Nel caso di sistemi interfacciati con reti, locali o nazionali, servono alternatori sincroni o asincroni che prevedono un funzionamento a velocità di rotazione costante o quasi costante (possono però operare in regime di velocità variabile nel caso in cui vengano installati dei convertitori elettronici). Tra le turbine connesse con la rete elettrica sono molto diffusi i generatori di tipo a gabbia di scoiattolo grazie alla loro affidabilità, robustezza ed economicità; questi operano in un intervallo di velocità di rotazione molto stretto, prossimo alla velocità sincrona. Sono sempre più diffuse anche installazioni con turbine a velocità variabile che permettono di ottenere valori di efficienza di conversione molto elevati anche con significative variazioni di velocità del vento, ottimizzando così l'energia prodotta.

- *Navicella e sistema di imbardata.* È posizionata sulla cima della torre e può girare di 360° sul proprio asse orientandosi nella direzione opportuna secondo quella del vento. Qui sono compresi la copertura in cui vengono installati tutti i componenti per la conversione di energia e avente funzione di protezione e tutti i componenti di supporto.
- *Torre e fondazioni.* L'altezza della torre è tipicamente pari a 1,5 volte il diametro del rotore; generalmente non scende mai al di sotto dei 20 m e può arrivare anche a 180 m. La rigidezza della torre è il principale parametro da prendere in considerazione nella valutazione della dinamica delle turbine eoliche a causa della possibilità di vibrazioni accoppiate tra torre e rotore. In generale, tanto più alta è la torre tanto migliori sono le condizioni del vento in termini di intensità e costanza, tanto più grande può essere il rotore con conseguente aumento dell'energia prodotta, tanto più larga è la sezione, tanto più stabile e ben progettata deve essere la fondazione nel terreno, tanto maggiori sono i costi. I materiali utilizzati sono spesso di tipo metallico che garantiscono la massima robustezza a tensioni interne dovuti alle sollecitazioni esterne durante il funzionamento dell'aerogeneratore.
- *Sistemi di controllo.* Essi sono strumenti di fondamentale importanza al fine di controllare il funzionamento della macchina, gestire l'erogazione dell'energia elettrica e l'arresto del sistema oltre certe velocità del vento per motivi di sicurezza dovuti al calore generato dall'attrito del rotore sull'asse e/o a sollecitazioni meccaniche della struttura. Essi, quindi, massimizzano la vita dell'impianto garantendo la limitazione della fatica di tutti i componenti presenti in seguito a variazioni di velocità e direzione del vento, presenza di turbolenza, cicli di fermata e avvio della turbina. Fanno parte di questa famiglia: i sensori di velocità, posizione, temperatura, tensione, i controllori di tipo meccanico o elettrico, gli attuatori, le valvole, gli interruttori, i microprocessori ecc.



**Figura 2.8** Componenti principali di una turbina eolica (Fonte [13])

### 2.3. Analisi economica degli impianti eolici

I principali parametri che incidono sull'economia dell'energia eolico sono:

- costi di investimento;
- costi di gestione e manutenzione;
- produzione di energia elettrica e prezzo di vendita;
- incentivi o finanziamenti;
- vita della turbina;

In generale, sono parametri riconducibili a due grandi famiglie economiche: costi e benefici (figura 2.9).

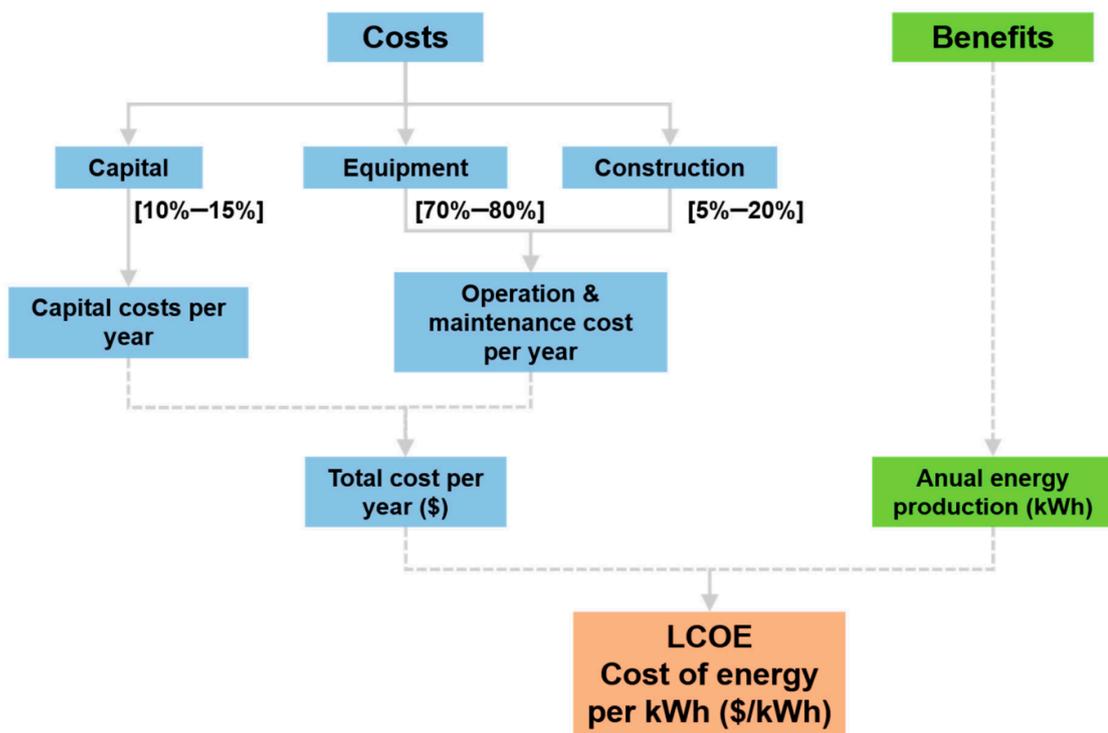
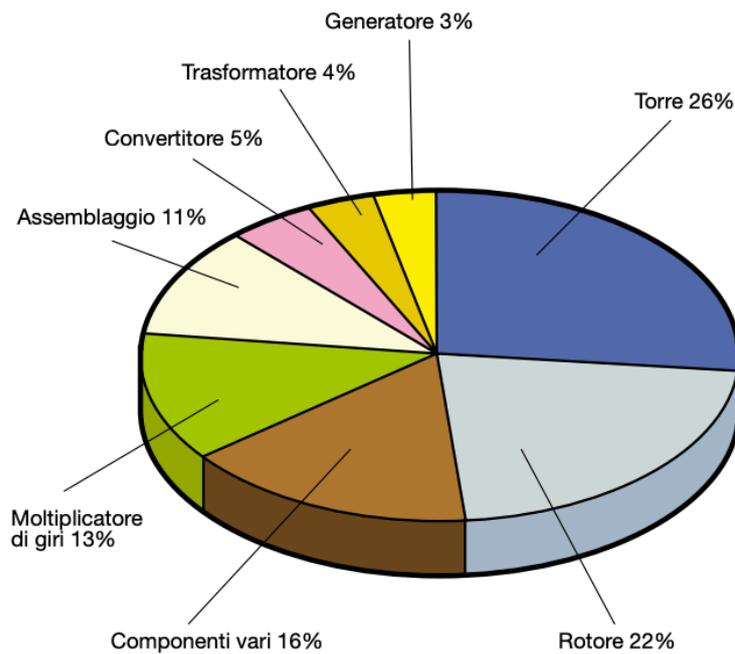


Figura 2.9 Economia dell'energia eolica [14]

Il costo livellato dell'energia prodotta da un impianto eolico (*levelized cost of electricity*, LCOE) rappresenta la contabilizzazione dei costi totali di un impianto tenendo conto dell'intero ciclo di vita e la durata delle spese associate al sistema ed è la metrica principale per descrivere e confrontare l'economia sottostante dei progetti energetici.

Tra i parametri più importanti la producibilità della turbina, i costi di investimento e quelli di gestione e manutenzione (*Operation and Maintenance*, O&M). Poiché la prima dipende in massima parte dalle condizioni medie del vento, la scelta della turbina ottimale è determinante per la fattibilità economica di un impianto. I costi capitali di un progetto eolico sono dominati dai costi della turbina scelta: questi incidono mediamente per il 76% sul totale. In termini di costi, la percentuale sul costo totale dei diversi componenti si suddivide come indicato in figura 2.10: la torre e il rotore rappresentano le parti più costose [15].

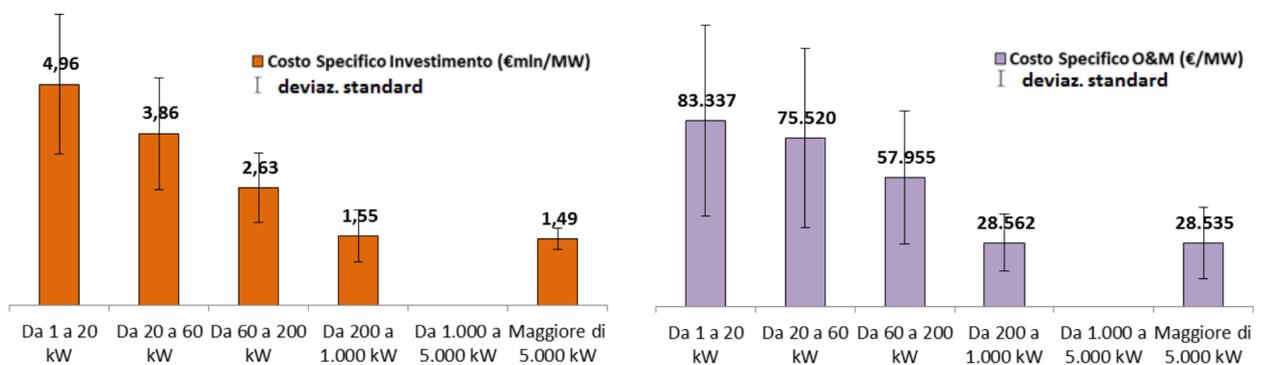


**Figura 2.10** Costo in percentuale dei componenti di una turbina eolica. [15]

Per quanto riguarda invece i costi di investimento e di O&M (per unità di potenza) si può affermare quanto segue (Figura 2.11):

- I costi di investimento decrescono all'aumentare della potenza, con valori compresi tra 1,5 € mln/MW e 5,0 € mln/MW;
- Anche i costi di O&M mostrano un trend decrescente con la potenza, ma maggiore variabilità.

Questo può essere dedotto dai dati GSE [16], che effettua il monitoraggio dei costi di generazione degli impianti da fonte rinnovabile (sono raccolti dati tecnici ed economici degli impianti e su tali dati viene effettuata un'analisi statistica e di significatività).



**Figura 2.11** Costo specifico di investimento (a sinistra) e costo specifico di manutenzione (destra) per classe di potenza (dati 2015-2016, fonte GSE [16])

I costi fissi e variabili di O&M sono una parte significativa dell'LCOE complessivo dell'energia eolica. I costi di O&M possono rappresentare tra l'11% e il 30% dell'LCOE dell'eolico onshore e in genere rappresentano dal 20% al 25% dell'LCOE totale degli attuali sistemi di energia eolica. [14] [17]

Per decenni, sono stati fatti molti sforzi nello sviluppo di sistemi di monitoraggio delle condizioni delle turbine eoliche e nell'invenzione di tecnologie di monitoraggio delle condizioni. Tuttavia, l'alto costo e le varie limitazioni di interpretazione dei risultati hanno ritardato il loro uso estensivo. Tenendo conto della rilevanza che l'energia eolica ha acquisito nel corso del 21° secolo in termini di interesse scientifico, nonché dell'influenza che i costi di O&M hanno sulla determinazione del LCOE della tecnologia, nei prossimi capitoli verranno presentate tutte quelle tecniche di manutenzione e monitoraggio utili per abbattere il costo di O&M, minimizzando così le spese variabili dovute a guasti improvvisi dei componenti.

### 3. MONITORAGGIO DELLE TURBINE EOLICHE

#### 3.1 I Guasti nelle turbine eoliche. Costi e tempi di fermo

Tutti i componenti delle turbine eoliche sono soggetti a guasti. Bisogna però fare un'analisi quantitativa e qualitativa, cioè considerare le frequenze di guasto e il tempo di inattività o di fermo del sistema elettrico che esso comporta.

La durata dei tempi di fermo, causati da guasti o malfunzionamenti, dipende dai necessari interventi di riparazione, dalla disponibilità dei pezzi di ricambio e dalla capacità del personale delle squadre di servizio.

Conoscendo i componenti più critici da questo punto di vista, la pianificazione della manutenzione può essere più mirata ed efficiente.

I produttori di turbine eoliche, o dei loro componenti, raramente rivelano i dati sui loro prodotti e ancora più raramente condividono le informazioni sui loro guasti, il che è abbastanza comprensibile.

Per studiare l'affidabilità dei componenti si fa quindi riferimento a indagini svolte su diversi parchi eolici, in cui si raccolgono dati sui guasti in diversi anni.

In generale, nel contesto di sistemi complessi (meccanici) si fa riferimento al concetto di *Failure Rate* (tasso di guasto) per valutarne l'affidabilità. Graficamente questo si rappresenta attraverso la nota *Bathtub Curve* (curva a vasca da bagno) (Figura 3.1).

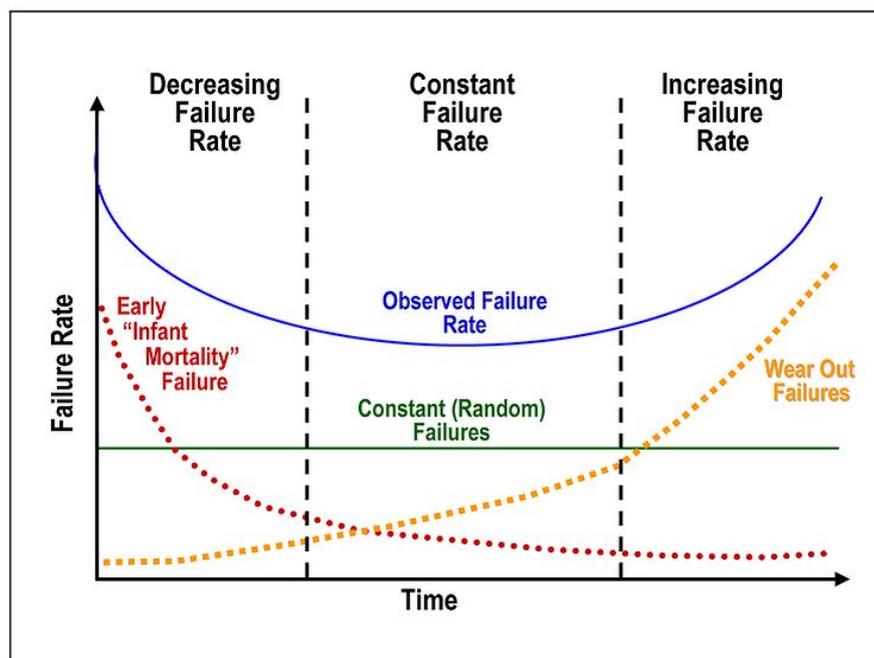


Figura 3.1 Curva a vasca da bagno (tasso di guasto nel tempo) (Fonte [18])

In questo grafico si possono identificare tre aree distinte:

- La prima, in cui il tasso di guasto è decrescente nel tempo, indica i guasti precoci o problemi iniziali;
- La seconda fase, la più lunga, in cui il tasso di guasto è praticamente costante nel tempo, rappresenta i guasti intrinseci o casuali;
- Nella terza fase, il tasso di guasto cresce nel tempo a causa dell'accumulo dei guasti e della normale usura dei sistemi meccanici.

La conoscenza di questo schema, anche se di natura qualitativa, è di fondamentale importanza nella valutazione economica delle politiche di manutenzione, in questo caso dei componenti delle turbine eoliche.

Si sottolinea che l'andamento del tasso di guasto evidenziato in questo grafico è riferito a sistemi complessi, cioè sistemi composti da diversi componenti, in cui ciascuno obbedisce alle proprie leggi di guasto, la cui combinazione porta alla curva a vasca da bagno.

Nel caso delle turbine eoliche si potrebbe pensare che il sistema complesso del generatore eolico obbedisca ad un andamento del tasso di guasto simile.

Come detto, in linea generale, le politiche di manutenzione saranno basate sul livello di tasso di guasto costante presente nella curva.

Se invece vogliamo riferirci ai dati relativi ai singoli componenti meccanici, bisogna dire che soltanto pochi hanno un andamento del tasso di guasto simile a quello evidenziato, e per scoprirne frequenze e tempi di fermo bisogna riferirsi alle indagini svolte in letteratura.

Il programma WMEP (Scientific Measurement and Evaluation Programme) [19] ha analizzato l'andamento del tasso di guasto nel tempo operativo per diversi sottosistemi delle turbine eoliche.

Nella figura 3.2 si può evidenziare che alcuni componenti, come ad esempio il sistema di controllo, hanno dei tassi di guasto che diminuiscono nel tempo.

In altri componenti, come il sistema elettrico, il tasso di guasto aumenta.

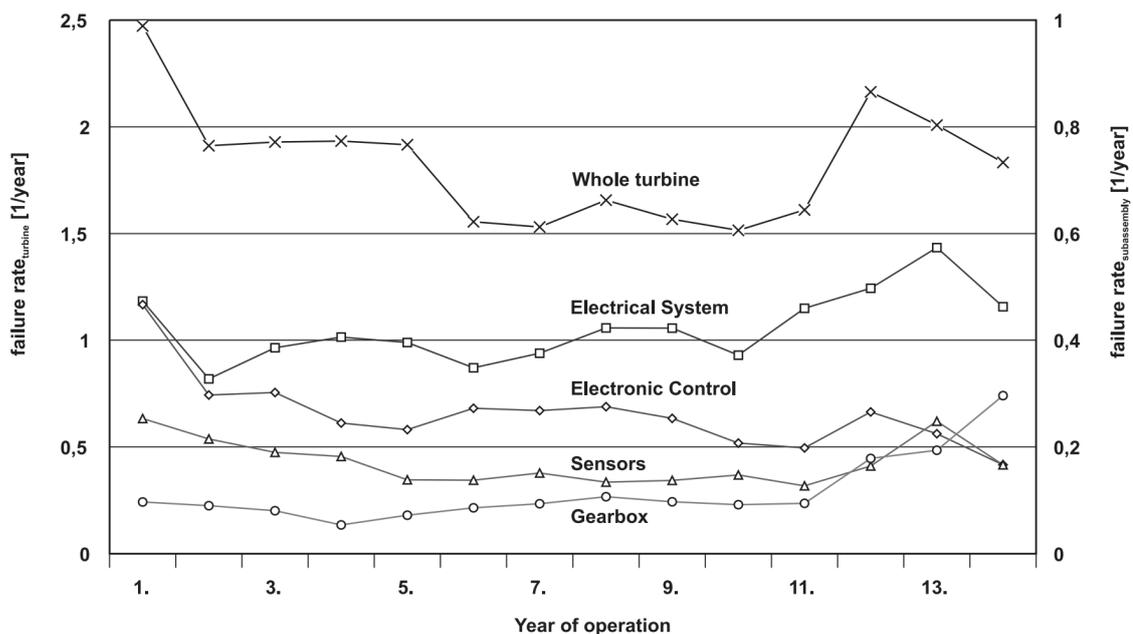
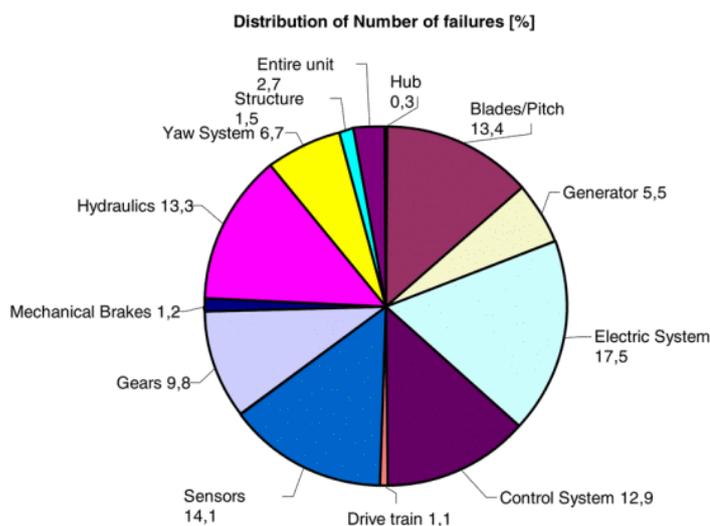


Figura 3.2 Andamento del tasso di guasto per diversi componenti della turbina eolica (WMEP [19])

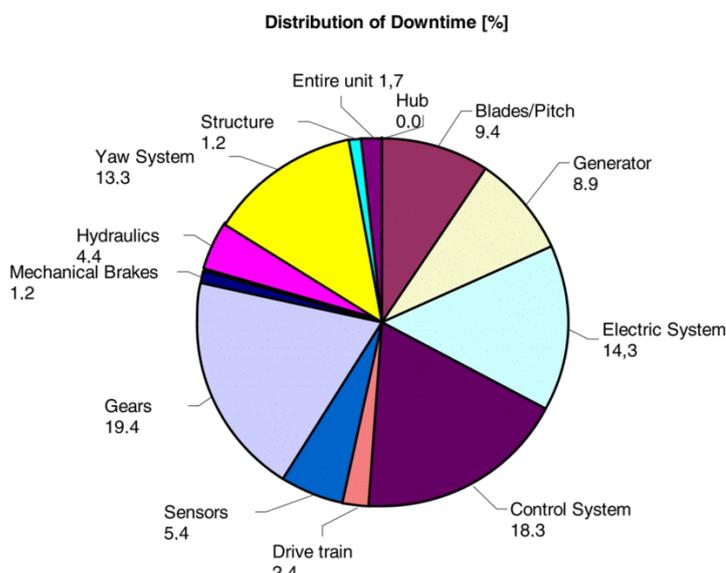
J. Ribrant e L. Bertling [20] hanno svolto un'indagine su quattro diverse fonti: due in Svezia, una in Germania e Finlandia.

In figura 3.3 si può notare che, da un punto di vista del numero di guasti, i problemi principali sono legati al sistema elettrico, seguito dalla sensoristica e dai componenti delle pale.

La figura 3.4, invece, mostra i tempi di inattività per ogni componente. Si può vedere come il componente più problematico è il riduttore (all'interno della quale, il componente più delicato è il cuscinetto, come mostrato nella tabella 3.1), seguito dal sistema di controllo e dal sistema elettrico. Ciò significa che il riduttore (in particolare il cuscinetto) ha i tempi di fermo più lunghi rispetto agli altri componenti della turbina.



**Figura 3.3** Distribuzione del numero dei guasti (Parco eolico svedese tra il 2000 e il 2004) (Fonte [20])



**Figura 3.4** Distribuzione dei tempi di fermo per componente. (Parco eolico svedese tra il 2000 e il 2004) (Fonte [20])

Type of reported failure code	Component	Number of failures	Average downtime (hours)	Number of failures, Cause: B1	Average downtime, Cause: B1 (hours)
I-1	Bearings	41	562	36	601
I-2	Gearwheels	3	272	2	379
I-3	Shaft	0	0	0	0
I-4	Sealing	8	52	4	30
I-5	Oil system	13	26	5	36
I-other	Not specified	44	230	19	299

**Tabella 3.1** Guasti all'interno del riduttore (studio condotto da Ribrant *et al.* su quattro diversi parchi eolici) [20]

Questa indagine, quindi, mostra che il riduttore è considerato il componente più critico poiché il suo tempo di inattività per guasto è elevato rispetto ad altri componenti della turbina eolica.

I dati statistici presentati mostrano anche tendenze verso una frequenza di guasto maggiore e crescente per turbine più grandi rispetto a quelle piccole, che hanno un tasso di guasto decrescente col crescere degli anni di esercizio.

Berthold Hahn *et al.* [21] hanno pubblicato un lavoro basato su un'esperienza di 15 anni su 1500 turbine eoliche.

Anche in questo caso si è visto che i danni al generatore e al riduttore sono di grande rilevanza, dati i lunghi tempi di fermo, che sono in media di una settimana.

Uno studio analitico relativo ai guasti delle turbine eoliche è stato fatto anche per un parco eolico a Devgarh nel distretto di Pratapgarh del Rajasthan, India, da parte di Bharat Kumar Saxena [22].

I dati, questa volta relativi alla durata dei guasti, sono stati raccolti dal registro di manutenzione presso il sito del parco eolico. Analizzando i guasti di componenti della turbina eolica durante un periodo di tre anni, è stato osservato che la durata del guasto del motore di imbardata era la più alta, seguita dalla durata del guasto della pompa dell'olio degli ingranaggi, e poi il guasto del sistema idraulico dei freni ad aria.

### 3.2 Teoria della manutenzione: tipologie e costi

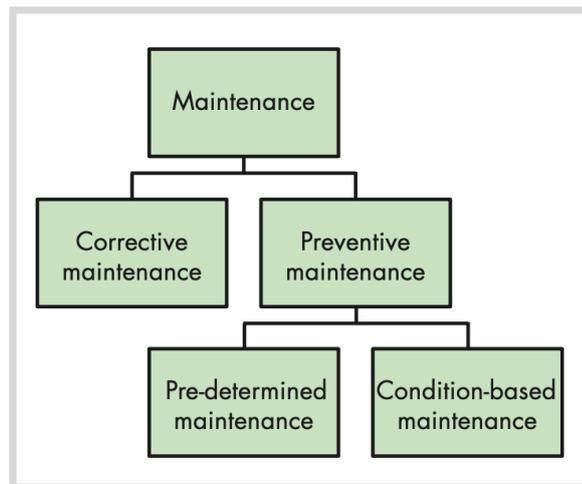
La riduzione dei costi di funzionamento e di manutenzione (O&M) e il miglioramento dell'affidabilità del sistema sono diventati temi di fondamentale importanza nel contesto delle turbine eoliche, sia perché la domanda di energia eolica continua a crescere, sia perché, come detto nella sezione precedente, si è visto come i tassi di guasto delle turbine eoliche aumentino al crescere della dimensione delle turbine stesse e sia perché il costo di O&M è una porzione molto importante del costo livellato dell'energia (LCOE). In questo capitolo si presentano i principi della manutenzione che riguardano le turbine e parchi eolici.

Dal 2003 la norma UNI EN 13306 definisce la manutenzione come “*combination of all technical, administrative and managerial actions during the life cycle of an item intended*

*to retain it in, or restore it to, a state in which it can perform the required function” [23], e cioè quella “combinazione di tutte le azioni tecniche, amministrative e gestionali, previste durante il ciclo di vita di un’entità, destinate a mantenerla o riportarla in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta” .*

Nel nostro caso la manutenzione può essere definita come quel processo di riparazione o perfezionamento delle apparecchiature in caso di guasto e di rinnovo periodico di componenti per prevenire guasti o portare il sistema guasto a uno stato operativo.

Generalmente la manutenzione si divide in correttiva e preventiva. La manutenzione preventiva può dividersi in programmata e predittiva (o basata sulle condizioni come riportato in figura 3.5)



**Figura 3.5** Strategie di manutenzione (UNI EN 13306)

- La manutenzione correttiva (o “reattiva”) viene *eseguita a seguito della rilevazione di un’avaria e volta a riportare un’entità nello stato in cui possa eseguire la funzione richiesta*” (UNI 10147- 3.7). In sostanza è una politica di manutenzione in cui la riparazione o la sostituzione del componente è prevista soltanto quando il guasto è già avvenuto.

Al contrario, con la manutenzione preventiva si prefigge l’obiettivo di eseguire un intervento di revisione, sostituzione o riparazione, prima che nel componente si manifesti il guasto.

Essa, come detto, si divide in manutenzione programmata e predittiva.

- La manutenzione programmata comprende attività di manutenzione che vengono svolte dopo un determinato periodo di tempo o una percentuale di utilizzo del sistema. La manutenzione preventiva si basa sull’analisi statistica dell’affidabilità del sistema, ovvero la stima della probabilità che l’apparecchiatura si guasti in un determinato periodo di tempo.
- La manutenzione predittiva, invece, spesso indicata come manutenzione “basata sulle condizioni”, comprende quelle attività di manutenzione che vengono avviate

in risposta a una condizione specifica del sistema, che viene diagnosticata dalle apparecchiature utilizzate per misurare le condizioni fisiche del sistema, ad esempio temperatura, vibrazioni, lubrificazione. Quando uno di questi indicatori raggiunge una certa soglia, che indica un deterioramento del sistema, vengono eseguiti lavori di manutenzione per riportare il sistema alle condizioni iniziali. La manutenzione predittiva si basa sullo stesso principio della manutenzione preventiva per ridurre la probabilità di guasto del sistema, sebbene utilizzi criteri diversi per determinare la necessità di attività di manutenzione specifiche, che vengono eseguite solo quando la necessità è imminente e non in un periodo di tempo specificato.

Esempi di tale metodo sono:

Le parti soggette ad usura, aumentando l'attrito, producono calore, questo aumento di temperatura è evidenziato appunto dalla termografia;

Il motore lascia nell'olio particolato metallico che indica un principio di usura. Prendendo piccole quantità di olio se ne può effettuare l'analisi chimica e verificare la salute della macchina;

Un cuscinetto danneggiato, un disallineamento o uno squilibrio provocheranno un aumento di vibrazioni.

Questi metodi e concetti verranno descritti nei successivi capitoli.

In generale, in una strategia di manutenzione preventiva, il costo della prevenzione sarà abbastanza alto, mentre il costo di riparazione sarà basso perché molti potenziali guasti non si verificheranno. In altre parole, la manutenzione preventiva considerevolmente il numero di guasti che si verificano, ma sarà costosa.

In una strategia di strategia di manutenzione correttiva, un maggior numero di guasti si verificherà e porterà ad un alto costo di riparazione e basso costo di prevenzione. (Figura 3.6).

	<b>MANUTENZIONE CORRETTIVA</b>	<b>MANUTENZIONE PROGRAMMATA</b>	<b>MANUTENZIONE PREDITTIVA (COND. BASED)</b>
<b>INIZIO</b>	Guasto	Data pianificata	Misurazioni in tempo reale
<b>COSTO INIZIALE</b>	Basso	Medio	Alto
<b>COSTI OPERATIVI</b>	Alto	Medio	Medio-basso
<b>NUMERO DI GUASTI</b>	Alto	Medio-basso	basso
<b>REVISIONI NON NECESSARIE</b>	Alte	Medie	Medio-basse
<b>MANUT. NON PIANIFICATA</b>	Alta	Bassa	Medio-alta
<b>MANUT. PER GUASTI</b>	Dopo	Prima o dopo	Prima o poco dopo
<b>TEMPI DI FERMO</b>	Alto	Medio	Medio-basso
<b>LIVELLO DI AUTOMAZIONE</b>	Basso	Medio-basso	Alto

**Figura 3.6** Confronto tra le diverse strategie di manutenzione [24]

Come mostrato in figura 3.7, una combinazione di strategie di manutenzione preventiva e correttiva può migliorare l'affidabilità, la disponibilità e la manutenibilità del sistema.

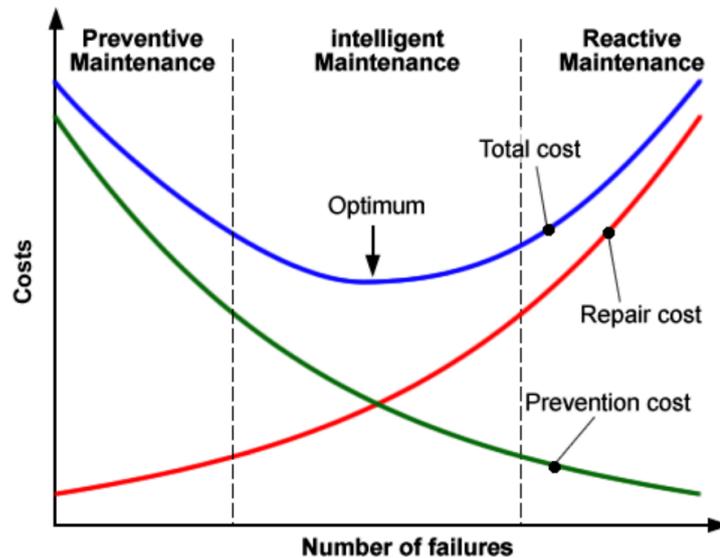


Figura 3.7 Costi associati ai metodi di manutenzione [13].

Lo scopo principale dell'ottimizzazione della manutenzione è quello di determinare la strategia di manutenzione più efficace dal punto di vista dei costi, che fornirà il miglior equilibrio possibile tra i costi diretti di manutenzione, ad esempio manodopera, risorse, materiali e costi amministrativi, e le conseguenze della mancata esecuzione della manutenzione, ad esempio la perdita di produzione e il reddito e il profitto previsti.

Quando si considerano le strategie di manutenzione, si possono introdurre tre grandi gruppi: Manutenzione incentrata sull'Affidabilità, Manutenzione Produttiva (o *Total Productive Maintenance*, TPM) e Manutenzione basata sul Rischio (o *Risk Based Maintenance*, RBM) [25].

Ognuna di queste tecniche vuole ottimizzare la politica di manutenzione basandosi, però, su diversi parametri.

- La Manutenzione incentrata sull'Affidabilità viene utilizzata al fine di evitare che il livello di affidabilità, appunto, scenda al di sotto di un certo livello. Con questa tecnica, quindi, i componenti devono stare con un livello di affidabilità minimo a qualsiasi costo di manutenzione. Questo approccio, quindi, viene utilizzato per i componenti critici, fondamentali per il funzionamento del sistema, in cui un loro problema potrebbe provocare un guasto irreversibile del sistema, con elevate perdite di entrate.
- La Total Productive Maintenance (TPM o Manutenzione Produttiva) è un sistema produttivo che mira al raggiungimento della massima efficienza aziendale (alta produzione, basso costo). Questa ottimizzazione della manutenzione si basa su una combinazione di azioni di manutenzione preventiva e sforzi continui per modificare e riprogettare attrezzature e tecniche con l'obiettivo di aumentare la flessibilità nei processi e promuovere una maggiore resa nella produzione.

- La Manutenzione basata sul rischio, invece, ha lo scopo di ridurre al minimo il rischio complessivo di guasto alle strutture operative. Nelle aree ad alto e medio rischio è richiesto uno sforzo di manutenzione mirato, mentre nelle aree a basso rischio, lo sforzo è ridotto al minimo per ridurre la portata totale del lavoro e il costo del programma di manutenzione in modo strutturato e giustificabile.

### **3.2.1 Politiche di manutenzione nei parchi eolici offshore**

I costi di funzionamento e manutenzione (*O&M costs*) per i parchi eolici offshore si aggirano intorno il 23% della spesa totale del progetto [26]. In alternativa questo dato può essere espresso come rappresentante tra il 25-30% del costo dell'unità di energia prodotta. Per un equivalente progetto onshore, i costi di O&M come costo percentuale dell'energia sono stimati tra il 5-10% [26].

Per questo motivo, questo capitolo è concentrato sulle politiche di manutenzione dei parchi eolici offshore.

La ragione principale di tale differenza è intuitiva: La turbina eolica offshore vive in un ambiente marino in cui la loro accessibilità per la manutenzione è limitata dalle condizioni meteorologiche e di stato del mare, oltre che dalla loro distanza dalla costa; la proprietà o l'affitto di una flotta per la manutenzione e di un numero maggiore di tecnici è costosa; la complessità degli OWT è elevata a causa dell'introduzione di fondazioni fisse e galleggianti. Per questi motivi le spedizioni di manutenzione alle turbine eoliche offshore tendono ad essere più costose delle visite alle turbine eoliche onshore. [27] [28] [29]

E' da premettere, quindi, che nel caso dei parchi eolici offshore, Poiché i tecnici devono visitare il parco eolico da un porto, è impossibile ottenere operazioni 24 ore su 24 senza interruzioni della manutenzione in loco. Per evitare che si verifichi un guasto, un gruppo di tecnici dovrebbe visitare frequentemente il parco. Tuttavia, le visite inutilmente frequenti sono inefficienti e costose a causa dell'elevata quantità di navi di manutenzione e di personale richiesto (figura 3.8). D'altra parte, una frequenza di visita inferiore può comportare un tasso di fallimento più elevato e, di conseguenza, tempi di inattività più lunghi. [30]

Pertanto, la frequenza della manutenzione è un compromesso tra rischi, capacità delle navi, risorse umane e così via.



**Figura 3.8** Flotta di navi per la manutenzione dei parchi eolici offshore. (<https://www.startmag.it/energia/>)

Considerando una piattaforma petrolifera offshore, dove un guasto in un elemento critico potrebbe comportare l'interruzione del funzionamento dell'impianto di produzione, la perdita di entrate quando si trova in uno stato di guasto è così alta che qualsiasi costo di spedizione di manutenzione potrebbe essere giustificato per riportare indietro la piattaforma petrolifera offshore in funzione, il che indica che spesso viene utilizzata una tecnica di ottimizzazione basata sull'affidabilità per stabilire la strategia di manutenzione per le piattaforme petrolifere offshore, dove le spese di manutenzione hanno una priorità inferiore, rispetto all'affidabilità degli elementi critici.

D'altra parte, quando si considerano i parchi eolici offshore, il rischio di interruzione totale del progetto è ridotto rispetto alle piattaforme petrolifere, poiché la produzione di energia è ottenuta da un certo numero di turbine eoliche e il guasto in una delle turbine eoliche non influenza la produzione di energia delle altre turbine eoliche, il che indica che il costo delle spedizioni di manutenzione è un parametro chiave da considerare per i parchi eolici offshore, rispetto alle piattaforme petrolifere offshore.

Per tutti questi motivi citati sopra, si introduce, come detto, il concetto dell'ottimizzazione della manutenzione.

Molti ricercatori hanno analizzato le diverse influenze sulla manutenzione e hanno presentato risultati simili. Secondo la maggior parte delle pubblicazioni, i fattori che influenzano la pianificazione e il costo della manutenzione sono la quantità di guasti, la disponibilità di personale addetto alla manutenzione, pezzi di ricambio e imbarcazioni, condizioni meteorologiche e fattori esterni, la strategia di manutenzione scelta e parametri economici come il prezzo dell'elettricità e le sovvenzioni. Nella seguente tabella (3.2) si riassumono i fattori citati dai diversi autori.

Pubblicazione	Fattori menzionati
Henderson Et Al. [31]	Accessibilità, affidabilità
Nielsen And Sørensen [32]	Condizioni meteorologiche, produzione di energia, danni, ispezioni, riparazioni, strategie di trasporto, tasso di interesse sul capitale
Dinwoodie Et Al. [33]	Tempo di riparazione, altezza delle onde, velocità del vento, finestre meteorologiche, numero di turbine, disponibilità di navi, provviste di ricambi
Scheu Et Al. [34]	Condizioni meteorologiche, guasti ai componenti, dimensioni della flotta di navi, tipo di nave, dimensioni del personale di manutenzione, tempo di viaggio, strategia di manutenzione
Besnard Et Al. [35]	Ubicazione degli alloggi per la manutenzione, navi per il trasferimento dell'equipaggio (tipo e numero), uso di elicotteri, organizzazione dei turni di lavoro, gestione delle scorte di pezzi di ricambio, supporto tecnico, disponibilità di gru (acquisto o appalto), condizioni ambientali (a seconda del tempo e della stagione), parametri economici (prezzi dell'elettricità, costi di noleggio della nave)
Halvorsen-Weare Et Al. [36]	Costi di investimento, costi della nave (time charter, costi variabili), probabilità di guasto, costi di fermo macchina, dati meteorologici
Hofmann And Sperstad [37]	Condizioni meteorologiche (inclusa l'incertezza), tassi di guasto, prezzo dell'elettricità, prezzo delle navi (costi, composizione della flotta, tipo, quantità), lavoratori (durata del turno, quantità), ubicazione della base di manutenzione, tipi di manutenzione
Endrerud Et Al. [38]	Guasti ai componenti, condizioni meteorologiche, navi (disponibilità, limiti operativi, costi), tecnici di manutenzione, tempi di riparazione, layout del parco eolico, costo dei pezzi di ricambio, logistica (magazzinaggio e altri costi)
Perveen Et Al. [39]	Metodologie di protezione, insorgenza di guasti ai cavi e guasti ai componenti, strategia di riparazione, previsioni della velocità del vento e sistemi di monitoraggio delle condizioni
Nguyen And Chou [40]	Affidabilità del sistema, economicità, condizioni meteorologiche, durata della manutenzione, perdita di produzione durante la manutenzione, prezzo di mercato dell'elettricità, ubicazione del parco eolico

**Tabella 3.2** Influenze sulla scelta del tipo di manutenzione secondo diversi autori

Nejad et al. [41] hanno proposto un piano di manutenzione basato sull'affidabilità per alcuni componenti della turbina (ingranaggi e cuscinetti). Questi componenti vengono classificati in base al loro danno da fatica e viene sviluppata una mappa di manutenzione per concentrarsi su quei componenti con maggiore probabilità di guasto per fatica e livello di affidabilità inferiore.

Sørensen et al. [42] propongono un approccio del ciclo di vita basato sul rischio per una pianificazione ottimale della manutenzione. L'approccio si basa sulla teoria delle reti bayesiane e può essere utilizzato sia per la pianificazione iniziale complessiva della manutenzione, sia per il processo decisionale ottimale sequenziale sulla pianificazione della manutenzione tenendo conto delle nuove informazioni. L'osservazione del grado di danno può aumentare l'affidabilità delle previsioni, soprattutto in relazione alla manutenzione basata sulle condizioni.

Hofmann [43] descrive uno strumento di supporto alle decisioni che simula la fase operativa di un parco eolico offshore con tutte le attività e i costi di manutenzione. Questo strumento può essere utilizzato per comprendere le sensibilità dei costi operativi e di manutenzione dovute a cambiamenti nella strategia di manutenzione e logistica e aiuta a scegliere una strategia ottimizzata per un parco eolico specifico.

Il modello si basa sul metodo Monte Carlo, basato su eventi sequenziali temporali e prende in considerazione l'incertezza meteorologica e altri aspetti rilevanti per la fase operativa di un parco eolico offshore. Il modello fornisce risultati sotto forma di disponibilità, profitto del ciclo di vita, costi operativi e di manutenzione, elettricità prodotta e altri criteri di prestazione.

Daniel Chan et al. [44] applicano il concetto dell'analisi dei modi e degli effetti dei guasti (*Failure Mode and Effect Analysis, FMEA*). Questo metodo viene utilizzato per analizzare le modalità di guasto o di difetto di un processo, prodotto o sistema, analizzarne le cause e valutare quali sono gli effetti sull'intero sistema. Bisogna precisare che in questo caso l'analisi è eseguita preventivamente e quindi si basa soltanto su considerazioni teoriche e non sperimentali. Impostando le azioni di manutenzione per componente come una delle strategie tra pianificate, basate sulle condizioni e guasto, si riportano risultati simulati nella tabella 3.3. Questi risultati corrispondono strettamente al tempo medio al guasto dei tassi di guasto storici. Le strategie di manutenzione preventiva, quindi, possono essere programmate con l'ausilio di questi dati di simulazione.

Component	Maintenance strategy	Estimated MTF (Years)
Gearbox	Condition Based Repair - Continuous Monitoring	5.50
Generator	Condition Based Service - Periodic Inspection	9.00
High Speed Shaft	Condition Based Replace - Continuous Monitoring	4.145
High Speed Shaft Brake Control	Condition Based Service - Continuous Monitoring	2.33
High Speed Shaft Brake Coupling	Condition Based Replace - Periodic Inspection	12.10
High Speed Shaft Brake Disc	Condition Based Service - Periodic Inspection	15.29
High Speed Shaft Electric Motor	Scheduled Service	4.66
High Speed Shaft Brake Hydraulic Pump	Condition Based Service - Continuous Monitoring	4.35
High Speed Shaft Brake Pipe	Condition Based Replace - Periodic Inspection	12.77
High Speed Shaft Brake Piston	Condition Based Replace - Periodic Inspection	17.94
High Speed Shaft Speed sensor (Brakes)	Breakdown Replace	4.00
Low Speed Shaft	Condition Based Replace - Continuous Monitoring	15.00
Nacelle	Condition Based Repair - Periodic Inspection	4.20
Pitch Brake Controls	Condition Based Service - Continuous Monitoring	2.33
Pitch Brake Couplings	Condition Based Replace - Periodic Inspection	12.1
Pitch Brake Discs	Condition Based Service - Periodic Inspection	15.29
Pitch Brake Electric Motors	Scheduled Service	4.66
Pitch Brake Hydraulic Pumps	Condition Based Service - Continuous Monitoring	4.35
Pitch Brake Pipes	Condition Based Replace - Periodic Inspection	12.77
Pitch Brake Pistons	Condition Based Replace - Periodic Inspection	17.94
Pitch Couplings	Condition Based Replace - Periodic Inspection	12.10
Pitch Electric Motors	Scheduled Service	4.66
Pitch Gearboxes	Condition Based Service - Continuous Monitoring	5.50
Pitch Shafts	Condition Based Replace - Periodic Inspection	15.00
Pitch Shaft Speed Sensors (Brakes)	Breakdown Replace	4.00
Rotor Hub and Blades	Breakdown Replace	7.14
Wind Vane	Breakdown Replace	12.43
Anemometer	Breakdown Replace	12.43
Wind Direction Sensor	Breakdown Replace	4.00
Wind Speed Sensor	Breakdown Replace	4.00
Yaw Brake Control	Condition Based Service - Continuous Monitoring	2.33
Yaw Brake Coupling	Condition Based Service - Periodic Inspection	12.10
Yaw Brake Disc	Condition Based Service - Periodic Inspection	15.29
Yaw Brake Electric Motor	Scheduled Service	4.33
Yaw Brake Hydraulic Pump	Condition Based Service - Continuous Monitoring	4.35
Yaw Brake Pipe	Condition Based Replace - Periodic Inspection	12.77
Yaw Brake Piston	Condition Based Replace - Periodic Inspection	17.94
Yaw Coupling	Condition Based Service - Periodic Inspection	12.10
Yaw Drive Control	Condition Based Service - Continuous Monitoring	2.33
Yaw Electric Motor	Condition Based Service - Periodic Inspection	4.66
Yaw Gearbox	Condition Based Service - Continuous Monitoring	5.50
Yaw Shaft	Condition Based Replace - Periodic Inspection	10.00
Yaw Shaft Speed Sensor (Brakes)	Breakdown Replace	4.00

**Tabella 3.3** Risultati simulati dal modello, data una strategia di manutenzione per ogni componente (Fonte [44])

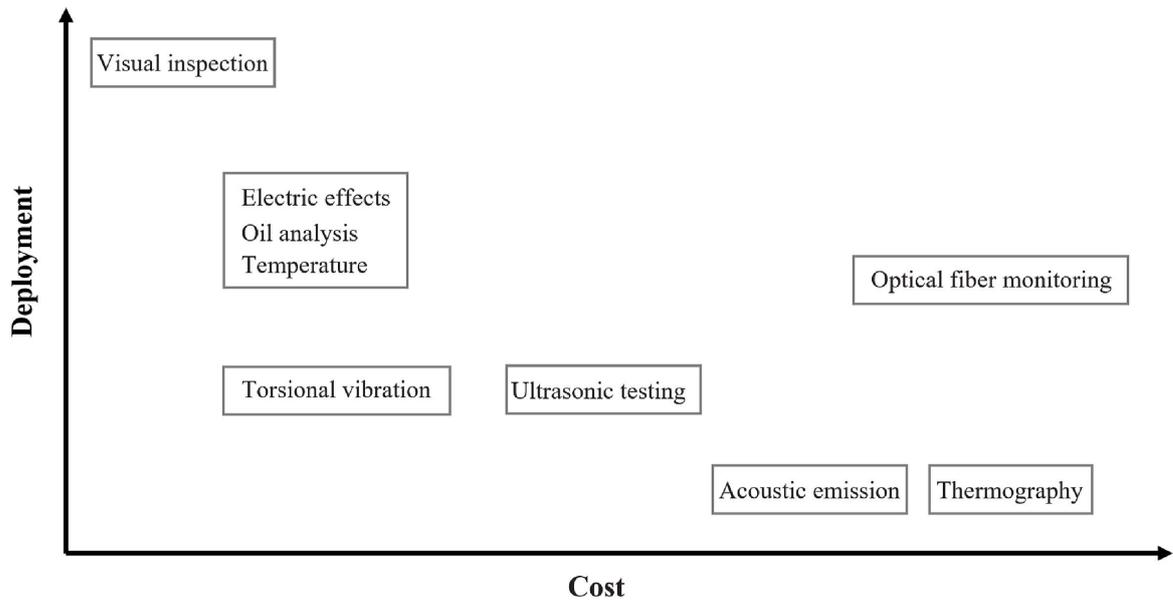
All'interno del contesto di una manutenzione efficace, soprattutto orientata verso l'approccio preventivo, si fa uso di sistemi di monitoraggio delle condizioni. Infatti, in una manutenzione preventiva si individua la necessità dell'azione manutentiva sulla base dello stato di salute attuale di un componente.

Il monitoraggio strutturale non ha una definizione univoca nella letteratura scientifica. In questo documento si fa riferimento al processo di utilizzo di un sistema di rilevamento per rilevare danni a un oggetto, con il danno definito come un cambiamento nelle proprietà dell'oggetto che influisce negativamente sulle prestazioni attuali o future.

All'interno di questo contesto si possono distinguere due diversi approcci:

- *Structural Health Monitoring* o monitoraggio della salute strutturale (SHM): di solito si riferisce al processo di implementazione di una strategia di rilevamento dei danni per le infrastrutture di ingegneria civile o meccanica. Questo processo prevede l'osservazione di una struttura nel tempo utilizzando misurazioni della risposta dinamica periodicamente spaziate, l'estrazione di caratteristiche sensibili al danno e l'analisi statistica di queste caratteristiche per determinare lo stato attuale di salute del sistema. [45]. SHM fa uso di numerose tecniche per l'acquisizione di dati utili per l'osservazione e la valutazione della salute: i test non distruttivi (*Non-Destructive Test*, NDT) sono definiti come un sistema di monitoraggio in linea e continuo, permanente o semipermanente. Sono inclusi in questa categoria tecniche di monitoraggio basate su emissioni acustiche, termografia, analisi dell'olio e ispezioni visive. Questi test verranno approfonditi nel successivo capitolo.
- *Condition Monitoring*, definito in letteratura e dal mondo dell'ingegneria meccanica come il monitoraggio strutturale (SHM) applicato ai macchinari rotanti e alternativi, come quelli utilizzati nella produzione e nella generazione di energia [45]. Lo stato di salute del componente è valutato correlando una o più grandezze fisiche e/o chimiche allo stato del componente ed individuando un valore di soglia, oltre il quale (o al di sotto del quale) il componente ha un'elevata probabilità di guastarsi.  
Quando si parla di Condition Monitoring, quasi sempre, si sottintende un monitoraggio basato sulle vibrazioni (*Vibration Condition Monitoring*). Questo sarà oggetto di approfondimento nei prossimi capitoli.

I costi e i livelli di diffusione di queste tecniche sono presentati nella figura 3.9. L'ispezione visiva classica, chiaramente, non può realizzare un monitoraggio online poiché è impossibile per un tecnico rimanere presso una turbina eolica. Si nota che il livello di diffusione diminuisce con il costo. Quindi, l'attenzione dovrebbe essere posta non solo sulle nuove tecnologie sviluppate, ma anche sulla riduzione del budget delle soluzioni esistenti. Nella tabella 3.4, invece, vengono mostrati quali tipologie di monitoraggio sono applicati ai vari componenti della turbina eolica. Come si può vedere, un solo metodo di monitoraggio non può bastare a monitorare un'intera pala eolica, a maggior ragione quando parliamo di parchi eolici. Per questo motivo, per monitorare un'intera turbina eolica in tutti i suoi componenti o un intero parco eolico, si fa uso di una serie di metodi, complementari fra loro.



**Figura 3.9** Costi e livelli di diffusione di diverse tecniche di monitoraggio delle condizioni delle turbine eoliche (tratto da [24] dai Rif. [46] [47] [48]).

	Torre	Pale	Cuscinetti	Albero	Riduttore	Generatore	Fondazione
<b>Vibrazioni</b>	X	X	X	X	X	X	X
<b>Emissioni Acustiche</b>	X	X	X	X	X		
<b>Analisi dell'olio</b>			X		X	X	
<b>Fibra ottica</b>		X					X
<b>Ultrasuoni</b>	X	X		X			
<b>Termografia</b>		X	X	X	X	X	
<b>Ispezioni visive</b>	X	X	X				
<b>Ispezioni radiografiche</b>	X	X					

**Tabella 3.4** Metodi più comuni per il monitoraggio dei diversi componenti di una turbina eolica. [13] [49] [50]

Nelle prossime sezioni verranno prima accennati alcune delle tecniche di monitoraggio non distruttive (NDT), successivamente verranno presentati gli aspetti teorici e pratici del Condition Monitoring (in cui si sottintende il monitoraggio basato sulle vibrazioni), mostrando alcuni richiami dell'Elaborazione dei Segnali.

### 3.3 Non-Destructive Test (NDT)

La categoria dei test non distruttivi (*Non-Destructive Test, NDT* o *Non-Destructive Evaluation, NDE*) contiene: l'analisi dell'olio, ultrasuoni, termografia, radiografie, ispezioni visive, emissioni acustiche.

Nelle prossime sezioni saranno presentati gli aspetti tecnici di alcuni di questi test e verrà presentata una review dei metodi proposti in letteratura e di come questi vengono applicati nel monitoraggio delle turbine eoliche.

#### 3.3.1 Analisi dell'olio (*Oil Condition Monitoring*)

L'olio lubrificante è la linfa vitale di tutti i componenti meccanici. Nelle turbine eoliche, il lubrificante è soggetto a temperature estreme, carichi variabili e contaminazione.

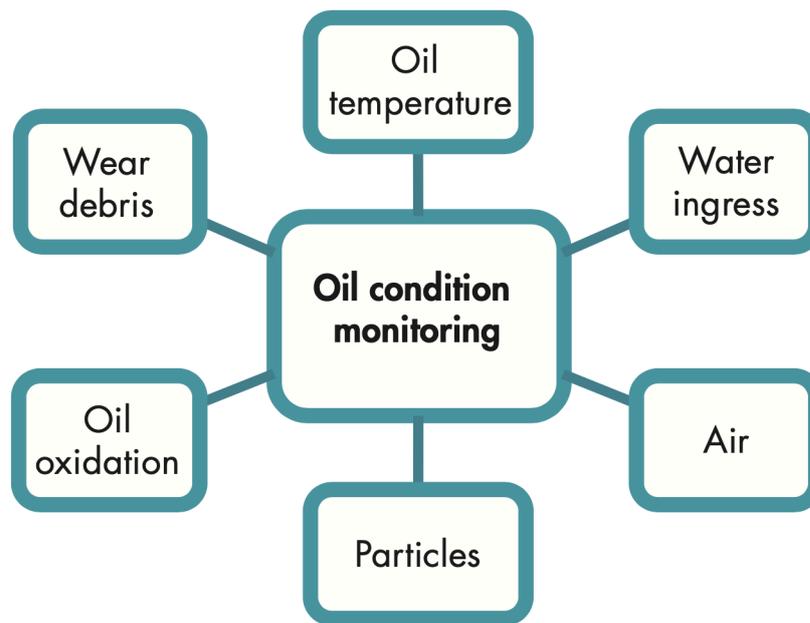
Le prestazioni del lubrificante in queste condizioni si deteriorano e quindi l'analisi dell'olio diventa fondamentale per monitorare le condizioni.

Per trarre il massimo vantaggio dai dati di prova, è importante comprendere le proprietà di base di un lubrificante e come queste proprietà influenzino la capacità di funzionamento del lubrificante. La funzione primaria di un lubrificante è ovviamente quella di lubrificare, cioè ridurre dell'attrito e di conseguenza l'usura.

Quando, però, è presente una lubrificazione inadeguata o il carico è aumentato, il film d'olio non sarà abbastanza spesso da separare completamente le rugosità del componente, che entreranno in contatto e di conseguenza parte il processo di usura.

Nel caso di analisi dell'olio, si distinguono due diversi obiettivi: Da un lato, le proprietà dell'olio vengono monitorate al fine di valutare la qualità dell'olio stesso, compresa la presenza di vari contaminanti oppure l'efficacia del sistema di filtraggio, per determinare l'eventuale necessità di una sostituzione. Dall'altra parte, le informazioni ottenute dal monitoraggio dell'olio, può indicare lo sviluppo di guasti nei componenti del cambio perché, in generale, una macchina con guasto genererà particelle di usura e il rilevamento di quest'ultime può fungere da CMS complementare del cambio.

Esiste una varietà di parametri che hanno un effetto negativo sulle prestazioni di lubrificazione, e che quindi sono rilevanti per il monitoraggio delle condizioni dell'olio e consentire di fare previsioni sulle sue prestazioni future, tra questi: temperatura, contenuto di acqua, particelle solide e così via. La Figura 3.10 riassume i fattori più rilevanti che influenzano le proprietà dell'olio.



**Figura 3.10** Fattori che influenzano le proprietà dell’olio del cambio. (Fonte [51])

Esistono vari sensori disponibili in commercio per *l’Oil Condition Monitoring*. La tabella 3.5 fornisce una panoramica dei più comuni: alcuni sono già di uso comune nel contesto del monitoraggio delle turbine eoliche, altri invece si trovano in una fase preliminare (test di laboratorio). I contatori di particelle, ad esempio, che monitorano la produzione di detriti da usura (particelle grandi  $> 50 \mu\text{m}$ ), che è un indicatore di un danno al cambio in via di sviluppo come la vaiolatura, fanno già parte delle soluzioni dei sistemi di monitoraggio delle condizioni (CSM). I sensori di concentrazione di particelle che monitorano la purezza dell’olio secondo ISO 4406 e altri tipi di sensori per il monitoraggio della qualità dell’olio per lo più non hanno lasciato la fase dei test di laboratorio o sperimentali sul campo per l’applicazione nelle turbine eoliche.

Chiaramente, testare i sensori in condizioni realistiche per valutare le loro prestazioni di rilevamento è un passo fondamentale per una massiccia implementazione nelle turbine eoliche

TIPO DI SENSORE	SEGNALE IN USCITA
<i>Detriti di usura</i>	<i>Quantità di particelle di usura per unità di tempo e di spazio</i>
<i>Concentrazione di particelle</i>	<i>Distribuzione dimensionale delle particelle secondo ISO 4406 (<math>\geq 4 \mu\text{m} / \geq 6 \mu\text{m} / \geq 14 \mu\text{m}</math>)</i>
<i>Contenuto di acqua/umidità</i>	<i>Livello saturazione acqua o umidità relativa</i>
<i>Sensore di costante dielettrica</i>	<i>Costante dielettrica</i>
<i>Viscosità</i>	<i>Viscosità cinematica</i>
<i>Proprietà olio</i>	<i>Viscosità, temperatura, cost. dielettrica, densità</i>
<i>Qualità olio</i>	<i>Codice colore, indice di qualità</i>

**Tabella 3.5** Sensori disponibili in commercio per il monitoraggio delle condizioni dell’olio [51]

- Sensori di contenuto d'acqua: questi sensori misurano l'umidità relativa o il livello di saturazione dell'olio. L'acqua ha diversi effetti negativi sull'olio: influenza la capacità di lubrificazione dell'olio e accelera la corrosione dei materiali ferrosi. Inoltre, l'acqua fa precipitare gli additivi e favorisce la crescita di microrganismi. Una tecnologia di rilevamento dell'acqua ampiamente applicata nel settore sono i sensori capacitivi, che sono fondamentalmente condensatori con dielettrico polimerico e elettrodi metallici di platino nichel o oro. Sono adatti per un'ampia gamma di applicazioni. La capacità risponde alle variazioni dell'umidità relativa che possono essere correlate al livello di saturazione nell'olio [52].
- Sensori di concentrazione di particelle: questi sensori sono programmati per quantificare le particelle in base allo standard ISO 4406. Lo standard ISO definisce un livello di pulizia con tre numeri a/b/c che si riferiscono a un intervallo ISO, dove *a* rappresenta particelle  $4\mu\text{m}$ >, *b* rappresenta particelle  $6\mu\text{m}$ > e *c* rappresenta particelle  $14\mu\text{m}$ > su 1 ml di fluido. Secondo diverse ricerche ([53] [54] [55]), la contaminazione da particelle riduce significativamente le prestazioni del lubrificante e accelera l'usura. Particelle più piccole di  $40\mu\text{m}$  sono particolarmente indesiderate. In realtà, secondo [53] questi sensori non sono molto efficaci per il rilevamento precoce dei guasti, ma possono fornire informazioni sulle prestazioni del filtro dell'olio e sulla produzione di contaminanti.
- Sensori di viscosità: la viscosità è una delle proprietà più importanti dell'olio. Essa determina la resistenza interna al flusso del fluido. Le prestazioni del sensore dipendono dal principio di misurazione e dalle condizioni ambientali. Come affermato in [56], la pressione del sistema può portare a stress che forniranno dati con un'inesattezza superiore al 10%, il che è un problema per le applicazioni industriali. Le condizioni operative e l'ingresso di contaminanti influiscono sulla vita utile residua del lubrificante, pertanto un cambiamento nella viscosità potrebbe essere causato da diversi effetti combinati che portano a diversi periodi di vita dell'olio. Tuttavia, l'esaurimento della viscosità deve essere considerato indipendentemente dal processo che lo ha causato, a causa dell'importante ruolo della viscosità per lo spessore del film lubrificante.

Nella tabella 3.6 vengono riassunti i diversi sensori e metodi dell'analisi dell'olio utilizzati in letteratura.

Riferimento	Metodo utilizzato/contributo
[57] [58]	Monitoraggio online delle condizioni dell'olio di lubrificazione e previsione RUL ( <i>remaining useful life</i> ) utilizzando sensori di viscosità e DC (Dielectric Constant), insieme ad una tecnica di filtraggio delle particelle per l'interpretazione.
[59]	Conteggio dei residui di olio e rilevamento delle dimensioni tramite sensori. La tecnica si basa sul conteggio delle particelle di detriti e sulla misurazione delle loro dimensioni tramite sensori per valutare la gravità del guasto nel cambio.
[52]	Hanno ricreato l'ambiente in cui opera il cambio di una turbina eolica, utilizzando una camera di prova per test di "durata altamente accelerata" (HALT)/HASS (Highly Accelerated Stress Screening) in cui è possibile valutare le proprietà dei sensori dell'olio. Nonostante la deviazione nelle misurazioni, lo sviluppo futuro sul banco prova (sulla camera) potrebbe raggiungere un certo livello di precisione consentendo ai ricercatori di testare vari scenari, comprese le caratteristiche dell'olio e le caratteristiche meccaniche del cambio.
[60]	Hanno studiato e monitorato la viscosità dell'olio lubrificante di un motore, misurata in modo efficiente utilizzando sensori microacustici. Rispetto ai viscosimetri convenzionali, questi sensori sondano un diverso dominio reologico.
[61]	Forniscono nuove informazioni sul processo di degradazione dell'olio analizzando gli oli per ingranaggi delle turbine eoliche invecchiati in laboratorio e sul campo tramite sensori della costante dielettrica e della conducibilità. Sono stati effettuati test di micropitting per tre oli con differenti basi. I risultati dei test di micropitting hanno mostrato che anche gli oli invecchiati hanno mostrato un'elevata resistenza al micropitting.
[62]	E' stato condotto uno studio che mostra i cambiamenti di alcune proprietà dell'olio dovuti al funzionamento del cambio con una quantità significativa di campioni di olio. (Tuttavia, lo studio comprendeva solo una marca di olio e sono state fornite informazioni limitate sulle condizioni operative delle turbine eoliche). Per descrivere le prestazioni del lubrificante, sono state esaminate l'usura del sistema, la stabilità all'ossidazione dell'olio, il mantenimento della viscosità e la contaminazione dell'acqua.
[63]	Nel documento viene presentato il principio di funzionamento dell'analizzatore del ferro ottico (optical ferroanalyzer, OF). Il ferroanalizzatore ottico consente di stimare la contaminazione totale dell'olio, aumentando l'affidabilità del monitoraggio delle condizioni.
[64]	E' stata analizzata una raccolta di oli lubrificanti provenienti da diversi tipi di turbine, caratterizzati da diversi gradi di degradazione, mediante spettroscopia di assorbimento ad ampio raggio, spettroscopia di fluorescenza e misure di dispersione. L'analisi multivariata dei dati è stata utilizzata per correlare con successo l'ampia firma spettrale ottica degli oli lubrificanti con alcuni dei parametri più importanti che indicano il grado di degradazione dell'olio, come contenuto di acqua e fosforo.

**Tabella 3.6** Review dei sensori e metodi di analisi dell'olio più comunemente riscontrati in letteratura.

In generale, rispetto al monitoraggio basato sulle vibrazioni, l'elaborazione e l'analisi dei dati per le tecniche dell'analisi dell'olio sopra descritte sono relativamente semplici. In caso di monitoraggio dell'olio *online*, per monitorare lo sviluppo dei parametri misurati nel tempo, tipicamente viene utilizzata l'analisi delle tendenze.

### 3.3.2 Ispezioni visive

L'ispezione visiva (VI) è una tecnica di monitoraggio ampiamente utilizzata come parte dei programmi di manutenzione ordinaria per strutture su larga scala come turbine eoliche, aerei e ponti. Sulla base della scala di queste strutture, l'ispezione richiede tempo e l'accuratezza di questi risultati di misurazione è fortemente affidata all'abilità degli ispettori.

Nel caso delle turbine eoliche, questa tecnica viene utilizzata principalmente per le pale e la torre di sostegno. Infatti, le anomalie che si possono verificare in questi due elementi (come ad esempio cricche, distaccamento del rivestimento, rottura delle fibre, perdite di adesione tra i vari strati) sono facilmente diagnosticabili attraverso l'occhio umano o attraverso un'elaborazione digitale di immagini dell'elemento. Chiaramente, con questa tecnica non si è in grado di identificare i danni interni nelle lame e quindi sono ancora necessarie altre tecniche di ispezione interna o altri metodi di monitoraggio complementari.

Le altezze delle torri sono generalmente di circa 50-150 m, e quindi l'ispezione visiva non è una procedura semplice. Infatti, i metodi tradizionali con cui vengono eseguite queste operazioni consistono in ispezioni con corda da parte degli operatori che si arrampicano lungo l'aerogeneratore, ispezioni eseguite mediante l'utilizzo di gru o attività fatte da terra attraverso fotocamere digitali ad alta risoluzione con obiettivi a lungo raggio. Come si può intuire, tali metodologie risultano molto pericolose nei primi due casi (Dati relativi al Regno Unito riportano, ad esempio, che nel 2016 sono stati registrati 163 incidenti nell'industria eolica di cui 5 fatali [65]).

Per identificare i difetti in una fase iniziale, le ispezioni visive, che vengono utilizzate come parte dei programmi di manutenzione ordinaria delle turbine eoliche, utilizzano principalmente tecniche di elaborazione delle immagini e approcci con Machine Learning.

Da questo punto di vista, andrebbe fatta una distinzione tra le ispezioni visive pure (tramite operatori tecnici sul posto) e le *enhanced visual inspection*, cioè tutte quelle tecniche di ispezione visiva sostenute da alcune tecnologie per aumentare il grado di dettaglio delle immagini o estrarre informazioni visive non distinguibili dall'occhio umano, ricorrendo a un dato su bande elettromagnetiche diverse dal visibile (radiografia a raggi gamma o a raggi x, termografia, sferografia e analisi iperspettrale). Discorso differente per i metodi che usano un dato ottico (nella banda del visibile o al di fuori di essa) ma ricorrendo ad una piattaforma non umana per accedere ad aree altrimenti non raggiungibili e/o pericolose (tramite droni, come mostrato in figura 3.11, oppure robot, ecc) [66].

Nel caso della radiografia, si ha a disposizione un metodo per ispezionare materiali per cercare eventuali difettosità usando la capacità della radiazione elettromagnetica a breve lunghezza d'onda (fotoni ad alta energia) di penetrare in vari materiali.

La sferografia, invece, è un metodo ottico interferometrico, in grado di rivelare difetti superficiali o sub-superficiali rapidamente anche su grossi componenti a geometria complessa.

Nella tabella 3.7 verrà presentato un esempio per ogni tipologia di tecniche relative alle ispezioni visive.

Grazie all'uso di questi strumenti tecnologici, si ottengono molti vantaggi rispetto le ispezioni classiche: in termini di sicurezza, perché si evitano le attività in quota degli operatori, una maggiore efficienza economica e di tempi (Enel Green Power dichiara che si passa da un tasso di 4/5 turbine ispezionate al giorno utilizzando la tecnica tradizionale a 18/20 attraverso l'uso dei droni [65]) e, infine, una maggiore precisione dei dati inclusa la possibilità di poterli elaborare ed analizzare.



**Figura 3.11** Ispezione visiva tramite drone (Fonte [65])

	Autore/i	Tecnica	Descrizione
<b>Bande elettromagnetiche al di fuori del range del visibile</b>	Renewitt [67]	Radiografia (con raggi x) + shearografia	In questo progetto è stato sviluppato con successo quattro tecniche di test non distruttivi da applicare alle pale delle turbine eoliche, che consentono di scoprire immediatamente l'eventuale presenza di danni o difetti. I ricercatori hanno applicato la radiografia a raggi X e successivamente la shearografia laser, ampliandone le potenzialità convenzionali per la deformazione della planarità e il rilevamento della planarità.
	Galappaththi et al [68]	Radiografia con raggi x	In questo documento sono state esaminate le capacità di rilevamento e le prestazioni dell'ispezione visiva e dell'ispezione a raggi X, coprendo una panoramica dei difetti di fabbricazione delle pale delle turbine eoliche e dei danni in servizio. Il documento descrive, inoltre, l'importanza di sviluppare linee guida per il controllo della qualità per i settori della produzione di turbine eoliche basate su metodi di ispezione standard.
	Fantidis <i>et al.</i> [69]	Radiografia a raggi gamma	In questo articolo è stato simulato un sistema trasportabile utilizzando una sorgente Sb-Be per monitorare le pale di turbine eoliche attraverso radiografia gamma e neutroni. La sorgente Sb-Be ha alcuni vantaggi considerevoli come la semplicità, il trasporto a basso costo e l'accensione/spengimento della sorgente di neutroni. La radiografia tramite fotoni e neutroni ha permesso di estrarre in modo non distruttivo le caratteristiche interne della lama comprese le aree inaccessibili.

	Rizk <i>et al.</i> [70]	Hyperspectral Imaging	In questo studio viene discusso il potenziale dell'uso del sistema di imaging iperspettrale nel rilevamento di danni alle pale di turbine eoliche e eventi di formazione di ghiaccio. Nello specifico, elenca i tipi di danno, le sue cause e le tecniche utilizzate per rilevarla. I risultati hanno dimostrato che l'imaging iperspettrale potrebbe rilevare i difetti superficiali e sottosuperficiali, oltre che eventi di formazione di ghiaccio nelle loro prime fasi di insorgenza.
Piattaforme robotiche	Shihavuddin <i>et al.</i> [71]	Droni	Utilizzano i concetti del machine learning (più precisamente del Deep Learning per l'analisi automatizzata di immagini provenienti da droni per il monitoraggio delle pale delle turbine eoliche e per ridurre i costi. I risultati sperimentali dimostrano che l'approccio proposto può raggiungere una precisione quasi a livello umano in termini di posizione e tipi di danno suggeriti sulle pale.
	TWI <i>et al.</i> [72]	Shearografia su piattaforma robotica	Soluzione per l'ispezione delle pale delle turbine eoliche, mediante lo sviluppo di un sistema di shearografia laser posto su una piattaforma robotica, sotto il progetto Winspector.
	Kim <i>et al.</i> [73]	Sistema di telecamere pan-tilt	E' stato realizzato un sistema di rilevamento dei danni VI basato su un sistema di telecamere con zoom pan-tilt (cioè in grado di controllare la direzione e lo zoom a distanza) per la manutenzione delle pale delle turbine eoliche. Applicando il sistema di visione agli impianti eolici, è possibile ridurre la frequenza di esposizione del lavoro umano a siti pericolosi. Il sistema proposto è in grado di rilevare fessure larghe 2 cm da 200 m di distanza. Questa tecnica, però, potrebbe non essere eccessivamente efficiente a causa della cattiva risoluzione delle immagini o di angoli di presa limitati.

**Tabella 3.7** Review di alcuni esempi notevoli di metodi basati sulle ispezioni visive

### 3.3.3 Termografia

La termografia è una tecnica di analisi (non distruttiva, appunto) che si basa sull'acquisizione di immagini nell'infrarosso. Una termocamera, che è lo strumento utilizzato per eseguire controlli di tipo termografico, registra l'intensità della radiazione nella parte infrarossa dello spettro elettromagnetico e la converte in un'immagine visibile [74]. Tutti gli oggetti ad una temperatura superiore allo zero assoluto, infatti, emettono radiazioni nel campo dell'infrarosso. Il metodo termografico trova applicazione in numerosi settori, tra cui: siderurgia, edilizia, veterinaria, industria chimica, beni culturali, aeronautica, automotive e, appunto, nel monitoraggio di componenti meccanici.

Nel caso delle turbine eoliche, il monitoraggio della temperatura dei componenti è uno dei metodi più comuni tra i test non distruttivi. Può essere utilizzato per la manutenzione preventiva o predittiva e può essere misurato con una varietà di sensori diversi.

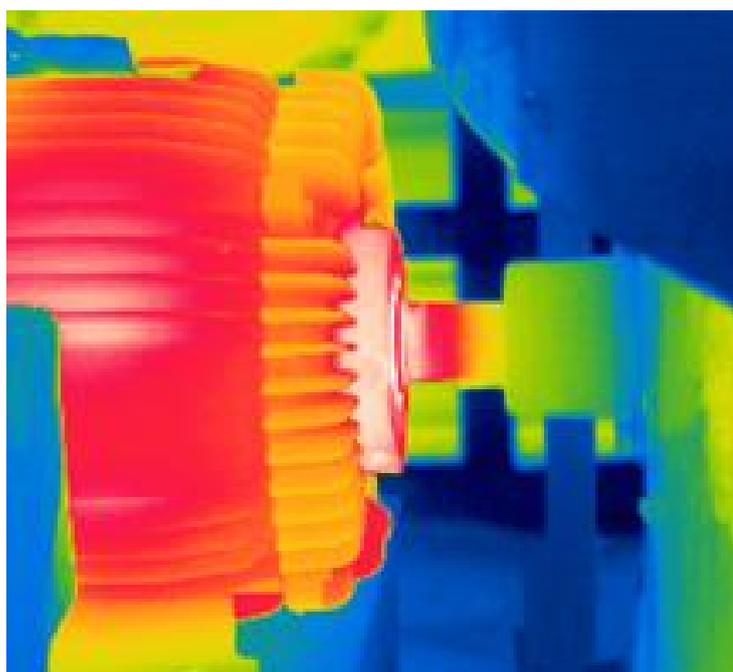
Questo metodo, in questo contesto, si basa sul fatto che tutti i componenti funzionanti emettono calore e quando un componente del sistema inizia a funzionare male, la sua temperatura aumenta oltre i valori normali

È importante sottolineare che alcune condizioni ambientali possono influenzare le misurazioni della temperatura. Ad esempio, la temperatura varia con il carico, quindi analizzando l'evoluzione della temperatura in un cuscinetto è importante sapere se la temperatura è aumentata a causa di un guasto o a causa di un carico maggiore. Un'analisi semplice ed efficace per ridurre l'effetto del carico sul monitoraggio della temperatura consiste nel monitorare la differenza tra le temperature, come quella del cuscinetto lato motore del generatore e la temperatura del cuscinetto lato trasmissione del generatore. Poiché entrambe le temperature aumenterebbero con il carico, la loro differenza dovrebbe essere meno dipendente o praticamente immune alla variazione del carico [75].

Ogni componente e sotto-componente di una turbina eolica ha un intervallo operativo di temperatura, quindi se la temperatura è maggiore della soglia è possibile estrarre l'informazione e rilevare un guasto. Solitamente, i guasti sono causati dal deterioramento di componenti da attriti meccanici o effetti elettrici [13] [76]. Nei cuscinetti e negli ingranaggi, gli attriti sono solitamente causati da proprietà del lubrificante insufficienti o inefficienti e da impatti dovuti al disallineamento che causa un aumento della temperatura. La termografia può essere utilizzata come tecnica locale o globale perché è possibile valutare il danno a livello di componente (Figura 3.13) o sistema (Figura 3.12), a seconda della risoluzione della telecamera. Tuttavia, lo svantaggio del monitoraggio della temperatura, e quindi della termografia, è che si sviluppa lentamente e talvolta troppo tardi rispetto ad altri metodi di monitoraggio. In altre parole, si potrebbe dire che, da sola, la termografia non è efficiente quanto altri metodi per l'individuazione precoce e precisa dei guasti.



**Figura 3.12** Termografia applicata a livello di sistema (Intellisystem.it)



**Figura 3.13** Termografia applicata a livello di componente (Fonte <https://www.reliableplant.com>)

Riferimento	Metodo utilizzato/contributo
[77]	Hanno condotto uno studio di fattibilità e studiano le possibilità di utilizzare il monitoraggio termico sul sistema e sui componenti nelle turbine eoliche: la termografia è adatta per il monitoraggio di impianti elettrici, trasformatori e anche per il rilevamento e l'estinzione di incendi, tramite telecamere ad infrarossi IR possono essere montate su un'unità pan tilt per il monitoraggio continuo.
[78]	Utilizzo di termografia attiva e passiva, e sono stati utilizzati diversi algoritmi di elaborazione delle immagini per aumentare i contrasti termici dei difetti nelle immagini termiche ottenute mediante termografia attiva. È stato utilizzato un metodo chiamato "Step Phase and Amplitude Thermography".
[79]	La termografia a infrarossi è applicata dal National Wind Technology Center presso il National Renewable Energy Laboratory per la verifica delle pale di turbine eoliche a grandezza naturale. Uno dei test eseguiti su una pala di una turbina eolica è una prova di fatica in cui viene applicato un carico ciclico alla pala della turbina eolica fino a quando la pala non si rompe.
[80]	Presentano un sistema di termografia laser a linea continua per il monitoraggio delle pale rotanti di turbine eoliche. Il sistema di termografia laser a linea continua è posizionato in un punto fisso e le lame vengono scansionate automaticamente mentre le lame ruotano in condizioni operative normali. È stato sviluppato un algoritmo di trasformazione delle coordinate denominato "time-space integrated coordination transform" per una valutazione precisa dei danni nelle lame rotanti. L'efficacia del metodo proposto è convalidata sperimentalmente rilevando la delaminazione nascosta su lame rotanti su scala di laboratorio.

[81]	Questo documento propone un metodo basato sulla termografia induttiva per l'ispezione degli ingranaggi e per la valutazione dello stato del materiale sottoposto a cicli di fatica da contatto. Sviluppa un modello tensoriale multidimensionale basato non sull'analisi di un singolo campo fisico come la conduzione del calore (approccio convenzionale), ma su altre proprietà degli ingranaggi come la conduttività elettrica, la permeabilità magnetica.
------	--

**Tabella 3.8** Review di alcuni esempi notevoli in letteratura di tecniche di monitoraggio basate sulla termografia.

### 3.3.4 Emissioni Acustiche

L'emissione acustica è una tecnica di controllo non distruttivo (non è prevista immissione di energia nel corpo), basata sull'acquisizione dei segnali ultrasonori, di solito di frequenza tra i 100 kHz ed 1 MHz, cioè impulsi transitori causati da un rapido rilascio di energia di deformazione in un materiale solido in condizioni di stress come i carichi meccanici o termici. E' un metodo molto usato sia nel campo industriale (monitoraggio di componenti meccanici), sia in campo civile (monitoraggio e diagnosi di strutture e infrastrutture). L'applicazione principale dell'emissione acustica è il rilevamento di cricche. Il principio di rilevamento delle emissioni acustiche è presentato in Fig. 3.14. Un danno darà luogo ad un rilascio di energia che genera onde sonore ad alta frequenza all'interno, ad esempio, della struttura della pala e può quindi essere monitorata da sensori AE.

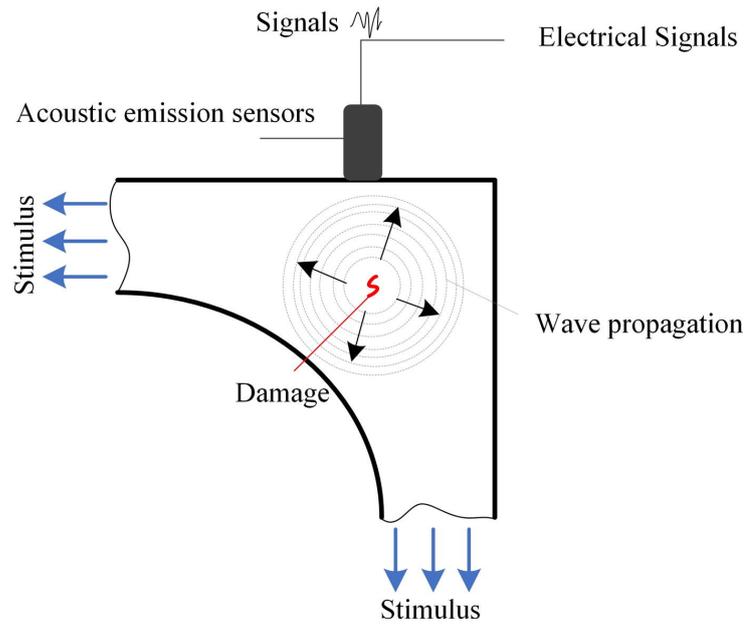
I sensori utilizzati per questa tecnica sono, in generale, dei fonometri ed in particolare sensori piezoelettrici, i più diffusi dei quali contengono cristalli di PZT (piombo-zirconato di titanio). Questi dispositivi convertono i livelli di pressione e le variazioni sia interne che esterne in un segnale di tensione, che viene poi registrato su un misuratore.

E' una tecnica molto simile al monitoraggio delle vibrazioni, sia nella parte di acquisizione che in quella dell'elaborazione dei dati (infatti l'analisi di Fourier e Wavelet, che verranno descritti successivamente, sono tra i metodi più utilizzati) Tuttavia, le differenze principali sono:

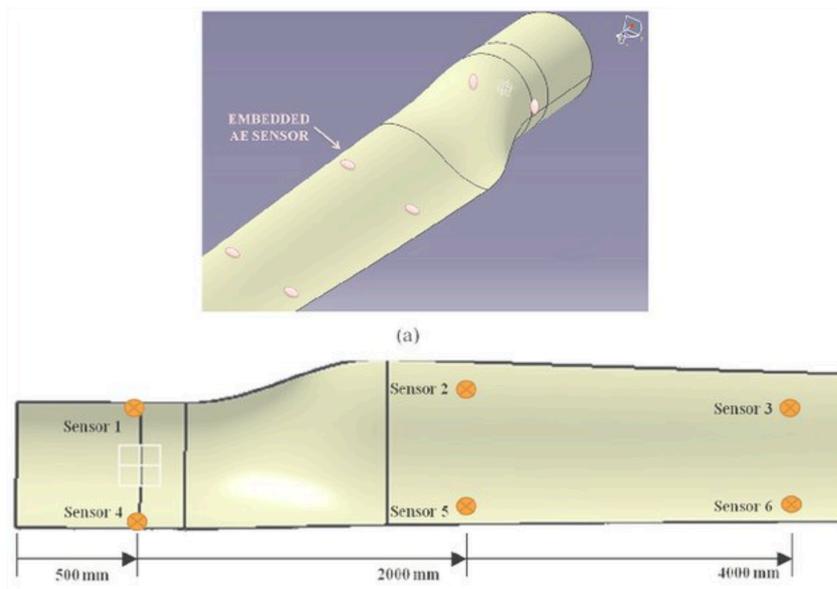
- I sensori di vibrazione sono montati rigidamente sul componente interessato, mentre i sensori acustici sono attaccati al componente tramite una colla flessibile a bassa attenuazione.
- I sensori di vibrazione registrano il movimento locale, mentre i sensori acustici "ascoltano" il componente attraverso i fonometri.

Nel caso delle turbine eoliche, i suoni emessi si possono dividere in due categorie: Suoni meccanici (dall'interazione dei componenti meccanici) e suoni aerodinamici (dal flusso d'aria sulle pale). Anche nel caso dell'emissione acustica, infatti, come nel caso delle vibrazioni, è di fondamentale importanza l'isolamento e l'eliminazione del "rumore".

Come visto nella tabella 3.4 questa tecnica può essere utilizzata sia per il monitoraggio della torre e pale (in questo caso, però, servirà un elevato numero di sensori distribuiti, come rappresentato in figura 3.15), per rilevare fessurazioni e danni superficiali, sia per i componenti meccanici all'interno della navicella, per rilevare le cricche.



**Figura 3.14** Principio di rilevamento delle emissioni acustiche (Fonte [82])



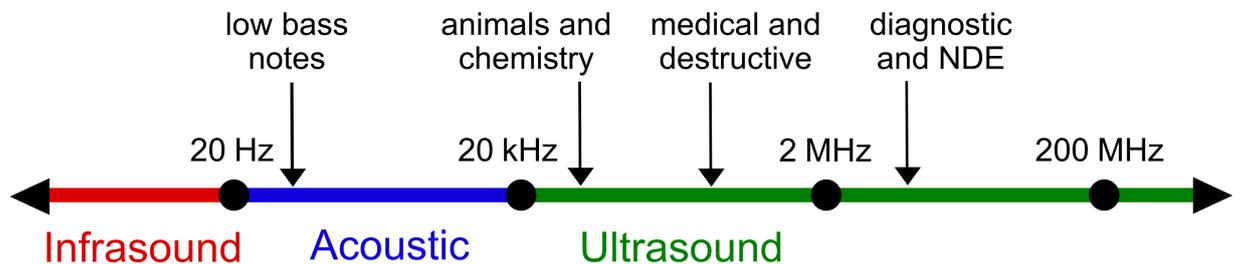
**Figura 3.15** Posizionamento di vari sensori AE sulla pala di una turbina eolica (Fonte [83])

Autore/i	Anno	Metodo
Oh <i>et al.</i> [84]	2009	Hanno mostrato uno studio comparativo sui parametri precursori di un danneggiamento dei cuscinetti, come emissione acustica, vibrazioni e temperatura del lubrificante. L'emissione acustica si è rilevata il miglior parametro precursore per rappresentare la salute dei cuscinetti a secco.
Elforjani <i>et al.</i> [85]	2010	Hanno applicato il monitoraggio delle emissioni acustiche su alberi e cuscinetti a bassa velocità. Sono stati eseguiti casi sperimentali con condizioni diverse separatamente per albero e cuscinetti. Il test dei cuscinetti ha dimostrato l'efficienza dell'AE nel rilevare l'inizio e la propagazione delle cricche.
Eftekharnjad <i>et al.</i> [86]	2010	Hanno utilizzato un banco di prova per simulare le condizioni operative variabili per un cuscinetto. Dopo il confronto tra le misurazioni delle vibrazioni e dell'AE, è stato dimostrato che l'AE è più sensibile a rilevare il danno incipiente.
Nienhaus <i>et al.</i> [87]	2012	Hanno utilizzato l'AE ad alta frequenza per rilevare guasti sui cuscinetti a rulli a bassa velocità. Rispetto all'analisi delle vibrazioni, l'AE si è dimostrato più efficiente in termini di rilevamento anticipato dei guasti.
Sandoval <i>et al.</i> [88]	2013	Hanno proposto un metodo basato sull'AE per monitorare i cuscinetti a rulli conici monitorando gli indicatori di guasto basati sul tempo come il valore di picco e la curtosi. I risultati degli esperimenti hanno evidenziato il guasto. Tuttavia, il metodo non è stato in grado di distinguere i difetti delle piste interne da quelle esterne.
Qu <i>et al.</i> [89]	2013	In questo articolo sono state introdotte le tecniche di "eterodina" utilizzate nella telecomunicazione per preelaborare i segnali AE per il rilevamento dei guasti del cambio di turbine eoliche, mentre la media sincrona temporale (TSA) e la curtosi sono state successivamente proposte per l'estrazione delle caratteristiche e il rilevamento dei guasti degli ingranaggi. L'uso della tecnica Heterodyne ha ridotto la frequenza di campionamento dall'ordine di MHz a kHz.
Ali <i>et al.</i> [90]	2014	Hanno presentato uno studio sull'applicazione di AE per monitorare la salute dei cuscinetti e, più precisamente, la capacità della tecnica di descrivere le dimensioni dei difetti e osservare il tasso di degradazione.
Chacon <i>et al.</i> [91]	2016	Hanno presentato uno studio sperimentale sull'impatto delle condizioni operative (carico e coppia) sull'attività di emissione acustica generata all'interno del riduttore della turbina eolica. Per studiare schemi ripetitivi e correlarli con componenti specifici del cambio è stata applicata l'analisi dell'involuppo ai segnali di emissione acustica.
Muñoz <i>et al.</i> [92]	2016	Questo lavoro di ricerca è focalizzato sul rilevamento e la diagnosi dei guasti (FDD) delle pale delle turbine eoliche. I segnali di emissione acustica vengono raccolti applicando sensori composti a macrofibre (MFC) per rilevare e localizzare crepe sulla superficie delle pale. I segnali di emissione acustica sono generati rompendo una mina nella superficie della lama per simulare l'emissione acustica dovuta alla rottura delle fibre composite. Questo lavoro dimostra che una rottura della fibra nella pala della turbina eolica può essere rilevata e localizzata utilizzando anche soltanto tre sensori a basso costo.

**Tabella 3.9** Review di alcuni esempi notevoli in letteratura di tecniche di monitoraggio basate sulle emissioni acustiche

### 3.3.5 Ultrasuoni

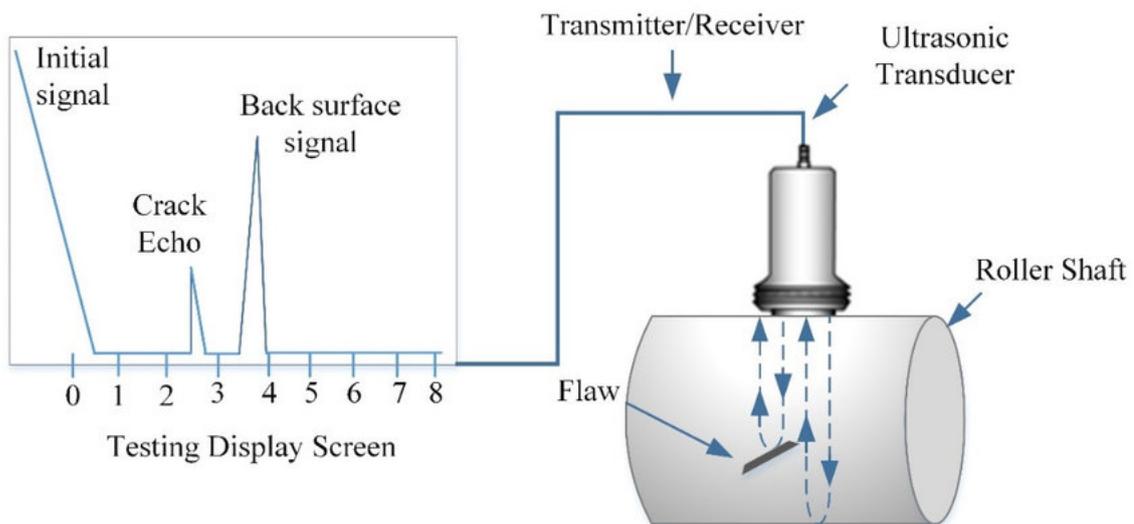
Il test ad ultrasuoni (UT) è una delle tecniche di test non distruttivi più comuni nell'ambito del monitoraggio di turbine eoliche, soprattutto per alcuni componenti. Questa tecnica si basa sulla propagazione delle onde ultrasoniche (figura 3.16) nel materiale testato. Nella maggior parte delle applicazioni UT, vengono trasmesse nei materiali onde a impulsi ultrasoniche molto corte con frequenze centrali comprese tra 0,1-15 MHz e occasionalmente fino a 50 MHz, per rilevare difetti interni o per caratterizzare i materiali. Sebbene sia un test applicabile a quasi tutti i materiali, trova largo impiego nei materiali metallici, essendo degli ottimi conduttori del suono e quindi con un risultato migliore in termini di risoluzione. In particolare, viene utilizzata soprattutto per il rilevamento di difetti interni, oltre che per quelli superficiali.



**Figura 3.16** Range di frequenze degli ultrasuoni e relativi campi di applicazione (LightYear di Wikipedia, CC BY-SA 3.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=10755419>)

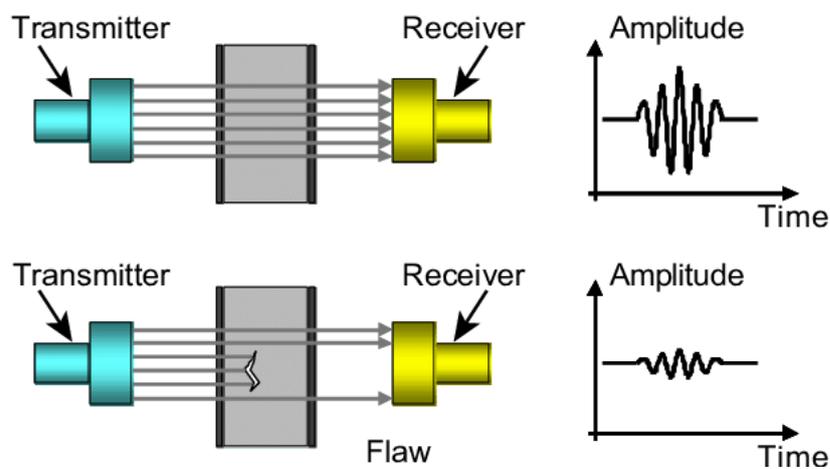
Esistono due modi per ricevere ed elaborare la forma d'onda degli ultrasuoni: riflessione e attenuazione:

- Nel caso della riflessione, il trasduttore esegue sia l'invio che la ricezione delle onde mentre il "suono" viene riflesso al dispositivo. Gli ultrasuoni riflessi provengono da un'interfaccia, come la superficie posteriore del componente o da un'imperfezione all'interno di esso (nel caso in cui è presente un difetto). Il dispositivo diagnostico visualizza ed elabora questi risultati sotto forma di segnale con un'ampiezza che rappresenta l'intensità della riflessione e la distanza, e quindi il tempo di arrivo della riflessione.



**Figura 3.17** Rappresentazione schematica del test ad ultrasuoni tramite riflessione. (Fonte [93])

- In modalità attenuazione (o trasmissione passante), un trasmettitore invia ultrasuoni attraverso una superficie e un ricevitore rileva la quantità che l'ha raggiunta dopo aver attraversato il mezzo. Le eventuali imperfezioni nello spazio tra trasmettitore e ricevitore riducono la quantità di suono trasmesso, rivelando così la loro presenza.



**Figura 3.18** Rappresentazione schematica del test ad ultrasuoni tramite trasmissione. (Fonte [94])

Da un punto di vista della modalità di input del segnale ultrasonico, si possono distinguere due tecniche:

- *Tecnica di contatto diretto* di una o più sonde sulla parte da ispezionare. La trasmissione del fascio ultrasonoro avviene grazie a un accoppiante acustico che viene poggiato sulla superficie di ispezione. Possono essere utilizzate le tecniche in trasmissione o in riflessione (viste in precedenza) a seconda delle condizioni di ispezione.
- *Tecnica a immersione*, raffigurata in figura 3.19 che utilizza una lunga linea di ritardo fluida, in genere costituita da acqua (additivata con tensioattivi e

antiossidanti) che separa il segnale di ingresso nel materiale da quello di eccitazione del trasduttore minimizzando la zona morta e massimizzando la risoluzione. Viene quindi eliminata l'influenza della manualità dell'operatore sui risultati e l'usura del trasduttore.

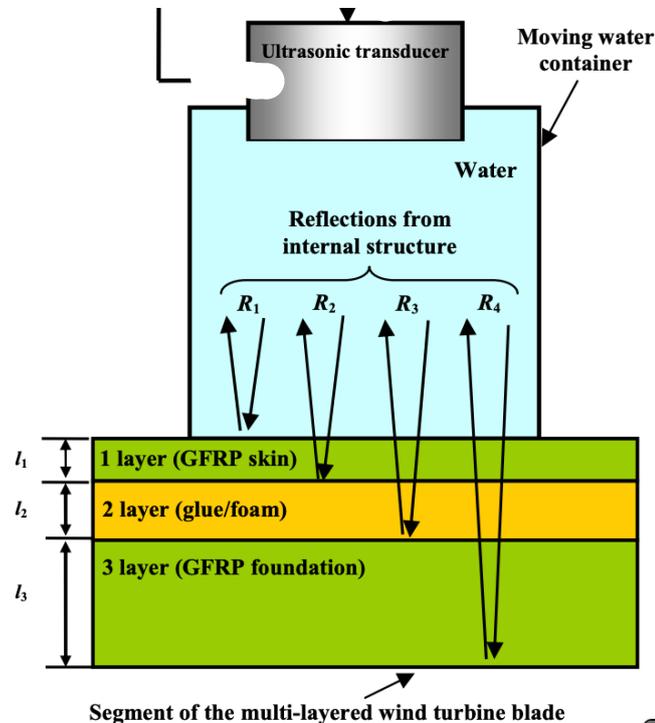


Figura 3.19 Rappresentazione tecnica UT ad immersione. (Fonte [95])

Le caratteristiche di propagazione delle onde ultrasoniche permettono di stimare anche la posizione e il tipo di difetto rilevato, fornendo così un metodo affidabile per determinare le proprietà del materiale. Anche in questo caso, come per le emissioni acustiche, possono essere utilizzati gli algoritmi di elaborazione del segnale (tecniche tempo-frequenza, trasformate wavelet, FFT) per estrarre più informazioni [96].

I test ad ultrasuoni sono ampiamente utilizzati dall'industria eolica, soprattutto per la valutazione e il controllo delle torri, delle pale e degli alberi. Nella prossima tabella verrà presentata una review di alcuni esempi notevoli in letteratura che utilizzano i test ad ultrasuoni per il monitoraggio all'interno delle turbine eoliche.

Autore/i	Anno	Metodo
Jasiuniene <i>et al.</i> [95]	2008	In questo articolo è stata utilizzato un particolare tipo di test ad ultrasuoni con immersione ( <i>contact pulse-echo immersion testing</i> , figura 3.19) per studiare i difetti interni artificiali in una pala di una turbina eolica. Dalle immagini ad ultrasuoni ottenute è possibile riconoscere anche la geometria dei difetti.
Raišutis <i>et al.</i> [97]	2008	Anche in questo articolo, lo stesso gruppo di ricercatori ha proposto un particolare tipo di test ad ultrasuoni per l'ispezione delle pale delle turbine eoliche. E' stata scelta la tecnica di accoppiamento ad aria ad ultrasuoni (Ultrasonic air-coupled technique) che utilizza onde guidate, poiché è

		sufficiente un solo accesso laterale e non è necessario alcun contatto. Anche in questo caso, è possibile riconoscere la geometria dei difetti.
Janisien <i>et al.</i> [98]	2009	L'obiettivo di questo studio era quello di confrontare ed adattare le tecniche ultrasoniche e radiografiche per l'ispezione delle pale delle turbine eoliche. La tecnica ultrasonica, si è rivelata più efficiente in termini di implementazione in quanto richiede l'accesso solo da un lato. Tuttavia, attraverso il confronto di immagini ottenute utilizzando tecniche sia radiografiche che ultrasoniche, è possibile identificare diverse proprietà del difetto all'interno del materiale. I risultati migliori, quindi, si ottengono quando le tecniche sono combinate insieme.
Lee <i>et al.</i> [99]	2011	Propongono un sistema portatile di imaging a propagazione ultrasonica "a lunga distanza" ( <i>long distance ultrasonic propagation imaging</i> , LUPI) che utilizza un sistema di puntamento e scansione del raggio laser per eccitare, a distanza, i sensori di emissione acustica installati nella lama.
Ye <i>et al.</i> [100]	2014	Questo lavoro propone e indaga l'uso degli ultrasuoni a "eco-impulso" per rilevare i danni interni nelle pale delle turbine eoliche senza la necessità di spedire le pale fuori sede. È stato sviluppato un prototipo di sistema di controllo non distruttivo a ultrasuoni 2D ed è stato ottimizzato per l'ispezione in situ delle pale delle turbine eoliche. Inoltre, è stato sviluppato un sistema software per controllare la scansione automatizzata e mostrare le aree danneggiate in una mappa 2D/3D. I principali vantaggi di questo sistema sono la scansione spaziale 2D completamente automatizzata e la visualizzazione dei difetti.
He <i>et al.</i> [101]	2018	Al fine di monitorare l'albero principale delle turbine eoliche in servizio, questa ricerca esegue un metodo di monitoraggio in linea e un sistema integrato, costituito da una serie anulare di trasduttori ad ultrasuoni costruita sulla faccia terminale dell'albero mediante elementi piezoelettrici. Il software non solo gestisce l'intero processo di ispezione, ma ottiene anche l'imaging dei difetti mediante scansione elettronica. Ciò fornirà un'efficace tecnica on-line di monitoraggio della salute della struttura per l'albero della turbina eolica.
Marquez <i>et al.</i> [102]	2020	In questo articolo viene presentato un nuovo metodo basato su correlazioni incrociate per determinare la presenza di delaminazione nelle pale di turbine eoliche. Gli esperimenti sono stati condotti in due vere pale di turbine eoliche per analizzare le pale guaste e non utilizzando onde guidate a ultrasuoni. Infine, attraverso l'analisi energetica del segnale basata sulle trasformate wavelet si sono potuti localizzare i guasti.
Wang <i>et al.</i> [103]	2021	Hanno confrontato l'effetto di rilevamento delle tecnologie phased array ad ultrasuoni e TOFD ( <i>Time of flight diffraction</i> ) sulla stessa saldatura delle torri eoliche e hanno scoperto che l'efficienza di rilevamento in loco della tecnologia phased array ad ultrasuoni era superiore rispetto all'altra, oltre che più efficiente per rilevare l'andamento continuo dei difetti nella saldatura.

**Tabella 3.10** Review di alcuni esempi notevoli in letteratura di tecniche di monitoraggio basate su ultrasuoni.

### 3.4 Vibration-Based Condition Monitoring

L'analisi delle vibrazioni è di gran lunga il metodo più importante utilizzato per il monitoraggio delle condizioni, soprattutto nel contesto dei componenti meccanici rotanti. Secondo l'indagine di mercato condotta da "Markets And Markets" [104] nel 2018, l'analisi delle vibrazioni da sola costituisce circa il 58% del mercato totale dei CM. Questo approccio fa uso di sensori relativamente semplici, che rendono il metodo molto efficiente da un punto di vista dei costi.

Il processo generale di funzionamento del monitoraggio delle vibrazioni, consiste nei passaggi raffigurati nella figura 3.16.



**Figura 3.16** Schema processo del monitoraggio basato sulle vibrazioni (classico Statistical Pattern Recognition (SPR) paradigm) [105]

Il primo passo nell'analisi delle vibrazioni consiste nell'acquisizione dei dati. Questo viene fatto attraverso degli appositi sensori.

I sensori applicati per il *Vibration Condition Monitoring* sono soprattutto accelerometri, ma possono essere presenti anche trasduttori di velocità e trasduttori di spostamento. Per la scelta dei sensori, deve essere presa in considerazione, oltre alla gamma di frequenza del componente monitorato, anche la sensibilità del sensore.

In generale, I trasduttori di posizione sono usati per la gamma a bassa frequenza, sensori di velocità nel campo delle frequenze medie, accelerometri nella gamma ad alta frequenza ed infine sensori di energia spettrale emessa per frequenze molto alte [96] [106].

La figura 3.17 mostra un sensore (accelerometro) montato su un riduttore di una turbina eolica.



**Figura 3.17** Esempio di accelerometro posizionato su un riduttore (Fonte [107]).

Per quanto riguarda il numero, la posizione, orientamento e gamma di frequenza dei sensori all'interno dei componenti di una turbina, si può fare riferimento alle *Linee guida per la certificazione dei sistemi di monitoraggio delle condizioni per le turbine eoliche* [108], nelle quali indicazioni sono riassunte nella tabella 3.11.

<b>Componente della turbina eolica</b>	<b>N° di sensori necessari per componente</b>	<b>Direzione della misurazione</b>	<b>Range di frequenza</b>
<b>Cuscinetto del rotore</b>	1 (+ 1 opzionale)	Radiale + assiale	0.1 Hz ... $\geq$ 10 kHz
<b>Riduttore</b>	4+1	Radiale + assiale	0.1 Hz ... $\geq$ 10 kHz Albero a bassa velocità 10 Hz ... $\geq$ 10 kHz Albero ad alta velocità
<b>Cuscinetto del generatore</b>	2	Radiale	10 Hz ... $\geq$ 10 kHz

**Tabella 3.11** Requisiti minimi dei sensori per CMS basato sulle vibrazioni secondo la GL Certification Guideline 2013 [108]

Il monitoraggio basato sulle vibrazioni, in generale, mira a identificare la presenza di un cambiamento dalle condizioni “normali” (quindi di un difetto o guasto), tramite l’osservazione delle sue caratteristiche dinamiche (rigidezza, smorzamento, proprietà risonanti).

Pertanto, in altre parole, qualsiasi modifica dei parametri modali della struttura o del componente, significherà la presenza di un difetto o guasto.

L'analisi delle vibrazioni presenta una serie di vantaggi rispetto agli altri metodi. Reagisce immediatamente al cambiamento delle caratteristiche e può quindi essere utilizzato per il monitoraggio permanente e “intermittente”.

Con l'analisi dell'olio, spesso trascorrono diversi giorni tra la raccolta dei campioni e la loro analisi, sebbene esistano alcuni sistemi online. Inoltre, è più probabile che l'analisi delle vibrazioni punti all'effettivo componente difettoso, poiché molti cuscinetti, ad esempio, conterranno metalli con la stessa composizione chimica, mentre solo quello difettoso mostrerà una modifica vibrazionale.

Per estrarre indicazioni di guasto anche molto nascosti dal rumore e altri segnali di mascheramento possono essere applicate molte potenti tecniche di elaborazione del segnale ai segnali di vibrazione, le quali i principi verranno discussi di seguito. Come già detto, molte delle tecniche di elaborazione del segnale, sono le stesse che vengono utilizzate per elaborare i segnali acustici, in cui l’eliminazione o la minimizzazione del rumore è una fase ancora più delicata.

### 3.4.1 Richiami di Elaborazione dei Segnali

La maggior parte dei componenti di una macchina danno origine a specifici segnali di vibrazione che li caratterizzano e ne consentono la separazione dagli altri, oltre a distinguere lo stato difettoso da quello sano.

Le caratteristiche distintive possono essere dovute a diverse frequenze di ripetizione, ad esempio una frequenza di ingranaggi, che caratterizza una particolare coppia di ingranaggi. Alcuni segnali, tipicamente associati al flusso del fluido, come la turbolenza o la cavitazione, hanno una natura casuale, ma possono avere una distribuzione caratteristica con la frequenza. Questi segnali sono spesso "stazionari", cioè le loro proprietà statistiche non variano nel tempo, ma altri segnali casuali, caratterizzati come "ciclostazionari", sono spesso generati da macchine e hanno proprietà statistiche che variano periodicamente [109].

In questa introduzione all'elaborazione dei segnali si vogliono mostrare innanzitutto le varie categorie in cui i segnali di vibrazione possono essere suddivisi e quindi classificati. Questo viene fatto principalmente per due motivi: quello di classificare i vari segnali generati dai componenti della macchina in condizioni integre e difettose, e quello di poter scegliere il tipo di elaborazione del segnale più idoneo, in quanto il tipo di segnale ha un'influenza molto grande su questa scelta.

La Figura 3.18 mostra la suddivisione di base in diversi tipi di segnale: la principale divisione è in stazionario e non stazionario, dove, come accennato in precedenza, stazionario significa che le proprietà statistiche sono invarianti nel tempo. Per i segnali deterministici questo significa fondamentalmente che sono formati interamente da sinusoidi a frequenza discreta e quindi il loro spettro di frequenza è costituito da linee discrete alle frequenze di tali sinusoidi. Una volta note la frequenza, l'ampiezza e la fase iniziale (cioè al tempo zero) di queste componenti, il valore del segnale può essere previsto in qualsiasi momento nel futuro o nel passato; da qui il termine "deterministico".

I segnali casuali sono un po' più complessi, poiché il loro valore in qualsiasi momento non può essere previsto, ma per i segnali casuali stazionari le loro proprietà statistiche non cambiano nel tempo.

I singoli segnali casuali devono essere considerati come realizzazioni di un "processo casuale", in cui tutte le realizzazioni variano in modo casuale, ma sono ugualmente valide.

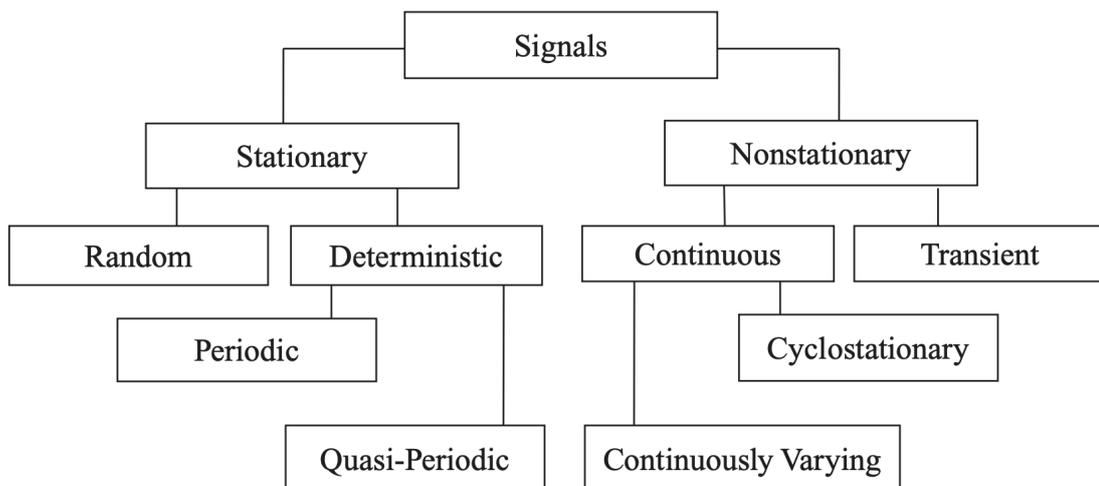


Figura 3.18 Classificazione dei vari tipi di segnale (Fonte [110])

I sistemi di monitoraggio delle vibrazioni si basano su diversi metodi di elaborazione del segnale, e si dividono in metodi nel dominio nel tempo e metodi nel dominio della frequenza.

Come detto, la scelta del metodo di elaborazione dipenderà della tipologia di segnale e dall'obiettivo che si vuole raggiungere.

I metodi nel *dominio del tempo* sono metodi statistici e basati su parametri: il principio di questi metodi è spesso quello di utilizzare semplicemente il livello generale di vibrazione per descrivere la condizione generale della macchina.

Esiste una norma ISO che definisce diverse classi sulla base del livello complessivo della vibrazione (buona, permessa, appena tollerata e non permessa). Tuttavia, il metodo più efficace per utilizzare questo approccio consiste nel monitorare la tendenza del livello complessivo della vibrazione nel tempo, infatti un suo aumento è indicatore del deterioramento del cuscinetto [111].

I parametri su cui si basano questi metodi sono descritti di seguito:

- 0-P (Zero-Peak): valore massimo che assume la vibrazione nel periodo di tempo considerato.
- P-P (Peak-Peak): somma tra valore minimo e valore massimo assunto dall'onda nel periodo considerato.
- RMS (Root Mean Square): o valor medio efficace, grandezza estremamente importante che tiene conto del contenuto energetico di segnale e ne considera l'intera storia temporale. Tale grandezza è ricavabile tramite la seguente espressione:

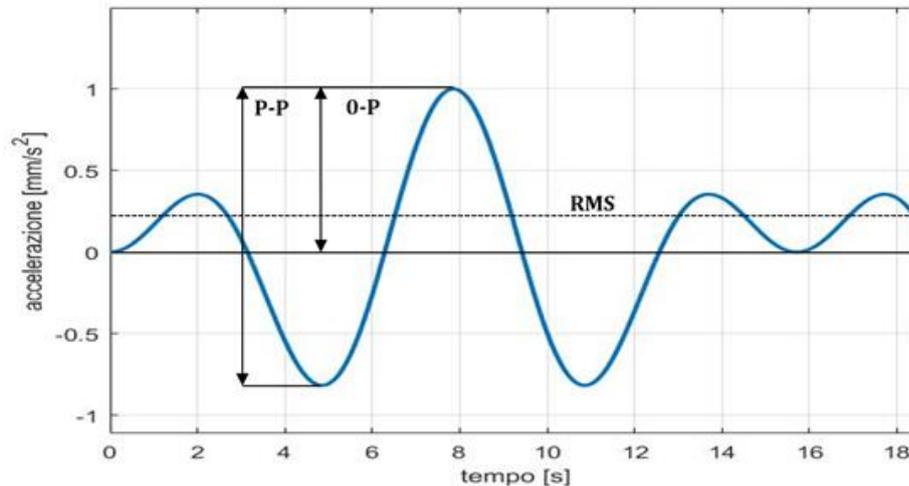
$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x^2(t) dt} \quad (1)$$

Mentre nel caso di segnali digitali (discreti) è possibile ricavare tale valore tramite la seguente espressione:

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

- Fattore di cresta: indica il rapporto tra valore di picco e l'RMS ed è utile per capire ad esempio se è presente fenomeni impulsivi o meno.

Questi parametri elencati sono rappresentati graficamente nella seguente figura (3.19).



**Figura 3.19** Parametri utili per lo studio nel dominio del tempo. (Fonte [112])

Il monitoraggio del livello complessivo della vibrazione (overall vibration level) è utile per rilevare guasti non ciclici, ma può non essere sufficiente per individuare guasti incipienti.

L'analisi nel dominio delle frequenze aiuta ad effettuare una diagnosi dei componenti meccanici attraverso, appunto, uno spettro di frequenza, tramite la quale si possono raccogliere delle informazioni che con l'analisi nel dominio del tempo si sarebbero perse. In generale, il vantaggio dell'analisi nel dominio della frequenza rispetto all'analisi nel dominio del tempo è la sua capacità di identificare e isolare alcune componenti di frequenza di interesse.

I principali metodi di elaborazione del segnale nel *dominio della frequenza* sono:

- Trasformata di Fourier
- Analisi Wavelet
- Analisi del Cepstrum
- Analisi dello spettro
- Analisi dell'ordine

Nelle prossime sezioni, verranno presentati i principali aspetti teorici della trasformata di Fourier e dell'Analisi Wavelet, i due metodi più utilizzati nel contesto nel Condition Monitoring.

### 3.4.2 Concetti base analisi di Fourier

La nozione di trasformata di Fourier o FFT (per trasformata veloce di Fourier) viene spesso utilizzata senza un'analisi più approfondita. Bisogna precisare, infatti, che esistono tre distinte trasformazioni utilizzate per diversi tipi di segnale:

- Serie di Fourier,
- Trasformata di Fourier,
- Trasformata discreta di Fourier.

La *serie di Fourier* viene applicata per analizzare segnali periodici, cioè segnali composti da una somma finita di componenti armoniche quando il periodo complessivo del segnale è finito. Tramite le serie di Fourier, quindi, possiamo approssimare qualsiasi funzione periodica tramite una sommatoria di armoniche semplici.

Nell'analisi delle vibrazioni della macchina viene utilizzato principalmente per segnali periodici, prodotti da una macchina che ruota a velocità costante.

Essa è data dalla seguente espressione [107]:

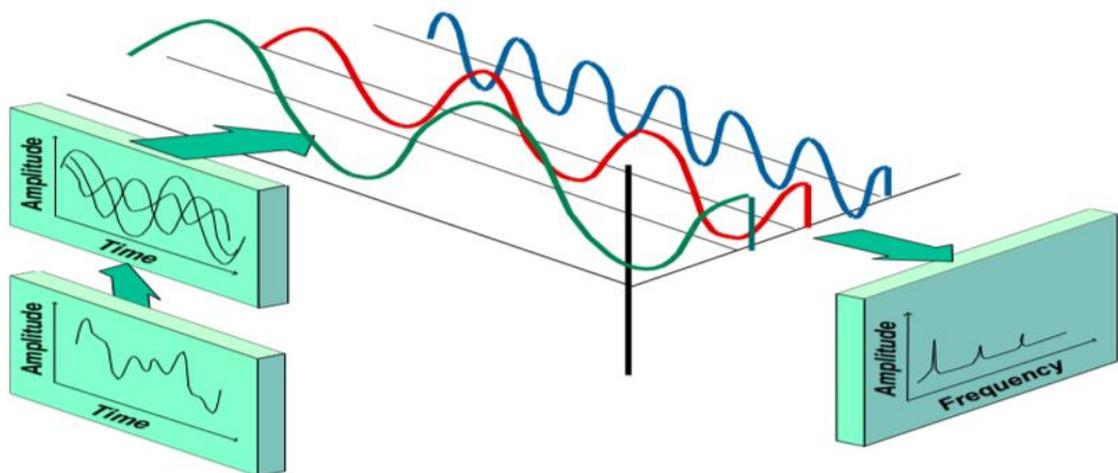
$$x(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} M_n \cos(2\pi n f_1 t + \varphi_n) \quad (3)$$

Dove:

$M_n$  sono le ampiezze alle frequenze  $f_1, f_2, \dots$

$\varphi_n$  sono le fasi alle frequenze  $f_1, f_2, \dots$

Un'immagine esplicativa dello spettro in frequenza ricavabile da un segnale composto da 3 armoniche è riportata di seguito, figura 3.20. Si noti che se il segnale analizzato è continuo e periodico e il suo spettro è discreto.



**Figura 3.20** Esempio di spettro in frequenza (Fonte [112])

La *trasformata di Fourier* non presuppone che il segnale debba essere periodico. Può essere utilizzato per analizzare segnali periodici, “quasi periodici” o “casuali”. La trasformata di Fourier è espressa come segue:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (4)$$

Dove:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f)e^{j2\pi ft} df \quad (5)$$

Nella trasformata di Fourier il segnale analizzato è continuo, e il suo spettro è anche continuo.

Per quanto riguarda la *Trasformata Discreta di Fourier* (DFT), bisogna passare nel campo dei segnali discreti, cioè segnali reali campionati.

Infatti i segnali reali nei sistemi di acquisizione dati vengono campionati, cioè discretizzati, poiché conosciamo il valore del segnale solo negli istanti di campionamento. Anche i segnali campionati sono limitati nel tempo, poiché non si è in grado di memorizzare ed elaborare una quantità infinita di dati, nonostante l'incredibile crescita delle capacità nell'archiviazione e nell'elaborazione dei dati. Per ottenere spettri di segnali campionati utilizziamo, appunto, la Trasformata Discreta di Fourier (DFT), data da [107] :

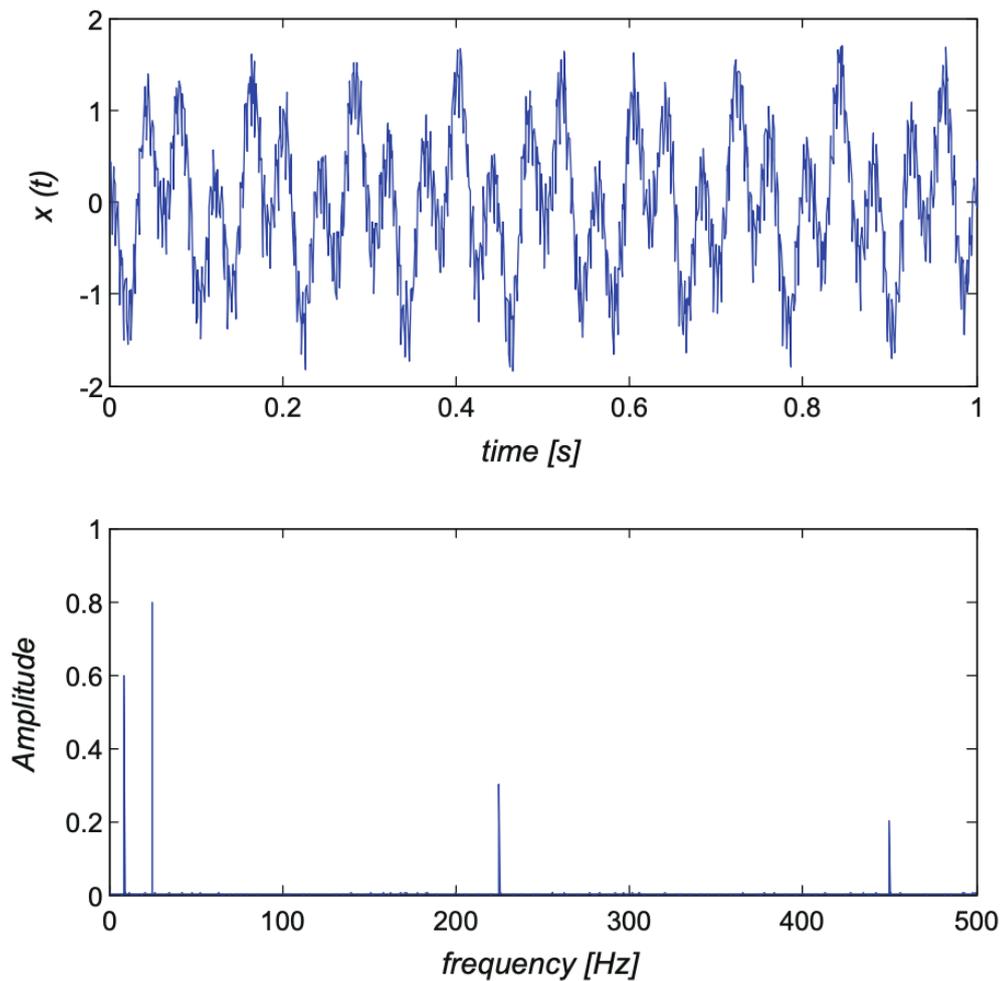
$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}nk} \quad (7)$$

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X(k)e^{j\frac{2\pi}{N}nk} \quad (8)$$

dove N è il numero di campioni nella sequenza.

In figura 3.21 si mostra un segnale (simulato) proveniente da due alberi a 9 e 25 Hz con ingranaggio a 225 Hz e la sua seconda armonica a 450 Hz. Il segnale viene campionato con frequenza di 100 Hz. Le frequenze e le ampiezze sono chiaramente visibili

Si noti che nella DFT il segnale analizzato è discreto e periodico e anche il suo spettro è discreto e periodico. Il DFT è lo strumento di analisi più utilizzato per i segnali di vibrazione e costituisce la base per molti strumenti più avanzati.



**Figura 3.21** Segnale simulato e discretizzato (sopra) e la sua Trasformata Discreta di Fourier. Si possono chiaramente vedere tutte le componenti in frequenza a 9, 25, 225 e 450 Hz. (Fonte [107])

La Trasformata Rapida di Fourier (o *Fast Fourier Transform*, FFT) è semplicemente un algoritmo molto efficiente per il calcolo delle equazioni DFT, cioè l'implementazione pratica della Trasformata Discreta di Fourier.

Calcolare direttamente le precedenti sommatorie della DFT, richiederebbe una quantità di operazioni aritmetiche  $O(N^2)$ . Un algoritmo FFT, invece, ottiene lo stesso risultato con un numero di operazioni  $O(N \log(N))$  [109]. Questi algoritmi, in generale, si basano sulla fattorizzazione di  $N$ , tuttavia esistono algoritmi FFT per qualunque  $N$ , anche per numeri primi.

### 3.4.3 Analisi Wavelet

Quando si parla di analisi Wavelet, ci si riferisce alla rappresentazione di un segnale mediante l'uso di una certa forma d'onda oscillante di lunghezza finita o a decadimento rapido (chiamata *wavelet madre*). Quest'ultima è scalata e traslata per adattarsi al segnale di ingresso.

Il grande svantaggio di un'analisi di Fourier è che ha solo risoluzione in frequenza e nessuna risoluzione temporale. Ciò significa che, anche se potessimo essere in grado di determinare tutte le frequenze presenti in un segnale, non potremmo sapere quando sono presenti nel tempo. Per ovviare a questo problema negli ultimi decenni sono state sviluppate diverse soluzioni che sono più o meno in grado di rappresentare contemporaneamente un segnale nel dominio del tempo e della frequenza.

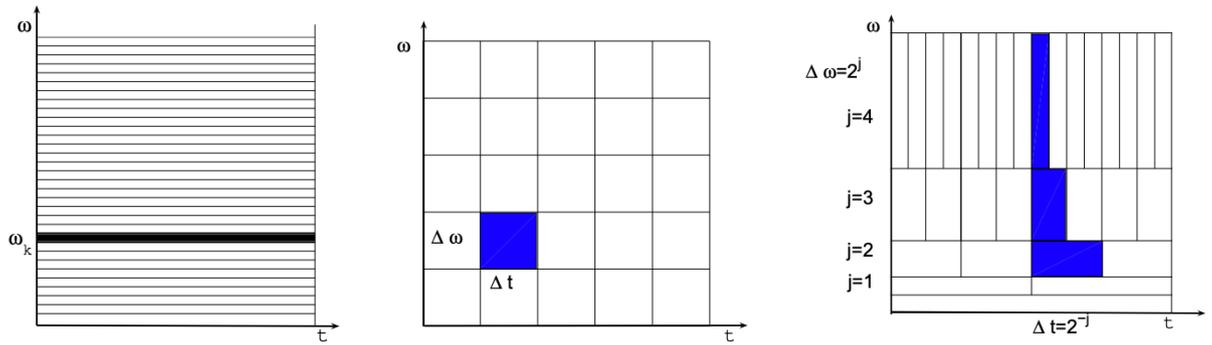
L'idea alla base di queste rappresentazioni congiunte tempo-frequenza è di tagliare il segnale di interesse in più parti e quindi analizzare le parti separatamente. Il problema, però, è il come "tagliare" il segnale.

Infatti, le wavelet che costituiscono una Trasformata Wavelet Continua sono soggette al principio di indeterminazione di Heisenberg, che, in termini di elaborazione del segnale, afferma che è impossibile conoscere la frequenza esatta e l'istante esatto in cui si verifica questa frequenza in un segnale. In altre parole, un segnale non può essere semplicemente rappresentato come un punto nello spazio tempo-frequenza [113]. Il principio di indeterminazione mostra che è molto importante come si taglia il segnale.

Volendo fare un confronto con l'analisi di Fourier, in figura 3.22 sono rappresentate le componenti elementari della trasformata di Fourier e della trasformata di Fourier localizzata nel piano tempo frequenza: le armoniche di base  $e^{i\omega t}$  (grafico di sinistra) corrispondono a righe orizzontali (massima localizzazione in frequenza ma nessuna localizzazione temporale, come detto), mentre le armoniche localizzate  $w(\tau - t)e^{i\omega t}$  (grafico di centro) corrispondono a unità (quadrati) di dimensione costante, per ogni valore di  $\omega$ . Come si può vedere, la localizzazione ha ampiezza fissa sia nel tempo che nelle frequenze in entrambi i casi.

L'idea dell'analisi tramite funzioni wavelet è quella di utilizzare rettangoli di ampiezze diverse per la localizzazione nel piano tempo-frequenza: la localizzazione in frequenza diminuisce in modo logaritmico al crescere della frequenza, mentre la localizzazione temporale diventa via via più elevata. A differenza dell'analisi di Fourier, che passa da una rappresentazione puramente temporale del segnale a una rappresentazione puramente in frequenza, l'analisi wavelet raggiunge un compromesso fornendo una rappresentazione in tempo-frequenza.

In generale l'analisi wavelet offre una migliore localizzazione temporale alle alte frequenze e per questo motivo possono essere utili per rilevare eventi locali in un segnale. Ed è per questo motivo che vengono utilizzate per la diagnosi di alcuni componenti meccanici.



**Figura 3.22** Il piano tempo-frequenza per le armoniche elementari dell'analisi di Fourier (sinistra), dell'analisi di Fourier con finestra (centro) e per le wavelets (destra).

Da un punto di vista computazionale, inoltre, la trasformata Wavelet è anche meno complessa, richiedendo un tempo  $O(N)$  al contrario del tempo  $O(N \log N)$  richiesto, come visto, dalla trasformata rapida di Fourier.

Nel caso delle wavelet, in realtà, non si parla di rappresentazioni tempo-frequenza ma più precisamente di rappresentazioni su scala temporale, essendo la scala in un modo opposto alla frequenza, perché il termine frequenza è riservato alla trasformata di Fourier.

Si introduce, quindi, il concetto della Trasformata Wavelet Continua (*continuous wavelet transform, CWT*) descritto dalla seguente legge:

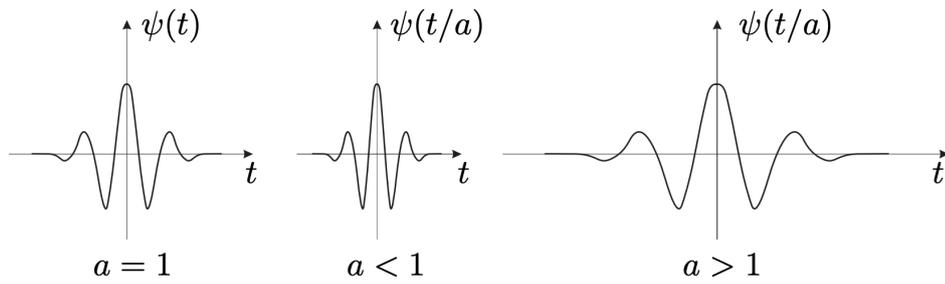
$$\gamma(s, t) = \int f(t) \psi_{s,\tau}^*(t) dt \quad (9)$$

In cui con \* si denota la coniugazione complessa. Questa equazione mostra come una funzione  $f(t)$  viene scomposta in un insieme di funzioni di base  $\Psi_{s,\tau}(t)$ , chiamate, appunto wavelet.

Le wavelets sono generate da una singola wavelet base, chiamata *wavelet madre*, tramite un ridimensionamento e una traslazione:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \quad (10)$$

In cui “ $s$ ” è il fattore di scala (dilatazione o compressione) e  $\tau$  il fattore di traslazione. In figura 3.23 è mostrato un esempio di come il fattore di scala (nella figura rappresentato da  $a$ ) comprime o dilata una wavelet madre.



**Figura 3.23** Compressione e dilatazione di una wavelet madre (Fonte [114])

La wavelet madre, però, deve soddisfare alcuni requisiti di “ammissibilità”:

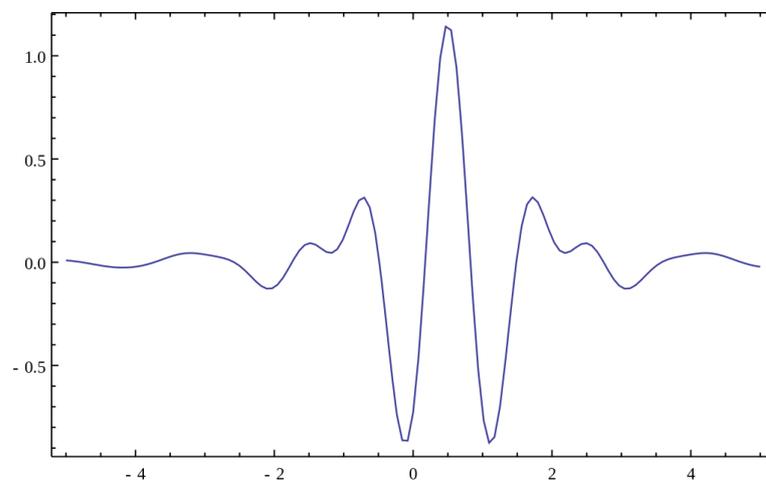
$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt = 1, \quad (11)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)| dt < +\infty \quad (12)$$

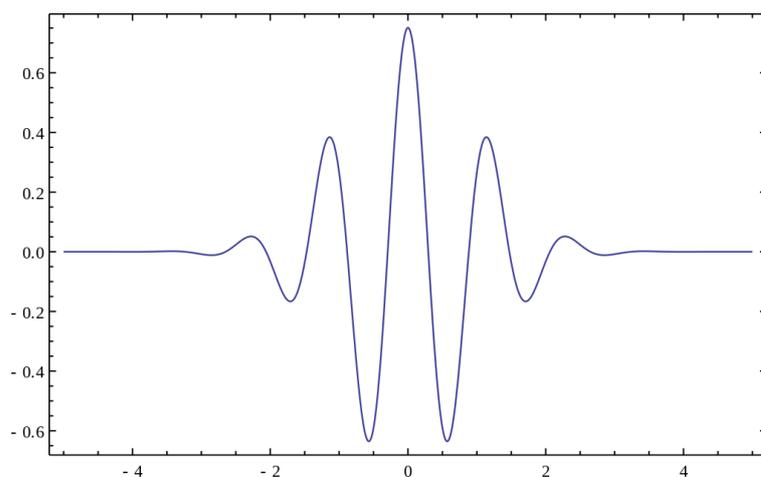
$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0, \quad (13)$$

Queste condizioni indicano rispettivamente che  $\Psi$  è normalizzata, finita, e a media nulla.

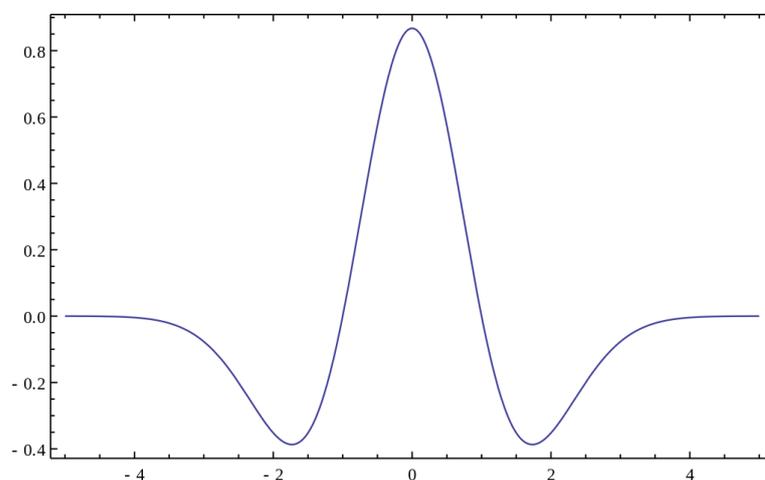
Alcuni esempi di wavelet madre sono le wavelet Meyer, Morlet, Mexican Hat, rappresentate in figura 3.24 a,b,c.



**Figura 3.24a** Rappresentazione della wavelet Meyer.



**Figura 3.24b** La wavelet Morlet



**Figura 3.24c** La wavelet “mexican hat (fonte JonMcLoone, Wikimedia Commons)

Come per la trasformata di Fourier, la trasformata wavelet ha anche la sua forma discreta che si ottiene discretizzando  $s$  e  $\tau$ , ed esprimendo  $f(t)$  in forma discreta.

Infatti, una volta compreso il funzionamento della trasformata wavelet continua, si vuole renderla pratica. Il problema è che la trasformata wavelet come descritta finora ha ancora tre proprietà che la rendono difficile da usare direttamente sotto forma integrale.

La prima proprietà è la ridondanza del CWT. Nell’equazione scritta precedentemente la trasformata wavelet viene calcolata spostando continuamente una funzione scalabile su un segnale in modo continuo e calcolando la correlazione tra i due. Risulterà chiaro che queste funzioni scalate non saranno affatto vicine ad una base ortogonale e i coefficienti wavelet ottenuti saranno quindi altamente ridondanti. Per la maggior parte delle applicazioni pratiche si vuole rimuovere questa ridondanza.

Inoltre, in quella forma integrale abbiamo ancora un numero infinito di wavelet nella trasformata, ed è problema da risolvere se si vuole rendere possibile la soluzione da un punto di vista computazionale.

Il terzo problema è che per la maggior parte delle funzioni le trasformate wavelet non hanno soluzioni analitiche e possono essere calcolate solo numericamente e quindi da un calcolatore.

Servono, infatti, algoritmi veloci per poter sfruttare la potenza della trasformata wavelet ed è infatti l'esistenza di questi algoritmi veloci che hanno portato le trasformate wavelet all'uso molto diffuso di oggi.

Per ovviare a questo problema sono state introdotte le *wavelet discrete* (DWT). Le wavelet discrete non sono scalabili e traducibili in modo continuo, ma possono essere ridimensionate e tradotte solo in successivi step (discreti). Ciò si ottiene modificando la rappresentazione wavelet come segue:

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi\left(\frac{t - k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) \quad (14)$$

Anche se chiamata wavelet discreta, in realtà è una funzione continua a tratti. Nella precedente equazione  $j$  e  $k$  sono numeri interi e  $s_0 > 1$  è il passo di dilatazione fisso. Il fattore di traslazione  $\tau_0$  dipende dalla fase di dilatazione. L'effetto della discretizzazione dell'analisi wavelet è che lo spazio della scala temporale viene ora campionato a intervalli discreti. Di solito si sceglie  $s_0 = 2$  in modo che il campionamento dell'asse delle frequenze sia diadico (scelta naturale per i computer). Per il fattore di traslazione, invece, si sceglie solitamente  $\tau_0 = 1$  in modo da avere il campionamento diadico anche dell'asse del tempo [113].

Dopo aver discusso i principali aspetti teorici dell'analisi di Fourier e dell'analisi Wavelet, due tra i più metodi di elaborazione dei segnali più usati in letteratura scientifica (soprattutto con i segnali di vibrazione), verrà mostrata nelle prossime sezioni una review dei metodi/approcci che si utilizzando nel campo del monitoraggio delle condizioni (tramite vibrazioni) delle turbine eoliche.

### 3.4.4 Review dei metodi di Vibration-Based Condition Monitoring

Nella seguente tabella (3.12) vengono riassunti diversi approcci utilizzati in letteratura. Come già sottolineato, essendo la letteratura scientifica molto vasta in merito, non sarà possibile riportare ogni singolo riferimento riscontrato, ma saranno riportati a titolo di esempio solo alcuni esempi. A questo proposito sono stati scelti articoli con un certo numero di citazioni (più di 30) con qualche eccezione, in cui la chiarezza di esposizione dell'applicazione di metodi descritti precedentemente (ad esempio l'analisi Wavelet) merita la citazione in questa tesi.

Autore/i	Anno	Metodo
McFadden [115]	1987	Viene esaminata una tecnica esistente per l'elaborazione del segnale della media nel dominio del tempo (Time Domain Average) della vibrazione dei denti degli ingranaggi con applicazione alla rilevazione precoce del guasto
Tse <i>et al.</i> [116]	2001	Hanno dimostrato l'efficacia dei metodi di analisi wavelet e FFT con l' <i>Envelope Detection</i> (ED) alcuni tipi di guasti ai cuscinetti.
Eren <i>et al.</i> [117]	2004	Hanno utilizzato la decomposizione del pacchetto wavelet per trovare i guasti dei cuscinetti studiando e scomponendo la corrente di statore nelle bande di frequenza difettose.
Orsagh <i>et al.</i> [118]	2006	Descrive l'uso di algoritmi diagnostici delle vibrazioni avanzati basati su HUMS (Health and usage monitoring systems), tra cui funzionalità a banda larga e stretta, media sincrona temporale (TSA) e algoritmi di demodulazione dell'ampiezza per il rilevamento di guasti alla trasmissione nelle moderne turbine eoliche.
Tang <i>et al.</i> [119]	2008	Viene proposta una nuova tecnica di monitoraggio delle condizioni che rimuove l'influenza negativa del vento variabile nel monitoraggio delle condizioni delle macchine. La tecnica ha una funzione versatile per rilevare guasti meccanici ed elettrici nella turbina eolica: le trasformate wavelet vengono impiegate per la cancellazione del rumore e vengono estese per diagnosticare i guasti sfruttando le loro potenti capacità di analisi dei segnali non stazionari.
Huang <i>et al.</i> [120]	2008	Questo documento applica un metodo ibrido tra l'analisi Wavelet e le Reti Neurali (Wavelet Neural Network) per la diagnosi dei guasti per un riduttore di turbine eoliche.
Yang <i>et al.</i> [121]	2008	Vengono discussi l'analisi delle vibrazioni per il cambio della turbina eolica, il metodo wavelet per il denoising, i principi essenziali di un tipo di rete neurale e le sue caratteristiche, per diagnosi dei guasti del cambio. I segnali di vibrazione testati vengono "puliti" mediante il metodo di denoising wavelet e quindi dati come input alla rete neurale.
Barszcz <i>et al.</i> [122]	2009	Propongono un metodo basato sulla curvatura spettrale, che dà buoni risultati. Questo metodo è stato in grado di rilevare l'esistenza della rottura del dente diverse settimane prima del guasto dell'ingranaggio, rispetto a una serie di metodi comunemente usati che non hanno reagito all'errore fino a pochi minuti prima.

Tang <i>et al.</i> [123]	2010	In questo documento, viene utilizzata la Trasformazione Wavelet Continua (CWT) per filtrare il rumore nei segnali di vibrazione grezzi. Nel processo di denoising CWT, viene scelta la wavelet di Morlet, la cui forma è simile ai segnali di shock meccanici. Risultati dell'esperimento di diagnosi dei guasti degli ingranaggi della turbina eolica indicano che il metodo proposto ha una buona prestazione di denoising ed è efficace nel sopprimere i termini incrociati e nell'estrarre la caratteristica di guasto.
Miao <i>et al.</i> [124]	2011	“Zoom interpolated discrete Fourier transform” basata su modulazioni multiple per identificare i guasti.
Kou <i>et al.</i> [125]	2012	In questo articolo viene proposto un approccio, utilizzando il metodo di denoising wavelet, per rimuovere il rumore dai segnali non stazionari registrati, attraverso un test sperimentale nei riduttori di turbine eoliche. L'analisi del dominio del tempo e l'analisi della frequenza vengono utilizzate per diagnosticare con precisione la posizione del guasto della macchina. È dimostrato che il metodo di denoising wavelet fornisce una correzione migliore rispetto al metodo convenzionale.
Sarvajith <i>et al.</i> [126]	2013	Trasformata di Fourier e Trasformata Wavelet Discreta per determinare le condizioni dei cuscinetti.
Nizwan <i>et al.</i> [127]	2013	Presentano uno studio sull'analisi del segnale vibrazionale per il rilevamento dei difetti dei cuscinetti utilizzando la Trasformata Wavelet Discreta (DWT). La DWT è stata utilizzata per decomporre il segnale a diverse scale di frequenza. Poi, per rilevare le caratteristiche del difetto nei segnali di vibrazione, è stata calcolata la radice quadrata media (RMS) per ogni livello di decomposizione facendo riferimento alla tendenza della ritenzione di energia vibrazionale ad ogni decomposizione. In base al risultato, i cuscinetti difettosi mostrano una deviazione significativa nel mantenimento del valore RMS dopo alcuni livelli di decomposizione. I risultati indicano che l'analisi di decomposizione Wavelet può essere utilizzata per sviluppare un efficace strumento di monitoraggio delle condizioni dei cuscinetti, ed è raccomandata nel monitoraggio online.
Roulias <i>et al.</i> [128]	2013	Hanno applicato il denoising tramite wavelet con la tecnica della soglia NeighBlock per il monitoraggio delle condizioni dei cuscinetti a rulli. L'efficienza del monitoraggio delle condizioni di una caratteristica statistica viene valutata tenendo conto dei segnali di vibrazione dei cuscinetti sia grezzi che con l'eliminazione del rumore. Di conseguenza, la tecnica ha dimostrato di essere in grado di migliorare la stima della vita utile residua, nonché la rilevazione del punto di cambiamento della salute strutturale del componente.
Zimroz <i>et al.</i> [129]	2014	Approccio diagnostico per i cuscinetti che utilizza parametri come peak to peak, RMS e potenza del generatore. È stato riscontrato che per diversi intervalli di carico il comportamento dei dati e l'efficacia della capacità di separazione dei dati cattivi-buoni sono diversi. La scomposizione dei dati in diversi sotto-intervalli di carico ha fornito una migliore efficienza di riconoscimento rispetto a tutti i dati presi insieme
Wang <i>et al.</i> [130]	2014	Metodo di quattro step basato sull'elaborazione del segnale per estrarre direttamente i componenti del segnale di un cuscinetto volvente.
Khanam <i>et al.</i> [131]	2014	Trasformata Wavelet Discreta per rilevare e stimare la dimensione dei difetti sui cuscinetti.
Dybala <i>et al.</i> [132]	2014	Metodo per può identificare i difetti dei cuscinetti nella fase iniziale del loro sviluppo, tramite l' <i>Empirical Mode Decomposition</i> (EDM) per scomporre il segnale di vibrazione grezzo in una serie di funzioni in modalità intrinseca (Trasformata di Hilbert).

Dalvand <i>et al.</i> [133]	2014	In questo lavoro, viene utilizzata l'analisi dell'involuppo ( <i>Envelope Analysis</i> ) del segnale di vibrazione per verificare l'esistenza di difetti dei cuscinetti.
Hu <i>et al.</i> [134]	2015	Viene presentato un nuovo metodo per scomporre il segnale di vibrazione non stazionari per diagnosticare guasti delle turbine eoliche (rottura degli ingranaggi) attraverso il denoising con <i>Wavelet Packet Transform</i> .
Dong <i>et al.</i> [135]	2016	Monitoraggio vibrazionale basato su metodi di denoising e estrazione di caratteristiche che utilizzano la Correlazione EDM.
Chen <i>et al.</i> [136]	2016	Applicazione della trasformata wavelet empirica per estrarre in modo intelligente le caratteristiche di guasto. Viene analizzato il meccanismo di guasto dei guasti composti in una scatola ingranaggi di una turbina eolica.
Joel Igba <i>et al.</i> [137]	2016	Hanno dimostrato l'utilità dei valori di picco e RMS dei segnali di vibrazione per il CM dei riduttori delle turbine eoliche. Sono stati sviluppati e convalidati tre approcci (correlazione dei segnali, vibrazioni estreme e modelli di intensità RMS) convalidati utilizzando i dati CMS di turbine eoliche operative. Il risultato ha mostrato che la correlazione del segnale con i valori RMS è utile per rilevare guasti progressivi come il pitting dei cuscinetti o le crepe dell'albero già un mese prima del guasto. Tuttavia, questo approccio non era adatto per rilevare la frattura del dente dell'ingranaggio, in accordo con la letteratura. A differenza di RMS, i valori di picco sono stati migliori nel rilevare le fratture dei denti degli ingranaggi utilizzando sia la correlazione che il modello di vibrazione estrema. Inoltre, il modello di vibrazione estrema non si basa su dati storici e può quindi essere utilizzato per le turbine appena installate o con una storia CMS mancante. E' stato quindi dimostrato che i valori RMS e valori di picco sono buoni indicatori della salute del cambio se usato correttamente. Le limitazioni di queste tecniche sono che i cambiamenti nelle vibrazioni RMS sono sensibili solo ad alti giri dell'albero. Quindi, saranno adatte solo per monitorare i moduli ad alta velocità e a velocità intermedia del riduttore, che hanno giri d'albero più alti rispetto agli altri moduli
Golafshan <i>et al.</i> [138]	2017	Nuova tecnica per rilevare danni alla turbina eolica tramite combinazione della <i>Singular Value Decomposition</i> (SVD) e dei metodi di tracciamento degli ordini basati sul ricampionamento.
Teng <i>et al.</i> [139]	2019	Diagnosi dei guasti dei cuscinetti del generatore per la turbina eolica tramite trasformata wavelet empirica utilizzando segnali di vibrazione misurati.
Daniel Strömbergsson <i>et al.</i> [140]	2020	Hanno pubblicato uno studio comparativo confrontando le prestazioni di 3 diversi approcci: la FFT, una DWT a tre livelli e la WPT, utilizzando misure di vibrazioni involupate da due guasti al cuscinetto del cambio di una turbina eolica da 2,5 MW. I risultati mostrano una maggiore performance del WPT quando viene usato come strumento di analisi delle misure di vibrazioni sul campo rispetto al FFT, in quanto rileva un guasto del cuscinetto prima (4 giorni prima degli altri due metodi) e più chiaramente, portando a un'impostazione di allarme più stabile e a falsi allarmi evitabili, evitando così grandi costi di indagini e attività di manutenzione non necessarie.

**Tabella 3.12** Review di alcuni esempi notevoli di analisi vibrazionale applicata per l'estrazione di feature di danno dalla risposta vibrazionale.

### 3.5 Pale di turbine eoliche

In una turbina eolica, le pale costituiscono un elemento fondamentale, sia per i costi di produzione (infatti rappresenta il 15-20% del costo totale di produzione di una turbina [141]) e sia perché è uno degli elementi più critici.

Generalmente, la turbina eolica include tre pale. Questa configurazione rappresenta il giusto compromesso tra potenza ed efficienza (in generale, un maggior numero di pale porta ad una maggiore potenza, ma allo stesso tempo anche ad un maggior disturbo reciproco tra le pale per via della scia turbolenta).

Al fine di aumentare l'efficienza di conversione dell'energia, le dimensioni delle pale crescono sempre di più e il diametro varia da circa 20 m a più di 100 m, come si può vedere in figura 3.25. Il produttore danese di turbine eoliche, Vestas, ha annunciato il prossimo lancio della sua nuova turbina eolica offshore, la V236-15.0MW, il modello di turbina più grande al mondo. Questo modello ha un rotore da 236 m di diametro ed un'area spazzata dal vento di 43 mila metri quadrati, per una potenza nominale di 15 MW.

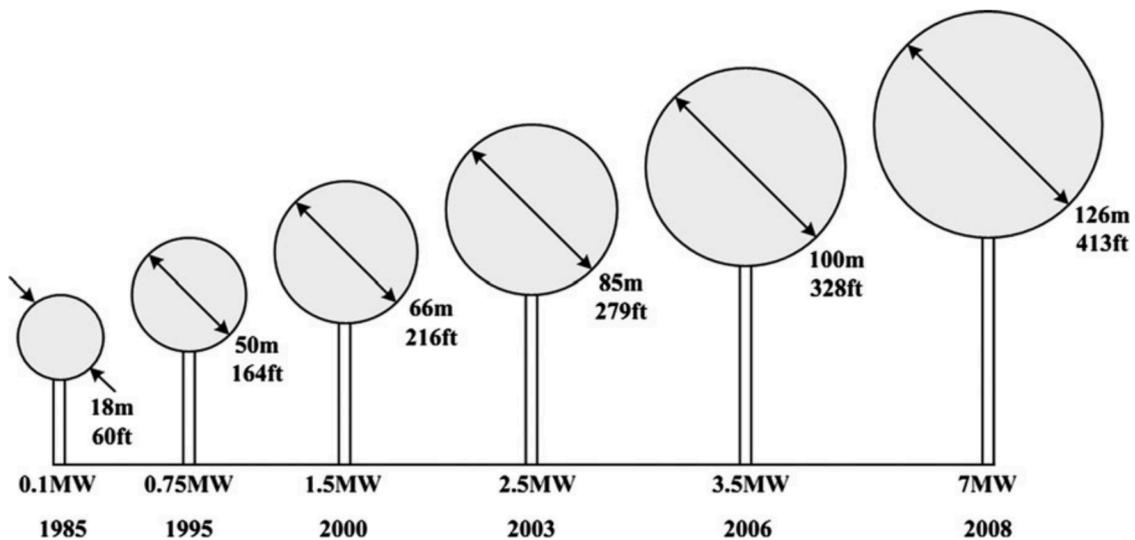


Figura 3.25 Evoluzione della dimensione delle turbine eoliche e del rotore (Fonte [141])

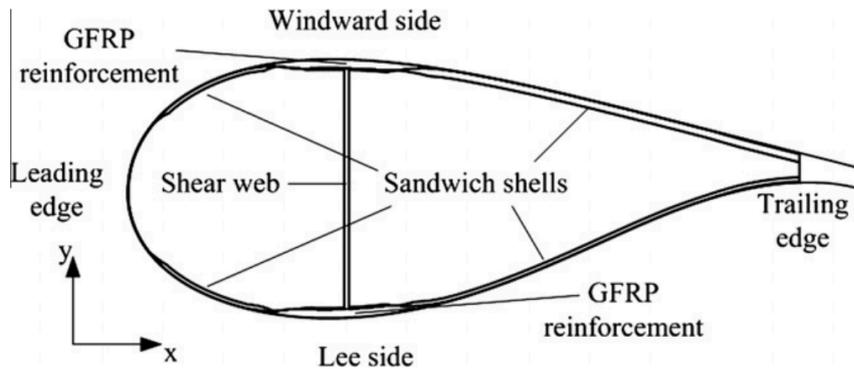
Tuttavia, lame gradualmente più grandi si trovano ad affrontare un ambiente di servizio difficile e complesso che ha portato a problemi di sicurezza del servizio. Le lame possono essere danneggiate da assorbimento di umidità, neve e ghiaccio, radiazioni ultraviolette, corrosione atmosferica, affaticamento, raffiche di vento o fulmini e così via.

Inoltre, l'incremento del diametro del rotore è sempre accompagnato da un corrispondente aumento dei livelli di carico supportati dalle pale, dall'albero di ingresso, dal cambio e dal generatore, e quindi dalla torre.

Per quanto riguarda i materiali delle pale, influiscono in modo significativo sulle prestazioni e sulle proprietà delle pale, come il peso, il meccanismo di danneggiamento e la durata a fatica e così via. Le pale delle turbine eoliche sono costituite da materiali anisotropi, solitamente realizzati in materiali compositi a matrice polimerica, in una combinazione di compositi monolitici (single skin) e sandwich [142].

Le attuali progettazioni si basano principalmente su compositi rinforzati con fibra di vetro (GFRP), ma per le pale di grandi dimensioni vengono utilizzati sempre più spesso i compositi rinforzati con fibra di carbonio per ridurre il peso.

Le strutture a sandwich (figura 3.26) hanno ottenuto un ampio successo come un modo eccellente per ottenere componenti e strutture estremamente leggeri con rigidità alla flessione molto elevata, elevata resistenza e alta resistenza all'instabilità.



**Figura 3.26** Tipica sezione trasversale di una pala eolica (Fonte [143]).

Per estendere il ciclo di vita delle pale delle turbine eoliche e ridurre al minimo i rischi operativi, è necessario cercare tecnologie efficaci di *test*, *ispezioni* e *monitoraggio* in base alle caratteristiche della struttura e dei materiali delle pale delle turbine eoliche.

In particolare, per quanto riguarda i test, le proprietà meccaniche sono misurate sotto carichi di trazione, compressione e taglio, o loro combinazioni, che includono prove statiche, prove di fatica e prove modali.

L'obiettivo della prova statica è verificare la capacità di resistere al carico limite, generalmente applicato in una direzione predeterminata, che può essere utilizzata per verificare la stabilità. Una rappresentazione di una comune prova statica di laboratorio è mostrata in figura 3.27.

La prova di fatica, invece, viene eseguita sotto carichi ciclici, normalmente con ampiezza costante. Lo scopo fondamentale dell'esecuzione dei test di fatica sulle pale delle turbine eoliche è dimostrare che una pala ha l'affidabilità e la durata prescritte.

Infine, il test del modello è un processo di determinazione dei parametri modali ed è il metodo comunemente utilizzato per caratterizzare le proprietà dinamiche delle pale.

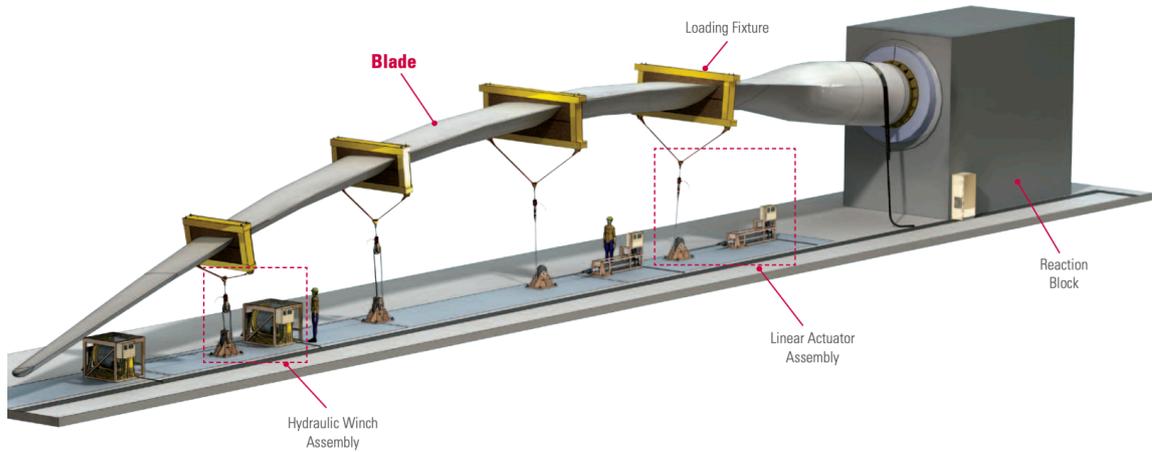
Nel caso invece delle ispezioni e monitoraggio (SHM/CM), queste sono necessarie in quanto la tendenza nel design della lama è verso forme complesse e dimensioni crescenti, e se una pala si guasta, il rotore può sbilanciarsi e distruggere l'intera turbina eolica.

Pertanto, è importante acquisire una tempestiva indicazione di problemi strutturali che consenta ai tecnici di pianificare meglio la manutenzione.

Come già visto, le tecniche di ispezioni e monitoraggio più comuni per le pale di una turbina eolica sono:

- Test ad ultrasuoni
- Emissioni acustiche
- Termografia
- Radiografia (raggi x)
- Analisi delle vibrazioni

E' chiaro che il confine tra l'ispezione e un sistema di monitoraggio sta nel fatto di poter implementare queste tecniche in linea (durante il funzionamento) o non in linea.



**Figura 3.27** Prova statica su una pala di turbina eolica a scala reale (Fonte [144])

Nelle prossime tabelle (3.13 e 3.14) verranno presentate delle review relative prima a test eseguiti in laboratorio (sia a scala ridotta che a scala reale, sia test statici che dinamici) e successivamente relative a metodi di monitoraggio (SHM/CM) delle pale di turbine eoliche.

Autore/i	Anno	Metodo (Test)
Wei <i>et al.</i> [145]	1993	In questo lavoro, sono state testate a fatica due pale in materiali compositi rinforzati con fibra di vetro su un banco prova su larga scala. L'emissione acustica (AE) è stata utilizzata per valutare il danno alla pala attraverso un processo di fatica da carico dinamico. Questo fornisce una valutazione non distruttiva dello stato del danno, delle modalità di guasto e della posizione del guasto. Durante le prove di fatica sono state monitorate alcune proprietà della pala come la frequenza naturale, il modulo elastico e la deflessione della punta. Il cambiamento delle proprietà meccaniche indica il degrado dell'integrità strutturale della pala. La correlazione tra la valutazione AE e il danno alla lama è stata ottenuta confrontando le firme AE e le proprietà meccaniche della lama, che sono cambiate durante il test.
Jayantha <i>et al.</i> [146]	2004	In questo articolo una pala di una turbina eolica composita in materiale polimerico rinforzato con fibra di vetro lunga 2,5 m è stata testata a fatica mediante un banco di prova azionato meccanicamente. Il rig utilizza un meccanismo eccentrico a manovella per sottoporre a flessione la lama di uno spostamento costante nella direzione del flapwise per ogni ciclo di carico. Si è potuto constatare che una crepa è nata in una regione della pala in cui le sollecitazioni più elevate erano previste dal modello dettagliato FEM della pala.

Paquette <i>et al.</i> [147]	2007	Il National Wind Technology Center ha studiato la prova strutturale statica di pale di turbine eoliche in fibra di carbonio da 9 m. Le pale sono state montate su un banco di prova e sottoposte a un carico di <i>flessione flapwise</i> per approssimare gli eventi di carico estremi per la classe di vento per cui ciascuna pala è stata progettata. Inoltre, nei test è stata utilizzata una serie di sensori per monitorarne la deformazione, la deflessione, il carico e le emissioni acustiche. I sensori acustici erano in grado di rilevare le aree in cui si stava verificando il danno.
Kim <i>et al.</i> [148]	2011	Sono stati eseguiti i test statici della pala della turbina eolica composita utilizzando i sensori in fibra a reticolo di Bragg (FBG) incorporati per i test delle prestazioni strutturali. Le pale eoliche composite in scala ridotta (scala 1/23), sono state utilizzate per i test per prevedere il comportamento strutturale oltre che per verificare la capacità dei sensori FBG.
Taylor <i>et al.</i> [149] [150]	2012	In questo articolo, il National Wind Technology Center (NWTC) del National Renewable Energy Laboratory (NREL) ha eseguito i test di fatica su scala reale di due pale di turbine eoliche CX-100 da 9 m. Vengono utilizzati sensori di tipo diverso per monitorare le pale, come trasduttori piezoelettrici, accelerometri, sensori acustici ed estensimetri. Le pale sono state sottoposte a eccitazione armonica alla loro prima frequenza naturale, inizialmente al 25% del loro carico di progetto, quindi con carichi in costante aumento fino a quando ciascuna pala ha raggiunto il guasto. I dati sono stati analizzati ed elaborati per identificare l'inizio del danno da fatica e per studiarne la progressione.
Yang <i>et al.</i> [151]	2013	In questo lavoro viene condotta un'indagine strutturale sulla pala di una turbina eolica composita considerando il collasso strutturale in prove statiche a scala reale (40 m), realizzata in vetro E/epossidico per un sistema di turbine eoliche ad asse orizzontale, testandola fino a rottura sotto carico "a ribalta" (flap-wise loading).

**Tabella 3.13** Review di alcuni esempi notevoli in letteratura di test su banchi prova di pale delle turbine eoliche

<b>Autore/i</b>	<b>Anno</b>	<b>Metodo (Tecnica monitoraggio SHM/CM o ispezione)</b>
Sutherland <i>et al.</i> [152]	1994	In questo lavoro i Sandia National Laboratories hanno utilizzato due tecniche NDT, l'emissione acustica e un metodo ottico. L'AE monitora l'energia acustica prodotta dalla lama mentre viene caricata. Il metodo ottico utilizza la shearografia elettronica per misurare le differenze negli spostamenti superficiali tra due stati di carico. I risultati di questa prova hanno dimostrato che queste due tecniche sono in grado di individuare e monitorare sia le regioni ad alto danno che i difetti nella struttura della pala.
Ghoshal <i>et al.</i> [153]	2000	In questo articolo sono testate quattro tecniche basate sulle vibrazioni, utilizzate in un sistema SHM, per rilevare danni sulle pale delle turbine eoliche in fibra di vetro. Queste sono la funzione di trasmittanza, il confronto risonante, la forma di rilevamento operativo e i metodi di propagazione delle onde. I metodi si basano tutti sulla misurazione della risposta alle vibrazioni della lama quando viene eccitata utilizzando attuatori piezoceramici incollati alla pala. La risposta alle vibrazioni della pala viene acquisita utilizzando patch di sensori piezoceramici legati alla lama o un vibrometro doppler laser a scansione (SLDV).

Schulz <i>et al.</i> [154]	2006	E' stato sviluppato un sistema neurale strutturale (SNS) per SHM di pale di turbine eoliche con la collaborazione tra l'Intelligent Mechanisms Laboratory della North Carolina A&T State University e lo Smart Materials Nanotechnology Laboratory presso l'Università di Cincinnati. Il SNS si basa sul monitoraggio di vibrazioni, AE e deformazioni, che è un approccio pratico per SHM a basso costo tipico di grandi strutture composite come le pale. Il vantaggio principale di questo approccio è che molti elementi del sensore possono essere utilizzati con solo 2-4 canali di acquisizione dati. E questo semplifica enormemente SHM. Inoltre, il metodo è passivo, quindi non sono necessari dati pre-danno o forme d'onda diagnostiche. Infine, il metodo è stato testato per identificare l'inizio e la propagazione del danno su una pala di una turbina eolica di 9 m.
Bouid <i>et al.</i> [155]	2015	Si propone un sistema SHM wireless in situ basato su una tecnica di emissione acustica (AE). Utilizzando questa tecnica vengono introdotte una serie di problematiche relative a requisiti di alta frequenza di campionamento, limitazioni nella larghezza di banda di comunicazione, spazio di memoria e risorse di alimentazione. Per superare queste sfide, questo documento si concentra su due aspetti: (1) l'uso di una tecnica SHM wireless in situ in combinazione con l'utilizzo di basse frequenze di campionamento; (2) localizzazione di sorgenti acustiche che potrebbero simulare danni da impatto o crepe udibili causate da oggetti diversi, come impatti di uccelli o forti grandinate, che rappresentano eventi improvvisi di eventi avversi e potrebbero influire sulla salute strutturale di una pala di una turbina eolica.

**Tabella 3.14** Review di alcuni esempi notevoli in letteratura di metodi di monitoraggio SHM/CM di pale delle turbine eoliche

Altre applicazioni sono già state viste all'interno di questa tesi, nei capitoli relativi ad ogni tecnica NDT: ad esempio nella tabella 3.7 vengono applicate tecniche di radiografia a raggi gamma e immagini iperspettrali per l'identificazione di difetti all'interno della pala [69] [70]. Nella tabella 3.9 viene presentato un esempio di applicazione dell'emissione acustica per il monitoraggio delle pale [92]. Infine, nella tabella 3.10 sono presenti esempi di applicazione dei test ad ultrasuoni [95] [97] [98] [102].

### 3.6 Le fondazioni delle turbine eoliche

Le fondazioni, come in tutte le strutture poggianti su terreno, svolgono un ruolo fondamentale. Le caratteristiche di un adeguata struttura di fondazione riguardano sia gli aspetti tecnici che quelli economici (costi) e logistici (facilità dei processi di cantiere).

A questo punto però bisogna distinguere le fondazioni delle turbine onshore da quelle offshore.

Questo perché la differenza fondamentale, da un punto di vista progettuale, tra offshore e onshore, sta proprio nella scelta della fondazione. Risulta intuitivo il fatto che la progettazione, costruzione e monitoraggio sono sfide più complesse nell'eolico offshore. Inoltre, diversamente dai parchi eolici onshore, i costi delle fondazioni sono molto più elevati ed assorbono una grande percentuale del costo totale di un parco eolico offshore [156].

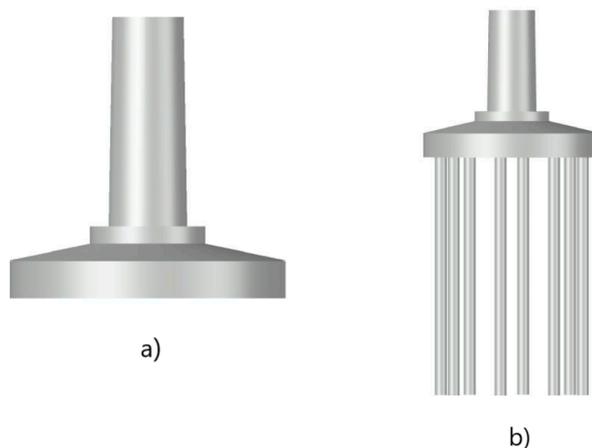
Tali costi, peraltro, saranno anche notevolmente aumentati poiché il futuro parco eolico offshore sarà lontano dalla costa e quindi opererà in acque più profonde. L'aumento dei costi di investimento offshore in funzione della profondità dell'acqua è stimato rispettivamente nella tabella 3.13. Si può notare che le fondazioni così come i suoi costi di installazione possono essere fortemente influenzati dalla profondità dell'acqua.

	Water depth (m)			
	10–20	20–30	30–40	40–50
Turbine	772	772	772	772
Foundation	352	466	625	900
Installation	465	465	605	605
Grid connection	133	133	133	133
Others	79	85	92	105
Total cost	1800	1920	2227	2514

**Tabella 3.13** Variazione dei costi di investimento dell'eolico offshore al variare della profondità dell'acqua in €/kW. (Fonte [156] [157])

Per quanto riguarda le turbine eoliche onshore, le fondazioni si distinguono, come accade per le altre strutture dell'ingegneria civile, in superficiali (o dirette) e profonde.

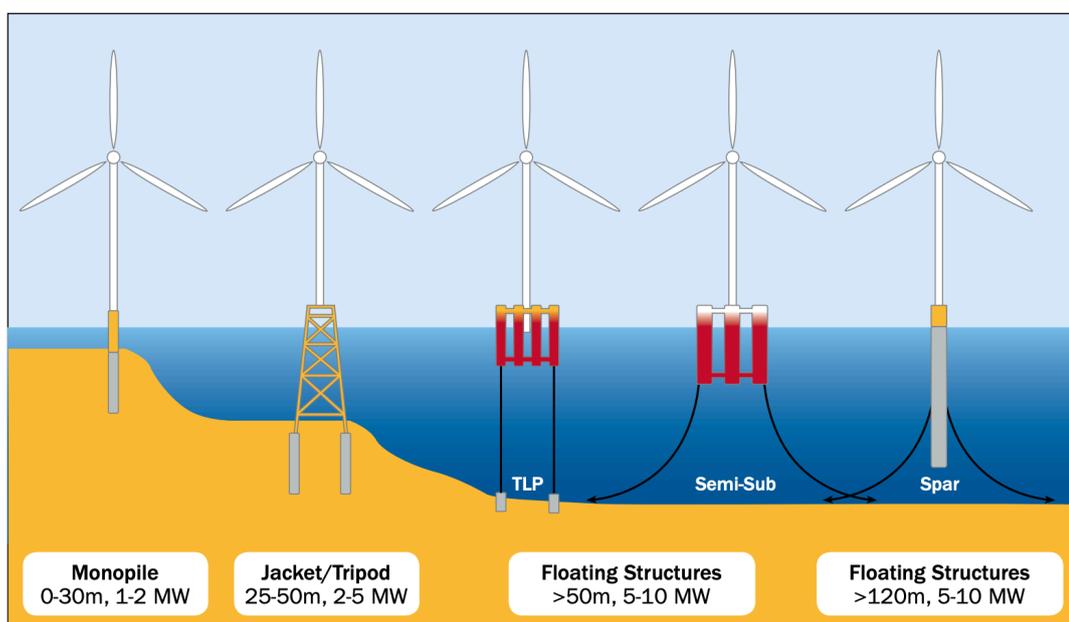
Negli impianti eolici risalenti agli anni '90 sono state impiegate fondazioni di forma quadrata con spessore costante. Questa soluzione però ha evidenziato diversi grossi limiti (danneggiamenti localizzati), per cui sono state utilizzate successivamente forme esagonali e ottagonali, anche con spessore variabile fino a giungere oggi alle più moderne forme circolari, che permettono di posizionare l'armatura in modo omogeneo, in modo da seguire le sollecitazioni sull'intero dominio.



**Figura 3.24** a) Esempio di fondazione diretta b) esempio di fondazione profonda

Nel caso dell'eolico offshore, le tipologie di fondazione sono:

- Fondazioni a gravita, che offrono una discreta rigidezza e quindi permettono piccoli smorzamenti degli sforzi aerodinamici provenienti dal rotore;
- Fondazioni monopalo, che non offre un vincolo rigido, e quindi attenua bene gli sforzi aerodinamici;
- Fondazioni a tripodi, strutture piuttosto leggere e rigide, che offrono poco smorzamento;
- Fondazioni galleggianti.



**Figura 3.25** Fondazioni di una pala eolica offshore al variare della profondità del fondale. [158]

Sia per le turbine onshore che per quelle offshore, la scelta della fondazione dipende dalla posizione e dalle condizioni ambientali.

Ad esempio, la qualità e la resistenza del suolo influenzano le dimensioni e la forma delle fondazioni onshore, mentre la profondità dell'acqua e la distanza dalla costa sono i fattori decisivi per le turbine offshore (figura 3.25).

### **3.6.1 Cause e conseguenze della rottura**

All'interno del contesto della progettazione e dell'esercizio delle turbine eoliche, si è potuto notare, sin dal passato, l'esistenza di due attività parallele, ma di approccio completamente diverso in termini di definizione della vita utile oltre che di programmazione degli interventi di manutenzione.

Volessimo fare una distinzione spaziale della turbina eolica, potremmo dire che esiste una parte fuori terra (propria del mondo industriale) e una parte a contatto con il terreno, ossia le fondazioni (propria del campo civile).

In quest'ultimo campo si è registrata la totale assenza sia di processi di manutenzione che di linee guida per il controllo periodico. Inoltre, essendo le sollecitazioni all'interno delle fondazioni difficili da monitorare, in passato si è presa spesso la strada del sovradimensionamento della fondazione. In un contesto di incertezze delle misure, però, il passaggio verso soluzioni più economiche diventa molto delicato.

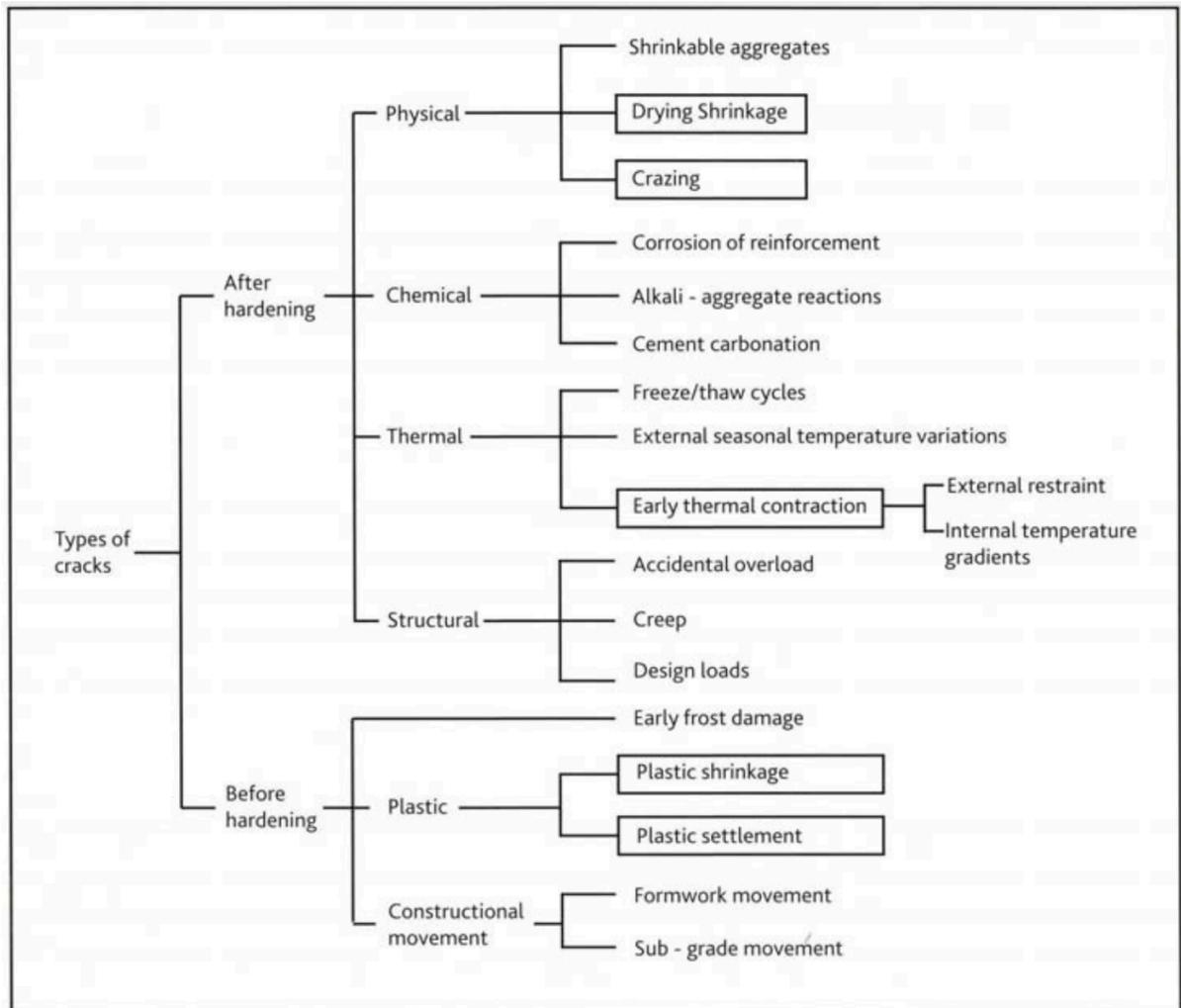
Si è visto, infatti, che tra le ragioni principali dei danni alle fondazioni, c'è una cattiva progettazione strutturale (soluzioni di piccole strutture applicate a quelle moderne di grandi dimensioni) e una non corretta esecuzione di indagini in sito e quindi, applicazione alla fase di progettazione.

Nel caso delle fondazioni, tra i principali problemi a cui bisogna prestare attenzione, oltre a spostamenti e deformazioni eccessive, c'è quello delle fessurazioni.

Esistono svariati tipi di fessurazione, come mostrato in figura 3.26. La maggior parte delle fessure, però, può essere evitata tramite un'attenta progettazione, scelta dei materiali e fase di costruzione.

Chiaramente, come in tutte le strutture in calcestruzzo armato, le fessurazioni in sé non sono il problema, ma piuttosto la loro apertura e il loro controllo.

Infatti, fessurazioni eccessive possono compromettere in maniera irreversibile la sua funzione statica. In ambienti aggressivi la corrosione delle armature potrebbe ridurre fortemente l'area resistente delle stesse diminuendo così la resistenza dell'intero elemento.



**Figura 3.26** Tipi di fessurazioni nelle strutture in calcestruzzo armato [159].

### 3.6.2 SHM Fondazioni delle turbine eoliche

Quando si parla delle fondazioni delle turbine eoliche, bisogna fare una distinzione bisogna introdurre il concetto dello Structural Health Monitoring che, come detto nei capitoli precedenti, a differenza del Condition Monitoring che riguarda il monitoraggio di elementi meccanici rotanti, si basa sul monitoraggio delle strutture, in questo caso delle fondazioni. Spesso quando si parla di SHM, si sottintende l'uso di un approccio vibrazionale, ma si possono introdurre altri metodi non distruttivi.

L'utilizzo di un sistema di monitoraggio online in una struttura in calcestruzzo armato, può portare a una chiara riduzione dei costi di esercizio per tutta la vita di esercizio: l'ispezione classica (visiva) rileva la corrosione quando già il 25% della struttura è danneggiata. Una rete di sensori adeguata rileva la corrosione quando il 5% della struttura è danneggiata [160].

Sono presenti, però, diverse sfide e problematiche all'interno del monitoraggio delle fondazioni di turbine eoliche: per le turbine eoliche onshore, ad esempio, spesso è necessario installare un sistema di monitoraggio durante la costruzione. Le fondazioni, però, spesso vengono gettate in opera da società locali di calcestruzzo e quindi l'installazione di un sistema di sensori richiede la coordinazione tra queste società e vari tecnici.

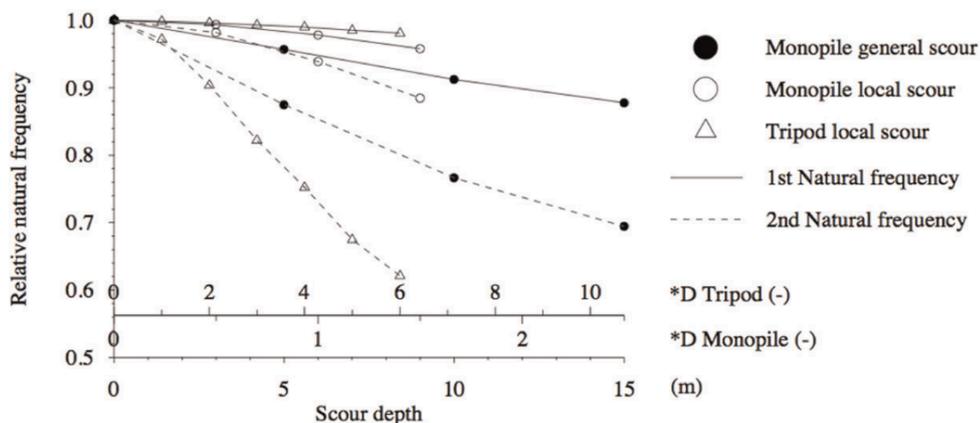
Un'altra sfida riguarda la durata e l'accessibilità dei sensori. Infatti, la sopravvivenza a lungo termine di molti sensori incorporati all'interno del calcestruzzo è ancora da dimostrare [161], e se i sensori si guastano, l'accesso per la manutenzione non è praticabile. Per quanto riguarda le fondazioni di turbine offshore, presentano sfide simili, in quanto i sensori dovrebbero vivere in acqua salata, e quindi richiedono una protezione speciale e particolare manutenzione.

Nella prossima tabella (3.14) verrà presentata una review di alcuni dei tanti esempi di applicazione SHM per le fondazioni di turbine eoliche

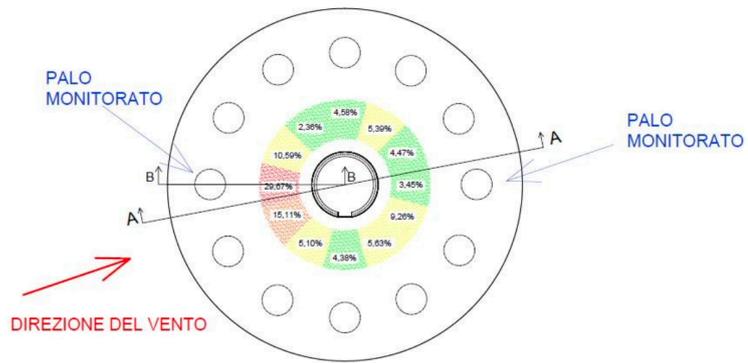
Autore/i	Metodo	Descrizione
Wout Weijtjens et al. [162]	Vibrazionale	Hanno proposto un approccio di monitoraggio delle fondazioni di turbine eoliche offshore basato sulle sue frequenze di risonanza. I problemi chiave sono la variabilità operativa e ambientale delle frequenze di risonanza della turbina che potenzialmente nascondono qualsiasi cambiamento strutturale. Essi hanno utilizzato un modello di regressione non lineare per compensare le variazioni ambientali. Le fondazioni dell'OWT, come detto, sono soggette a dure condizioni offshore, inclusa l'attività delle onde, un ambiente corrosivo, correnti e cambiamenti nel fondo marino, o condizioni del suolo come fenomeni erosivi del fondale vicino al monopalo. La frequenza di risonanza può essere utilizzata per rilevare questi cambiamenti poiché diverse sorgenti indicano che la frequenza di risonanza è una caratteristica sensibile all'erosione (figura 3.27). Inoltre, forti cambiamenti nella frequenza di risonanza possono ridurre la durata della fatica a causa di una maggiore interazione tra rotore e torre.
Xiao <i>et al.</i> [163]	Vibrazionale	Questo articolo presenta una caratterizzazione delle vibrazioni di una turbina eolica (torre) operativa mediante analisi spettrogramma, scalogramma e bi-spettro. I risultati rivelano varie proprietà stocastiche non stazionarie e instabilità dell'accoppiamento dei modi nelle vibrazioni della torre della turbina eolica testata.
C. Devriendt et al. [164]	Vibrazionale	propongono un approccio di monitoraggio continuo e automatizzato per identificare le frequenze e i valori di smorzamento delle modalità fondamentali di una turbina eolica offshore. L'automazione avviene attraverso algoritmi di clustering gerarchico (Machine Learning)

Tim Rubert et al. [165]	Estensimetri ottici	<p>Propongono un sistema di monitoraggio basato sulle deformazioni, utilizzando particolari estensimetri ottici (Fibre Bragg Gratings) posizionate all'interno della gabbia di armatura durante la costruzione. Per fare questo bisogna fare un lavoro preliminare per conoscere a priori quali parti della fondazione (e in particolare delle armature) saranno soggette a tensioni e deformazioni maggiori, per poter costruire un modello agli elementi finiti corretto con cui confrontare i dati del monitoraggio. Un'analisi dettagliata del vento (che rappresenta l'azione più gravosa che agir� sulla torre eolica durante la sua vita utile) restituisce la direzione prevalente (figura 3.28), e quindi la direzione di maggiore sollecitazione delle barre di armatura, che quindi ospiteranno i sensori (figura 3.29).</p> <p>Questa tipologia di sensori, all'interno del calcestruzzo, d� la possibilit� di poter eseguire controlli sia in fase di costruzione, con lo scopo di verificare la corretta esecuzione della struttura, sia in fase di esercizio, in modo da verificare lo stato delle fondazioni per garantire una efficace attivit� di manutenzione.</p>
Marcus Perry et al. [166]	Sensori fibra ottica	<p>Hanno anche loro utilizzato dei sensori a fibra ottica per monitorare la presenza e l'apertura di fessure nel calcestruzzo. I risultati dei sensori interrogati suggeriscono che gli spostamenti dell'apertura della fessura della fondazione rispondono linearmente alle sollecitazioni della torre e sono costantemente inferiori a <math>\pm 5 \mu\text{m}</math>.</p>
Boris RESNIK et al. [167]	Inclinometri	<p>Presentano un metodo per monitorare le fessurazioni e le deformazioni nell'interfaccia torre-fondazione (zona molto delicata, essendo un'area di intensificazione degli sforzi). Si propone l'uso di inclinometri posti all'intero della torre, alla base della fondazione. Come per i sensori di accelerazione, l'energia del segnale e quindi l'ampiezza diminuisce durante la sua propagazione con l'aumentare dei difetti e delle crepe pi� ampie. Con una maggiore perdita di energia del segnale, il rapporto di deviazione standard diminuisce. Quindi questa caratteristica pu� essere utilizzata per valutare le condizioni della struttura. Una rappresentazione schematica � raffigurata in figura 3.30.</p>

**Tabella 3.14** Review di alcuni esempi notevoli SHM per le fondazioni di turbine eoliche



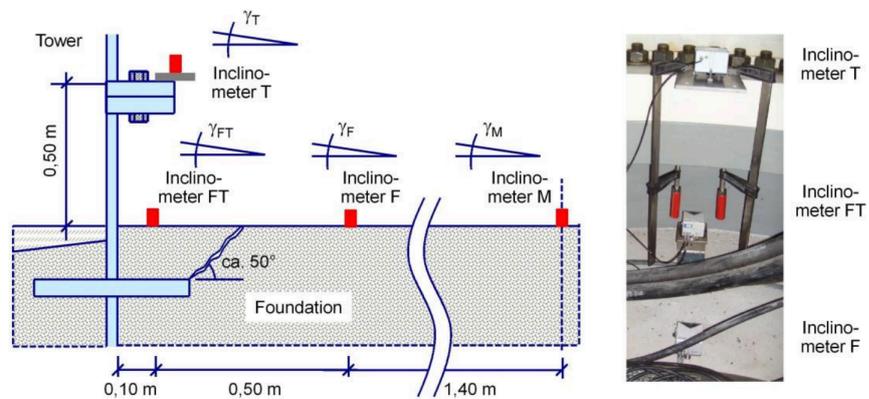
**Figura 3.27** Caduta della frequenza di risonanza con l'aumento della profondit  di erosione [162]



**Figura 3.28** Individuazione della direzione del vento prevalente



**Figura 3.29** Installazione di un sensore su un palo



**Figura 3.30** Esempio di sistema di monitoraggio con l'uso di inclinometri [167]

## 4. APPROCCI CON MACHINE LEARNING

Il *machine learning* (ML) è una branca dell'intelligenza artificiale che raccoglie metodi sviluppati negli ultimi decenni del XX secolo in varie comunità scientifiche, sotto diversi nomi quali: statistica computazionale, riconoscimento di pattern, reti neurali artificiali, teoria dei sistemi dinamici, data mining e algoritmi adattivi, che utilizza metodi statistici per migliorare la performance di un algoritmo nell'identificare pattern nei dati.

Gli algoritmi di machine learning, quindi, utilizzano metodi computazionali per "apprendere" le informazioni direttamente dai dati senza fare affidamento su un'equazione predeterminata come modello. Gli algoritmi migliorano in modo adattivo le loro prestazioni all'aumentare del numero di campioni disponibili per l'apprendimento.

Il ML viene utilizzato in tutte quelle situazioni in cui la scrittura di un algoritmo esplicito risulti estremamente sconveniente per vari motivi, come ad esempio una quantità eccessiva di regole complesse di cui tenere conto o lo studio di una grande mole di dati di cui non si conosce precisamente la correlazione.

In campo industriale (e quindi anche nel contesto delle turbine eoliche), questo approccio viene utilizzato per lo sviluppo di un'efficiente manutenzione predittiva.

Il machine learning utilizza due tipi di tecniche [168]:

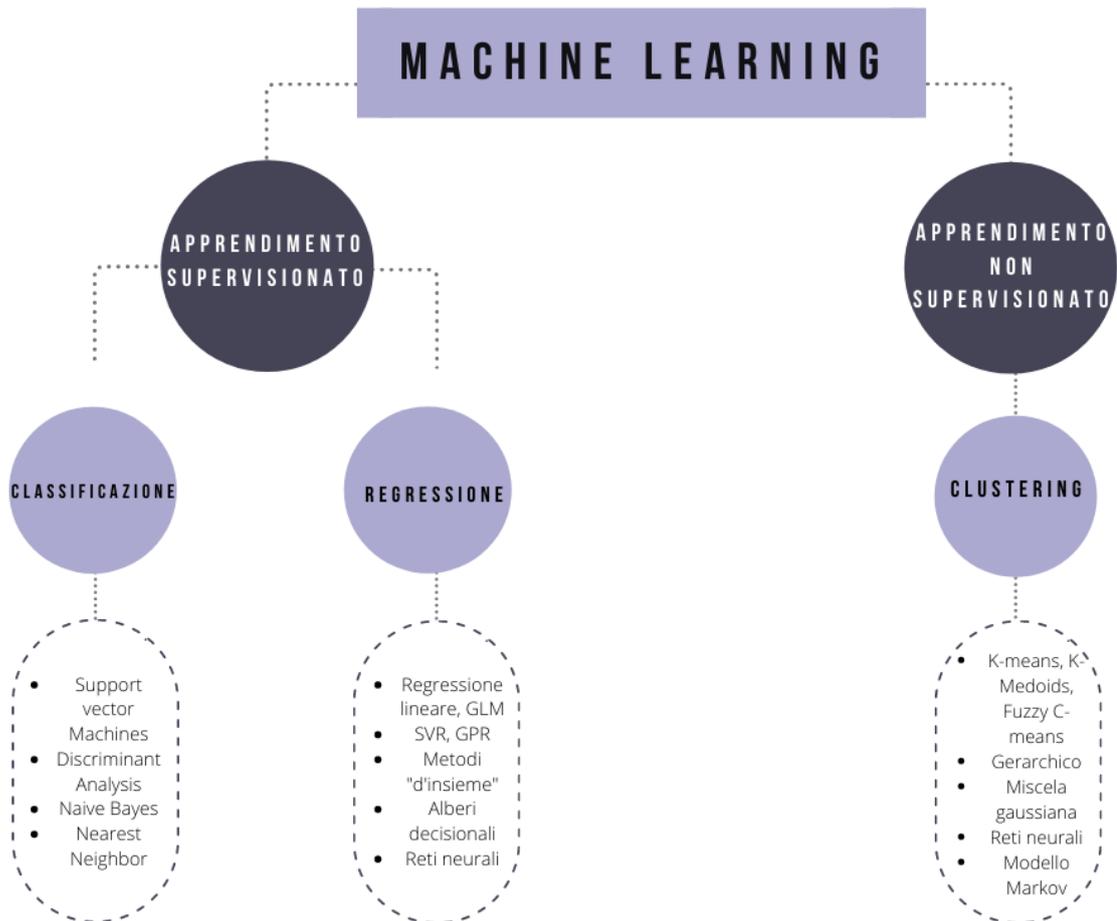
- Apprendimento supervisionato, in cui il modello viene addestrato in base a dati di input e output noti in modo che possa prevedere gli output futuri. Si utilizza questo approccio quando si dispone di quei dati esistenti di output che si cercano di prevedere. Per quanto motivo, è di difficile utilizzo nel caso del monitoraggio di componenti di una turbina eolica.
- Apprendimento non supervisionato, che trova modelli nascosti o strutture intrinseche soltanto nei dati di input senza risposte etichettate. E' utile quando si desidera esplorare i dati ma non si ha ancora un obiettivo specifico o non si è sicuri di quali informazioni contengono i dati. È anche un buon modo per ridurre le dimensioni dei dati. Per questi motivi, è l'approccio più usato nel trattamento dei dati di vibrazione (o emissioni acustiche) dei componenti delle turbine eoliche per una manutenzione predittiva.

L'apprendimento supervisionato utilizza le tecniche di *classificazione* e *regressione* per sviluppare un modello predittivo. Le tecniche di classificazione classificano i dati di input in categorie e prevedono una risposta discreta (ad esempio componente guasto o non guasto), mentre le tecniche di regressione prevedono risposte continue, come ad esempio variazioni di temperatura.

L'apprendimento non supervisionato utilizza la tecnica del *clustering*, utilizzata per l'analisi esplorativa dei dati per trovare modelli nascosti o raggruppamenti nei dati di input. In figura 4.1 vengono presentate le diverse tecniche per il ML e i relativi algoritmi per la loro implementazione pratica. Nella tabella 4.1, invece, verrà presentata una review dei metodi di monitoraggio basati sul Machine Learning.

Nelle tabelle 4.1 e 4.2 verrà presentata una review delle tecniche con ML supervisionato e non supervisionato. Nuovamente, essendo la letteratura scientifica molto vasta in merito, oltre che in continua evoluzione, non sarà possibile riportare ogni singolo riferimento riscontrato, ma saranno riportati a titolo di esempio solo alcuni esempi, considerando come

criterio di scelta il numero di citazioni (più di 30), con qualche eccezione in cui la chiarezza di esposizione dell'applicazione di metodi descritti successivamente merita la citazione in questo lavoro.



**Figura 4.1** Schema di suddivisione dei principali algoritmi di Machine Learning

Come si può vedere in figura 4.1, ci sono diversi algoritmi disponibili per un approccio Machine Learning, tutti con una propria metodologia di addestramento del modello. Non esiste un algoritmo migliore di altri che può essere scelto a priori: spesso la selezione di un algoritmo di apprendimento automatico è un processo di tentativi ed errori. È anche un compromesso tra caratteristiche specifiche degli algoritmi, come ad esempio:

- Velocità di addestramento;
- Utilizzo della memoria;
- Precisione predittiva sui nuovi dati;
- Trasparenza o interpretabilità;

Support Vector Machines e le Reti Neurali sono due modelli molto comuni utilizzati per la diagnostica e la prognosi [169]. In particolare, le Reti Neurali sono state ampiamente utilizzate nel settore dell'energia eolica per la previsione (ad esempio la previsione della

velocità del vento), il controllo (ad esempio della potenza in uscita delle turbine eoliche), l'identificazione e la valutazione (ad esempio la diagnosi dei guasti) [169].

#### 4.1. Algoritmi di Apprendimento non supervisionato: Clustering

Il clustering, come detto, è la tecnica di apprendimento non supervisionato più comune. E' il processo di raggruppamento di oggetti simili in gruppi diversi o, in altre parole, il partizionamento di un set di dati in sottoinsiemi, in modo che i dati in ciascun sottoinsieme abbiano caratteristiche o proprietà simili [170].

Il clustering è molto importante in quanto determina il raggruppamento intrinseco dati non etichettati, derivati da distribuzioni gaussiane. Non ci sono criteri per un buon raggruppamento: dipenderà dall'utente quali sono i criteri che può utilizzare per soddisfare le sue esigenze. Ad esempio, si potrebbe essere interessati a trovare rappresentanti per gruppi omogenei (riduzione dei dati) o nel trovare oggetti dati insoliti (rilevamento di anomalie).

Gli algoritmi di clustering possono essere divisi, in base a come viene diviso lo spazio, in gerarchici o partizionali:

Nei metodi gerarchici, i cluster formati formano una struttura ad albero basata, appunto, sulla gerarchia. Vengono creati nuovi cluster utilizzando quelli precedentemente formati. Nei metodi di partizionamento si suddividono gli oggetti in  $k$  cluster e ogni partizione forma un cluster. Questo metodo viene utilizzato per ottimizzare una funzione di somiglianza di un criterio oggettivo. Esempi di questi metodi sono gli algoritmi K-Means e K-Medoids.

##### 4.1.1 K-Means , K-Medoids e Fuzzy c-Means Clustering

L'algoritmo di clustering K-Means partiziona i dati in  $k$  cluster e assegna ogni punto (o dato) al cluster il cui centro (chiamato anche centroide) è più vicino (figura 4.2). Il centro è la media di tutti i punti del cluster, ovvero le sue coordinate sono la media aritmetica per ciascuna dimensione separatamente su tutti i punti del cluster. Quanto bene un punto si adatta a un cluster, quindi, è determinato dalla distanza da quel punto al centro del cluster.

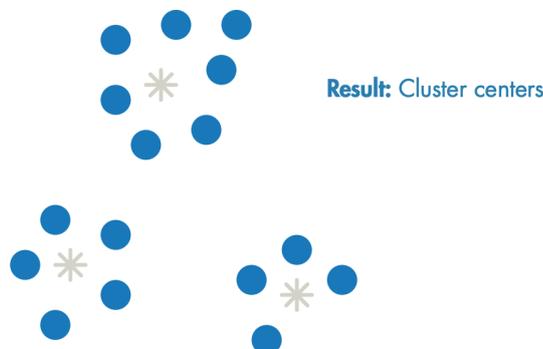


Figura 4.2 Rappresentazione dei centroidi nel caso del k-means.

In questo caso, a differenza dei metodi gerarchici, l'assegnazione di un oggetto ad un cluster non è irrevocabile: se l'allocazione iniziale non risulta idonea le unità vengono riassegnate ad un diverso cluster; in questo modo, ad ogni iterazione, l'algoritmo ricalcola la partizione ottenuta. Solitamente, scelta una partizione iniziale, si cerca di migliorarla in funzione del criterio di minimizzazione della varianza interna. La procedura di allocazione avviene tramite l'ottimizzazione di una funzione obiettivo espressa in termini di scomposizione della devianza totale: l'algoritmo ricerca la partizione che garantisce massima coesione interna tra le unità. Il processo prevede una prima partizione mediante l'individuazione di  $k$  poli provvisori e l'allocazione delle unità statistiche ai poli più vicini, in modo da formare i primi  $k$  cluster. Successivamente si trova computazionalmente il baricentro di ogni gruppo e, per ogni gruppo, si calcola la varianza interna considerando i baricentri appena calcolati come nuovi centri provvisori. Calcolando la distanza euclidea tra ogni punto ed il suo centroide, se l'algoritmo individua che tale punto è più vicino ad un altro dei  $k$  centroidi, allora viene riassegnato.

Tale procedimento di riallocazione delle unità viene iterato fino a quando l'algoritmo converge, cioè fino a quando non ci sarà più alcun spostamento di centroidi. L'algoritmo iterativo individua un punto di minimo della funzione obiettivo che definisce il numero di iterazioni necessario a minimizzare la devianza.

Quindi, l'algoritmo lavora con i seguenti step:

1. Inizialmente si inizializzano  $k$  punti (medie), casualmente;
2. Si classifica ogni elemento alla sua media più vicina e si aggiornano le coordinate della media, che sono le medie degli elementi classificati fino a quel momento;
3. Si itera il processo fino al raggiungimento della convergenza.

I tipici criteri di convergenza, in questo tipo di clustering sono i seguenti:

- Nessun cambiamento nella matrice della varianza;
- la differenza fra i valori della funzione obiettivo in due iterazioni successive non supera una soglia prefissata (limitazione ad un certo numero di step).

L'algoritmo presenta i seguenti vantaggi e svantaggi:

In generale si può affermare che converge molto velocemente: si è osservato infatti che di solito il numero di iterazioni è minore del numero di punti.

Tuttavia, l'algoritmo può essere molto lento nel caso peggiore: D. Arthur e S. Vassilvitskii [171] hanno mostrato che esistono certi insiemi di punti per i quali l'algoritmo impiega un tempo "superpolinomiale"  $2^{\Omega(\sqrt{n})}$  a convergere.

Più recentemente, A. Vattani [172] ha migliorato questo risultato, mostrando che l'algoritmo può impiegare un tempo esponenziale  $2^{\Omega(n)}$  a convergere anche per certi insiemi di punti sul piano.

In termini di qualità delle soluzioni l'algoritmo potrebbe convergere ad un ottimo locale (e non globale): la qualità della soluzione finale dipende largamente dall'insieme di gruppi iniziale e può, in pratica, ottenere una soluzione ben peggiore dell'ottimo globale. Però, dato che l'algoritmo è di solito molto veloce, è possibile applicarlo più volte e scegliere la soluzione più soddisfacente fra quelle prodotte. Inoltre, un altro svantaggio, è che l'algoritmo funziona bene solo quando sono individuabili gruppi sferici nei dati.

Per tutti questi motivi, il migliore uso del K-Means clustering avviene quando:

- Si conosce a priori il numero di cluster;
- Si vuole raggruppare rapidamente un grande set di dati.

Il K-Medoids clustering è molto simile al K-Means: sono entrambi degli algoritmi partizionali e cercano di minimizzare l'errore quadratico medio, la distanza tra punti di un cluster e il punto designato per esserne il centro. La differenza sta proprio in quest'ultimo: In K-means il punto è "artificiale", infatti è il baricentro di tutti i punti nel cluster, mentre nel K-medoids è usato il punto, tra quelli dati, collocato "più centralmente", in questo modo il centro è uno dei dati osservati (Figura 4.3).

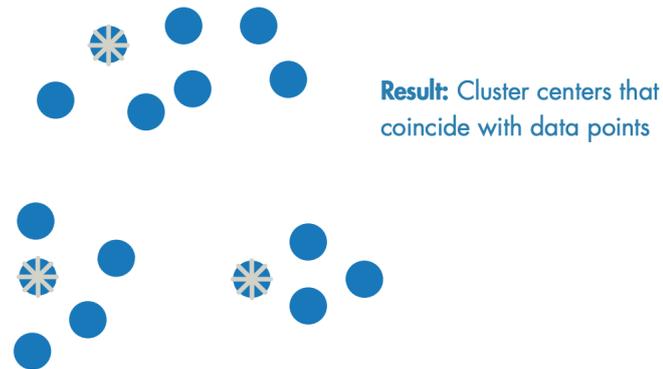


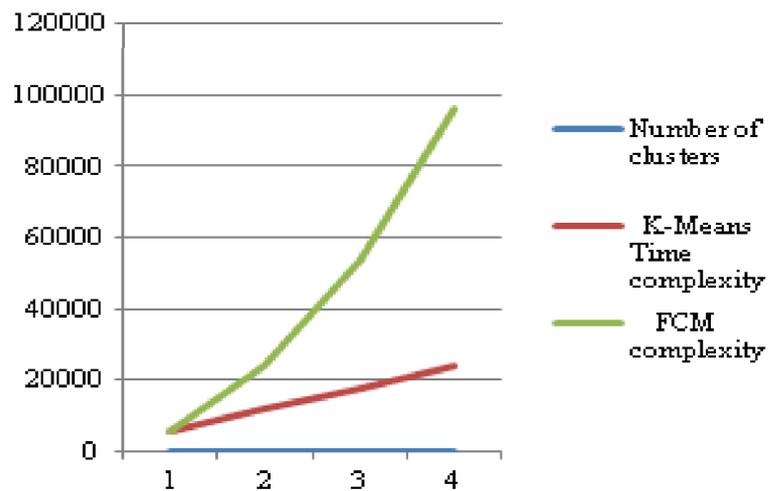
Figura 4.3 Rappresentazione dei centri dei cluster, nel caso di K-Medoids clustering

Un *medoid* si può definire come quell'elemento di un cluster la cui dissimilarità media rispetto a tutti gli oggetti nel cluster è minima, in questo modo esso viene preso come il punto più centrale di un certo insieme di punti.

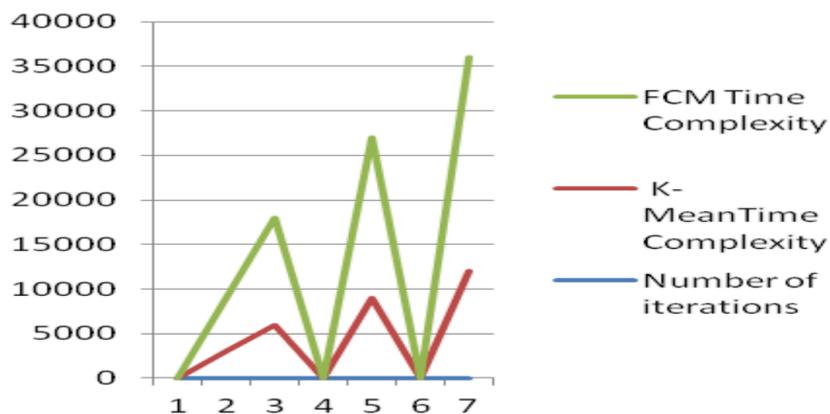
Il metodo K-medoids è più robusto del k-mean in presenza di rumore e valori anomali perché è meno influenzato da valori anomali o altri valori estremi rispetto a una media [170].

Anche il Fuzzy c-Means (FCM) è un algoritmo molto simile al k-means: è un clustering basato su partizioni in cui, però, ogni dato fa parte di tutti i cluster con vari gradi di appartenenza fuzzy tra 0 e 1. Questo grado di appartenenza è determinato da quanto questo punto sia lontano dai centroidi di ogni cluster. Per cui un dato può far parte di tutti i cluster ma con gradi che possono variare.

Da un punto di vista della complessità temporale, secondo Soumi Ghosh e Sanjay Kumar Dubey [173] l'algoritmo FCM risulta inferiore rispetto k-means a causa proprio del coinvolgimento dei calcoli delle misure del grado di appartenenza (Figure [4.4, 4.5])



**Figura 4.4** Complessità temporale di FCM e K-Means facendo variare il numero di clusters (Fonte [173]).



**Figura 4.5** Complessità temporale di FCM e K-Means facendo variare il numero di iterazioni (Fonte [173]).

In generale, è consigliato l'uso di FCM:

- Quando si conosce a priori il numero di cluster;
- Per il riconoscimento dei pattern;
- Quando si è in presenza di cluster sovrapposti.

## 4.2 Algoritmi di Apprendimento Supervisionato

Come detto in precedenza gli algoritmi di apprendimento supervisionato utilizzano sia dei dati di input (set di addestramento) che gli output (risposte note ai dati) per addestrare un modello e generare previsioni di risposta a nuovi dati di input. Di conseguenza si utilizza questo approccio solo se si dispone di dati esistenti per l'output che si sta cercando. In diversi campi dell'ingegneria, questo può risultare molto difficile e/o economico. Nel caso ad esempio di strutture civili, è difficile avere informazioni sui sistemi danneggiati e prevedere tutti i possibili danni. In campo industriale, ad esempio nel caso di componenti

meccanici, potrebbe essere molto dispendioso da un punto di vista economico, in quanto i dati di output che servono dovrebbero essere generati da specifiche prove di laboratorio.

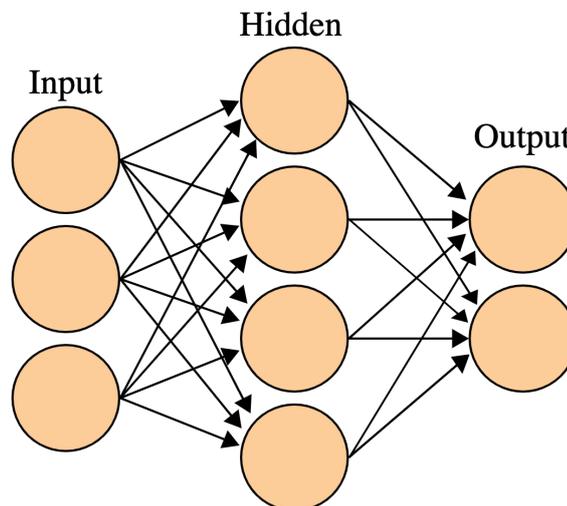
Una delle tecniche più diffuse di apprendimento supervisionato è la rete neurale artificiale (in inglese *Artificial Neural Network*, ANN). Come visto in figura 4.1, questa tecnica ha capacità predittive sia su problemi di classificazioni che di regressione.

Ispirato al funzionamento del cervello, in particolare alla semplificazione della rete neurale biologica, si tratta di un algoritmo con architettura a strati.

Tutte le reti neurali, infatti, sono composte da almeno tre strati (Figura 4.6)

- Un input layer, ovvero i dati di ingresso
- Uno o più hidden layer, cioè dove avviene la vera e propria elaborazione.
- Un output layer, dove è contenuto il risultato finale.

Ogni strato è formato da unità computazionali, dette neuroni (o nodi). I nodi sono connessi a tutti i nodi del layer successivo e nell'algoritmo queste connessioni vengono "pesate" attraverso fattori moltiplicativi, che indicano la "forza" della connessione stessa.



**Figura 4.6** Rappresentazione schematica di una rete neurale artificiale. (Di Cburnett - Opera propria <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=1496812>)

I neuroni ricevono, quindi, una serie di input (dall'esterno o da altri neuroni del layer precedente) ed inviano un solo output nel caso in cui la somma degli input raggiunga una certa soglia di attivazione. Gli input  $x$  sono tutti segnali binari (0 se non si è superata la soglia oppure 1) opportunamente pesati con un fattore  $w$  e sommati.

$$z = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (15)$$

Se la soglia di attivazione viene superata, allora l'output binario assume la forma  $y = k(\sum_{i=1}^n w_i x_i)$ , dove  $k \cdot z$  rappresenta la funzione lineare o non lineare propria del neurone.

La fase di addestramento dell'algorithm avverrà modificando in modo iterativo i punti di forza delle connessioni in modo che gli input dati siano mappati alla risposta corretta.

L'uso dell'algorithm ANN sarà molto efficace:

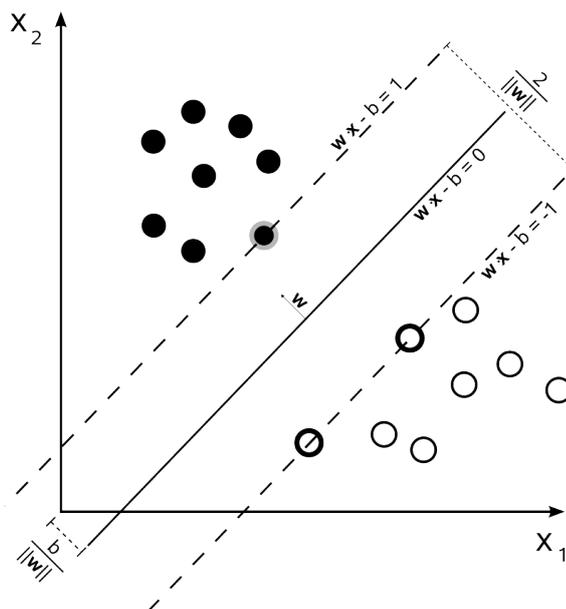
- Per la modellazione di sistemi altamente non lineari;
- Quando i dati sono disponibili in modo incrementale e si desidera aggiornare costantemente il modello;
- Quando potrebbero verificarsi cambiamenti imprevisi nei dati di input;

D'altra parte, le reti neurali presentano i seguenti svantaggi:

- Hanno difficoltà a trattare variabili categoriche con molti valori diversi, quindi i dataset dovranno essere normalizzati;
- Possono richiedere tempi di addestramento molto lunghi;
- Poca trasparenza nel processamento dei dati;
- Sono computazionalmente onerose;

Un'altra tecnica di apprendimento supervisionato molto usata nel campo del machine learning è quella delle Macchine a Vettori di Supporto (*Support Vector Machines, SVM*). Anche in questo caso, come per le reti neurali, possono essere utilizzate sia per problemi di classificazione che per quelli di regressione anche se, per come nascono, ottengono la massima efficacia nei problemi di classificazione binari (lineari).

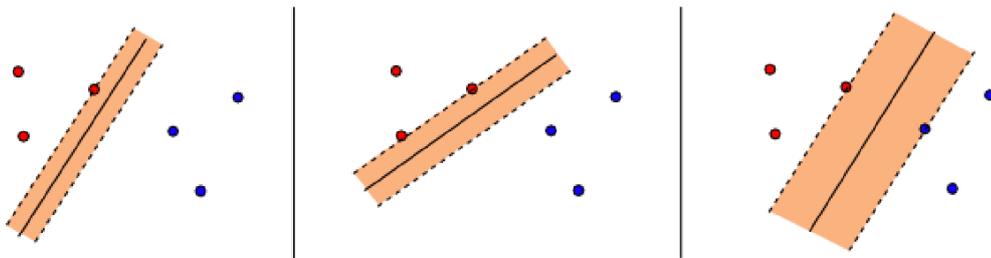
L'SVM, infatti, è basato sull'idea di trovare un iperpiano (o limite di decisione lineare) che divida al meglio un set di dati in due classi. L'iperpiano, in uno spazio bidimensionale, è visto come una linea, mentre in uno spazio tridimensionale diventa un piano. I vettori di supporto sono i punti dati più vicini all'iperpiano. Questi punti dipendono dal set di dati che si sta analizzando e se vengono rimossi o modificati modificano la posizione dell'iperpiano divisorio. Per questo motivo, possono essere considerati gli elementi critici di un insieme di dati. L'iperpiano, quindi viene tracciato alla metà del margine, definito come la distanza tra i vettori di supporto di due classi differenti più vicini all'iperpiano (Figura 4.7).



**Figura 4.7** Esempio di separazione lineare, usando le SVM. (Public domain, from [https://it.wikipedia.org/wiki/Macchine\\_a\\_vettori\\_di\\_supporto](https://it.wikipedia.org/wiki/Macchine_a_vettori_di_supporto))

Per fare questo, l'SVM utilizza i seguenti step:

- Cerca un iperpiano linearmente separabile che separa i valori di una classe dall'altra. Se ne esiste più di uno, cercherà quello che il margine più alto con i vettori di supporto per migliorare l'accuratezza del modello (figura 4.8). Possiamo difatti notare che l'iperpiano con margine maggiore consente di ridurre il numero di classificazioni errate in fase di test.
- Se l'iperpiano non esiste, l'SVM utilizza una mappatura non lineare per trasformare i dati di addestramento in una dimensione superiore (se in due dimensioni, valuterà i dati in tre dimensioni). In questo modo, i dati di due classi possono sempre essere separati da un iperpiano.



**Figura 4.8** Iperpiani separatori: Solo nell'ultimo caso l'iperpiano è ottimale (ha margine maggiore) [174]

L'iperpiano ottimale si può definire come un prodotto scalare multidimensionale, che in forma compatta [175]:

$$\vec{w} * \vec{x} = 0 \quad (16)$$

dove  $w$  è il vettore peso e  $x$  è il vettore delle caratteristiche dei dati di input. L'equazione può anche essere scritta:

$$w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n = 0 \quad (17)$$

In generale, quindi, in  $n$  dimensioni un iperpiano di separazione è una combinazione lineare di tutte le dimensioni uguagliate a 0.

Banalmente, nello spazio bidimensionale, l'espressione (17) diventa:

$$w_1x_1 + w_2x_2 = 0 \quad (18)$$

Oltre alla classificazione lineare vista fino ad adesso, è possibile fare uso delle SVM per svolgere efficacemente la classificazione non lineare utilizzando, però, il metodo Kernel, mappando implicitamente i loro ingressi in uno spazio delle caratteristiche multidimensionale.

I principali vantaggi delle SVM sono [176]:

- Efficienza in dimensioni spaziali elevate;
- Efficienza della memoria: Poiché solo un sottoinsieme dei punti di addestramento viene utilizzato nel processo decisionale effettivo di assegnazione di nuovi membri: solo questi punti devono essere considerati quando si prendono decisioni.
- Versatilità: infatti la separazione di classi è spesso altamente non lineare. Con il metodo Kernel si ha una maggiore performance di classificazione.

Invece, l'uso delle SVM porta ai seguenti svantaggi:

- E' un metodo non probabilistico: poiché il classificatore funziona posizionando gli oggetti sopra e sotto un iperpiano di classificazione, non esiste un'interpretazione probabilistica per l'appartenenza al gruppo;
- Interpretazione non semplice e mancanza di trasparenza dei dati. L'interpretazione, però, può essere facilitata da una corretta visualizzazione grafica.

Autore/i	Metodo ( <i>Supervised Learning</i> )
Zarei <i>et al.</i> [177]	Utilizzo del segnale di vibrazione nel dominio del tempo (minore sforzo computazionale) e reti neurali artificiali (ANN) per rilevare e classificare i guasti dei cuscinetti. Vengono, però, studiati solo difetti "artificiali".
Widodo <i>et al.</i> [178]	In questo articolo viene utilizzata la trasformata wavelet discreta per pre-elaborare il segnale di corrente e successivamente il <i>Support Vector Machine</i> per la classificazione dei guasti.
Kusiak <i>et al.</i> [179]	Questo documento esplora i dati sui guasti forniti dal sistema di controllo di supervisione e acquisizione dati (SCADA) e offre la previsione dei guasti a tre livelli, attraverso l'utilizzo del <i>Support Vector Machine</i> : (1) previsione dei guasti o non-guasti; (2) categoria di guasto (gravità); e (3) la previsione dei guasti specifici.
Ibrahim <i>et al.</i> [180]	In questo lavoro vengono applicate reti neurali artificiali per identificare i guasti in condizioni transitorie. La fattibilità dell'algoritmo di rilevamento è dimostrata con un modello di turbina eolica SIMULINK. Viene proposto un framework per sviluppare e addestrare l'algoritmo per diverse velocità di rotazione del rotore. Uno studio di simulazione dimostra la capacità dell'algoritmo non solo di rilevare i guasti, ma anche di identificare la gravità dei guasti come richiesto per la prognosi.

Ziani <i>et al.</i> [181]	Questo studio viene presentato per confrontare le prestazioni del rilevamento dei guasti dei cuscinetti utilizzando reti neurali artificiali (ANN) e algoritmi genetici (GA). Vengono elaborati per l'estrazione delle caratteristiche i segnali di vibrazione nel dominio del tempo di una macchina rotante con cuscinetti normali e difettosi. Le caratteristiche estratte dai segnali preelaborati vengono utilizzate come input al classificatore ANN per il riconoscimento di cinque classi (una normale e quattro con diversi livelli di errore).
Chen <i>et al.</i> [182]	Propongono un modello prognostico in grado di predire la RUL (Remaining Useful Life) in mancanza di dati. Il modello è basato su una Support Vector Machine multivariabile.
Soualhi <i>et al.</i> [183]	Questo articolo presenta un approccio per il monitoraggio dei cuscinetti a sfera che combina la trasformata di Hilbert-Huang (HHT) per estrarre nuovi indicatori di salute da segnali di vibrazione stazionari/non stazionari, la Support Vector Machine (SVM) per rilevare gli stati di degrado e la diagnostica e la regressione del vettore di supporto (SVR) per la stima del RUL.
Wang <i>et al.</i> [184]	In questo documento viene esaminata la fattibilità del monitoraggio dello stato di salute dei riduttori delle turbine eoliche (WT) sulla base dei dati sulla pressione del lubrificante nel sistema SCADA. Viene sviluppato un framework basato sulla rete neurale profonda (DNN) per monitorare le condizioni dei riduttori WT e identificare i loro imminenti guasti. Per modellare la pressione del lubrificante vengono applicati sei algoritmi di data mining, tra cui le macchine vettoriali di supporto, rete neurale superficiale e DNN. Viene condotta un'analisi comparativa dei modelli basati sui dati sviluppati e il modello DNN è il più accurato. L'efficacia dell'approccio di monitoraggio proposto è dimostrata esaminando casi reali provenienti da parchi eolici in Cina.
Jiménez <i>et al.</i> [185]	La principale novità presentata in questo documento è stata l'applicazione di un approccio Machine Learning per rilevare e diagnosticare la delaminazione nelle pale delle turbine eoliche. L'approccio si basa sull'elaborazione del segnale di onde guidate e sul riconoscimento di modelli multiclasse mediante l'apprendimento automatico. I classificatori sono analisi discriminante quadratica, k-nearest neighbors, alberi decisionali e ANN.
Yampikulsakul <i>et al.</i> [186]	Questo studio propone di utilizzare un metodo statistico per un monitoraggio efficace delle condizioni. Si modella la risposta della turbina eolica in funzione delle variabili meteorologiche, utilizzando un metodo di regressione non parametrico denominato regressione vettoriale di supporto dei minimi quadrati ( <i>least squares support vector regression</i> ), basandosi, quindi, su set di dati contaminati da valori anomali. Determinano i limiti decisionali per distinguere le condizioni difettose dalle condizioni normali esaminando le variazioni nelle risposte operative che sono significativamente influenzate dal clima esterno.
Clifton <i>et al.</i> [187]	In questo articolo si utilizza un approccio con ML non per un vero e proprio CM, ma per provare a ridurre significativamente la distorsione nelle previsioni di potenza che si verificano a causa della diversa turbolenza e taglio nel nuovo sito, rispetto al sito di prova. È noto, infatti, che la potenza erogata dalle turbine eoliche è una forte funzione della velocità del vento, ma è anche influenzata dalla turbolenza e dal taglio. In questo lavoro vengono utilizzate nuove simulazioni aerostutturali di una turbina generica da 1,5 MW per classificare le influenze atmosferiche sulla potenza. La più significativa è la velocità del vento all'altezza del mozzo, seguita dall'intensità della turbolenza all'altezza del mozzo e quindi dalla velocità del vento di taglio attraverso il disco del rotore. Questi dati di simulazione vengono utilizzati per addestrare alberi di regressione che prevedono la risposta della turbina per qualsiasi combinazione di

	velocità del vento, intensità della turbolenza e taglio del vento che ci si potrebbe aspettare in un sito di turbina.
Leahy <i>et al.</i> [188]	In questo articolo, i dati sono ottenuti dal sistema SCADA di una turbina nel sud-est dell'Irlanda. I dati di guasto e allarme vengono filtrati e analizzati insieme alla curva di potenza per identificare i periodi di funzionamento nominale e guasto. Vengono quindi applicate tecniche di classificazione per riconoscere guasti e un funzionamento senza guasti tenendo conto di altri dati SCADA come i dati di temperatura, passo e rotore.
Jiménez <i>et al.</i> [189]	Questo articolo presenta un nuovo approccio per rilevare e classificare lo spessore del ghiaccio (uno dei principali problemi che le aziende energetiche hanno nei climi freddi) basato sul riconoscimento di modelli attraverso onde ultrasoniche guidate e ML. Una classificazione supervisionata è stata eseguita tramite l'apprendimento automatico con venti classificatori come Albero decisionale, Analisi discriminante, SVM, K-Nearest Neighbours e Classificatori di insieme.
Elasha <i>et al.</i> [190]	Questo documento propone di combinare due tecniche di ML supervisionato (modello di regressione e modello di rete neurale artificiale multistrato), per prevedere il RUL di un riduttore operativo di una turbina eolica utilizzando misurazioni delle vibrazioni.
Carroll <i>et al.</i> [191]	Questa ricerca studia la previsione del guasto e della vita utile residua (RUL) dei riduttori per le moderne turbine eoliche. Il guasto e il RUL sono previsti attraverso l'uso di tecniche di apprendimento automatico e grandi quantità di dati SCADA e dati sulle vibrazioni etichettati. La novità di questo lavoro deriva dall'accesso a uno dei database operativi e di affidabilità delle turbine eoliche più grandi al mondo, contenente migliaia di esempi di guasti del cambio di turbine e dati SCADA e vibrazioni completi per la creazione di tali guasti. Viene mostrato che le reti neurali artificiali forniscono la previsione di guasto e RUL più accurata tra tre tecniche di apprendimento automatico sperimentate
Hu <i>et al.</i> [192]	Per il rilevamento di eventi problematici durante il funzionamento (interazioni delle specie volanti con gli impianti di energia eolica), è fondamentale un sistema automatico per il monitoraggio continuo delle collisioni delle pale. Viene sviluppato e testato con successo un sistema multi-sensore in grado di fornire il rilevamento delle collisioni in tempo reale utilizzando sensori di vibrazione integrati. Viene proposto un robusto algoritmo di rilevamento automatico basato sulla Support Vector Machine.
Yeh <i>et al.</i> [193]	Questo documento propone un metodo basato su ML per prevedere i tempi di manutenzione "a ciclo lungo" ( <i>Long Cycle Maintenance</i> ) delle turbine eoliche per una gestione efficiente nell'azienda elettrica e quindi massimizzare il profitto. I dati dei sensori, inclusi dati operativi, dati sui tempi di manutenzione e codici evento, vengono raccolti da 31 turbine eoliche in due parchi eolici. L'addestramento avviene attraverso il modello predittivo basato sulla rete neurale convoluzionale (CNN) e sulla macchina vettoriale di supporto (SVM).
Elforjani <i>et al.</i> [194]	Questo lavoro impiega tre tecniche di apprendimento automatico supervisionato per la stima del RUL attraverso l'analisi delle emissioni acustiche: le tre tecniche (Support Vector Machine per la Regressione (SVMR), il modello della rete neurale artificiale multistrato (ANN) e la regressione del processo gaussiano (GPR)) correlano le caratteristiche AE con la corrispondente usura naturale dei cuscinetti durante una serie di esperimenti di laboratorio.

Huang <i>et al.</i> [120]	Questo documento applica un metodo ibrido tra l'analisi Wavelet e le Reti Neurali ( <i>Wavelet Neural Network</i> , WNN) per la diagnosi dei guasti per un riduttore di turbine eoliche. Si studia il meccanismo di vibrazione del cambio e il gruppo di parametri che riflette la caratteristica di guasto, quindi vengono ottenuti i campioni di guasto standard (campioni di addestramento) e i campioni di simulazione (campioni di prova). Successivamente applicano il metodo WNN per eseguire la diagnosi.
Yang <i>et al.</i> [121]	Vengono discussi l'analisi delle vibrazioni per il cambio della turbina eolica, il metodo wavelet per il denoising, i principi essenziali di un tipo di rete neurale e le sue caratteristiche, per diagnosi dei guasti del cambio. I segnali di vibrazione testati vengono "puliti" mediante il metodo di denoising wavelet e quindi come dati come input alla rete neurale. Utilizzando la classica rete neurale, sono stati studiati e diagnosticati quattro tipi di modelli tipici di guasti del cambio. I risultati della ricerca indicano che la rete neurale BP ha le eccellenti capacità di elaborazione parallela, studio autonomo, auto-adattamento, auto-organizzazione, memoria associativa e, contemporaneamente, la sua tecnologia di riconoscimento di modelli altamente non lineare è uno strumento efficiente per complicati problemi di identificazione dello stato nella diagnosi dei guasti del cambio.

**Tabella 4.1** Review di alcuni esempi notevoli di metodi di monitoraggio Machine Learning con algoritmi di apprendimento supervisionato

Autore/i	Metodo ( <i>Unsupervised Learning</i> )
Martin del Campo <i>et al.</i> [195]	Indagano i metodi di monitoraggio delle condizioni basati sul <i>Dictionary Learning</i> (approccio non supervisionato) utilizzando i dati di vibrazione registrati in 46 mesi di tipiche operazioni industriali. In questo studio, i dizionari vengono appresi dalle vibrazioni del cambio in sei diverse turbine in un parco eolico Svedese e i dizionari vengono successivamente propagati in alcuni anni di dati di monitoraggio quando è noto che si verificano guasti. Eseguono l'esperimento utilizzando due diversi algoritmi di codifica sparsa per indagare se l'algoritmo selezionato influisce sulle caratteristiche delle condizioni anormali. Trovano che le caratteristiche apprese sono simili e che un dizionario appreso da una turbina può essere utile per monitorare una turbina simile.
Sun <i>et al.</i> [196]	Viene proposto un approccio di rilevamento dei valori anomali da dati proveniente da SCADA di turbine eoliche senza supervisione che combina l'autoencoder denoising (SDAE) e il metodo di clustering basato sulla griglia di densità.
Li <i>et al.</i> [197]	Questo documento presenta un modello fuzzy "sintetico migliorato" che si basa su un metodo di valutazione delle condizioni in tempo reale di un sistema di generazione di turbine eoliche connesso alla rete (WTGS) per migliorare l'affidabilità operativa e ottimizzare la strategia di manutenzione. L'efficacia del modello è anche confrontata con un metodo di valutazione fuzzy tradizionale in cui vengono adottati valori limitati costanti e pesi costanti. I risultati mostrano che la valutazione delle condizioni che utilizza il metodo migliorato può prevedere il cambiamento delle condizioni operative e ha una migliore coerenza con le condizioni operative reali rispetto a quella di un metodo di valutazione fuzzy tradizionale.

Xieng <i>et al.</i> [198]	In questo articolo, il monitoraggio automatizzato e non supervisionato del comportamento dinamico di una turbina eolica e dell'energia prodotta viene utilizzato per rilevare tempestivamente i guasti. In particolare, presentano un metodo di rilevamento dei guasti basato sulle differenze di velocità del vento tra due turbine. Raccolgono i dati di una settimana e modellano la differenza di velocità del vento tra due turbine utilizzando una distribuzione Weibull.
Huang <i>et al.</i> [199]	Questo articolo propone un nuovo metodo di previsione della velocità del vento per i parchi eolici, tramite approcci di Machine Learning. In primo luogo, il clustering dei picchi di densità (DPC) viene impiegato per separare l'enorme numero di turbine eoliche sparse in un numero molto ridotto di gruppi. In base all'impostazione della priorità di ciascun indicatore nel clustering, i dati vengono preelaborati con diverse ponderazioni. L'efficacia dell'algoritmo proposto viene verificata prendendo come esempio un parco eolico in servizio in Cina.
Jiang <i>et al.</i> [200]	Questo documento propone un nuovo metodo intelligente di diagnosi dei guasti per identificare automaticamente le diverse condizioni di salute del cambio della turbina eolica, attraverso un particolare tipo di rete neurale ( <i>Multiscale Convolutional Neural Networks</i> , MCNN). A differenza degli approcci tradizionali, in cui l'estrazione e la classificazione delle caratteristiche sono progettate ed eseguite separatamente, questo approccio mira ad apprendere automaticamente le caratteristiche dei guasti efficaci direttamente dai segnali di vibrazione grezzi mentre classificano il tipo di guasto in un unico framework.
Zhang <i>et al.</i> [201]	In questo articolo viene introdotto un algoritmo di clustering k-means modificato, utilizzato per sviluppare un modello per il monitoraggio delle vibrazioni della trasmissione e della torre. I modelli sono stati derivati dai dati di controllo di supervisione e acquisizione dati (SCADA) raccolti in varie turbine eoliche.
Ben Ali <i>et al.</i> [202]	Questo documento presenta un nuovo metodo di diagnosi online basato sulle vibrazioni per il monitoraggio dei cuscinetti ad alta velocità delle turbine eoliche. La teoria della risonanza adattativa 2 (ART2) è proposta per una classificazione non supervisionata delle caratteristiche estratte. Vengono studiati il dominio del tempo, il dominio della frequenza e il dominio del tempo-frequenza per una migliore caratterizzazione del difetto portante.
Wang <i>et al.</i> [203]	In questo articolo, si propone un metodo per distinguere le parti normali e anormali di una lama di turbina eolica da immagini scattate da un drone combinando una macchina vettoriale di supporto di una classe, un metodo di apprendimento non supervisionato, con caratteristiche approfondite apprese da un set di dati di immagine generico.
Tcherniak <i>et al.</i> [204]	Questo studio presenta un sistema basato sulle vibrazioni progettato per il monitoraggio della salute strutturale delle pale delle turbine eoliche. Ai dati viene applicato l'apprendimento non supervisionato: i modelli di vibrazione corrispondenti alla lama non danneggiata vengono utilizzati per creare un modello statistico dello stato di riferimento. Durante la fase di rilevamento, l'attuale modello di vibrazione viene confrontato con lo stato di riferimento e le novità possono essere associate a danni. È inoltre dimostrato che il sistema fornisce informazioni approssimative sulla posizione del danno.

Wang <i>et al.</i> [205]	In questo articolo viene applicato il metodo di clustering k-means per classificare i diversi tipi di condizioni di salute di alcuni componenti della turbina eolica. L'efficacia del metodo proposto è stata convalidata attraverso diversi esperimenti condotti su un riduttore epicicloidale con crepe incipienti. Propongono, inoltre, un metodo di selezione di sottoinsiemi di caratteristiche sensibili chiamata tecnica di selezione delle caratteristiche ibride migliorata ( <i>improved hybrid feature selection technique</i> , IHFST) che ottiene un evidente miglioramento in termini di accuratezza della classificazione dei guasti.
Liu <i>et al.</i> [206]	In questo documento, viene adottato un nuovo metodo che combina il clustering K-means (per la pre-elaborazione dei dati SCADA) e i metodi di classificazione della rete neurale, per prevedere le condizioni di guasto della turbina eolica.
Pei <i>et al.</i> [207]	In questo articolo viene proposta una tecnica ibrida di modellazione della curva di potenza (curva che descrive la relazione non lineare tra la velocità del vento e la corrispondente potenza erogata che svolge un ruolo fondamentale nel monitoraggio delle condizioni delle turbine eoliche). Innanzitutto, viene impiegato il clustering fuzzy c-means per rilevare e rimuovere i valori anomali dai dati originali del vento. Successivamente, diverse macchine di apprendimento estremo vengono addestrate con i dati elaborati. Infine, viene utilizzata la “regressione del vettore di supporto” per sfruttare previsioni diverse da modelli diversi.

**Tabella 4.2** Review di alcuni esempi notevoli di metodi di monitoraggio Machine Learning con algoritmi di apprendimento non supervisionato.

## 5.CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

In un contesto storico in cui i temi ambientali (inquinamento, riscaldamento globale) non sono più di attualità, ma un grosso problema con cui l'uomo deve urgentemente fare i conti, è fondamentale lo studio e la ricerca dei metodi per incentivare l'utilizzo di fonti di energia rinnovabili.

All'interno dell'industria eolica, una fetta importante del costo dell'energia (COE) è occupata dai costi di operazioni e manutenzione (O&M). Da tanti anni la ricerca scientifica è impegnata a cercare di abbassare il costo di O&M, sia per quanto riguarda gli approcci generali di manutenzione (correttiva, pianificata o predittiva), sia per quanto riguarda tutte le tecniche di monitoraggio dei componenti della turbina eolica per abbattere i costi dei guasti e quelli relativi ai tempi di fermo. E' chiaro che un approccio predittivo può riuscire ad abbassare i costi dell'energia: i costi di investimento risultano, però, maggiori e quindi è presente un maggior rischio. Per quanto riguarda le tecniche di monitoraggio, in realtà, non esiste un metodo migliore di altri. Come è stato mostrato, ogni tecnica ha il suo range di applicazione con i suoi pregi e difetti, ma risulta evidente che per un monitoraggio completo e affidabile di una turbina eolica, è necessaria la contemporanea presenza di più sensori di varia natura, per svolgere un lavoro complementare. In ogni caso, la tecnica di monitoraggio più diffusa nell'industria eolica è quella basata sulle vibrazioni. Grazie alle varie tecniche di elaborazione del segnale e all'analisi delle firme, si può risalire al componente guasto (o quasi guasto) per sostituirlo o ripararlo prima del verificarsi di un guasto più grave.

A questo scopo, i recenti sviluppi nelle capacità computazionali hanno aperto opportunità per analisi CM integrate e più approfondite, in cui diversi tipi di dati possono essere utilizzati per facilitare un processo decisionale informato, affidabile, economico e solido che si basa su informazioni accessibili sullo sviluppo di rischi. Migliori pratiche di monitoraggio, attraverso l'uso di tecniche di Machine Learning, possono migliorare la pianificazione, con conseguente riduzione degli interventi di manutenzione per i parchi eolici offshore.

Nella tabella 5.1 e 5.2 vengono riassunti tutti gli aspetti trattati nella tesi, mostrando per ogni componente della turbina eolica, i possibili guasti, le tecniche di monitoraggio con i relativi metodi di elaborazione del segnale e i vantaggi/svantaggi delle tecniche di monitoraggio.

Componenti della turbina eolica	Possibile modalità di guasto	Tecniche di monitoraggio	Metodi di elaborazione del segnale
Rotore e pale	<ul style="list-style-type: none"> <li>Fatica</li> <li>Fessurazioni</li> <li>Perdita di rigidità</li> <li>Deformazioni</li> <li>Rugosità superfici</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Vibrazioni</li> <li>Emissioni acustiche</li> <li>Ispezioni visive</li> <li>Ultrasuoni</li> <li>Segnali SCADA</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>FFT</li> <li>Wavelet</li> <li>Threshold</li> <li>Machine Learning</li> <li>Hilbert</li> </ul>
Riduttore	<ul style="list-style-type: none"> <li>Difetti dei cuscinetti</li> <li>Abrasione, scheggiatura o rottura dei denti degli ingranaggi</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Vibrazioni</li> <li>Emissioni acustiche</li> <li>Ispezioni visive</li> <li>Termografia</li> <li>Analisi dell'olio</li> <li>Segnali elettrici</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Hilbert</li> <li>Inviluppo</li> <li>FFT</li> <li>ML</li> </ul>
Cuscinetti	<ul style="list-style-type: none"> <li>Usura o rugosità superficiale</li> <li>Fatica, fessurazione o rottura delle piste o sfere</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Vibrazioni</li> <li>AE</li> <li>Analisi dell'olio</li> <li>Segnali elettrici</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Inviluppo</li> <li>Hilbert</li> <li>FFT</li> <li>ML</li> </ul>
Albero principale	<ul style="list-style-type: none"> <li>Corrosione</li> <li>Fessurazione</li> <li>Disallineamento</li> <li>Vibrazioni elevate</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Vibrazioni</li> <li>Segnali Elettrici</li> <li>Analisi SCADA</li> <li>Ultrasuoni</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Hilbert</li> <li>FFT, etc..</li> </ul>
Sistema idraulico	<ul style="list-style-type: none"> <li>Perdita di olio</li> <li>Blocco valvola scorrimento</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Livelli di pressione</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Confronto delle soglie</li> </ul>
Torre e fondazione	<ul style="list-style-type: none"> <li>Danni strutturali</li> <li>Corrosione</li> <li>Fessurazione</li> <li>Deformazione o cedimenti</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Vibrazioni</li> <li>Deformazioni</li> <li>Ultrasuoni</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>FFT</li> <li>Modelli</li> </ul>
Generatore	<ul style="list-style-type: none"> <li>Guasti elettrici</li> <li>Guasti meccanici</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Vibrazioni</li> <li>Segnali elettrici</li> <li>Termografia</li> <li>Analisi dell'olio</li> <li>Analisi SCADA</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Hilbert</li> <li>Inviluppo</li> <li>FFT</li> <li>Wavelet</li> <li>Statistici</li> <li>Threshold</li> <li>ML</li> </ul>
Sistemi di controllo	<ul style="list-style-type: none"> <li>Guasto del sensore</li> <li>Guasto dell'hardware per l'elaborazione dei dati</li> <li>Errore di comunicazione</li> <li>Malfunzionamento del software</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Tutti i relativi segnali</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Statistici</li> <li>ML</li> </ul>

**Tabella 5.1** Riassunto delle tecniche di monitoraggio per i diversi componenti di una turbina eolica con i relativi metodi di elaborazione dei segnali [13] [50]

Tecnica di monitoraggio	Vantaggi	Svantaggi
Analisi delle vibrazioni	-Affidabile -Standardizzata (ISO10816) -Grande capacità predittiva -Monitoraggio online -Identificazione e localizzazione del danno -Applicabilità Machine Learning	-Relativamente costoso -Intrusivo -Soggetto a guasti sensori -Complessità di elaborazione e campionamento dati
Analisi dell'olio	-Diretta caratterizzazione dello stato -Costo relativamente basso -Minore complessità interpretazione	-Costoso per il monitoraggio online -Minori capacità diagnostiche -Limitato ad alcuni componenti meccanici
Emissioni acustiche	-Capacità predittiva -Buono anche a basse velocità -Localizzazione del danno -Elevato rapporto segnale-rumore -Machine Learning	-Costoso -Complessità elaborazione dati -Frequenza campionamento alta
<b>Ultrasuoni</b>	-Elevata sensibilità (rilevamento di difetti estremamente piccoli) -Capacità di stimare la dimensione, la posizione, l'orientamento, la forma e la natura dei difetti. -Capace di operazioni portatili o automatizzate. -Risultati immediati	-Il funzionamento manuale richiede un'attenta attenzione da parte di tecnici esperti. -L'attrezzatura può essere costosa
Termografia	-Standardizzata (ISO 10880) -Non richiede fermo macchine -Capacità predittiva	-Costoso -No diagnosi precise
Ispezioni visive	-Economico -Machine Learning -Automatizzabile (droni o camere)	-Complesso se tramite operatori -No capacità predittive

**Tabella 5.2** Tabella riassuntiva dei vantaggi e svantaggi delle tecniche di monitoraggio.

Come con qualsiasi tecnologia, c'è spazio per miglioramenti in modo tale che questi sistemi possano essere utilizzati meglio a beneficio dell'industria eolica.

Sulla base della discussione fornita sulle nuove tendenze nel campo del monitoraggio delle turbine eoliche, i punti chiave che devono essere affrontati da ulteriori ricerche sono:

- Determinare la strategia di misurazione o monitoraggio più conveniente.
- Automatizzare gli "esperti" nell'interpretazione dei dati per automatizzare le raccomandazioni attuabili.

- Sviluppare tecniche prognostiche affidabili e accurate.
- Migliorare l'uso dei dati del sistema SCADA (normalmente memorizzati solo a intervalli di 10 minuti) per fornire uno strumento più affidabile, flessibile ed efficiente per il monitoraggio e il controllo automatico del WT.
- Concentrarsi sulla fornitura degli algoritmi di elaborazione del segnale più recenti e collaudati nel settore per estrarre le caratteristiche chiave di un segnale per prevedere lo stato dei componenti della macchina.
- Combinare l'analisi della simulazione numerica con le tecnologie di test, ispezione e monitoraggio. Il metodo degli elementi finiti è uno di questi strumenti interessanti che è stato tradizionalmente utilizzato nello sviluppo di pale di turbine eoliche, principalmente per studiare il comportamento globale in termini di frequenze proprie, flessioni della punta e livelli globali di sollecitazione/deformazione.
- Uno dei principali ostacoli al progresso è la mancanza di grandi set di dati pubblici in cui sviluppare, valutare e confrontare nuovi modelli. Basarsi su dati generati sinteticamente prodotti da banchi di prova o modelli matematici potrebbe non generalizzare bene alle condizioni reali del mondo reale. È inoltre necessario ulteriore lavoro per l'identificazione dei segnali rilevanti, dato il volume potenziale dei set di dati CM generati.
- Implementare sensori wireless ed efficienti dal punto di vista energetico: I principali vantaggi dell'utilizzo di sensori wireless nel monitoraggio delle condizioni delle turbine eoliche includono la facilità di installazione (il posizionamento del sensore è liberato dai vincoli dei cavi) e l'accessibilità (ogni punto di misurazione diventa accessibile a condizione che il sensore possa essere fissato in sicurezza). Inoltre, è anche possibile installare a posteriori sensori wireless sulla turbina dopo che quest'ultima è stata installata, con un intervento minimo. Tuttavia, l'implementazione e l'applicabilità delle reti di sensori wireless possono essere limitate dalla durata della batteria, a meno che non vengano impiegati anche dispositivi per la raccolta di energia.

Sebbene queste future aree di ricerca possano sembrare difficili da affrontare, rappresentano anche grandi opportunità per il monitoraggio delle turbine eoliche per aumentare il successo dell'industria eolica riducendo il COE, aumentando la sua competitività e accelerando nella transizione ecologica, per un futuro più sostenibile.

# Bibliografia

- [1] «World Meteorological Organization. PROCEEDINGS OF THE WORLD CLIMATE CONFERENCE- A Conference of experts on climate and mankind GENEVA, 12-23 FEBRUARY 1979 WMO- No. 537».
- [2] «Gian Franco Cartei. Cambiamento Climatico e Sviluppo Sostenibile. Giappichelli Editore, Torino, ISBN: 9788834892473».
- [3] «Dolf Gielen, Francisco Boshell, Deger Saygin, Morgan D. Bazilian, Nicholas Wagner, Ricardo Gorini, The role of renewable energy in the global energy transformation, Energy Strategy Reviews, Volume 24, 2019, Pages 38-50, ISSN 2211-467X, <https://doi.org/10.1016/j.esr.2019.04.001>».
- [4] «BNEF, BloombergNEF New Energy Outlook 2019».
- [5] «IRENE (2021). Renewable capacity statistics International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi,» 2021.
- [6] «Xiaofeng Xu, Zhifei Wei, Qiang Ji, Chenglong Wang, Guowei Gao, Global renewable energy development: Influencing factors, trend predictions and countermeasures, Resources Policy, Volume 63, 2019, 101470, ISSN 0301-4207, <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.101470>».
- [7] «GSE. Sviluppo e diffusione delle fonti rinnovabili di energia in Italia e in Europa- anno 2019».
- [8] «Jack P. Salameh, Sebastien Cauet, Erik Etien, Gearbox condition monitoring in wind turbines: A review, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 111, 2018, Pages 251-264, ISSN 0888-3270, <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.03.052>».
- [9] «L. Fried, Wind Power to dominate power sector growth (2016). Retrieved from Global Wind Energy Council».
- [10] «Abdul Salam Darwish, Riadh Al-Dabbagh. Wind energy state of the art: present and future technology advancements. Renew. Energy Environ. Sustain. 5 7 (2020) DOI: 10.1051/rees/2020003».
- [11] «Ministero dello Sviluppo Economico, dell’Ambiente e della Tutela del Territorio e del Mare, delle Infrastrutture e dei Trasporti. Piano Nazionale Integrato per l’Energia e per il Clima. Dicembre 2019».
- [12] «WindEurope. Wind Energy in Europe. 2020 Statistics and outlook for 2021-2025. February 2021».
- [13] «Tchakoua P, Wamkeue R, Ouhrouche M, Slaoui-Hasnaoui F, Tameghe TA, Ekemb G. Wind Turbine Condition Monitoring: State-of-the-Art Review, New Trends, and Future Challenges. Energies 2014;7:2595–630. <http://dx.doi.org/10.3390/en7042595>».
- [14] «Costa, Á.M.; Orosa, J.A.; Vergara, D.; Fernández-Arias, P. New Tendencies in Wind Energy Operation and Maintenance. Appl. Sci. 2021, 11, 1386. <https://doi.org/10.3390/app11041386>».
- [15] «Quaderni di applicazione tecnica N.13 – Impianti eolici. ABB».
- [16] «GSE- Gestore Servizi Energetici. Il punto sull’eolico- Ottobre 2017».

- [17] « Irena. Renewable Energy Technologies: Cost Analysis Series; Volume 1: Power Sector, Issue 5/5; International Renewable Energy Agency: Abu Dhabi, UAE, 2012.».
- [18] «Maisonnier, D. (2018). RAMI: The main challenge of fusion nuclear technologies. *Fusion Engineering and Design*. 136. 10.1016/j.fusengdes.2018.04.102.».
- [19] «Faulstich, S., Hahn, B. and Tavner, P.J. (2011), Wind turbine downtime and its importance for offshore deployment. *Wind Energ.*, 14: 327-337. <https://doi.org/10.1002/we.421>».
- [20] «Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997-2005 J. Ribrant and L. Bertling, Member, IEEE».
- [21] «Hahn B., Durstewitz M., Rohrig K. (2007) Reliability of Wind Turbines. In: Peinke J., Schaumann P., Barth S. (eds) *Wind Energy*. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-33866-6\\_62](https://doi.org/10.1007/978-3-540-33866-6_62)».
- [22] «B. K. Saxena and K. V. S. Rao, "Wind turbine failure analysis for wind farm at Devgarh in Rajasthan," 2013 International Conference on Renewable Energy and Sustainable Energy (ICRESE), 2013, pp. 196-199, doi: 10.1109/ICRESE.2013.6927814.».
- [23] «Ente Nazionale Italiano di Unificazione. (2018). Manutenzione - Terminologia di manutenzione (UNI EN 13306).».
- [24] «Zhengru Ren, Amrit Shankar Verma, Ye Li, Julie J.E. Teuwen, Zhiyu Jiang, Offshore wind turbine operations and maintenance: A state-of-the-art review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 144, 2021, 110886, ISSN 1364-0321, (<https://www.science>).
- [25] «Jesse Agwandas Andrawus MAINTENANCE OPTIMISATION FOR WIND TURBINES. PhD Thesis, The Robert Gordon University Aberdeen, 2008.».
- [26] «CA-OWEE (Concerted action on offshore wind energy in Europe). Offshore wind energy – Ready to power a sustainable Europe. Final report. December 2001. Commission under contract number NNE5-1999-00562. December 2001».
- [27] «Harrison R. et al 2000. Large wind turbines, Design and Economics. Wiley and sons. pp 156- 178.».
- [28] «Kuhn M. et al 1998. A typical design solution for an offshore wind energy converting system. Opti-OWECS (Offshore wind energy conversion systems) Final Report vol. 4. The Netherlands.».
- [29] «Department of Trade and Industry (DTI) 2002. Future Offshore, a strategic framework for the offshore wind industry. A report published by the DTI in November 2002.».
- [30] «Elkinton C. et al 2006. Offshore Wind Farm Layout Optimization (OWFLO) Project: Preliminary Results. 44th American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Reno, Nevada, January 9-12, 2006.».
- [31] «Henderson, A.R.; Morgan, C.; Smith, B.; Sørensen, H.C.; Barthelmie, R.J.; Boesmans, B. Offshore wind energy in europe—A review of the state-of-the-art. *Wind Energy* 2003, 6, 35–52.».

- [32] «Nielsen, J.J.; Sørensen, J.D. On risk-based operation and maintenance of offshore wind turbine components. *Reliab. Eng. Syst. Saf.* 2011, 96, 218–229.»
- [33] «Dinwoodie, I.A.; McMillan, D.; Quail, F. Analysis of Offshore Wind Turbine Operation & Maintenance Using a Novel Time Domain Meteo-Ocean Modeling Approach; ASME Turbo Expo 2012; ASME: New York, NY, USA, 2012.»
- [34] «Scheu, M.; Matha, D.; Hofmann, M.; Muskulus, M. Maintenance strategies for large offshore wind farms. *Energy Procedia* 2012, 24, 281–288.»
- [35] «Besnard, F.; Fischer, K.; Tjernberg, L.B. A model for the optimization of the maintenance support organization for offshore wind farms. *IEEE Trans. Sustain. Energy* 2013, 4, 443–450.»
- [36] «Halvorsen-Weare, E.E.; Gundegjerde, C.; Halvorsen, I.B.; Hvattum, L.M.; Nonås, L.M. Vessel fleet analysis for maintenance operations at offshore wind farms. *Energy Procedia* 2013, 35, 167–176.»
- [37] «Hofmann, M.; Sperstad, I.B. NOWIcob—A tool for reducing the maintenance costs of offshore wind farms. *Energy Procedia* 2013, 35, 177–186.»
- [38] «Endrerud, O.E.V.; Liyanage, J.P.; Keseric, N. Marine logistics decision support for operation and maintenance of offshore wind parks with a multi method simulation model. In Proceedings of the 2014 Winter Simulation Conference, Savannah, GA, USA, 7–10 Dec.»
- [39] «Perveen, R.; Kishor, N.; Mohanty, S.R. Off-shore wind farm development: Present status and challenges. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2014, 29, 780–792.»
- [40] «Nguyen, T.A.T.; Chou, S.Y. Maintenance strategy selection for improving cost-effectiveness of offshore wind systems. *Energy Convers. Manag.* 2018, 157, 86–95.»
- [41] «Amir Rasekhi Nejad, Zhen Gao, Torgeir Moan, Fatigue Reliability-based Inspection and Maintenance Planning of Gearbox Components in Wind Turbine Drivetrains, *Energy Procedia*, Volume 53, 2014, Pages 248-257, ISSN 1876-6102, <https://doi.org/10.1016/j.egypro>».
- [42] «Sørensen, J.D. (2009), Framework for risk-based planning of operation and maintenance for offshore wind turbines. *Wind Energ.*, 12: 493-506. <https://doi.org/10.1002/we.344>».
- [43] «Matthias Hofmann, Iver Bakken Sperstad, NOWIcob – A Tool for Reducing the Maintenance Costs of Offshore Wind Farms, *Energy Procedia*, Volume 35, 2013, Pages 177-186, ISSN 1876-6102, <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2013.07.171>».
- [44] «Daniel Chan, John Mo, Life Cycle Reliability and Maintenance Analyses of Wind Turbines, *Energy Procedia*, Volume 110, 2017, Pages 328-333, ISSN 1876-6102».
- [45] «Charles R. Farrar, Keith Worden. *Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective* (2012) ISBN: 978-1-119-99433-6.»
- [46] «Yang Wenxian, Peter J Tavner, Crabtree Christopher J, Feng Y, Qiu Y. Wind turbine condition monitoring: technical and commercial challenges. *Wind Energy* 2014;17(5):673–93.»
- [47] «Yang Wenxian, Peter J Tavner, Crabtree Christopher J, Wilkinson Michael. Cost effective condition monitoring for wind turbines. *IEEE Trans Ind Electron* 2009; 57(1):263–71.»

- [48] «Lian Jijian, Cai Ou, Dong Xiaofeng, Jiang Qi, Zhao Yue. Health monitoring and safety evaluation of the offshore wind turbine structure: a review and discussion of future development. *Sustainability* 2019;11(2):494.».
- [49] «B. Lu, Y. Li, X. Wu and Z. Yang, "A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and fault diagnosis," 2009 IEEE Power Electronics and Machines in Wind Applications, 2009, pp. 1-7, doi: 10.1109/PEMWA.2009.5208325.».
- [50] «Qiao, Wei & Lu, Dingguo. (2015). A Survey on Wind Turbine Condition Monitoring and Fault Diagnosis - Part II: Signals and Signal Processing Methods. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 62. 1-1. 10.1109/TIE.2015.2422394.».
- [51] «Fischer, Katharina & Coronado, Diego. (2015). Condition monitoring of wind turbines: State of the art, user experience and recommendations. *VGB PowerTech*. 2015. 51-56.».
- [52] «D. Coronado, C. Kupferschmidt. Assessment and validation of oil sensor systems for on-line oil condition monitoring of wind turbine gearboxes. 2014, Fraunhofer Institute for Wind Energy and Energy Technology System, Am Seedeich 45, 27572, Bremerhaven, Ge».
- [53] «Ukonsaari J, Moller H. Oil Cleanliness in Wind Power Gearboxes. ELFORSK, Stockholm; 2012.».
- [54] «Stover J and Jensen C. The Road Map to Effective Contamination Control in Wind Turbines. In: *Condition Monitoring Workshop*; 2011.».
- [55] «Stalin T. Oil quality management In: *IQPC Drive Train Conference 2013*».
- [56] «Ash DC, Joyce MJ, Barnes C, Booth CJ, Jefferies AD. Viscosity Measurement of Industrial Oils Using the Droplet Quartz Crystal Microbalance. *Meas. Sci. Technol.* 2003; 14:1955-1962.».
- [57] «J. Zhu, J.M. Yoon, D. He, E. Bechhoefer, Online particle-contaminated lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction for wind turbines, *Wind Energy* 18 (6) (2015) 1131–1149.».
- [58] «J. Zhu, J.M. Yoon, D. He, Y. Qu, E. Bechhoefer, Lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction with particle filtering, *Int. J. Prog. Health Manage.* 4 (2013) 124–138.».
- [59] «R. Dupuis, Application of oil debris monitoring for wind turbine gearbox prognostics and health management, in: *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, 2010, p. 10.».
- [60] «A. Agoston, C. Ötsch, B. Jakoby, Viscosity sensors for engine oil condition monitoring Application and interpretation of results, *Sensors and Actuators A: Physical*, Volume 121, Issue 2, 2005, Pages 327-332, ISSN 0924-4247, <https://doi.org/10.1016/j.sna.20>».
- [61] «Diego Coronado, Jan Wenske, Monitoring the Oil of Wind-Turbine Gearboxes: Main Degradation Indicators and Detection Method. *Machines* 2018, 6, 25. <https://doi.org/10.3390/machines6020025>».
- [62] «Harrington, K.; Legay, S.; Russo, R. Think Synthetic Lubricants for Improved Wind Turbine Availability. 2013

- (<https://www.windpowerengineering.com/lubricants/think-synthetic-lubricantsimproved-wind-turbine-availability/>»).
- [63] «N.K. Myshkin, L.V. Markova, M.S. Semenyuk, H. Kong, H.-G. Han, E.-S. Yoon, Wear monitoring based on the analysis of lubricant contamination by optical ferroanalyzer, *Wear*, Volume 255, Issues 7–12, 2003, Pages 1270-1275, ISSN 0043-1648, [https://doi.org/10.1016/S0043-1648\(03\)00127-0](https://doi.org/10.1016/S0043-1648(03)00127-0)».
- [64] «Mignani, A.G. & Ciaccheri, Leonardo & Díaz-Herrera, Natalia & Mencaglia, Andrea & Ottevaere, Heidi & Thienpont, Hugo & Francalanci, Stefano & Paccagnini, Alessandro & Pavone, Francesco. (2009). Optical fiber spectroscopy for measuring quality indicators o».
- [65] «Dario Matranga. Tesi di Laurea Magistrale, Politecnico di Torino. Utilizzo di droni e robot negli impianti di produzione di energia elettrica da fonte rinnovabile».
- [66] «I. Amenabar, A. Mendikute, A. López-Arraiza, M. Lizaranzu, J. Aurrekoetxea, Comparison and analysis of non-destructive testing techniques suitable for delamination inspection in wind turbine blades, *Composites Part B: Engineering*, Volume 42, Issue 5,».
- [67] «Development of new and novel automated inspection technology for glass reinforced plastic wind turbine blades (RENEWIT)».
- [68] «Galappaththi, U I K and De Silva, A K M and Macdonald, M and Adewale, O R" Review of inspection and quality control techniques for composite wind turbine blades. *Insight - Non-Destructive Testing and Condition Monitoring* 2012. 54-2 pages 82-85».
- [69] «Fantidis, J.G., Potolias, C., Bandekas, D.V. 26431860700;36925920900;7801374999; Wind turbine blade nondestructive testing with a transportable radiography system (2011) *Science and Technology of Nuclear Installations*, 2011, art. no. 347320».
- [70] «Patrick Rizk, Nawal Al Saleh, Rafic Younes, Adrian Ilinca, Jihan Khoder, Hyperspectral imaging applied for the detection of wind turbine blade damage and icing, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Volume 18, 2020, 100291, ISSN 2352».
- [71] «Shihavuddin, A.; Chen, X.; Fedorov, V.; Nymark Christensen, A.; Andre Brogaard Riis, N.; Branner, K.; Bjorholm Dahl, A.; Reinhold Paulsen, R. Wind Turbine Surface Damage Detection by Deep Learning Aided Drone Inspection Analysis. *Energies* 2019, 12, 676. h».
- [72] «European Union's Horizon 2020 programme. TWI, WRS, Innora, Gamesa and London South Bank University. EU inspection innovation».
- [73] «] Kim DY, Kim H-B, Jung WS, Lim S, Hwang J-H, Park C-w. Visual testing system for the damaged area detection of wind power plant blade. In: *Proceedings of the 2013 44th International symposium on robotics (ISR)*. Seoul: IEEE; 2013. p. 1–5.».
- [74] «FLIR, Manuale di termografia ad infrarossi per il mercato delle costruzioni e delle energie rinnovabili. Una guida informativa all'uso delle termocamere ad infrarossi per ispezionare edifici, pannelli solari e turbine eoliche.».

- [75] «Azevedo, Henrique & Araújo, Alex & Bouchonneau, Nadège. (2016). A review of wind turbine bearing condition monitoring: State of the art and challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 56. 368-379. 10.1016/j.rser.2015.11.032.».
- [76] «] Urbanek J, Barszcz T, Antoni J. Integrated modulation intensity distribution as a practical tool for condition monitoring. *Appl. Acoust* 2014;77:184–94 <http://dx.doi.org/10.1016/j.apacoust.2013.08.020> March.».
- [77] «Bodil Anjar, Mats Dalberg, Magnus Uppsäll. Feasibility study of thermal condition monitoring and condition based maintenance in wind turbines. *Elforsk rapport* 11:19».
- [78] «Hadi Sanati, David Wood and Qiao Sun. Condition Monitoring of Wind Turbine Blades Using Active and Passive Thermography. 2018 Department of Mechanical and Manufacturing Engineering, University of Calgary».
- [79] «Rumsey, M. A., and Musial, W. (November 1, 2001). "Application of Infrared Thermography Nondestructive Testing during Wind Turbine Blade Tests." *ASME. J. Sol. Energy Eng.* November 2001; 123(4): 271. <https://doi.org/10.1115/1.1409560>».
- [80] «Hwang S, An Y-K, Sohn H. Continuous-wave line laser thermography for monitoring of rotating wind turbine blades. *Structural Health Monitoring*. 2019;18(4):1010-1021. doi:10.1177/1475921718771709».
- [81] «B. Gao, Y. He, W. Lok Woo, G. Yun Tian, J. Liu and Y. Hu, "Multidimensional Tensor-Based Inductive Thermography With Multiple Physical Fields for Offshore Wind Turbine Gear Inspection," in *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 10, pp.».
- [82] «Ying Du, Shengxi Zhou, Xingjian Jing, Yeping Peng, Hongkun Wu, Ngaiming Kwok, Damage detection techniques for wind turbine blades: A review, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 141, 2020, 106445, ISSN 0888-3270, <https://doi.org/10.1016/j.yms>».
- [83] «Han, Byeong-Hee & Yoon, Dong-Jin & Huh, Yong-hak & Lee, Youngshin. (2013). Damage assessment of wind turbine blade under static loading test using acoustic emission. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*. 25. 621-630. 10.1177/1045389X1350».
- [84] «Oh H, Shibutani T, Pecht M. Precursor monitoring approach for reliability assessment of cooling fans. Springer, LLC 2009. *J Intell Manuf* 2012;23:173–8. <http://dx.doi.org/10.1007/s10845-009-0342-2>.».
- [85] «Elforjani M, Mba D. Condition Monitoring of Slow-Speed Shafts and Bearings with Acoustic Emission (Strain). . Blackwell Publishing Ltd.; 2010. p. 350–63. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1475-1305.2010.00776.x>.».
- [86] «Eftekharijad B, Carrasco MR, Charnley B, Mba D. The application of spectral kurtosis on Acoustic Emission and vibrations from a defective bearing. *Mech Syst Signal Process* 2011;25:266–84.».
- [87] «Nienhaus K, Boos FD, Garate K, Baltes R. Development of Acoustic Emission (AE) based defect parameters for slow rotating roller bearings. In: *Proceedings of the 25th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering IOP Publishing*».

- [88] «Sandoval HMU, Ramirez CAP, Méndez JEQ. Acoustic emission-based early fault detection in tapered roller bearings. *Ingenieria e Investig* 2013;33(3):5– 10 12.».
- [89] «Y. Qu, E. Bechhoefer, D. He, J. Zhu, A new acoustic emission sensor based gear fault detection approach, *Int. J. Prog. Health Manage.* 4 (2) (2012) 32–45.».
- [90] «Ali YH, Omar MH, Rahman RA, Hamzah RIR. Acoustic emission technique in condition monitoring and fault diagnosis of gears and bearings. *Int J Acad Res* 2014;6(5):133–8.».
- [91] «Ferrando Chacon JL, Andicoberry EA, Kappatos V, Papaalias M, Selcuk C, Gan T-H. An experimental study on the applicability of acoustic emission for wind turbine gearbox health diagnosis. *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control.* 2016;3».
- [92] «Gómez Muñoz, C.Q.; García Márquez, F.P. A New Fault Location Approach for Acoustic Emission Techniques in Wind Turbines. *Energies* 2016, 9, 40. <https://doi.org/10.3390/en9010040>».
- [93] «Jamil, Muhammad & Khan, Dr. Aqib & Hegab, Hussien & Sarfraz, Shoaib & Sharma, Neeraj & Mia, Mozammel & Gupta, Munish & Zhao, Gulong & Moustabchir, Hassane & Pruncu, Catalin. (2019). Internal Cracks and Non-Metallic Inclusions as Root Causes of Casting Fai».
- [94] «Kaufmann, Markus. (2009). *Cost Optimization of Aircraft Structures.* xii, 53.».
- [95] «Jasiuniene, Elena & Raišutis, Renaldas & Sliteris, Reimondas & Voleisis, Algirdas & Jakas, M.. (2012). Ultrasonic NDT of wind turbine blades using contact pulse-echo immersion testing with moving water container. 63.».
- [96] «Fausto Pedro García Márquez, Andrew Mark Tobias, Jesús María Pinar Pérez, Mayorkinos Papaalias, Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods, *Renewable Energy*, Volume 46, 2012, Pages 169-178, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.ren>».
- [97] «R. Raišutis, E. Jasiūnienė, E. Žukauskas Ultrasonic NDT of wind turbine blades using guided waves *Ultragarsas (ultrasound)*, 63 (2008), pp. 7-11».
- [98] «Jasinien, E; Raiutis, R; literis, R; Voleiis, A; Vladiauskas, A; Mitchard, D; Amos, M. NDT of wind turbine blades using adapted ultrasonic and radiographic techniques. *Insight - Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 51, 9, 1».
- [99] «Jung-Ryul Lee, He-Jin Shin, Chen Ciang Chia, Dipesh Dhital, Dong-Jin Yoon, Yong-Hak Huh, Long distance laser ultrasonic propagation imaging system for damage visualization, *Optics and Lasers in Engineering*, Volume 49, Issue 12, 2011, Pages 1361-1371.».
- [100] «Ye, Guoliang & Neal, Ben & Boot, Alex & Kappatos, Vasileios & Selcuk, Cem & Gan, Tat Hean. (2014). Development of an Ultrasonic NDT System for Automated In-Situ Inspection of Wind Turbine Blades.».
- [101] «C.-F., H., Cheng, J., & Lyu, Y. (2019). Ultrasonic On-line Monitoring Technique for Wind Turbine Shaft.».
- [102] «García Marquez, F.P.; Gómez Muñoz, C.Q. A New Approach for Fault Detection, Location and Diagnosis by Ultrasonic Testing. *Energies* 2020, 13, 1192. <https://doi.org/10.3390/en13051192>».

- [103] «J. S. Wang, “Preliminary study on the application of ultrasonic phased array detection technology to weld detection of wind turbine tower,” in Proceedings of the Sixth China Wind Power Post-market Exchange and Cooperation Conference, pp. 104–107, Tianjin.»
- [104] «MarketsandMarkets Research Private Ltd. (2018) Machine condition monitoring market, by product (Vibration Monitoring, Thermography, Ultrasound Emission, Lubricating Oil Analysis, Corrosion Monitoring, and Motor Current Signature Analysis), component, appl.»
- [105] «Farrar, C.R., Doebling, S.W., and Nix, D.A. (2001) Vibration-based structural damage identification. *Philos. Trans. R. Soc. London. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci.*, 359 (1778), 131–149.»
- [106] «Verbruggen TW. Wind turbine operation & maintenance based on condition monitoring, WT-O. Final report, ECN-Ce03e047; April 2003.»
- [107] «Tomasz Barszcz, *Vibration-Based Condition Monitoring of Wind Turbines*, 2019, Springer International Publishing, DOI 10.1007/978-3-030-05971-2.»
- [108] «GL Renewables Certification, *Guideline for the Certification of Condition Monitoring Systems for Wind turbines*, Hamburg: GL Renewables Certification (2013).»
- [109] «Robert Bond Randall, *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*, 2010, DOI:10.1002/9780470977668.»
- [110] «Sanderson, A.F.P. (1992) The vibration behaviour of a large steam turbine generator during crack propagation through the generator rotor. *IMEchE International Conference on Vibrations in Rotating Machinery*, Bath, UK, Paper C432/102, pp. 263–273.»
- [111] «Frosini L., *Analisi delle vibrazioni per la diagnostica delle macchine rotanti*, Dipartimento di Ingegneria Industriale e dell’Informazione Università di Pavia.»
- [112] «Giacomo Rotini, *Manutenzione predittiva di componenti meccanici attraverso l’analisi vibrazionale*, Politecnico di Torino, tesi di laurea magistrale in Ingegneria Meccanica, 2019.»
- [113] «A Really Friendly Guide to Wavelets © C. Valens, 1999.»
- [114] «Marcello Francesca, *Elaborazione di segnali monodimensionali e bidimensionali tramite Trasformata Wavelet Discreta*, Tesi di Laurea, 2014/2015, Corso di Laurea in Ingegneria Elettrica ed Elettronica.»
- [115] «McFadden, P. D., “Examination of a technique for the early detection of failure in gears by signal processing of the time domain average of the meshing vibration”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 1, no. 2, pp. 173–183, 1987. doi:10.1.»
- [116] «Tse, P., Peng, Y., & Yam, R. (2001). Wavelet Analysis and Envelope Detection For Rolling Element Bearing Fault Diagnosis—Their Effectiveness and Flexibilities. *Journal of Vibration and Acoustics*, 123, 303-310.»
- [117] «Eren, Levent & Devaney, M.J.. (2004). Bearing Damage Detection via Wavelet Packet Decomposition of the Stator Current. *Instrumentation and Measurement*, IEEE Transactions on. 53. 431 - 436. 10.1109/TIM.2004.823323.»
- [118] «RF Orsagh, H Lee, M Watson, CS Byington, J Powers. *Advanced Vibration Monitoring for Wind Turbine Health Management*. 2006.»

- [119] «Yang, Wenxian, P. Tavner and M. Wilkinson. “Condition monitoring and fault diagnosis of a wind turbine with a synchronous generator using wavelet transforms.” (2008).».
- [120] «Huang Q., Jiang D., Hong L., Ding Y. (2008) Application of Wavelet Neural Networks on Vibration Fault Diagnosis for Wind Turbine Gearbox. In: Sun F., Zhang J., Tan Y., Cao J., Yu W. (eds) Advances in Neural Networks - ISNN 2008. ISNN 2008. Lecture Notes in Computer Science 5111. Springer, Berlin Heidelberg, 2008. 1327-1330.».
- [121] «Yang, Shulian, Wenhai Li and Canlin Wang. “The intelligent fault diagnosis of wind turbine gearbox based on artificial neural network.” 2008 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis (2008): 1327-1330.».
- [122] «Barszcz Tomasz, Randall Robert B., Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine. Mechanical Systems and Signal Processing 4- 23 - 1352 - 1365 - (2009)».
- [123] «Baoping Tang, Wenyi Liu, Tao Song, Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution, Renewable Energy, Volume 35, Issue 12, 2010, Pages 2862-2866, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.11.011>».
- [124] «Miao Q, Cong L, Pecht M. Identification of multiple characteristic components with high accuracy and resolution using the zoom interpolated discrete Fourier transform. Meas Sci Technol 2011. <http://dx.doi.org/10.1088/0957-0233/22/5/055701> 12pp.».
- [125] «Kou, Hai Jiang, Hui Qun Yuan, and Xiao Yu Zhao. “Application of Wavelet Denoising in Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearboxes.” Advanced Materials Research 562–564 (August 2012): 1091–94. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.562-564.1091>.».
- [126] «M. Sarvajith B. Shah S. Kulkarni S. Jana. Condition Monitoring of Rolling Element Bearing Using Wavelet Transform and Support Vector Machine Conference: NCCM 2013.».
- [127] «C K E Nizwan et al A wavelet decomposition analysis of vibration signal for bearing fault detection. 2013 IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 50 012026».
- [128] «Roulias D, Loutas T, Kostopoulos V. A Statistical Feature utilising Wavelet Denoising and Neighblock Method for Improved Condition Monitoring of Rolling Bearings. Italian Assoc Chem Eng 2013. <http://dx.doi.org/10.3303/CET1333175>».
- [129] «Zimroz R, Bartelmus W, Barszcz T, Urbanek J. Diagnostics of bearings in presence of strong operating conditions non-stationarity—A procedure of load-dependent features processing with application to wind turbine bearings. Mech Syst Signal Process 2014;46».
- [130] «Wang T, Liang M, Li J, Cheng W. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis. Mech Syst Signal Process 2014;45 (11):139–53. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.11.011> 3 March».
- [131] «Khanam S, Tandon N, Dutt JK. Fault Size Estimation in the Outer Race of Ball Bearing Using Discrete Wavelet Transform of the Vibration Signal. Procedia Technol 2014;14:12–9. <http://dx.doi.org/10.1016/j.protcy.2014.08.003> 2nd International Conference on».

- [132] «Jacek Dybała, Radosław Zimroz, Rolling bearing diagnosing method based on Empirical Mode Decomposition of machine vibration signal, *Applied Acoustics*, Volume 77, 2014, Pages 195-203, ISSN 0003-682X, <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2013.09.001>.».
- [133] «F. Dalvand, A. Kalantar, S. Shokoohi and H. Bevrani, "Time-domain bearing condition monitoring in induction motors using instantaneous frequency of motor voltage," 2014 Smart Grid Conference (SGC), 2014, pp. 1-7, doi: 10.1109/SGC.2014.7150708.».
- [134] «Aijun Hu, Xiaohan Yan, Ling Xiang, A new wind turbine fault diagnosis method based on ensemble intrinsic time-scale decomposition and WPT-fractal dimension, *Renewable Energy*, Volume 83, 2015, Pages 767-778, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renewene.2015.07.011>.».
- [135] «Dong Yang, Hui Li, Yaogang Hu, Jie Zhao, Hongwei Xiao, Yongsun Lan, Vibration condition monitoring system for wind turbine bearings based on noise suppression with multi-point data fusion, *Renewable Energy*, Volume 92, 2016, Pages 104-116, ISSN 0960-1481.».
- [136] «Jinglong Chen, Jun Pan, Zipeng Li, Yanyang Zi, Xuefeng Chen, Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals, *Renewable Energy*, Volume 89, 2016, Pages 80-92, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renewene.2016.04.011>.».
- [137] «Joel Igba, Kazem Alemzadeh, Christopher Durugbo, Egill Thor Eiriksson, Analysing RMS and peak values of vibration signals for condition monitoring of wind turbine gearboxes, *Renewable Energy*, Volume 91, 2016, Pages 90-106, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renewene.2016.04.011>.».
- [138] «Golafshan, Reza & Wegerhoff, Matthias & Jacobs, Georg & Ozay, Arda. (2017). Vibration-based Condition Monitoring for Wind Turbines: Applications of Singular Value Decomposition.».
- [139] «Wei Teng, Xian Ding, Hao Cheng, Chen Han, Yibing Liu, Haihua Mu, Compound faults diagnosis and analysis for a wind turbine gearbox via a novel vibration model and empirical wavelet transform, *Renewable Energy*, Volume 136, 2019, Pages 393-402, ISSN 0960-1481.».
- [140] «Strömbergsson, D, Marklund, P, Berglund, K, Larsson, P-E. Bearing monitoring in the wind turbine drivetrain - A comparative study of the FFT and wavelet transforms. *Wind Energy*. 2020; 23: 1381– 1393. <https://doi.org/10.1002/we.2491>.».
- [141] «Bin Yang, Dongbai Sun, Testing, inspecting and monitoring technologies for wind turbine blades: A survey, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 22, 2013, Pages 515-526, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.056>.».
- [142] «Thomsen OT. Sandwich materials for wind turbine blades-present and future. *Journal of Sandwich Structures and Materials* 2009;11(7):7–26.».
- [143] «Martin Leong, Lars C.T. Overgaard, Ole T. Thomsen, Erik Lund, Isaac M. Daniel, Investigation of failure mechanisms in GFRP sandwich structures with face sheet wrinkle defects used for wind turbine blades, *Composite Structures*, Volume 94, Issue 2, 2012.».

- [144] «MTS- Wind Turbine Blade Testing Solutions Optimize the reliability of your designs and the overall effectiveness of your test facility».
- [145] «Wei J, McCarty J. Acoustic emission evaluation of composite wind turbine blades during fatigue testing. *Wind Engineering* 1993;17(6):266–74.».
- [146] «AE Jayantha, DC Philip. Accelerated full scale fatigue testing of a small composite wind turbine blade using a mechanically operated test rig. SIF 2004 Structural Integrity and Fracture, Brisbane, Australia, 2004.».
- [147] «Paquette J, van Dam J, Hughes S. Structural testing of 9 m carbon fiber wind turbine research blades. AIAA 2007 Wind Energy Symposium Reno 2007».
- [148] «Kim SW, Kim EH, Rim MS, Shrestha P, Lee I. Structural Performance tests of down scaled composite wind turbine blade using embedded fiber bragg grating sensors. *International Journal of Aeronautical & Space Science* 2011;12(4):346–53.».
- [149] «Farinholt KM, Taylor SG, Park G, Ammerman CM. Full-scale fatigue tests of CX-100 wind turbine blades. Part I: testing. SPIE 2012.».
- [150] «Taylor SG, Jeong H, Jang JK, Park G, Farinholt KM, Todd MD, et al. Full-scale fatigue tests of CX-100 wind turbine blades. Part II: analysis. SPIE 2012.».
- [151] «Yang JS, Peng CY, Xiao JY, Zeng JC, Xing SL, Jin JT, et al. Structural investigation of composite wind turbine blade considering structural collapse in full-scale static tests. *Composite Structures* 2013;97:15–29.».
- [152] «Sutherland H, Beattie A, Hansche B, Musial W, Allread J, Johnson J, et al. The application of non-destructive techniques to the testing of a wind turbine blade. Report SAND93-1380, Sandia National Laboratory».
- [153] «Ghoshal A, Sundaresan MJ, Schulz MJ, Pai PF. Structural health monitoring techniques for wind turbine blades. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* 2000;85(3):309–24.».
- [154] «Schulz MJ, Sundaresan. MJ. Smart sensor system for structural condition monitoring of wind turbines. Subcontract report, NREL/SR-500-40089. National Renewable Energy Laboratory 2006».
- [155] «Omar Mabrok Bouzid, Gui Yun Tian, Kanapathippillai Cumanan, David Moore, "Structural Health Monitoring of Wind Turbine Blades: Acoustic Source Localization Using Wireless Sensor Networks", *Journal of Sensors*, vol. 2015, Article ID 139695, 11 pages, 2015.».
- [156] «Xiaojing Sun, Diangui Huang, Guoqing Wu, The current state of offshore wind energy technology development, *Energy*, Volume 41, Issue 1, 2012, Pages 298-312, ISSN 0360-5442, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.02.054>.».
- [157] «Bilgili M, Yasar A, Simsek E. Offshore wind power development in Europe and its comparison with onshore counterpart. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2011;15(2):905e15.».
- [158] «European Wind Energy Association: Deep Water: The Next Step for Offshore Wind Energy. Brussels, Belgium: A report by the European Wind Energy Association; 2013.».
- [159] «The Concrete Society, Non-structural cracks in concrete, Technical Report No. 22 – Fourth Edition.».

- [160] «Y. Schiegg - Cost Effectiveness And Application Of Online monitoring In Reinforced Concrete Structures - TFB, Technical research and consulting for cement and concrete, Lindenstrasse 10, CH-5103 Wildegg».
- [161] «Ceylan H, Gopalakrishnan K, Kim S, Taylor PC, Prokudin M, Buss AF. Highway infrastructure health monitoring using micro-electromechanical sensors and systems (MEMS). J Civ Eng Manag 2013;19(Sup1):188–201».
- [162] «Wout Weijtjens, Tim Verbelen, Gert De Sitter and Christof Devriendt Foundation structural health monitoring of an offshore wind turbine--a full-scale case study, May 2015, Structural Health Monitoring 15(4), DOI: 10.1177/1475921715586624».
- [163] «Xiao F, Tian C, Wait I, Yang Z (Joey), Still B, Chen GS. Condition monitoring and vibration analysis of wind turbine. Advances in Mechanical Engineering. March 2020. doi:10.1177/1687814020913782».
- [164] «C. Devriendt , M. El Kafafy , G. De Sitter , P.J. Jordaens , P. Guillaume- Continuous dynamic monitoring of an offshore wind turbine on a monopile foundation Vrije Universiteit Brussel, Acoustic and Vibration Research Group».
- [165] «Rubert, Tim & Perry, Marcus & Fusiek, Grzegorz & McAlorum, Jack & Niewczas, Pawel & Brotherston, Amanda & McCallum, David. (2017). Field Demonstration of Real-Time Wind Turbine Foundation Strain Monitoring. Sensors. 18. 97. 10.3390/s18010097.».
- [166] «Marcus Perry , Jack McAlorum , Grzegorz Fusiek , Pawel Niewczas , Iain McKeeman and Tim Rubert - Crack Monitoring of Operational Wind Turbine Foundations».
- [167] «Boris RESNIK , Monitoring of Concrete Bases of Wind Turbines with Modern Inclinometers: Approaches and Experience».
- [168] «Stuart J. Russell and Peter Norvig . Artificial Intelligence- A Modern Approach. Second edition. 2003. ISBN 0-13-790395-2».
- [169] «Adrian Stetco, Fateme Dinmohammadi, Xingyu Zhao, Valentin Robu, David Flynn, Mike Barnes, John Keane, Goran Nenadic, Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review, Renewable Energy, Volume 133, 2019, Pages 620-635, ISSN 0960-148».
- [170] «] T. Soni Madhulata. An Overview on clustering methods, IOSR Journal of Engineering, Apr. 2012, Vol. 2(4) pp: 719-725, ISSN 2250-3021».
- [171] «D. Arthur, S. Vassilvitskii (2006): "How Slow is the k-means Method?," Proceedings of the 2006 Symposium on Computational Geometry (SoCG).».
- [172] «A.Vattani (2009): k-means requires exponentially many iterations even in the plane, Proceedings of the 2009 Symposium on Computational Geometry (SoCG).».
- [173] «Soumi Ghosh, Sanjay Kumar Dubey. Comparative Analysis of K-Means and Fuzzy CMeans Algorithms, (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 4, No.4, pag. 35, 2013».
- [174] «Giuseppe Fruci. SVILUPPO E VALIDAZIONE DI UN ALGORITMO PER LA CLASSIFICAZIONE VEGLIA-SONNO. Tesi di laurea magistrale, corso di laurea di Ingegneria Biomedica.».

- [175] «Kecman, Vojislav. (2005), Support Vector Machines – An Introduction. 10.1007/10984697\_1.».
- [176] «Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2000). An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. Cambridge: Cambridge University Press. doi:10.1017/CBO9780511801389».
- [177] «Zareia J, Tajeddinia MA, Karimib HR. Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter. *Mechatronics* 2014;24 (2):151–7. <http://dx.doi.org/10.1016/j.mechatronics.2014.01.003> March.».
- [178] «Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, Dong-Sik Gu, Byeong-Keun Choi, Intelligent fault diagnosis system of induction motor based on transient current signal, *Mechatronics*, Volume 19, Issue 5, 2009, Pages 680-689, ISSN 0957-4158, <https://doi.org/10.1016/j.mec>».
- [179] «Andrew Kusiak, Wenyan Li, The prediction and diagnosis of wind turbine faults, *Renewable Energy*, Volume 36, Issue 1, 2011, Pages 16-23, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.05.014>.».
- [180] «Ibrahim, Raed & Tautz-Weinert, Jannis & Watson, Simon. (2016). Neural Networks for Wind Turbine Fault Detection via Current Signature Analysis.».
- [181] «Ziani R., Zegadi R., Felkaoui A., Djouada M. (2012) Bearing Fault Diagnosis Using Neural Network and Genetic Algorithms with the Trace Criterion. In: Fakhfakh T., Bartelmus W., Chaari F., Zimroz R., Haddar M. (eds) *Condition Monitoring of Machinery in Non*».
- [182] «Chen X, Shen Z, He Z, Sun C, Liu Z. Remaining life prognostics of rolling bearing based on relative features and multivariable support vector machine. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Scienc*».
- [183] «A. Soualhi, K. Medjaher and N. Zerhouni, "Bearing Health Monitoring Based on Hilbert–Huang Transform, Support Vector Machine, and Regression," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, no. 1, pp. 52-62, Jan. 2015, doi: 10.1109/TIM.».
- [184] «L. Wang, Z. Zhang, H. Long, J. Xu and R. Liu, "Wind Turbine Gearbox Failure Identification With Deep Neural Networks," in *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 13, no. 3, pp. 1360-1368, June 2017, doi: 10.1109/TII.2016.2607179.».
- [185] «Arcos Jiménez A, Gómez Muñoz CQ, García Márquez FP. Machine Learning for Wind Turbine Blades Maintenance Management. *Energies*. 2018; 11(1):13. <https://doi.org/10.3390/en11010013>».
- [186] «Yampikulsakul, Nattavut & Byon, Eunshin & Huang, Shuai & Sheng, Shawn & You, Mingdi. (2014). Condition Monitoring of Wind Power System With Nonparametric Regression Analysis. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*. 29. 288-299. 10.1109/TEC.2013.2295301.».
- [187] «A. Clifton, L. Kilcher, J K Lundquist and P Fleming. Using machine learning to predict wind turbine power output. 2013 *Environ. Res. Lett.* 8 024009 <https://doi.org/10.1088/1748-9326/8/2/024009>».
- [188] «K. Leahy, R. L. Hu, I. C. Konstantakopoulos, C. J. Spanos and A. M. Agogino, "Diagnosing wind turbine faults using machine learning techniques applied to

- operational data," 2016 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), 2».
- [189] «Alfredo Arcos Jiménez, Fausto Pedro García Márquez, Victoria Borja Moraleda, Carlos Quiterio Gómez Muñoz, Linear and nonlinear features and machine learning for wind turbine blade ice detection and diagnosis, *Renewable Energy*, Volume 132, 2019, Pages».
- [190] «Elasha F, Shanbr S, Li X, Mba D. Prognosis of a Wind Turbine Gearbox Bearing Using Supervised Machine Learning. *Sensors*. 2019; 19(14):3092. <https://doi.org/10.3390/s19143092>».
- [191] «Carroll, J, Koukoura, S, McDonald, A, Charalambous, A, Weiss, S, McArthur, S. Wind turbine gearbox failure and remaining useful life prediction using machine learning techniques. *Wind Energy*. 2019; 22: 360– 375. <https://doi.org/10.1002/we.2290>».
- [192] «Hu C, Albertani R. Machine learning applied to wind turbine blades impact detection. *Wind Engineering*. 2020;44(3):325-338. doi:10.1177/0309524X19849859».
- [193] «Yeh, C.-H.; Lin, M.-H.; Lin, C.-H.; Yu, C.-E.; Chen, M.-J. Machine Learning for Long Cycle Maintenance Prediction of Wind Turbine. *Sensors* 2019, 19, 1671. <https://doi.org/10.3390/s19071671>».
- [194] «Elforjani, Mohamed & Shanbr, Suliman. (2017). Prognosis of Bearing Acoustic Emission Signals Using Supervised Machine Learning. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. PP. 1-1. 10.1109/TIE.2017.2767551.».
- [195] «Sergio Martin-del-Campo, Fredrik Sandin, Daniel Strömbergsson. Dictionary learning approach to monitoring of wind turbine drivetrain bearings. (2019) *Electrical Engineering and Systems Science, Signal Processing*».
- [196] «Z. Sun and H. Sun, "Stacked Denoising Autoencoder With Density-Grid Based Clustering Method for Detecting Outlier of Wind Turbine Components," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 13078-13091, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2893206.».
- [197] «Li, H., Hu, Y. G., Yang, C., Chen, Z., Ji, H. T., & Zhao, B. (2013). An improved fuzzy synthetic condition assessment of a wind turbine generator system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 45(1), 468–476. <https://doi.org/10.1016/j>».
- [198] «Xiang Ye, K. Veeramachaneni, Yanjun Yan and L. A. Osadciw, "Unsupervised learning and fusion for failure detection in wind turbines," 2009 12th International Conference on Information Fusion, 2009, pp. 1497-1503.».
- [199] «Yu Huang, Jiayu Li, Weizhen Hou, Bingzhe Zhang, Yan Zhang, Yongling Li, and Li Sun. Improved clustering and deep learning based short-term wind energy forecasting in large-scale wind farms. *Journal of Renewable and Sustainable Energy* 12, 066101 (2020)».
- [200] «G. Jiang, H. He, J. Yan and P. Xie, "Multiscale Convolutional Neural Networks for Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearbox," in *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 4, pp. 3196-3207, April 2019, doi: 10.1109/TIE.2018.2844805.».

- [201] «Zhang, Z., and Kusiak, A. (February 27, 2012). "Monitoring Wind Turbine Vibration Based on SCADA Data." *ASME. J. Sol. Energy Eng.* May 2012; 134(2): 021004. <https://doi.org/10.1115/1.4005753>».
- [202] «Jaouher Ben Ali, Lotfi Saidi, Salma Harrath, Eric Bechhoefer, Mohamed Benbouzid, Online automatic diagnosis of wind turbine bearings progressive degradations under real experimental conditions based on unsupervised machine learning, *Applied Acoustics*,».
- [203] «Wang, Y., Yoshihashi, R., Kawakami, R. et al. Unsupervised anomaly detection with compact deep features for wind turbine blade images taken by a drone. *IPSIJ T Comput Vis Appl* 11, 3 (2019). <https://doi.org/10.1186/s41074-019-0056-0>».
- [204] «D Tcherniak and L L Mølgaard. Vibration-based SHM System: Application to Wind Turbine Blades. *Journal of Physics: Conference Series*, Volume 628, 11th International Conference on Damage Assessment of Structures (DAMAS 2015) 24–26 August 2015, Ghent, Belgium».
- [205] «Wang, LM., Shao, YM. Crack Fault Classification for Planetary Gearbox Based on Feature Selection Technique and K-means Clustering Method. *Chin. J. Mech. Eng.* 31, 4 (2018). <https://doi.org/10.1186/s10033-018-0202-0>».
- [206] «Xu Liu ; Mei Li ; Shiyao Qin ; Xiaojing Ma ; Wenzhuo Wang. A Predictive Fault Diagnose Method of Wind Turbine Based on K-Means Clustering and Neural Networks. (2016). *Journal of Internet Technology*, ISSN: 2079-4029, Vol: 17, Issue: 7, Page: 1521-1528».
- [207] «Pei S, Li Y. Wind Turbine Power Curve Modeling with a Hybrid Machine Learning Technique. *Applied Sciences*. 2019; 9(22):4930. <https://doi.org/10.3390/app9224930>».