

ALMA MATER STUDIORUM - UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

SCUOLA DI INGEGNERIA E ARCHITETTURA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA ENERGETICA

TESI DI LAUREA

in

Metodi Matematici e Numerici per l'Energetica M

**METODOLOGIE AVANZATE PER L'ANALISI DELLE
PERFORMANCE DI UN IMPIANTO EOLICO**

CANDIDATO:
Alberto Scarpellini

RELATORE:
Prof. Ing. Domiziano Mostacci

CORRELATORI:
Ing. Giovanni De Matteo
Ing. Marco Moschini
Ing. Francesco Bedani

Anno Accademico 2016/2017

Sessione III

Abstract

Questa tesi nasce con l'intento di studiare le performance di un impianto eolico gestito da EDF Energies Nouvelles Services Italia, azienda leader nel settore e presso cui ho svolto un tirocinio curriculare, e riporta i risultati di due studi effettuati sugli aerogeneratori.

A causa della natura intrinsecamente variabile del vento si rende necessaria, nell'eolico ancor più che in altre tecnologie, un'efficiente strategia di esercizio e manutenzione (attività spesso denotata con l'acronimo *O&M* dall'inglese "*Operation & Maintenance*") che permetta al proprietario dell'impianto di massimizzare la produzione di energia elettrica: tenere fermo un aerogeneratore in presenza di vento sufficientemente forte significa, a tutti gli effetti, sprecare la risorsa primaria.

Dopo una prima parte di lavoro dedicata alla definizione delle curve di potenza di riferimento per ogni singola macchina (questo approccio viene spesso utilizzato in quanto la curva di potenza "reale" di una macchina differisce da quella "teorica" fornita dal costruttore della macchina) si è passati a un primo studio riguardante una possibile ottimizzazione della produzione. Essenzialmente si è considerata una strategia di *wind sector management* tale da impedire l'attivazione di un allarme, il quale provoca una brusca fermata di emergenza dell'aerogeneratore che non può essere resettata da remoto. Anche andando a ipotizzare diversi parametri di WSM (basati sulle condizioni del vento che potrebbero innescare il falso allarme) si è scoperto che non conviene introdurre una strategia di questo tipo al fine di diminuire le mancate produzioni: questo è dovuto al fatto che tutti i fermi macchina causati dal falso allarme preso in considerazione si sono verificati quando il vento proveniva da una delle direzioni principali dell'impianto.

Nel secondo studio è stato valutato un possibile degrado delle performance di normale funzionamento degli aerogeneratori dovuto all'invecchiamento dei componenti di macchina principali. In questo contesto si è riusciti a replicare un approccio di tipo matematico/numerico ormai molto consolidato a livello mondiale basato su una rete neurale artificiale. L'obiettivo del lavoro è quello di

allenare una rete neurale artificiale in ambiente MATLAB con i dati di normale funzionamento del primo anno solare successivo all'installazione delle macchine e valutare nel periodo successivo la differenza tra la potenza reale prodotta e quella attesa elaborata dalla rete allenata (questo scarto è definito "residuo di potenza"). Per l'addestramento della rete neurale è stato utilizzato un algoritmo di *backpropagation* basato su due input, velocità del vento e temperatura dell'aria, e un output, potenza prodotta. La valutazione qualitativa dei trend dei residui di potenza per ogni macchina non ha mostrato un particolare degrado delle performance eccetto che per un aerogeneratore che da febbraio 2017 in poi ha diminuito notevolmente le sue prestazioni. Nel corso della tesi viene presentata una parziale validazione dei residui ottenuti con la rete neurale mediante un metodo statistico di regressione lineare dei dati del 2012.

I dati utilizzati per tutte le analisi sono quelli mediati su dieci minuti provenienti dal sistema SCADA dell'impianto (i cosiddetti dati 10-min) oltre che le informazioni di status, ovvero i segnali caratteristici dell'operatività di ciascuna macchina.

Indice

Abstract	1
Indice	3
Introduzione	5
1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori	7
1.1) L'energia eolica	9
1.2) La curva di potenza	10
1.3) Il sistema SCADA	13
1.4) La disponibilità tecnica di un aerogeneratore	16
1.5) Parametri che influiscono sulla curva di potenza di una turbina eolica	19
1.5.1) VELOCITÀ DEL VENTO	19
1.5.2) TURBOLENZA	20
1.5.3) TEMPERATURA/PRESSIONE/DENSITÀ/UMIDITÀ DELL'ARIA	24
1.5.4) GRADIENTE VERTICALE DI VELOCITÀ (WIND SHEAR)	26
1.5.5) PRECIPITAZIONI	29
2) Il parco eolico	31
2.1) Possibile ottimizzazione delle performance	38
2.2) Lo studio	40
3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis	57
3.1) Le reti neurali artificiali (ANN)	58
3.2) Reti MLP e algoritmo di backpropagation	67
4) Codici MATLAB utilizzati	77
<i>CODICE SORGENTE</i>	78
<i>FUNZIONE MultiLayerNetwork PER DEFINIRE L'ARCHITETTURA E I PARAMETRI INIZIALI DELLA RETE</i>	79
<i>FUNZIONE ArtificialNetwork PER ADDESTRARE TUTTE LE RETI REALIZZATE E CALCOLARE LE POTENZE ATTESE E I RESIDUI PER QUELLA CON LE PERFORMANCE MIGLIORI</i>	81
4.1) PRINCIPALI RISULTATI OTTENUTI	83
5) Conclusioni e sviluppi futuri	91
Appendice A	93
Appendice B	103
Appendice C	135
Riferimenti bibliografici	185

Ringraziamenti

189

Introduzione

La crescente domanda energetica mondiale e gli accordi internazionali mirati alla riduzione dell'impatto dei cambiamenti climatici hanno portato negli ultimi anni a un rapido sviluppo delle fonti di energia rinnovabile. Tra queste, un ruolo di fondamentale importanza è rivestito dall'energia eolica, come testimoniato dal sostanziale aumento della capacità installata. Gli aerogeneratori ad asse orizzontale sono i dispositivi più utilizzati per la produzione di energia elettrica da fonte eolica su grande scala e sono stati oggetto di una repentina diffusione nel corso degli ultimi anni. Di pari passo con l'innovazione tecnologica e con l'incremento della potenza media per singola turbina diventa di importanza cruciale l'ottimizzazione delle strategie di O&M, in modo da anticipare possibili guasti ed evitare tempistiche di manutenzione prolungate.

Altrettanto importante è la valutazione del degrado delle performance di tali macchine, in primo luogo, sia per via della mancata produzione di energia elettrica ad esso associata, sia per il rischio concreto che il deterioramento delle prestazioni sia sintomatico di un trend in atto e possa precedere il guasto di un componente principale di macchina. Anche per limitare l'insorgere di queste problematiche si ricorre alla cosiddetta *performance analysis*.

Questa tesi, redatta nel corso di un tirocinio presso EDF Energies Nouvelles Services Italia, azienda leader in Italia nel settore O&M di impianti eolici, nasce con l'intento di valutare una possibile strategia di ottimizzazione produttiva di un impianto eolico basata sull'introduzione di un *Wind Sector Management* (WSM) che permetta di evitare il manifestarsi di un falso allarme che ha provocato, dal gennaio 2012 (data immediatamente successiva all'installazione delle macchine) ad oggi, dei bruschi arresti di emergenza delle turbine. Inoltre viene presentato uno studio per la valutazione del degrado delle performance basato sulle reti neurali artificiali: tali strumenti, unitamente alle altre tecniche di *machine learning*, sono ritenuti essere dalla comunità scientifica il futuro nel settore O&M di impianti eolici. Si confida infatti che grazie all'apprendimento automatico sarà

possibile individuare anomalie di funzionamento, diagnosticare in anticipo i guasti e predire il comportamento delle macchine.

Dopo un primo capitolo dedicato alla descrizione generale della tecnologia eolica oggi maggiormente diffusa, agli strumenti utilizzati e al parco esaminato, nel secondo capitolo viene presentato lo studio per la verifica di ottimizzazione delle performance sopra accennato.

Il terzo capitolo descrive caratteristiche e funzionamento delle reti neurali artificiali. Il quarto e ultimo capitolo riporta lo studio incentrato sul degrado delle prestazioni degli aerogeneratori del parco eolico preso in esame.

Lo studio è stato condotto pre-processando (grazie al linguaggio di programmazione *Python*) e successivamente analizzando i dati raccolti dal sistema SCADA dell'impianto per mezzo del software industriale *DELVE Wind* e grazie al linguaggio per database *SQL*.

Per entrambi gli studi, oltre all'approccio seguito, i capitoli 2 e 4 illustrano, a titolo di esempio, i risultati ottenuti per un singolo aerogeneratore; i risultati delle restanti macchine sono riportati nelle Appendici A, B e C.

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

La disomogeneità di irraggiamento solare sulla superficie terrestre provoca differenze di pressione atmosferica tra diverse aree del pianeta. Nelle aree più calde si creano condizioni di alta pressione, mentre in quelle fredde si generano condizioni di bassa pressione: queste differenze su larga scala provocano un movimento di aria compensatorio, il vento.

L'idea alla base del funzionamento delle turbine eoliche (anche denominate WTG – *Wind Turbine Generator*) è quella di convertire l'energia cinetica di una massa d'aria in movimento in energia meccanica, successivamente trasformata in energia elettrica. La prima conversione è svolta dalle pale del rotore, mentre la seconda da un generatore elettrico di tipo sincrono o asincrono, a seconda della configurazione progettuale della turbina.

Ad oggi, sebbene siano ancora presenti e funzionanti aerogeneratori mono e bipala, la tecnologia di gran lunga più diffusa è quella tripala. Un esempio di una turbina tripala è rappresentato in Fig. 1.1.

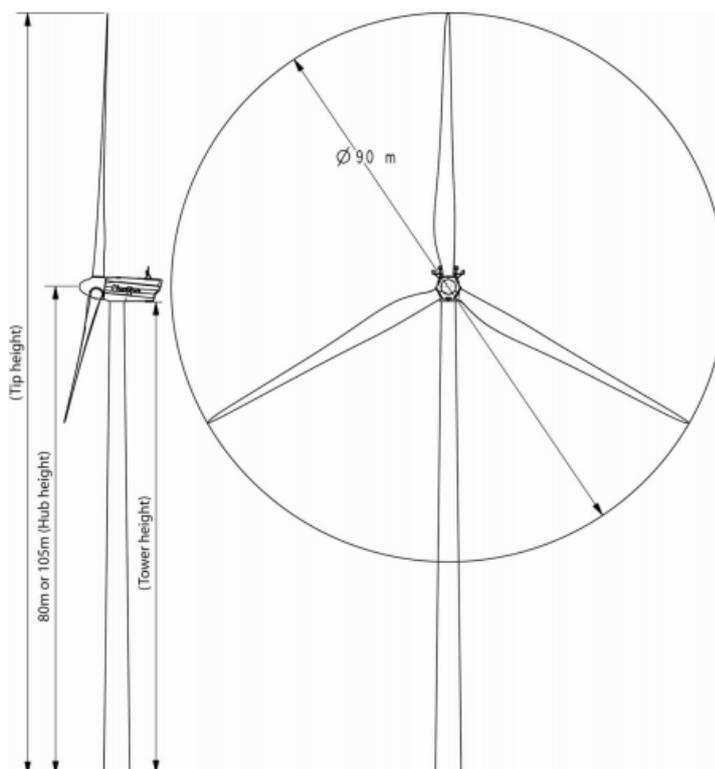


Fig. 1.1 – Rappresentazione schematica di un aerogeneratore tripala.

Le varianti progettuali per gli aerogeneratori sono numerose, ma oggi la tecnologia più frequentemente adottata (che è anche quella sfruttata dalle turbine studiate in questa tesi) prevede un rotore tripala posto su un albero, detto albero lento; la velocità di tale albero viene innalzata mediante un moltiplicatore di giri (*gearbox*) così da poter produrre energia elettrica grazie al generatore elettrico. Tutti questi componenti, fatta eccezione per il rotore e le pale, sono ospitati in navicella, la quale è posta sopra una torre tubolare. I principali sistemi di regolazione sono il controllo del passo delle pale (*blade pitch angle*) e il controllo di imbardata. Tramite il primo si è in grado di far ruotare le pale attorno al proprio asse in modo tale da avere, per ogni velocità del vento, un angolo di attacco della pala ottimale; mediante il secondo la turbina è orientata, attivamente o passivamente, in direzione del vento così da massimizzare l'efficienza del processo di conversione di energia.

I principali componenti che costituiscono un aerogeneratore ad asse orizzontale del tipo più diffuso oggi sono rappresentati in Fig. 1.2.

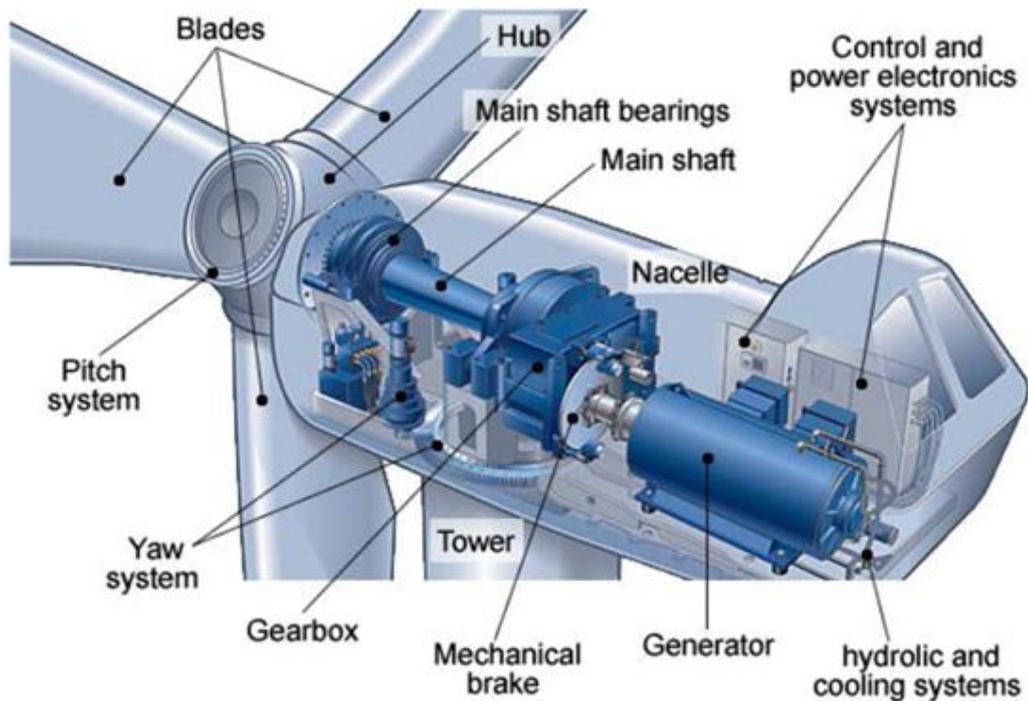


Fig. 1.2 – Schema dei principali componenti ospitati in navicella di un aerogeneratore.

Alcune varianti progettuali prevedono l'accoppiamento diretto tra rotore e generatore (sistemi *direct-drive*), mentre in altre non è presente un controllo del passo delle pale, ma si ha una regolazione per stallo¹.

1.1) L'energia eolica

La potenza di una massa di aria in movimento è data da

$$P_{vento} = \frac{1}{2} \rho A v^3, \quad (1.1)$$

dove ρ è la densità dell'aria, A è l'area attraverso la quale fluisce la massa d'aria (per un aerogeneratore è l'area spazzata dalle pale) e v è la velocità del vento.

Come scoperto da A. Betz (1919), è impossibile convertire interamente l'energia cinetica di una massa di aria in energia meccanica. Ciò è dovuto al fatto che

¹ Questo sistema di controllo si basa esclusivamente sulla particolare conformazione del profilo palare (sistema di tipo passivo).

poterlo fare, dal punto di vista teorico, vorrebbe dire fermare completamente il flusso d'aria, ma ciò risulta ovviamente impossibile nella realtà. Betz scoprì quindi che esiste un limite massimo nella quantità di energia cinetica convertibile e che tale limite è del 59,3%. Tale condizione si verifica per un rotore infinitamente sottile e in condizioni ideali quando la velocità dell'aria in uscita è uguale a un terzo di quella in entrata.

Di fatto Betz introdusse nell'equazione (1.1) un parametro, chiamato coefficiente di potenza. La potenza prodotta da un aerogeneratore è quindi

$$P_{turbina} = \frac{1}{2} c_p \rho A v^3. \quad (1.2)$$

Il c_p ci dice qual è la percentuale di energia contenuta nella massa d'aria in movimento che è stata convertita in energia elettrica: in questo termine risiedono quindi le prestazioni della macchina.

1.2) La curva di potenza

Col termine “curva di potenza” si fa riferimento alla relazione che lega la potenza elettrica prodotta da un aerogeneratore alla velocità del vento. Un esempio di curva di potenza è riportata in Fig. 1.3.

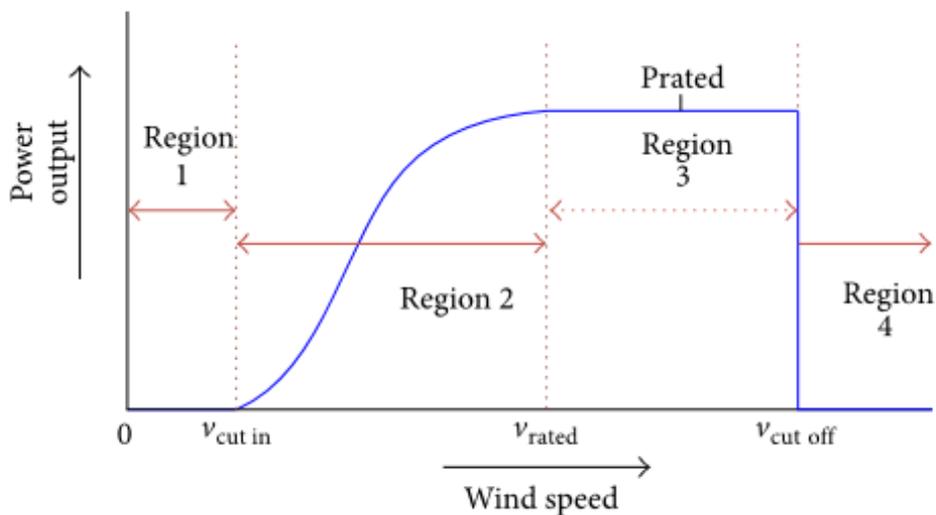


Fig. 1.3 – Curva di potenza di un aerogeneratore.

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

Come si può notare, vi sono quattro regioni ben distinte:

1. Regione 1: la potenza prodotta è nulla al crescere della velocità del vento (velocità del vento < velocità di cut-in);
2. Regione 2: la potenza prodotta dalla macchina cresce rapidamente al crescere della velocità del vento (velocità di cut-in \leq velocità del vento < velocità nominale);
3. Regione 3: la potenza prodotta è costante al crescere della velocità del vento e pari alla potenza nominale (velocità nominale \leq velocità del vento < velocità di cut-out);
4. Regione 4: la potenza torna ad essere nulla al crescere della velocità del vento (velocità del vento \geq velocità di cut-out).

Sebbene i costruttori delle macchine forniscano delle curve di potenza garantite, calcolate in accordo con le condizioni standard definite dalla norma tecnica di riferimento IEC² 61400-12-1, le performance di un aerogeneratore possono variare in funzione delle diverse condizioni atmosferiche e della diversa orografia del terreno in cui la turbina si trova ad operare. Ciò porta all'esigenza di costruire una curva di potenza rappresentativa del normale funzionamento di ciascuna macchina installata in un determinato sito. Le prestazioni delle turbine eoliche vengono quindi periodicamente monitorate e confrontate con quelle caratteristiche del normale funzionamento: viene svolta la cosiddetta *performance analysis*.

Talvolta nasce l'esigenza di considerare più curve di riferimento, in quanto le performance dell'aerogeneratore sono fortemente influenzate da parametri esterni, come ad esempio la temperatura e la turbolenza dell'aria: si parla in questo caso di curve di potenza di riferimento stagionali.

Per la costruzione delle curve di riferimento stagionali si usano degli appositi software industriali: nel mio caso specifico ho utilizzato DELVE Wind.

DELVE Wind è uno strumento di analisi temporale sviluppato per facilitare il controllo di dati di funzionamento di turbine eoliche. Esso nasce con l'obiettivo

² International Electrotechnical Commission.

principale di visualizzare rapidamente una grande quantità di dati e di implementare un facile e intuitivo sistema di filtraggio che consenta di ottenere dei feedback visivi pressoché immediati. Il software permette all'utente di rilevare e contrassegnare anomalie di funzionamento delle macchine e di effettuare valutazioni quantitative degli effetti di *under performance*, ad esempio stimando le perdite di energia che hanno avuto luogo in un determinato periodo.

DELVE Wind sfrutta l'ambiente *runtime* di Matlab, detto MCR (*Matlab Compiler Runtime environment*), e necessita che i dati da analizzare siano opportunamente immagazzinati in un unico database su Server SQL. Proprio per questo motivo prima di procedere con l'analisi dati vera e propria è richiesta la cosiddetta "preparazione dei dati": questi, infatti, si presentano in formati diversi a seconda della tipologia e della versione del sistema SCADA da cui provengono. Dovendo analizzare una enorme quantità di dati, risulta conveniente automatizzare quanto più possibile il processo di preparazione, così da minimizzare il numero di operazioni manuali: per tale scopo, nel mio caso, ho utilizzato il linguaggio di programmazione *Python* e il modulo "csv" della sua libreria standard che richiede appunto il passaggio dei dati attraverso il formato csv.

DELVE Wind consente di visualizzare le condizioni di funzionamento che si vuole indagare su più grafici in parallelo, come ad esempio mostra la Fig. 1.4 in cui si presenta un confronto tra il grafico $P-v_{vento}$ e quello $P-Pitch\ Angle$.

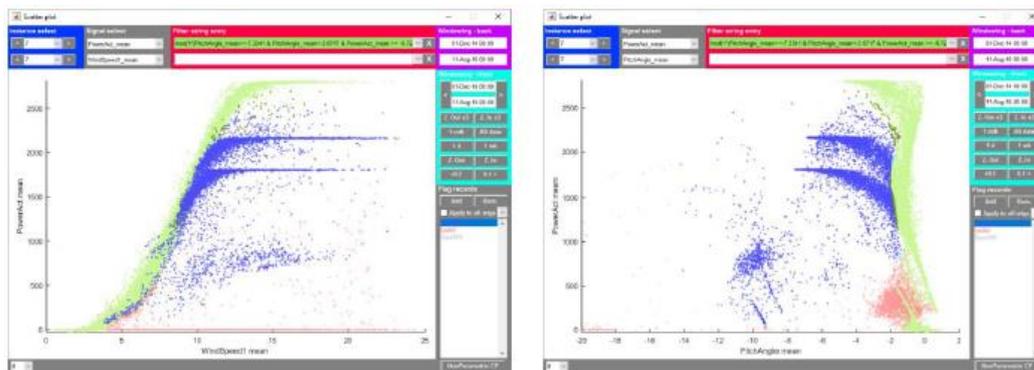


Fig. 1.4 – Visualizzazione in parallelo dei punti di funzionamento su due grafici diversi.

Dunque, mediante un processo di *pre-processing*, categorizzazione e filtraggio dei dati, è possibile costruire le curve di riferimento rappresentative del normale

funzionamento stagionale così da ottenere una potenza attesa per ogni record. Questa procedura verrà spiegata in dettaglio nel capitolo 2.

1.3) Il sistema SCADA

La quasi totalità dei componenti di un aerogeneratore è equipaggiata con sensori o attuatori integrati con il sistema di controllo della macchina e, attraverso quest'ultimo, con il sistema SCADA dell'impianto.

Lo SCADA (acronimo di “*Supervisory Control And Data Acquisition*”) è il sistema che connette le turbine, la sottostazione e le stazioni anemometriche ad un unico server centrale. Lo scopo dello SCADA è quello permettere la supervisione delle performance delle singole turbine e dell'impianto nella sua totalità, acquisire e storicizzare i segnali generati dalla macchina (dati rilevati dai numerosi sensori di misura integrati e segnali prodotti dal funzionamento dei componenti) e interagire con il suo funzionamento in tempo reale (acquisizione di allarmi, regolazione della potenza attiva e/o reattiva erogata, etc.).

Per quanto riguarda le turbine, questi dati sono relativi a potenze erogate e assorbite, velocità del vento, giri del generatore, imbardata della navicella, passo delle pale, velocità del rotore, temperatura dei cuscinetti, dell'olio e dell'ambiente, pressione dell'olio, rapporto del moltiplicatore di giri, etc. A tali dati occorre aggiungere gli status relativi alle condizioni operative registrati dalla macchina.

Queste informazioni possono essere rilevate tramite:

- campionamenti in tempo reale delle grandezze misurate;
- notifiche di stato (all'occorrenza di allarmi, guasti, etc.);
- medie 10-minuti delle grandezze misurate (potenza, velocità, etc.).

Normalmente tutti i segnali caratteristici del funzionamento di una macchina eolica sono registrati con una certa frequenza (che normalmente è dell'ordine di 1 Hz) e sintetizzati ogni 10 minuti mediante un processo di media aritmetica: si parla appunto di *dati 10 minuti*.

A titolo di esempio, la potenza prodotta associata a un periodo di 10 minuti sarà quindi:

$$\overline{P(v)} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N P(v_i), \quad (1.3)$$

dove N è il numero totale di registrazioni nei 10 minuti considerati (= 600 se la frequenza di acquisizione è di 1 Hz), v_i è la velocità del vento registrata per l' i -esimo record e $P(v_i)$ è la relativa potenza.

A questi dati si possono aggiungere quelli disponibili in sottostazione:

- energia misurata dai contatori;
- tensioni e correnti erogate per fornire riferimenti di potenza.

Lo SCADA si appoggia all'infrastruttura IT di una rete geografica, che permette a operatori remoti (tipicamente da un centro operativo, come può essere una sala controllo) di collegarsi al server dell'impianto: lo SCADA server comunica con le singole turbine attraverso una rete locale in fibra ottica.

Il formato con cui vengono forniti i dati differisce a seconda dello SCADA, il quale può essere creato direttamente dal costruttore della macchina oppure da terzi.

L'impianto preso in esame è equipaggiato con un sistema SCADA Vestas Online Business (VOB). L'interfaccia del VOB è rappresentata in Fig. 1.5.

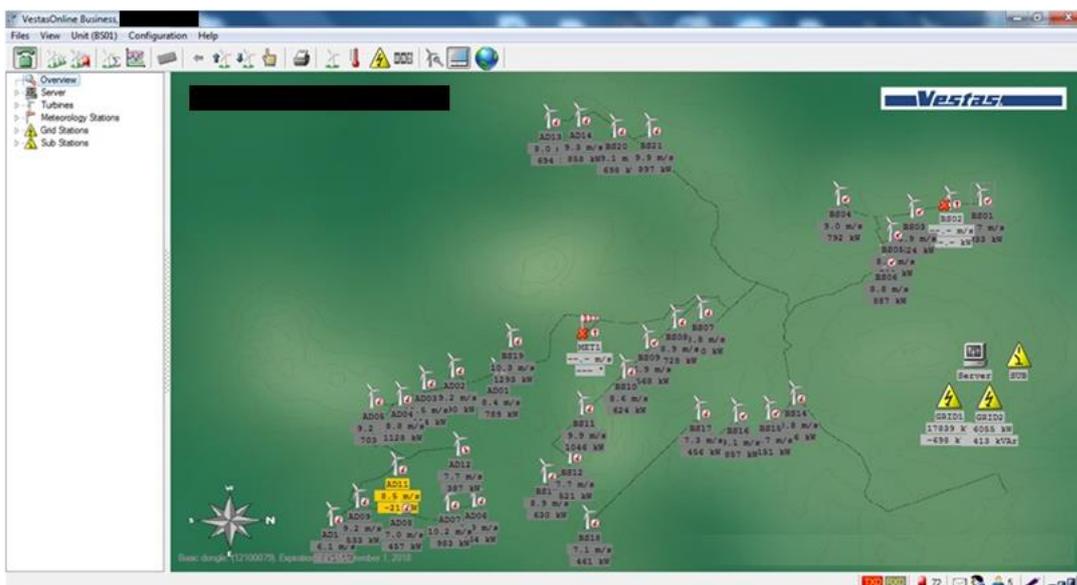


Fig. 1.5 – Interfaccia dello SCADA Vestas Online Business.

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

Lavorare e analizzare dati 10 minuti provenienti da un sistema SCADA significa avere a che fare con una mole di dati enorme: basti pensare che per un parco eolico di taglia medio-grande si raggiunge il numero massimo di righe lavorabili per un file Excel in meno di sette mesi. Tutte queste problematiche portano all'esigenza di archiviare i dati in un database industriale come ad esempio un SQL server.

La grande quantità di dati disponibili può essere sfruttata anche per impostare processi di *SCADA based condition monitoring*, ovvero un monitoraggio dello stato dei componenti di macchina attraverso lo studio degli andamenti di certi parametri nel tempo, come ad esempio la temperatura. Questa pratica si sta diffondendo sempre di più (Fig. 1.6) e molte aziende informatiche stanno lavorando su algoritmi capaci di anticipare guasti sulla base dei dati disponibili dallo SCADA.

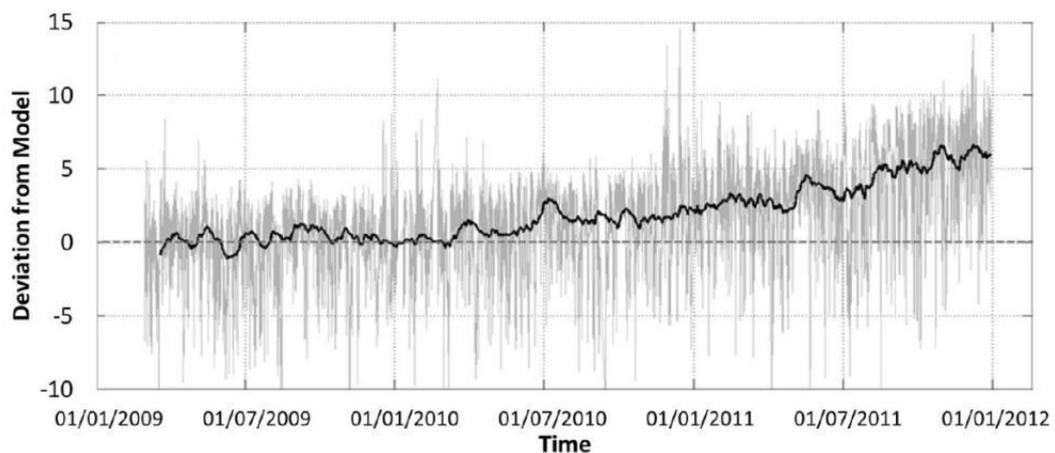


Fig. 1.6 – Andamento degli scarti tra modello teorico e comportamento reale di un aerogeneratore attraverso un algoritmo di machine learning.

Combinando i dati 10 minuti e gli status generati dalle turbine è altresì possibile andare a definire dei cosiddetti *KPI (Key Performance Indicator)*, ovvero parametri che valutano le prestazioni dell'impianto e che vengono utilizzati per misurare il livello e la qualità del servizio definito nei contratti di *Operation & Maintenance* che regolano i rapporti tra l'*asset owner* e il *service provider*.

L'analisi dei dati disponibili, fornendo informazioni sullo stato dei componenti, può essere utilizzata anche per elaborare strategie di manutenzione predittiva:

- l'identificazione del punto iniziale di un guasto può fornire all'operatore l'input per l'approvvigionamento dei ricambi in vista della riparazione e per la programmazione dell'intervento così da minimizzare l'impatto sulle performance della macchina;
- la “mappa” della propagazione del guasto può essere utilizzata per comprendere in quali condizioni tenere in marcia un aerogeneratore tra l'individuazione dell'inizio del guasto e la sostituzione programmata del componente, contenendo i danni eventuali;
- l'operatore può elaborare un'analisi probabilistica dei rischi, approntare uno storico dei guasti e decidere se attuare modifiche di progetto per prevenire guasti futuri.

Gli indubbi vantaggi di un approccio predittivo alla manutenzione stanno portando allo sviluppo di nuovi metodi di analisi basati sulle potenzialità del *machine learning*.

La nuova frontiera è quindi rappresentata dall'elaborazione di modelli previsionali del comportamento “ideale” del sistema, da usare come termine di confronto per l'esame delle grandezze sotto controllo. I capitoli 3 e 4 saranno dedicati proprio allo studio e all'applicazione di un modello di rete neurale per la valutazione delle performance degli aerogeneratori.

1.4) La disponibilità tecnica di un aerogeneratore

Tra i *KPI* più importanti e maggiormente utilizzati possiamo includere la disponibilità tecnica, che a seconda del criterio in riferimento al quale è calcolata può essere una disponibilità in base tempo (*Time-based Run Time Availability*, acronimo *RTA_t*) o una disponibilità energetica (*Energy-based Run Time Availability*, acronimo *RTA_E*). La metodologia di calcolo illustrata in tali norme si basa sulle cosiddette *categorie di informazioni* (“*information categories*”), distribuite su quattro livelli caratteristici del funzionamento della macchina obbligatori più altri livelli opzionali definibili caso per caso (vedi Tab. 1.1).

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

Information categories					
Mandatory Level 1	Mandatory Level 2	Mandatory Level 3	Mandatory Level 4	Optional - description see Annex A Level 5	
INFORMATION AVAILABLE (IA)	OPERATIVE (IAO)	GENERATING (IAOG)	FULL PERFORMANCE (IAOGFP)		
			PARTIAL PERFORMANCE (IAOGPP)	Derated Degraded	
		NON-GENERATING (IAONG)	TECHNICAL STANDBY (IAONGTS)		
			OUT OF ENVIRONMENTAL SPECIFICATION (IAONGEN)	Calm Winds Other Environmental	
			REQUESTED SHUTDOWN (IAONGRS)		
			OUT OF ELECTRICAL SPECIFICATION (IAONGEL)		
		NON-OPERATIVE (IANO)	SCHEDULED MAINTENANCE (IANOSM)		Response
			PLANNED CORRECTIVE ACTIONS (IANOPCA)		Diagnostic
	FORCED OUTAGE (IANOFO)		Logistic		
	SUSPENDED (IANOS)		Failure repair		
			SCHEDULED MAINTENANCE (IANOSM)	Scheduled Maintenance	
			PLANNED CORRECTIVE ACTIONS (IANOPCA)	Planned Corrective Actions	
			FORCED OUTAGE (IANOFO)	Forced Outage	
			SUSPENDED (IANOS)		
		FORCE MAJEURE (IAFM)			
INFORMATION UNAVAILABLE (IU)					

Tab. 1.1 – Information categories definite dalla IEC 61400-26.

In via del tutto generale è comunque possibile definire la RTA_t e la RTA_E come:

$$RTA_t = \frac{\text{ore in cui la macchina è pronta per produrre o sta producendo}}{\text{ore totali nello stesso periodo}},$$

$$RTA_E = \frac{\text{energia prodotta}}{\text{energia attesa nello stesso periodo}}$$

Da un punto di vista puramente tecnico, quindi, la disponibilità in base tempo misura la percentuale di tempo in un periodo di riferimento in cui la macchina ha

erogato energia oppure è stata pronta per erogarne (condizioni di bassa o troppo alta ventosità impediscono alla macchina di entrare in produzione).

La disponibilità energetica tiene conto invece anche dei fenomeni di *under performance* dovuti, ad esempio, a funzionamenti anomali dei sistemi di controllo (*yaw system*, *blade pitch angle*, etc.) oppure alla presenza di ghiaccio sulle pale. Questo parametro dà quindi un'indicazione di quanto bene ha performato in un certo periodo una determinata macchina.

A tale proposito è necessario chiarire come l' RTA_E dipenda da come viene calcolata l'energia attesa che compare al denominatore.

Una pratica comune, ma non l'unica possibile, che è quella che si è scelto di sfruttare in questa tesi, consiste nel calcolare l'energia attesa basandosi sulla curva di potenza rappresentativa del normale funzionamento dell'aerogeneratore, costruita a partire dai dati SCADA 10 minuti filtrati, come accennato nel paragrafo 1.2. Per la definizione di tali curve nel caso delle macchine del parco eolico preso in esame si rimanda al capitolo 2.

Un ulteriore parametro che è possibile calcolare per un aerogeneratore, ma più in generale per un qualsiasi sistema energetico, è il cosiddetto fattore di capacità (in inglese *load factor*). Esso è definito come:

$$FC = \frac{\text{Energia prodotta reale}}{\text{Energia producibile con macchina sempre a potenza nominale}}. \quad (1.4)$$

Moltiplicando il *load factor* per il numero totale di ore in un anno (8.760) si può ricavare il numero di ore equivalenti di funzionamento alla potenza nominale.

Il fattore di capacità caratteristico di un aerogeneratore si attesta su valori piuttosto bassi (10%÷30%) rispetto ad altre tecnologie energetiche da fonte tradizionale: ciò non deve stupire, essendo il vento una risorsa intermittente e intrinsecamente aleatoria.

Alle disponibilità di tipo tecnico si affiancano quelle di tipo contrattuale: tali parametri servono per valutare l'efficienza *del service provider* (ovvero il soggetto deputato all'O&M dell'impianto) nei confronti dell'*asset owner* (il

proprietario dell'impianto). Per questo tipo di disponibilità a maggior ragione non esiste una definizione univoca, essendo un parametro soggetto a esclusioni di natura contrattuale e quindi per sua natura determinato dal tipo di contratto stipulato tra le parti. Normalmente i contratti declinano comunque dei principi generali e in questo modo definiscono degli indicatori che spingano il *service provider* a svolgere interventi di manutenzione programmata solo quando la velocità del vento è inferiore a quella di cut-in in modo tale da non impattare sulla producibilità dell'impianto.

Difatti, a differenza di altre tecnologie tradizionali come ad esempio quella termoelettrica, dove a macchina spenta non si ha un consumo di combustibile, un aerogeneratore fermo in presenza di vento con una velocità compresa tra le soglie di cut-in e cut-out comporta a tutti gli effetti uno spreco della risorsa primaria. Per questo motivo nel settore eolico sono di fondamentale importanza tanto una corretta programmazione delle manutenzioni quanto una certa flessibilità nel rivedere in corsa i programmi delle attività.

1.5) Parametri che influiscono sulla curva di potenza di una turbina eolica

In questo paragrafo viene presentata una panoramica generale riguardante i principali parametri che vanno a modificare la curva di potenza reale di un aerogeneratore.

1.5.1) VELOCITÀ DEL VENTO

Come si può vedere dall'equazione (1.2) la potenza prodotta da una turbina dipende dal cubo della velocità del vento, ma anche la variazione di tale velocità è altrettanto importante. J. P. Molly (1990) scoprì infatti che una stessa turbina di riferimento produceva una diversa potenza specifica³ per periodi di 10 minuti

³ Intesa come potenza prodotta/area spazzata delle pale.

caratterizzati dalla stessa velocità media, ma diversa distribuzione delle condizioni di ventosità nell'arco dell'intervallo considerato:

$$\text{Caso 1: } \left\{ \begin{array}{l} \text{Durata periodo: 10 minuti} \\ v_{\text{vento}} = 6 \frac{\text{m}}{\text{s}} \text{ costanti} \end{array} \right. \rightarrow P_{\text{specifica}} = 132 \text{ W/m}^2$$

$$\text{Caso 2: } \left\{ \begin{array}{l} \text{Durata periodo: 10 minuti} \\ v_{\text{vento}} = 12 \frac{\text{m}}{\text{s}} \text{ per 5 minuti e } 0 \frac{\text{m}}{\text{s}} \text{ per 5 minuti} \end{array} \right. \rightarrow P_{\text{specifica}} = 528 \text{ W/m}^2$$

Come si vede dall'esempio sopra riportato la variabilità della velocità del vento in un periodo di riferimento gioca un ruolo fondamentale per quanto riguarda la potenza prodotta da un aerogeneratore. Questa variazione di velocità è documentata in dettaglio nella sezione seguente.

1.5.2) TURBOLENZA

In fluidodinamica con il termine “turbolento” si indica il moto caotico di un fluido in cui le linee di flusso perdono di ordine e si intersecano tra di loro: di fatto viene meno il concetto stesso di linee di flusso. In generale, la turbolenza è causata da disturbi o modifiche del fluido, per esempio da diffusioni molecolari (moto browniano), differenze di densità o presenza di pareti esterne.

Il numero di Reynolds Re , dato dall'equazione (1.5), fornisce un'idea sulla turbolenza di un fluido. Esso è calcolato utilizzando tre parametri: la velocità del flusso v , una lunghezza di riferimento che dipende dal problema che si considera d e la viscosità cinematica⁴ del fluido ν

$$Re = \frac{v \cdot d}{\nu}. \quad (1.5)$$

⁴ Si ricordi che la viscosità cinematica ν è uguale a quella dinamica (μ) fratto la densità (ρ) del fluido.

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

Per numeri di Reynolds bassi si hanno moti laminari; al crescere di Re il moto diventa sempre più caotico fino a diventare turbolento per valori di $Re \geq 2000$.

In anemometria la turbolenza (acronimo TI dall'inglese *turbulence intensity*) viene definita come il rapporto tra la misura della deviazione standard della velocità del vento (σ_v) e quella della velocità media nei 10 minuti (v_{10min})

$$TI = \frac{\sigma_v}{v_{10min}}. \quad (1.6)$$

Alti valori di turbolenza sono sinonimo di forti e rapide variazioni della velocità del vento, le quali comportano carichi della stessa natura sulle pale, sulla navicella e sulla torre degli aerogeneratori. Proprio per questo motivo la IEC definisce tre classi di turbolenza per le turbine eoliche (Fig. 1.7).

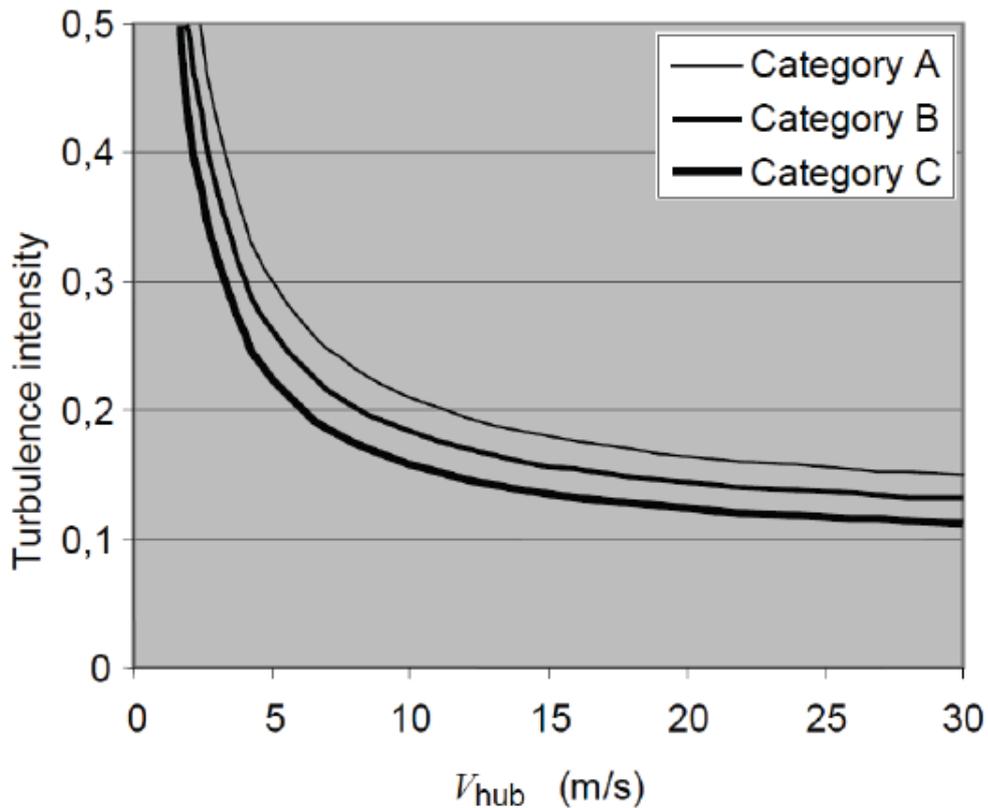


Fig. 1.7 – Classi di turbolenza di aerogeneratori (Standard IEC 61400-1 A1).

La turbolenza ha un impatto significativo sulla curva di potenza di un aerogeneratore (vedi Fig. 1.8). Questo effetto può essere anche stimato mediante la decomposizione di Reynolds ($x = \bar{x} + x'$) di un segnale variabile nel tempo. In questo caso è la velocità a essere interpretata come la somma di due termini, la velocità media e quella variabile nell'intervallo considerato. Se si utilizza tale decomposizione unitamente a un'espansione di Taylor fino al secondo ordine si ha che la potenza prodotta $P(v)$ può essere scritta come

$$P(v) = P(\bar{v} + v') + \frac{dP(\bar{v} + v')}{dv} \cdot (v - (\bar{v} + v')) + \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2P(\bar{v} + v')}{dv^2} \cdot (v - (\bar{v} + v'))^2 + \dots \quad (1.7)$$

Supponendo che la velocità del vento v sia vicina a quella media \bar{v} , il termine v' sparisce e si ha quindi:

$$P(v) = P(\bar{v}) + \frac{dP(\bar{v})}{dv} \cdot (v - \bar{v}) + \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2P(\bar{v})}{dv^2} \cdot (v - \bar{v})^2 + \dots \quad (1.8)$$

Se si desidera la potenza media in 10 minuti l'equazione (1.7) deve essere mediata con la 1.3:

$$\overline{P(v)} \approx \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left(P(\bar{v}) + \frac{dP(\bar{v})}{dv} \cdot (v_i - \bar{v}) + \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2P(\bar{v})}{dv^2} \cdot (v_i - \bar{v})^2 \right),$$

$$\overline{P(v)} \approx P(\bar{v}) + \frac{dP(\bar{v})}{dv} \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - \bar{v}) + \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2P(\bar{v})}{dv^2} \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - \bar{v})^2.$$

A questo punto il termine del primo ordine scompare a causa della linearità della media (van Radecke, 2004) e notando che

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - \bar{v})^2 = \sigma_v^2, \quad (1.9)$$

si può scrivere

$$\overline{P(v)} \approx P(\bar{v}) + \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2 P(\bar{v})}{dv^2} \cdot \sigma_v^2, \quad (1.10)$$

che ricordando la definizione di turbolenza TI diventa

$$\overline{P(v)} \approx P(\bar{v}) + \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2 P(\bar{v})}{dv^2} \cdot TI \cdot \bar{v}^2. \quad (1.11)$$

Dunque, oltre alla potenza calcolata mediante sulla velocità media ($P(\bar{v})$), la curva di potenza include un termine addizionale ($\frac{1}{2} \cdot \frac{d^2 P(\bar{v})}{dv^2} \cdot TI \cdot \bar{v}^2$): la curvatura della curva di potenza è determinata dal segno di questo termine. In particolare si ha una sovrastima della potenza sul ginocchio sinistro della curva e una sottostima su quello destro. Questa relazione venne chiamata da A. Albers e C. Hirsch (1996) “*Bias of Estimate*”: quando i valori di potenza vengono mediati la curva di potenza viene sovrastimata a basse velocità del vento e sottostimate per velocità del vento più alte. Questo effetto è accentuato al crescere della turbolenza, vedi Fig 1.8.

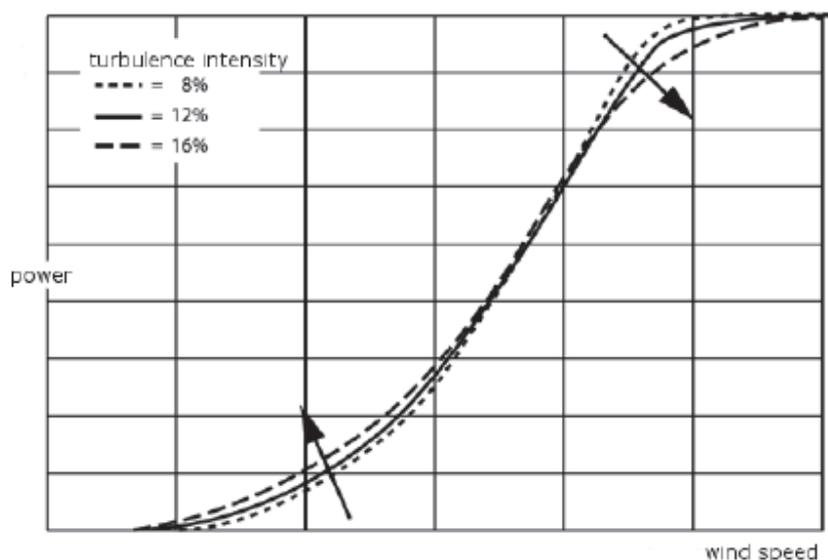


Fig. 1.8 – Effetto della turbolenza sulla potenza prodotta da un aerogeneratore.

1.5.3) TEMPERATURA/PRESSIONE/DENSITÀ/UMIDITÀ DELL'ARIA

Come visto nell'equazione (1.2), la potenza prodotta da un aerogeneratore è direttamente proporzionale alla densità dell'aria: tale parametro, come ben noto, rappresenta la massa per unità di volume.

Quando le condizioni dell'aria sono diverse da quelle standard ($T=15^{\circ}\text{C}$, $p=101325\text{ Pa}$ e 0% umidità) la densità dell'aria può assumere valori significativamente diversi da quello di riferimento di $1,225\text{ kg/m}^3$. Dalla letteratura, si ha che il calcolo della densità per una miscela aria-vapore (come di fatto è l'aria) può essere approssimato con un errore inferiore allo $0,2\%$ nel range di temperatura $-10^{\circ}\div 50^{\circ}\text{C}$ da

$$\rho_{air} = \frac{p_d}{R_d T} + \frac{p_v}{R_v T}, \quad (1.12)$$

dove:

- ρ_{air} è la densità dell'aria cercata [kg/m^3];
- p_d è la pressione parziale dell'aria secca [Pa];
- R_d è la costante specifica per l'aria secca [$=287,058\text{ J kg}^{-1}\text{ K}^{-1}$];
- p_v è la pressione parziale del vapore del vapore, conosciuta anche come tensione di vapore [Pa];
- R_v è la costante specifica per il vapore [$=461,495\text{ J kg}^{-1}\text{ K}^{-1}$];
- T è la temperatura dell'aria [K].

La dipendenza della densità dell'aria dall'umidità sta in p_v . Esso può essere calcolato come

$$p_v = \varphi \cdot p_{sat}(T), \quad (1.13)$$

in cui appunto:

- φ è l'umidità relativa dell'aria;

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

- p_{sat} è la pressione di saturazione del vapore alla temperatura dell'aria T [Pa].

La pressione di saturazione è la pressione parziale del vapore quando l'umidità relativa è del 100%. Una formula per calcolare p_{sat} è

$$p_{sat}(T) = 610,78 \times 10^{\frac{17,27T}{237,3+T}}, \quad (1.14)$$

in cui la T è espressa in gradi °C e la corrispondente p_{sat} è in Pa.

A questo punto è possibile calcolare la pressione parziale del vapore secco p_d come

$$p_d = p - p_v, \quad (1.15)$$

dove p è la pressione assoluta.

Qualora non fosse disponibile il valore di umidità è possibile calcolare la densità dell'aria approssimandola con quella dell'aria secca alla stessa temperatura

$$\rho_{air} = \frac{p_d}{R_d T}. \quad (1.16)$$

Quanto sopra può essere riassunto in breve affermando che la densità dell'aria aumenta all'aumentare della pressione assoluta e al diminuire della temperatura e dell'umidità relativa. La diretta proporzionalità tra potenza prodotta da un aerogeneratore e densità dell'aria si traduce in prestazioni migliori per maggiori densità: tale effetto è ben rappresentato in Fig. 1.9.

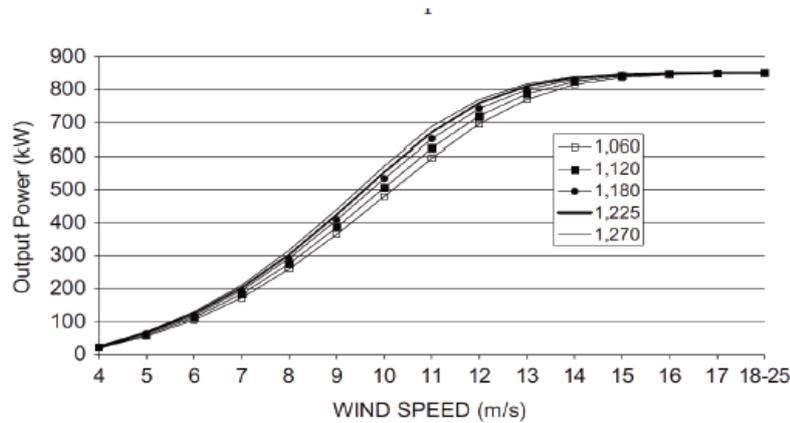


Fig. 1.9 – Effetto della densità dell'aria [kg/m³] sulla curva di potenza.

1.5.4) GRADIENTE VERTICALE DI VELOCITÀ (WIND SHEAR)

Per gradiente verticale di velocità si intende la differenza di velocità del vento a due altitudini diverse. Dalla teoria dello strato limite e in accordo con lo standard IEC 61400-1 A1, si ha che:

$$v_2 = v_1 \left(\frac{z_2}{z_1} \right)^m, \quad (1.17)$$

in cui:

- v_2 è la velocità del vento all'altitudine z_2 ;
- v_1 è la velocità del vento all'altitudine z_1 ;
- m è l'esponente di *wind shear*.

Il parametro m dovrebbe essere determinato per ogni turbina installata tramite misure di velocità del vento a diverse altezze: un tipico valore di m è 0,14.

Un'approssimazione più realistica fu scoperta da E.L. Petersen nel 1997 e risulta essere

$$v(z) = \frac{v_*}{k} \left(\ln \left(\frac{z}{z_0} \right) - \psi \left(\frac{z}{L} \right) \right), \quad (1.18)$$

1) Nozioni di teoria del vento e meccanica degli aerogeneratori

dove:

- v^* è la velocità d'attrito (costante nello strato limite superficiale);
- k è la costante di Von Karman ($\approx 0,4$);
- z_0 è detta lunghezza di rugosità e dipende dall'orografia del terreno (valori tipici sono riportati in Tab. 1.2);
- ψ è una funzione che dipende dalla stabilità atmosferica e corregge gli effetti della stratificazione atmosferica di temperatura. È positiva per condizioni instabili, negativa per condizioni stabili e nulla per condizioni neutre;
- L è la lunghezza di Monin-Obukhov.

Terrain	roughness length [m]
Smooth sea	$2.0 - 3.0 \cdot 10^{-4}$
Sand	$0.2 - 1.0 \cdot 10^{-3}$
Low grass	$1.0 - 4.0 \cdot 10^{-2}$
High grass	$0.4 - 1.0 \cdot 10^{-1}$
Forest	0.1 - 1.0
City	1.0 - 4.0

Tab. 1.2 – Lunghezze di rugosità tipiche per diversi tipi di terreni.

Dunque, se è nota la lunghezza di rugosità, la velocità del vento v_2 all'altitudine z_2 è data da

$$v_2 = v_1 \frac{\left(\ln \left(\frac{z_2}{z_0} \right) - \psi \left(\frac{z_2}{L} \right) \right)}{\left(\ln \left(\frac{z_1}{z_0} \right) - \psi \left(\frac{z_1}{L} \right) \right)}. \quad (1.19)$$

Il profilo logaritmico, sebbene ad oggi si sia maggiormente diffuso l'utilizzo di quello esponenziale, di velocità in funzione delle condizioni di stabilità atmosferiche è riportato in Fig. 1.10a.

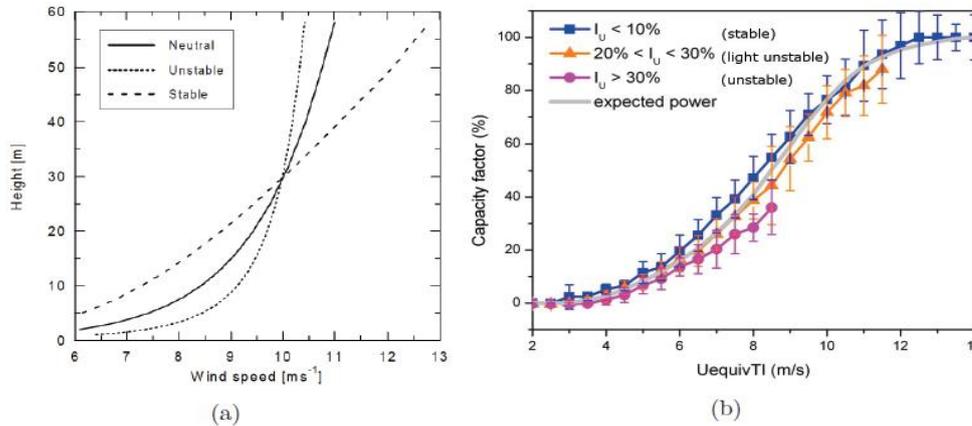


Fig. 1.10 – (a) Profilo logaritmico di velocità del vento in funzione delle condizioni di stabilità atmosferiche. (b) Curve di potenza per diverse classi di stabilità atmosferica.

S. Wharton e J. K. Lundquist (2010) condussero uno studio riguardante l'impatto della stabilità atmosferica sulla curva di potenza di un aerogeneratore. Utilizzarono, tra i diversi parametri, anche la turbolenza TI come indice di stabilità atmosferica e scoprirono che per condizioni atmosferiche stabili e molto stabili ($TI < 10\%$) le curve di potenza sono migliori rispetto a quelle per condizioni leggermente instabili ($20\% < TI < 30\%$) e instabili ($TI > 30\%$), vedi Fig. 1.10b.

In sostanza sono quattro gli effetti che impattano sul gradiente di velocità verticale: la pendenza del suolo, la presenza di ostacoli, la presenza di altri aerogeneratori vicini e la stabilità atmosferica. Il *wind shear* genera uno squilibrio dei carichi sulle macchine e va a modificarne il comportamento aerodinamico studiato in fase di progettazione con una conseguente alterazione delle performance.

1.5.5) PRECIPITAZIONI

Le precipitazioni influiscono sulla potenza prodotta da un aerogeneratore andando a modificare le proprietà aerodinamiche delle pale: ad esempio la pioggia, bagnando la superficie della pala, altera il profilo e la rugosità della pala stessa.

Molly (1990) scoprì infatti che, durante una pioggia consistente e duratura, la potenza prodotta da una turbina eolica è significativamente ridotta a causa delle collisioni delle gocce sulle pale e del disturbo del profilo palare⁵. Questo effetto è ben rappresentato in Fig. 1.11.

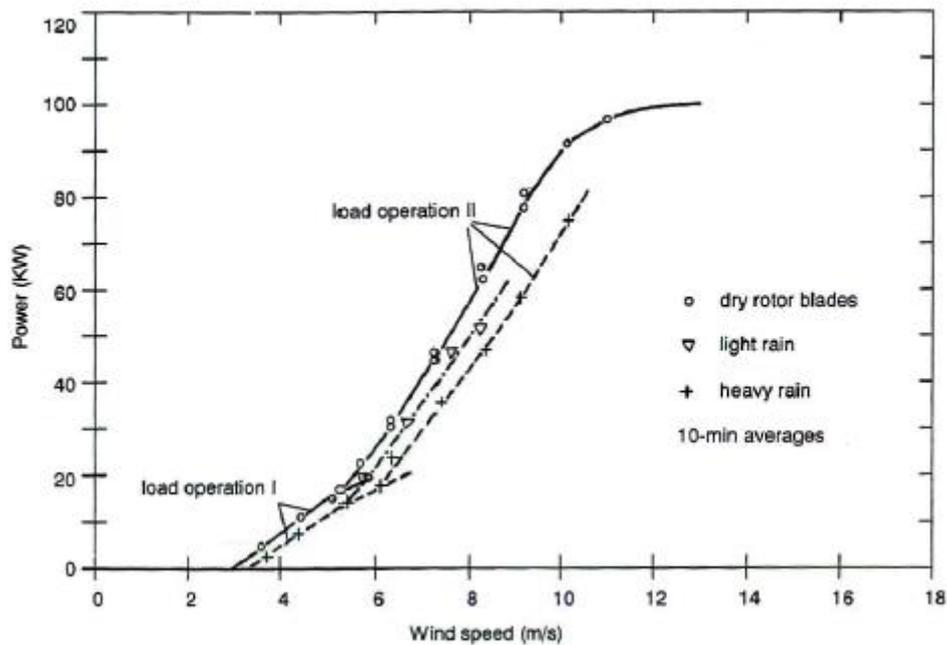


Fig. 1.11 – Effetto di piogge inesistenti, leggere e pesanti sulla curva di potenza di un aerogeneratore.

Un'altra possibile causa di under performance può derivare dalla presenza di ghiaccio sulle pale: in siti freddi nei periodi invernali non è difficile che tale situazione si verifichi (Fig. 1.12).

⁵ Il disturbo della superficie palare è la causa dominante del calo di potenza prodotta. L'influenza delle collisioni delle gocce sulle pale è presente, ma non altrettanto importante.



Fig. 1.12 – Formazione di ghiaccio sulle pale di una turbina eolica.

In realtà i problemi principali causati dalla presenza di ghiaccio sulle pale sono essenzialmente il pericolo derivante dal possibile distacco del ghiaccio stesso e l'incremento significativo dei carichi strutturali che la macchina deve sopportare. Proprio per questi motivi talvolta si preferisce arrestare la macchina in condizioni di sicurezza.

Si tenga comunque presente che molti costruttori, specialmente per macchine da installare in località molto fredde (e.g. Nord Europa), dotano le pale di un sistema di riscaldamento tale da impedire la formazione di ghiaccio sulla superficie (*de-icing systems*).

2) Il parco eolico

L'impianto eolico analizzato in questa tesi è situato nel Sud Italia ed è costituito da 20 aerogeneratori Vestas V52 della potenza di 850 kW ciascuno, per complessivi 17 MW di capacità installata. In Fig. 2.1 è mostrata la disposizione della flotta di aerogeneratori del parco, la cui posizione esatta rimarrà anonima per motivi di riservatezza.

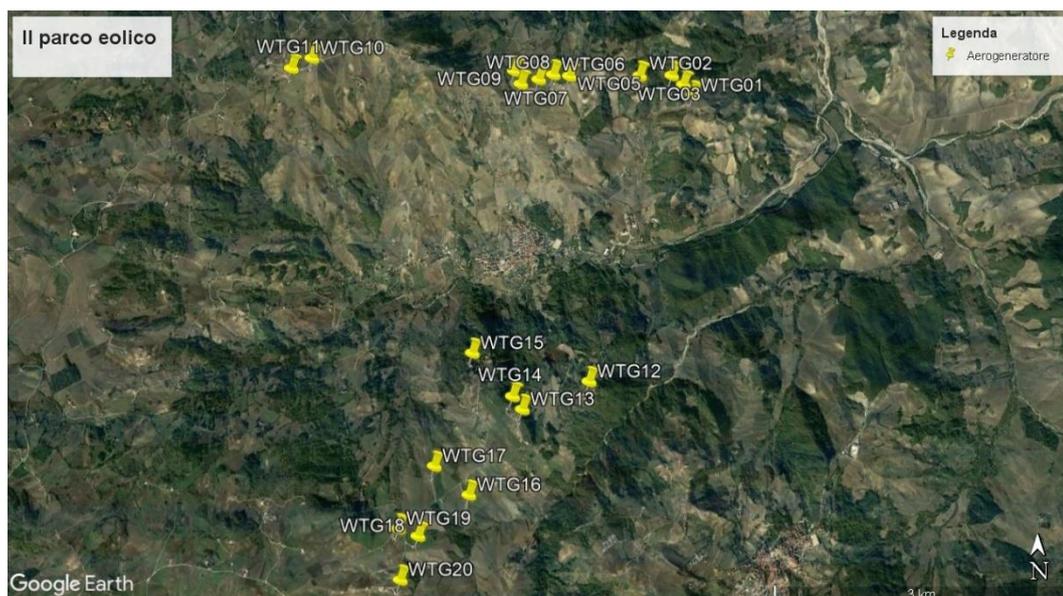


Fig. 2.1 – Posizionamento geografico degli aerogeneratori del parco eolico in esame.

Le turbine dalla 1 alla 11 sono poste ad un'altitudine media di circa 650 m s.l.m., mentre quella dalla 11 alla 20 a circa 780 m s.l.m.

I dati che ho esaminato per il presente lavoro di tesi sono i dati operativi mediati su 10 minuti provenienti dal sistema SCADA dall'impianto unitamente ai file di status. Il periodo analizzato va dal 1° gennaio 2012 al 19 ottobre 2017.

Le caratteristiche principali delle macchine analizzate sono riportate di seguito.

Nome:	Vestas V52 – 850 kW
Diametro:	52 m
Altezza:	55 m
Area spazzata dalle pale:	2124 m ²
Velocità nominale rotore:	26 RPM
Range di velocità rotore:	14.0 – 31.4 RPM
Senso di rotazione:	Orario
Orientamento:	Sopravento
Numero di pale:	3
Freno aerodinamico:	Messa in bandiera delle pale
Velocità di cut-in:	4 m/s
Velocità di cut-out:	25 m/s
Velocità di ripartenza dopo cut-out:	20 m/s ⁶
Sistemi di controllo:	<ul style="list-style-type: none"> - Velocità di rotazione - Passo delle pale - Imbardata - Overspeed Guard
Freno di emergenza:	A disco, su albero veloce
Tipo di torre:	Tubolare in acciaio
Classe dell'aerogeneratore:	I _A

⁶ Le turbine, una volta superata la velocità di cut-out, devono scendere sotto i 20 m/s per tornare a produrre potenza. Questo fenomeno è detto isteresi.

2) Il parco eolico

Per ulteriori specifiche tecniche si rimanda al manuale tecnico ufficiale (vd. [20] in bibliografia).

La curva di potenza fornita dal costruttore per le Vestas V52 – 850 kW è rappresentata, sia in forma tabellare che in forma grafica, in Fig. 2.2.

Speed	Density									
	[kg/m ³]									
4 [m/s]	20.4	21.3	22.3	23.2	24.1	25.1	25.5	26.0	27.0	
5 [m/s]	56.6	58.6	60.5	62.5	64.5	66.4	67.4	68.4	70.4	
6 [m/s]	106	109	113	116	119	123	125	126	130	
7 [m/s]	173	179	184	189	195	200	203	206	211	
8 [m/s]	260	268	276	284	292	300	304	308	317	
9 [m/s]	365	376	387	398	409	420	425	431	441	
10 [m/s]	480	494	507	521	534	547	554	561	572	
11 [m/s]	595	610	624	637	651	665	671	679	688	
12 [m/s]	696	709	720	731	742	753	759	765	770	
13 [m/s]	770	780	787	794	800	807	811	814	817	
14 [m/s]	815	820	824	827	831	834	836	838	839	
15 [m/s]	837	839	841	842	843	845	846	846	847	
16 [m/s]	846	847	847	848	848	849	849	849	849	
17 [m/s]	849	849	849	849	850	850	850	850	850	
18→25 [m/s]	850	850	850	850	850	850	850	850	850	

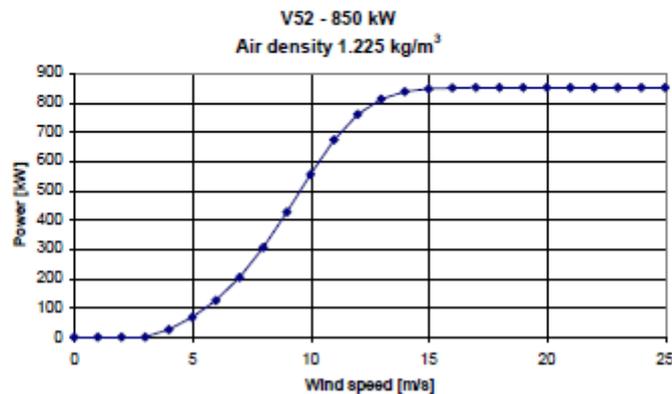


Fig. 2.2 – Curva di potenza calcolata per una V52 – 850 KW in funzione della densità dell’aria per un livello di rumorosità di 104.2 dB(A) a un’altezza di 10 m da terra.

Al fine di evitare funzionamenti anomali degli aerogeneratori⁷, nel parco analizzato è adottata una strategia di *wind sector management* (WSM): quando il

⁷ Come ad esempio effetti di scia dovuti ad altri aerogeneratori.

vento proviene da una determinata direzione e con una velocità al di sopra di un certo valore, la macchina smette di produrre potenza. Il WSM adottato nel parco in questione è riportato in Fig. 2.3.

Wind Turbine no.	Stop angle [°]	Start angle [°]	Speed [m/s]	Stop angle [°]	Start angle [°]	Speed [m/s]
2	106	162	15	286	342	15
6	226	290	12	46	93	15
9	127	176	15	307	356	15
19	224	272	12	45	90	15
20	274	326	15	95	145	15

Fig. 2.3 – Wind Sector Management adottato nel parco eolico in esame.

Chiaramente, le direzioni in cui si decide di introdurre una tale strategia non coincidono con quelle prevalenti del vento, dal momento che in sede di progettazione dell'impianto l'obiettivo è quello di massimizzare l'utilizzo della risorsa primaria.

I dati 10 minuti forniti dal sistema SCADA e principalmente utilizzati per le analisi sono:

- *timestamp* [nel formato gg/mm/aaaa hh:mm];
- velocità media del vento calcolata a partire dalle rilevazioni dell'anemometro di navicella [m/s];
- potenza media prodotta [kW];
- direzione della navicella [°];
- intensità di turbolenza;
- temperatura dell'aria [°C];
- *blade pitch angle* [°];
- *turbineOK counter* [s]⁸.

⁸ Questo parametro indica per quanti secondi (nei 10 minuti) la macchina è stata pronta per produrre potenza (disponibile).

2) Il parco eolico

Oltre a tali dati sono stati utilizzati anche i cosiddetti status, ovvero la lista degli eventi associati al funzionamento di ciascuna macchina.

Per quanto riguarda i dati 10 min è utile specificare che non sempre questi dati sono disponibili. Un parametro utile per valutare la disponibilità di dati presenti nello SCADA è il cosiddetto *data coverage*, definito come il rapporto fra il numero di record effettivamente disponibili in un determinato periodo e il numero di intervalli di 10 minuti all'interno del periodo stesso. In Tab. 2.1 è riportato il *data coverage* del parco in esame.

WTG	2012	2013	2014	2015	2016	2017
WTG01	99,6%	97,7%	97,7%	98,9%	99,2%	99,5%
WTG02	99,6%	97,6%	98,2%	99,3%	99,3%	99,5%
WTG03	99,5%	97,1%	98,2%	99,2%	96,3%	98,6%
WTG04	97,6%	97,4%	98,2%	99,1%	99,3%	99,5%
WTG05	99,6%	97,7%	98,2%	98,1%	99,2%	99,2%
WTG06	99,2%	97,7%	98,2%	99,1%	99,1%	99,5%
WTG07	99,7%	96,1%	98,2%	99,1%	99,3%	95,9%
WTG08	99,6%	97,7%	98,2%	99,3%	99,2%	99,7%
WTG09	99,6%	97,7%	97,8%	99,0%	99,3%	99,6%
WTG10	99,6%	97,7%	97,5%	98,9%	99,1%	99,6%
WTG11	98,9%	97,4%	97,4%	98,9%	99,1%	99,6%
WTG12	99,7%	97,9%	98,3%	99,3%	97,2%	99,7%
WTG13	99,3%	97,9%	98,3%	99,3%	99,6%	99,7%
WTG14	99,5%	97,9%	98,3%	99,1%	99,5%	99,7%
WTG15	99,7%	97,9%	98,3%	99,3%	99,4%	99,5%
WTG16	99,5%	97,3%	98,3%	99,3%	99,3%	99,6%
WTG17	99,7%	97,9%	98,3%	99,3%	99,6%	99,4%
WTG18	99,7%	97,2%	98,3%	99,3%	99,5%	99,7%
WTG19	99,7%	97,7%	98,1%	97,8%	99,5%	99,4%
WTG20	99,7%	97,9%	98,3%	99,3%	99,6%	99,6%

Tab. 2.1 – Data coverage annuale per ogni turbina dell'impianto in esame.

Per il calcolo dell' RTA_t abbiamo utilizzato l'indicatore dello SCADA definito *TurbineOK counter*, il quale fornisce direttamente l'informazione sulla disponibilità in base tempo: andando a sommare i secondi in cui la turbina era appunto "disponibile" a produrre potenza (o in produzione) e dividendo per il totale dei secondi nel periodo considerato si ottiene la disponibilità in base tempo.

In Tab. 2.2 sono riportate tali disponibilità annuali per macchina.

WTG	2012	2013	2014	2015	2016	2017
WTG01	98,63%	96,37%	97,24%	97,70%	97,71%	98,92%
WTG02	98,96%	96,98%	98,02%	97,79%	97,10%	99,03%
WTG03	94,06%	96,17%	97,99%	97,76%	95,18%	96,98%
WTG04	96,19%	96,76%	97,67%	97,45%	96,95%	99,11%
WTG05	98,82%	97,15%	97,69%	97,52%	96,61%	99,01%
WTG06	98,51%	97,30%	97,98%	98,42%	97,23%	99,24%
WTG07	98,56%	95,46%	97,95%	98,74%	98,40%	95,40%
WTG08	98,90%	97,29%	97,88%	98,88%	98,20%	99,47%
WTG09	98,53%	96,96%	97,13%	97,93%	98,69%	99,28%
WTG10	98,23%	97,11%	97,24%	98,34%	97,04%	98,25%
WTG11	98,56%	97,12%	96,96%	98,40%	97,02%	98,78%
WTG12	98,81%	97,38%	97,74%	98,18%	96,52%	98,67%
WTG13	98,13%	97,70%	97,91%	98,55%	99,22%	99,17%
WTG14	96,67%	97,79%	98,05%	98,63%	98,91%	98,50%
WTG15	97,78%	97,41%	97,98%	98,95%	98,93%	98,08%
WTG16	99,28%	96,62%	97,97%	99,01%	98,81%	99,00%
WTG17	99,12%	97,16%	97,97%	98,58%	98,83%	98,89%
WTG18	99,13%	95,81%	97,74%	98,13%	98,71%	98,31%
WTG19	99,06%	97,05%	97,49%	97,10%	99,12%	99,06%
WTG20	99,21%	97,62%	98,02%	98,93%	99,21%	99,29%

Tab. 2.2 – RTA_t annuali per ogni turbina dell'impianto in esame.

2) Il parco eolico

Discorso diverso va fatto invece per quanto riguarda la disponibilità energetica: in questo caso i valori di RTA_E dipendono da come viene calcolata l'energia attesa. In Tab 2.3 vengono riportati i valori di RTA_E (per quanto riguarda il calcolo dell'energia attesa nel mio caso si rimanda al paragrafo 2.1).

WTG	2012	2013	2014	2015	2016	2017
WTG01	91,61%	90,17%	97,78%	91,91%	92,75%	92,40%
WTG02	90,91%	86,28%	97,73%	91,37%	92,87%	92,36%
WTG03	84,62%	90,44%	97,97%	89,26%	91,53%	89,22%
WTG04	88,79%	90,72%	96,36%	89,22%	93,01%	92,16%
WTG05	91,99%	91,26%	96,66%	92,59%	93,23%	93,38%
WTG06	87,67%	88,25%	93,50%	88,86%	88,08%	90,11%
WTG07	89,65%	90,57%	96,55%	91,73%	93,26%	91,92%
WTG08	89,90%	90,38%	95,96%	90,80%	92,52%	93,10%
WTG09	87,51%	89,41%	96,40%	90,10%	93,52%	92,91%
WTG10	89,50%	92,53%	97,74%	91,92%	93,16%	90,70%
WTG11	93,68%	93,16%	97,19%	90,66%	91,49%	89,10%
WTG12	89,25%	89,76%	96,60%	89,24%	92,27%	96,59%
WTG13	88,87%	90,98%	98,10%	89,41%	93,02%	86,05%
WTG14	88,15%	90,96%	97,62%	90,36%	93,12%	89,45%
WTG15	88,06%	90,26%	98,26%	88,71%	93,50%	92,15%
WTG16	93,04%	93,12%	98,12%	92,64%	94,92%	92,67%
WTG17	92,18%	93,26%	98,05%	92,07%	94,35%	93,99%
WTG18	89,80%	91,84%	97,39%	93,13%	95,78%	94,34%
WTG19	84,76%	80,84%	88,41%	82,87%	83,46%	85,07%
WTG20	91,00%	93,15%	98,29%	94,53%	95,68%	94,98%

Tab. 2.3 – RTA_E annuali per ogni turbina dell'impianto in esame.

Infine, in Tab. 2.4, sono riportati i valori annuali del fattore di capacità per ogni macchina che si ricorda essere definito dall'equazione (1.4).

WTG	2012	2013	2014	2015	2016	2017
FA01	0,178	0,148	0,168	0,151	0,174	0,168
FA02	0,195	0,157	0,188	0,168	0,193	0,183
FA03	0,173	0,156	0,178	0,154	0,177	0,165
FA04	0,190	0,167	0,185	0,158	0,188	0,176
FA05	0,237	0,202	0,226	0,203	0,226	0,213
FA06	0,210	0,184	0,203	0,185	0,202	0,193
FA07	0,240	0,212	0,24	0,216	0,243	0,217
FA08	0,263	0,233	0,255	0,226	0,256	0,239
FA09	0,233	0,212	0,232	0,205	0,238	0,217
FA10	0,272	0,251	0,275	0,230	0,260	0,240
FA11	0,255	0,227	0,250	0,213	0,243	0,224
FA12	0,201	0,179	0,202	0,166	0,195	0,177
FA13	0,230	0,209	0,238	0,196	0,235	0,212
FA14	0,224	0,202	0,224	0,192	0,225	0,198
FA15	0,201	0,191	0,206	0,163	0,204	0,185
FA16	0,201	0,167	0,188	0,166	0,190	0,180
FA17	0,232	0,192	0,224	0,194	0,219	0,215
FA18	0,243	0,201	0,232	0,207	0,231	0,220
FA19	0,183	0,145	0,169	0,154	0,171	0,162
FA20	0,244	0,209	0,232	0,212	0,237	0,224

Tab. 2.4 – Fattori di capacità annuali per ogni turbina.

2.1) Possibile ottimizzazione delle performance

Dal 2012 a oggi su alcuni degli aerogeneratori del parco eolico in esame si è manifestato con una certa ricorrenza l'allarme 159. In Fig. 2.4 è riportata la descrizione di tale allarme così come descritta nel manuale tecnico della V52: come si vede, all'allarme 159 è associato un *overspeed*.

2) Il parco eolico

No: 159

Log: External RPM guard, ____ RPM
Signal: S405.
Monitoring: 1 Sec. Scan
Reaction: Emergency
Acknowledgement: Local
Category: Turbine
Criteria: S405 (VOG) is disable. The turbine has had an overspeed. The speed in RPM is recorded. Remark the VOG moule has to be turned off before the error can be removed.

Fig. 2.4 – Descrizione dell’allarme 159 delle V52 – 850kW.

L’attivazione di questo allarme provoca un arresto di emergenza dell’aerogeneratore: queste fermate alla lunga potrebbero impattare sull’integrità strutturale dei componenti principali della turbina. La riparazione degli eventuali danni diventa onerosa dal punto di vista economico sia perché potrebbe rendersi necessaria la sostituzione del componente danneggiato, sia perché l’indisponibilità della macchina rappresenta in ogni caso un costo per la proprietà.

Se si considera il sistema di controllo tramite il quale si monitora e si protegge la turbina da eventuali *overspeed* mostrato in Fig. 2.5, il problema potrebbe risiedere in un funzionamento anomalo del sensore del VOG (*Vestas Overspeed Guard*) sull’albero lento: si è infatti ipotizzato che tale sensore vada a registrare una velocità di rotazione ben più alta di quella reale a causa dei carichi intermittenti (dovuti a vento forte e turbolento) che provocano degli squilibri nella rotazione della ruota fonica ad esso integrata.

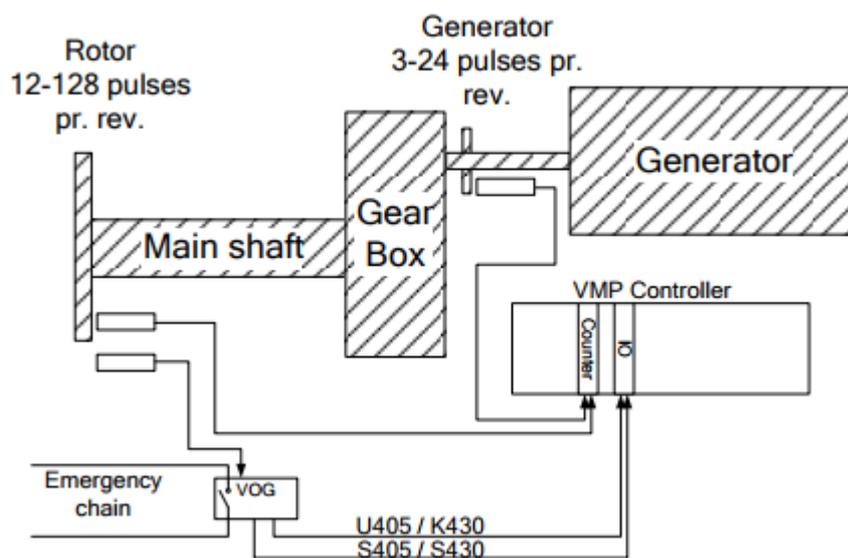


Fig. 2.5 – Sistema di monitoraggio VOG per overspeed del rotore.

Dunque in condizioni di vento forte e turbolento può accadere che venga così aperto un relè posto sulla catena di emergenza che va a fermare la turbina.

Inoltre, questo allarme non è resettabile da remoto: per far ripartire la macchina si rende quindi necessario effettuare un reset in locale, ma date anche le condizioni meteorologiche in cui l'allarme si presenta non sempre questo è possibile in tempi brevi.

Nel caso del parco eolico in esame ci si è accorti che, pur avendo avuto diverse istanze di allarme 159, le condizioni di funzionamento della macchina non sono mai state tali da giustificare l'attivazione: in altre parole, alle occorrenze dell'allarme non corrispondono a condizioni effettive di *overspeed*.

L'obiettivo di questo studio è quindi quello individuare le possibili cause ed elaborare eventuali soluzioni, oltre che stimare le perdite di energia (in termini di mancata produzione dovuta alla fermata delle macchine) collegate all'occorrenza dell'allarme 159.

2.2) Lo studio

Il primo obiettivo è stato quello di stilare una tabella con il numero di occorrenze di allarmi 159 per ogni macchina dal 2012 ad oggi. Ciò è stato realizzato analizzando gli status dell'impianto: il risultato è riportato in Tab. 2.5.

WTG	N° occorrenze allarme 159	Ore di fermo totali
WTG01	10	105,4
WTG02	0	0
WTG03	58	607,3
WTG04	18	173,9
WTG05	0	0
WTG06	3	5,6
WTG07	3	30,4
WTG08	0	0

2) Il parco eolico

WTG09	16	158,8
WTG10	17	163,0
WTG11	7	57,8
WTG12	14	124,6
WTG13	12	40,7
WTG14	2	74,4
WTG15	18	130,2
WTG16	1	0,88
WTG17	5	48,0
WTG18	14	72,7
WTG19	0	0
WTG20	2	11,2
Totale	200	1804,88

Tab. 2.5 – Occorrenze dell’allarme 159 negli status per ogni macchina dal 2012 a oggi.

Dalla tabella si può notare come la turbina WTG03 sia la più colpita, contando ben 58 occorrenze per un totale di circa 607 ore di fermo. Vi sono invece quattro macchine che non hanno mai manifestato problemi di questo tipo.

Ci siamo prefissi di individuare eventuali condizioni ricorrenti del vento nei 10 minuti in cui si è manifestato l’allarme 159: tale lavoro ha richiesto un notevole sforzo poiché è stato necessario incrociare i *timestamp* provenienti dagli status con le condizioni del vento dei corrispondenti 10 minuti.

Per non appesantire troppo la trattazione, verrà riportato a titolo di esempio il lavoro svolto su una macchina (e precisamente la WTG01) poiché l’approccio è analogo per tutte e venti le turbine. I risultati dello studio sulle restanti macchine sono riportati in Appendice B.

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	01/11/2012 04:52	01/11/2012 09:09	212,8	19,3	0,285
2	13/01/2013 21:57	14/01/2013 08:37	210,2	19,9	0,251
3	02/02/2013 12:53	03/02/2013 11:38	211,4	21,4	0,215
4	11/02/2013 21:26	12/02/2013 11:13	202,8	15	0,32
5	30/01/2015 01:30	30/01/2015 08:51	209,8	22,3	0,26
6	21/11/2015 02:19	21/11/2015 09:50	225,9	16,3	0,30
7	09/02/2016 18:51	10/02/2016 09:12	214,4	23,1	0,212
8	06/11/2016 15:32	06/11/2016 18:46	215,1	20,5	0,224
9	13/01/2017 11:17	13/01/2017 13:05	212,2	24,2	0,194
10	13/01/2017 16:51	14/01/2017 12:33	212	22,4	0,192

Tab. 2.6 – Occorrenze dell’allarme 159 e condizioni del vento nei 10 minuti in cui si è verificato – WTG01.

Ciò che balza all’occhio immediatamente dalla Tab. 2.6 è l’elevata turbolenza associata al forte vento che ha caratterizzato i periodi di innesco degli allarmi 159. Ricordando che in anemometria la turbolenza viene definita come

$$TI = \frac{\sigma_{wind\ speed\ 10min}}{\mu_{wind\ speed\ 10\ min}}$$

è facile comprendere come una turbolenza del 15% a una velocità media del vento di 6 m/s non sia paragonabile con una turbolenza del 15% ad una velocità di 18 m/s.

Osservando quindi i valori di velocità e turbolenza del vento riportate in Tab. 2.6 si è indotti a pensare, proprio come ipotizzato, che l’innesco del falso allarme 159 sia causato da condizioni di vento forte con elevata turbolenza (vengono considerati già elevati valori di turbolenza del 15% a 15 m/s).

2) Il parco eolico

A questo punto la stima dell'energia persa, in termini di mancata produzione associata all'arresto degli aerogeneratori interessati dall'attivazione dell'allarme 159, può fornire ulteriori elementi utili per valutare una possibile strategia di prevenzione.

Per calcolare la mancata produzione associata al fenomeno si rende necessario fare riferimento alle curve di potenza caratteristiche del normale funzionamento della macchina. Come anticipato, per tale scopo, si è deciso di utilizzare il software commerciale DELVE Wind.

In Fig. 2.6 è riportata la curva di potenza non filtrata per la turbina WTG01: ogni punto rappresenta un record 10 minuti e come si vede l'insieme dei dati 10 minuti forma una nuvola di punti (si parla in questo caso di curva di potenza “a dispersione”).

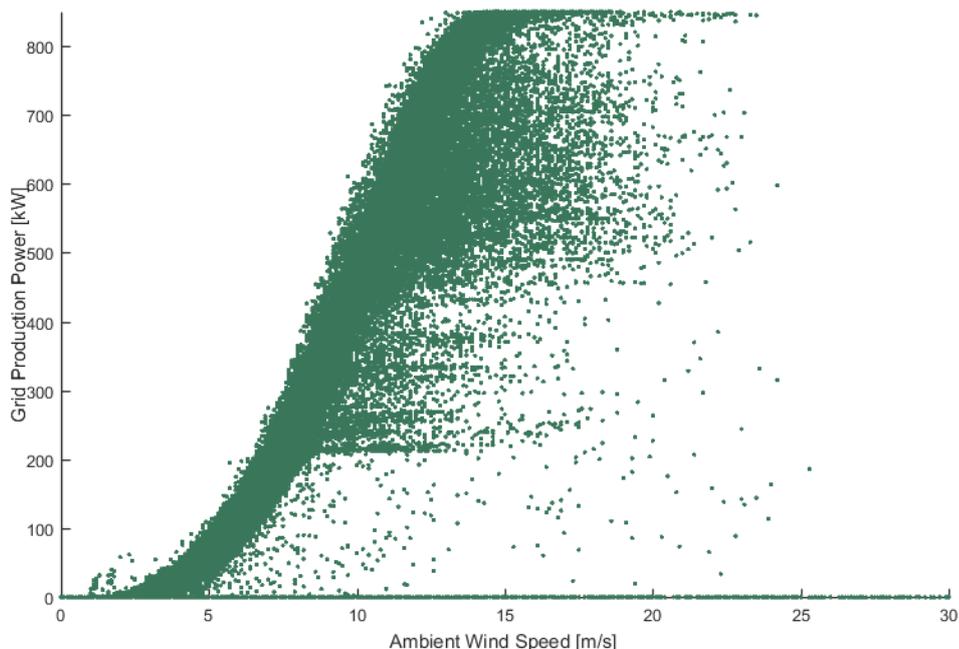


Fig. 2.6 – Curva di potenza a dispersione non filtrata per la WTG01 (intero periodo).

In aggiunta ai dati associati alle normali condizioni operative della macchina (*Normal Operation*) possiamo individuare ulteriori tre categorie a cui i restanti punti sono riconducibili:

- indisponibilità;
- performance sub ottimali (*under performance*);
- dati spuri o non coerenti.

È bene specificare che non esiste una procedura standardizzata che descrive come classificare i dati 10 minuti: il buon esito dell'analisi dipende dall'analista e in particolare dalla sua esperienza e sensibilità. Le categorie, una loro breve descrizione e il criterio di classificazione utilizzati in questo studio sono riportati in Tab. 2.7.

<u>Categoria</u>	<u>Descrizione</u>	<u>Criterio di classificazione</u>
Indisponibilità	Record in cui la macchina non è stata disponibile per gli interi 10 minuti considerati	<i>TurbineOK counter</i> < 600
Performance sub ottimali	Record in cui la macchina non ha funzionato al massimo delle sue potenzialità a causa di limitazioni imposte dal gestore della rete oppure per via di anomalie nei sistemi di regolazione	Filtraggio manuale basato su <i>blade pitch angle</i> e potenza prodotta (significativamente diversa da quella attesa)
Dati spuri o non coerenti	Record non coerenti con le specifiche tecniche di macchina dovuti a calibrazioni errate dell'anemometro di navicella	Filtraggio manuale basato sulla potenza prodotta (significativamente > 0 a velocità del vento inferiori a quella di cut-in)

Tab. 2.7 – Classi di dati al di fuori delle condizioni di Normal Operation della turbina.

Una volta completato il filtraggio, ciò che si ottiene è riportato in Fig. 2.7. Utilizzando gli stessi colori di Tab. 2.7, in arancione sono identificati i punti di indisponibilità, in blu quelli di performance subottimali e in grigio quelli non coerenti.

2) Il parco eolico

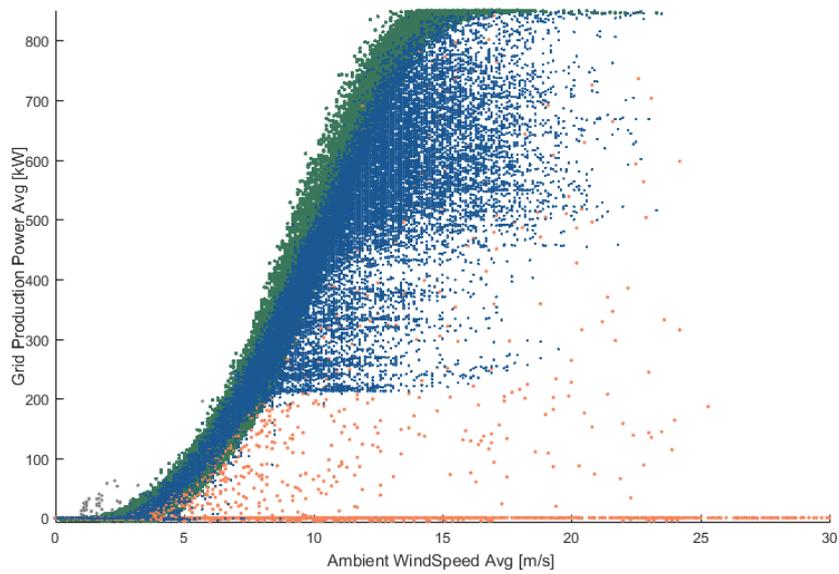


Fig. 2.7 – Curva di potenza a dispersione filtrata della WTG01(2012-2017).

A questo punto, per costruire le curve rappresentative, possiamo dedicarci all'analisi dei punti colorati in verde, che sono appunto quelli caratteristici del normale funzionamento della macchina (Fig. 2.8).

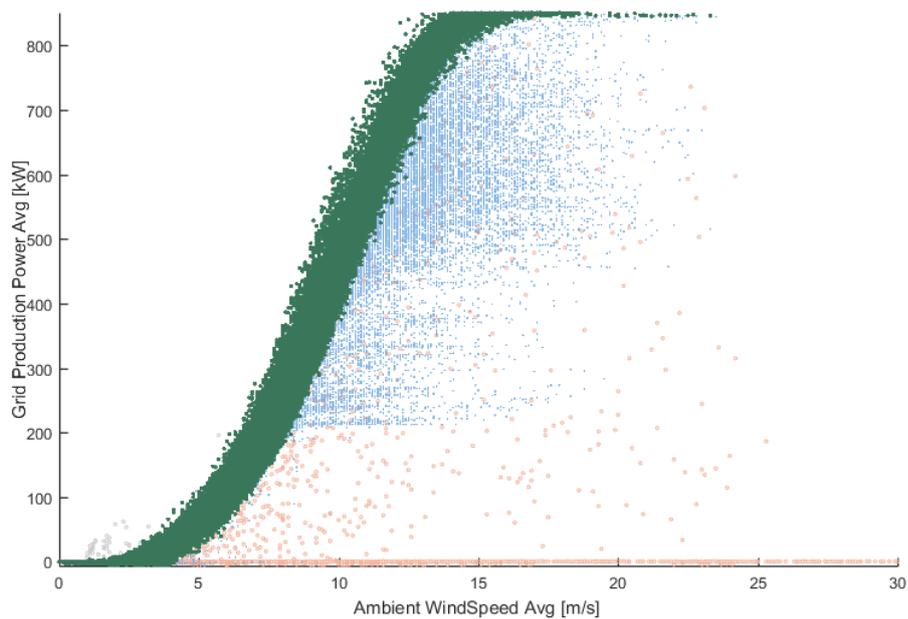


Fig. 2.8 – Record 10 minuti di normal operation per la WTG01 (intero periodo).

Siamo così in grado di generare le curve di potenza desiderate. Per una maggiore rappresentatività delle condizioni ambientali in cui operano le WTG dell'impianto

in esame, abbiamo scelto di spingere l'analisi anche oltre la definizione delle curve di potenza stagionali, producendo una curva rappresentativa per ogni mese. Abbiamo così elaborato 12 curve di riferimento corrispondenti appunto ai 12 mesi di calendario.

Il metodo utilizzato per creare tali curve è chiamato “metodo dei bin di velocità”. In sostanza si suddivide l'asse delle ascisse (velocità del vento) in dei sottoinsiemi (chiamati appunto *bin di velocità*), che nel caso in esame sono stati considerati come intervalli di ampiezza unitaria centrati sui valori interi. A questo punto calcoliamo la media aritmetica della potenza di tutti quei record che ricadono nel relativo bin. In sostanza si calcola, per ogni mese:

$$P_i^k = \sum_{j=1}^{N_i^k} (P_{i,j}^k) \times \frac{1}{N_i} \quad \begin{cases} \forall i = 0,1, \dots, 25 \\ k = 1,2, \dots, 12 \end{cases} \quad (2.1)$$

in cui P_i^k è la potenza media del bin i -esimo per il mese k -esimo e N_i^k è il numero di record che ricadono nel bin i -esimo per il k -esimo mese. L'indice i varia da 0 a 25 poiché, come detto, sono stati considerati 26 bin unitari compresi tra 0 e 25, mentre banalmente l'indice k va da 1 a 12 in corrispondenza del mese di riferimento. Le curve rappresentative mensili che si ottengono sono rappresentate in Fig. 2.9.

2) Il parco eolico

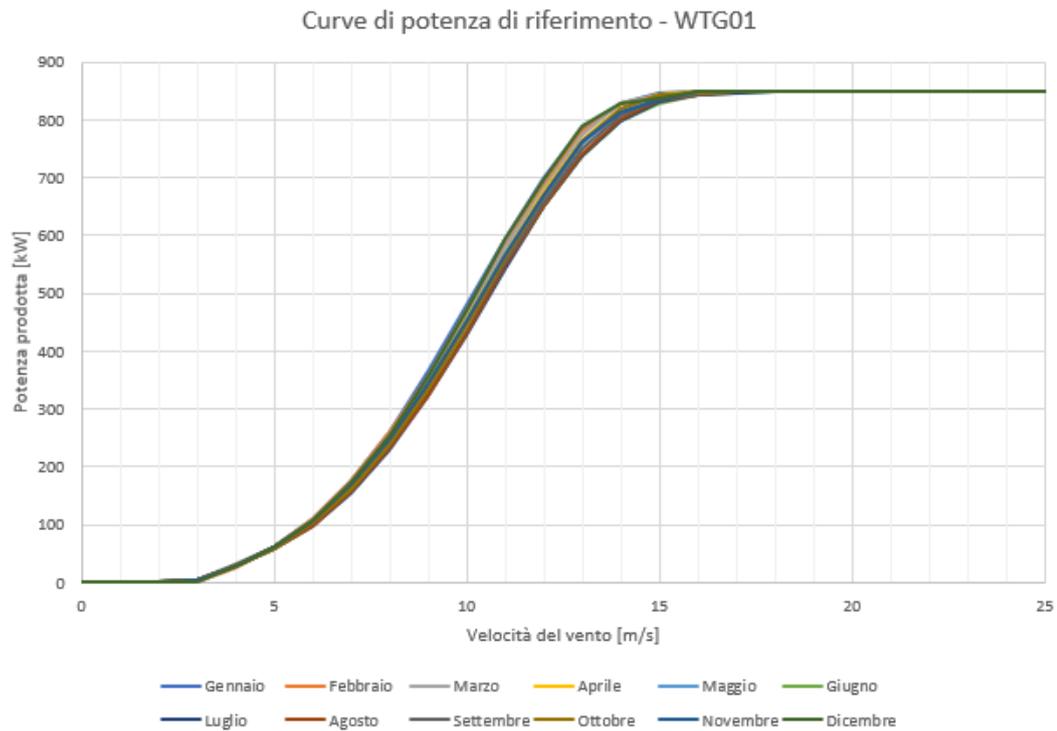


Fig. 2.9 – Curve di potenza di riferimento mensili della WTG01.

Dalla Fig. 2.9 si nota come, in funzione del mese, le curve rappresentative siano diverse: questa differenza è dovuta in gran parte alla diversa temperatura media dei mesi. Come sappiamo, tale differenza di temperatura comporta una diversa densità dell'aria, la quale modifica significativamente la potenza estraibile dal flusso d'aria che investe la superficie spazzata dal rotore, e di conseguenza la potenza erogata dalla macchina. In Fig. 2.10 si può notare in maniera più nitida questa differenza tra le curve di potenza mensili, in corrispondenza del cosiddetto "ginocchio superiore" della curva (quindi per velocità del vento comprese tra 12 e 14 m/s).

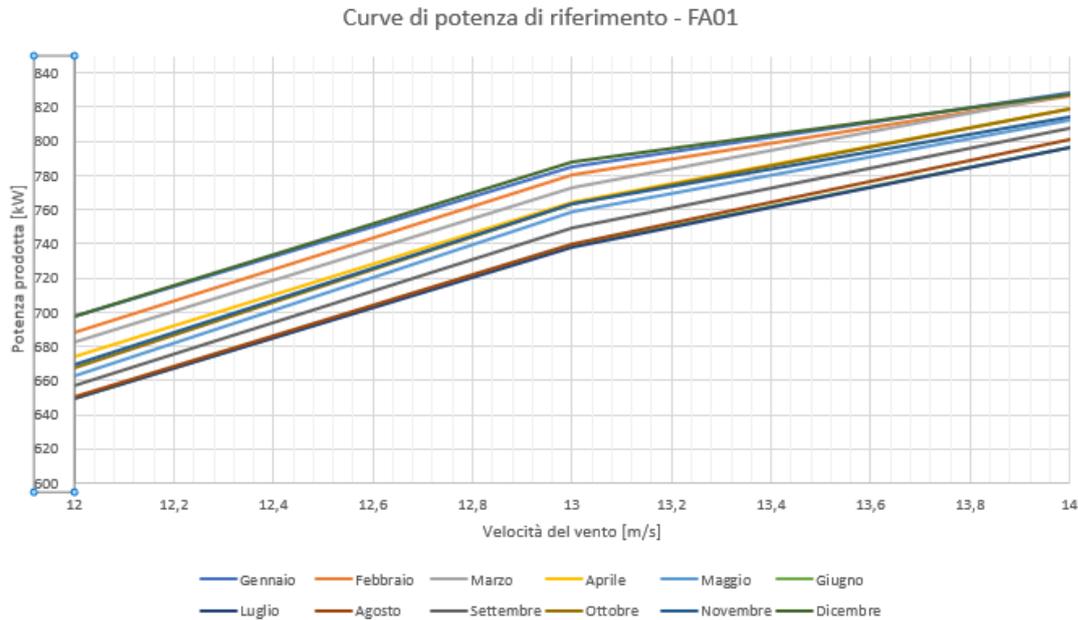


Fig. 2.10 – Curve di potenza di riferimento mensili della WTG01 (per velocità del vento comprese tra 12 e 14 m/s).

Avendo ora a disposizione un modello affidabile e rappresentativo del funzionamento normale della macchina in funzione del mese in cui ci troviamo possiamo andare a stimare le perdite causate dalle attivazioni dei falsi allarmi 159 che hanno provocato la fermata dell'aerogeneratore. Tale calcolo è stato effettuato ancora una volta sfruttando DELVE Wind dopo aver contrassegnato tutti i periodi di fermo macchina causati dagli status 159 (Tab. 2.6).

Il fermo macchina, ma più in generale una qualsiasi situazione di *under performance*, dà origine a una mancata produzione di energia che si basa sulla differenza tra la potenza attesa e quella realmente prodotta. Per spiegare meglio questo concetto, supponiamo di trovarci nella situazione di Fig. 2.11 e di avere un record 10 minuti in febbraio in cui si è registrata una potenza prodotta di 600 kW ad una velocità del vento di 14 m/s. Si ha quindi:

$$\begin{cases} v_{10min} = 14 \text{ m/s} \\ P_{10min, real} = 600 \text{ kW} \end{cases}$$

Supponiamo altresì di aver opportunamente filtrato i dati così da ottenere le curve rappresentative del normale funzionamento della macchina, come già illustrato.

2) Il parco eolico

Dalla curva rappresentativa del mese di febbraio si ricava la potenza attesa della macchina alla stessa velocità:

$$\begin{cases} v_{10min} = 14 \text{ m/s} \\ P_{10min, attesa} = 826,93 \text{ kW} \end{cases}$$

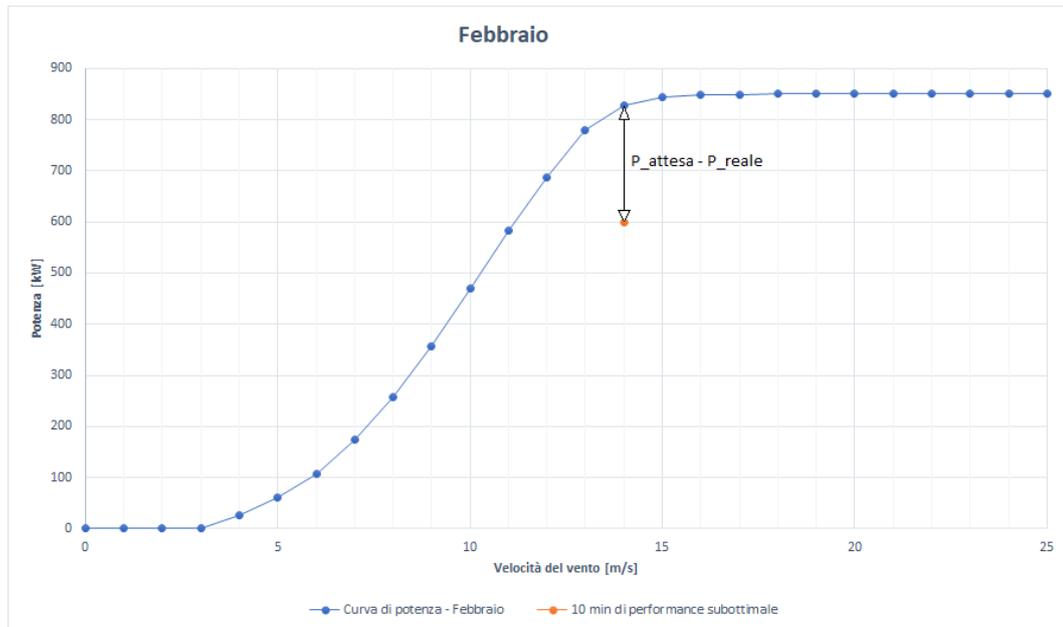


Fig. 2.11 – Differenza tra potenza attesa e potenza reale (febbraio – WTG01).

L'energia persa, o per meglio dire non prodotta, nell'intervallo di 10 minuti considerato può essere stimata come:

$$\begin{aligned} E_{lost, 10min} &= (P_{10min, attesa} - P_{reale, 10min}) \times t_{10min} \\ &= (826,93 - 600)[kW] \times \frac{1}{6}[h] = 37,82 \text{ kWh}. \end{aligned}$$

Seguendo questa logica è stato possibile stimare le perdite di ogni macchina in tutti gli intervalli 10 minuti affetti dall'innescò dell'allarme 159. In Tab. 2.8 vengono riportati i valori in MWh delle mancate produzioni riconducibili al fenomeno in tutto il periodo considerato: la stima totale delle perdite è risultata pari a circa 960 MWh.

	2012	2013	2014	2015	2016	2017	Totale
WTG01	2,83	20,72	0	7,34	12,33	8,19	51,4
WTG02	0	0	0	0	0	0	0
WTG03	124,18	8,86	0	50,14	52,62	38,94	274,73
WTG04	25,9	9,9	7,21	52,23	0	13,87	109,11
WTG05	0	0	0	0	0	0	0
WTG06	0	1,08	0	0	9,3	0	10,39
WTG07	26,89	0	0	0	0	0	26,89
WTG08	0	0	0	0	0	0	0
WTG09	43,92	20,7	9,26	4,82	0	1,09	79,79
WTG10	39,1	12,9	0	9,25	22,38	11,68	95,32
WTG11	1,33	1,07	5,52	0	17,48	8,49	33,89
WTG12	23,65	0	0	20,76	2,04	18,8	65,25
WTG13	30,39	0	0	0	0	0	30,39
WTG14	0,58	0	0	0	0	26,23	26,8
WTG15	55,89	3,82	0	4,69	2,46	3,65	70,51
WTG16	0,74	0	0	0	0	0	0,74
WTG17	15,79	1,29	0	6,62	9,14	0	32,84
WTG18	15,23	0	4,41	15,95	7,56	0	43,15
WTG19	0	0	0	0	0	0	0
WTG20	8,78	0	0	0	0	0	8,78
Totale	415,21	80,34	26,4	171,8	135,33	130,93	960

Tab. 2.8 – Mancate produzioni (in MWh) per macchina e per anno riconducibili all'attivazione dell'allarme 159.

Passiamo ora ad analizzare i dati del vento nei record in cui si sono verificate le attivazioni degli allarmi 159: andando a rappresentare la velocità in funzione della direzione, sempre per la WTG01, si ottiene il grafico di Fig. 2.12.

2) Il parco eolico

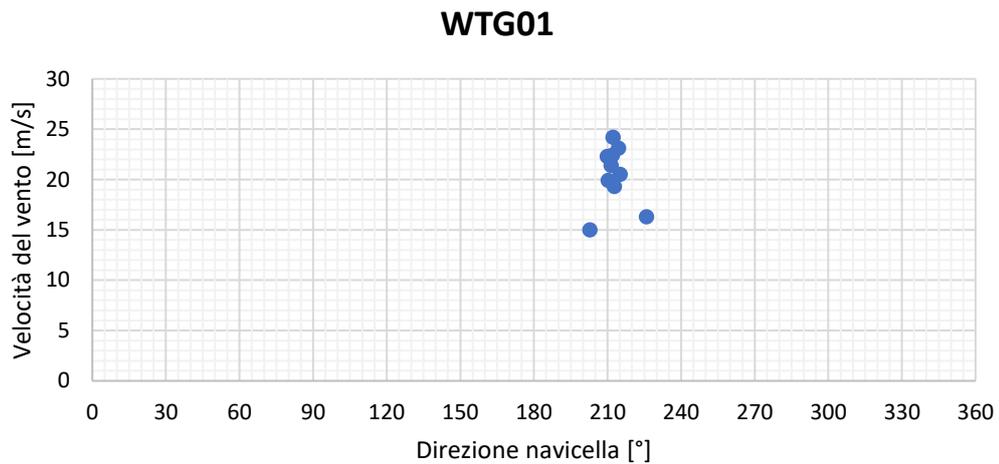


Fig 2.12 – Velocità vs. direzione del vento nei 10min di attivazione dei falsi 159 (WTG01).

In questo modo si riesce ancor meglio a notare come tutti questi record siano caratterizzati da velocità media del vento maggiore di 15 m/s e direzione compresa tra 202° e 226°. Essendo le velocità piuttosto alte e le direzioni molto ravvicinate tra loro si è pensato di valutare l’impatto sulla produzione nel caso dell’implementazione di un nuovo *wind sector management* basato proprio sulle condizioni di velocità e direzione dei record di Tab. 2.6.

Per valutare l’efficacia di un approccio di questo genere si deve tenere conto del fatto che introducendo un WSM secondo le caratteristiche di ventosità sopra descritte si andrebbe sì a diminuire la mancata produzione prevenendo l’attivazione dell’allarme 159⁹, ma in questo modo non verrebbe prodotta energia neanche in tutti quegli intervalli di 10 minuti con caratteristiche tali da ricadere dentro al WSM ipotetico e in cui non si sarebbe verificato l’innesco dell’allarme 159. L’obiettivo è quindi quello di trovare, ammesso che esista, un *trade-off* che permetta di minimizzare la mancata produzione. La logica con la quale è stata valutata la mancata produzione è rappresentata in Tab. 2.9.

⁹ In quanto la macchina è stata appunto spenta preventivamente.

WSM ipotetico	Sì	No
159		
Sì	$E_{\text{persa}} = P_{\text{attesa}} \cdot t_{10\text{min}}$	$E_{\text{persa}} = (P_{\text{attesa}} - P_{\text{reale}}) \cdot t_{10\text{min}}$
No	$E_{\text{persa}} = P_{\text{attesa}} \cdot t_{10\text{min}}$	$E_{\text{persa}} = 0$

Tab. 2.9 – Logica per il calcolo delle mancate produzioni con WSM ipotetico.

La Tab. 2.9 definisce quindi la regola con cui calcolare le mancate produzioni di energia tenendo conto sia degli allarmi 159, sia del WSM ipotetico. La perdita energetica associata a un record 10 minuti che ricade dentro al *wind sector management* ipotetico risulta essere pari alla potenza attesa¹⁰ per la durata complessiva dell'intervallo. La somma della mancata energia legata all'implementazione del WSM va quindi confrontata con l'impatto già quantificato legato all'attivazione dell'allarme 159.

Seguendo quindi questa logica è possibile calcolare la mancata produzione andando a modificare soltanto i parametri del *wind sector mangement* ipotetico (velocità di soglia e direzioni). L'obiettivo è quindi di restringere il più possibile il WSM ipotetico fino a trovare, qualora fosse possibile farlo, una mancata produzione totale inferiore del caso reale (senza WSM ipotetico appunto).

Il risultato di questa analisi per la WTG01 è riportato in Tab. 2.10:

¹⁰ Calcolata con le curve di potenza di riferimento costruite in precedenza.

WTG01 (Mancata produzione = 51,4 MWh)					
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]	Occorrenze 159 incluse nel WSM
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]		
1	200	230	15	344,6	10
2	202	226	15	252,7	10
3	202	226	16	185,6	9
4	209	216	19	71,1	8
5	210	212,5	19,5	57	4
...			
Caso migliore = Caso reale					

Tab. 2.10 – Mancate produzioni dovute all'introduzione di un WSM ipotetico – WTG01.

Anche andando a rendere sempre più selettivo l'ipotetico WSM non si è riusciti a trovare una soluzione valida che permetta di ottenere delle mancate produzioni inferiori al caso reale. Ciò è dovuto al fatto che tutti i record in cui si è attivato l'allarme 159 sono caratterizzati da una direzione del vento prossima a quella prevalente nel sito¹¹. Questo effetto è mostrato in Fig. 2.13, dove in blu sono rappresentati tutti i record 10 minuti sul grafico velocità – direzione del vento e in arancione vengono evidenziati i record di Tab. 2.6.

¹¹ In via del tutto generale non è una buona idea inserire un WSM in una delle direzioni prevalenti del vento nel sito considerato.

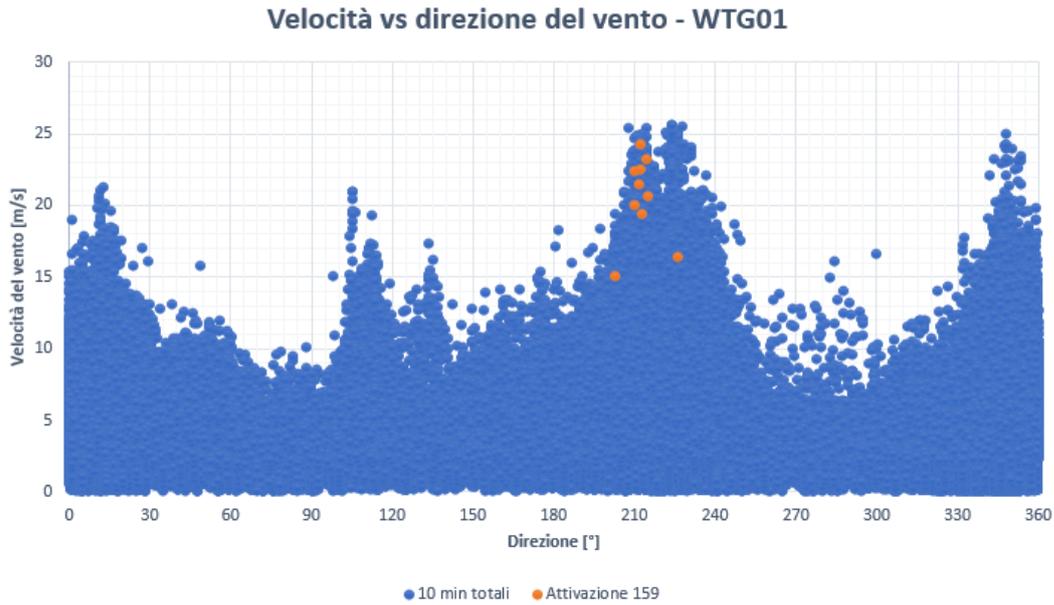


Fig. 2.13 – Grafico velocità vs direzione del vento dei record 10 min (WTG01, 2012-2017).

Di fatto, introdurre un WSM ipotetico tra 200° e 230° con velocità di soglia 15 m/s significherebbe perdere tutta l'energia prodotta durante i record 10 minuti con ventosità maggiore (si veda Fig. 2.14).

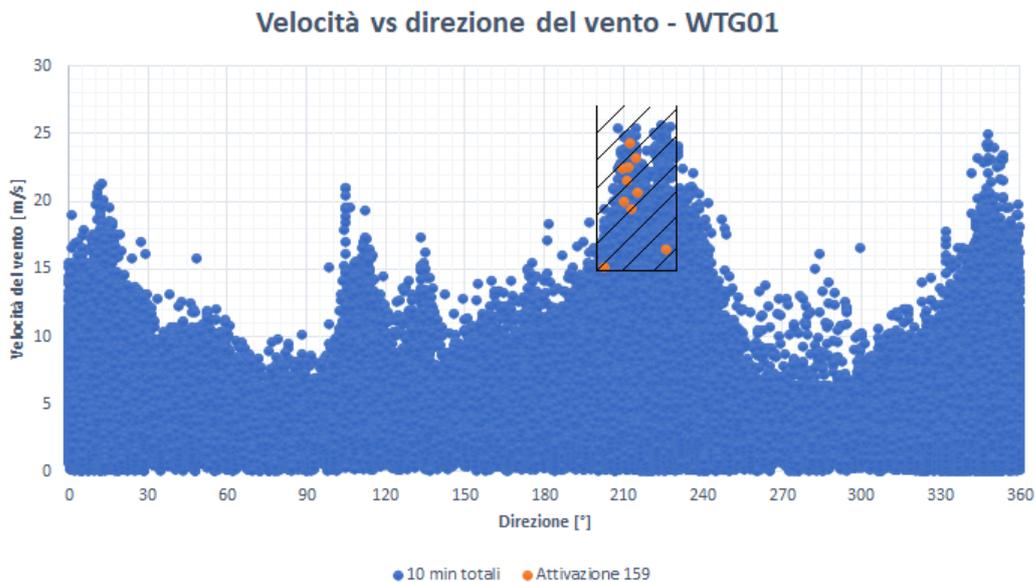


Fig. 2.14 – Esclusione dei record nel WSM ipotetico considerato nello studio.

2) Il parco eolico

Restringere sempre di più il *wind sector management* permette quindi di escludere meno punti di normale funzionamento (quelli in blu) ma anche meno record in cui si è attivato l'allarme 159. Questo discorso è ben illustrato dalle Fig. 2.15 e 2.16.



Fig. 2.15 – Esclusione dei record nel WSM ipotetico più selettivo considerato nello studio 1.

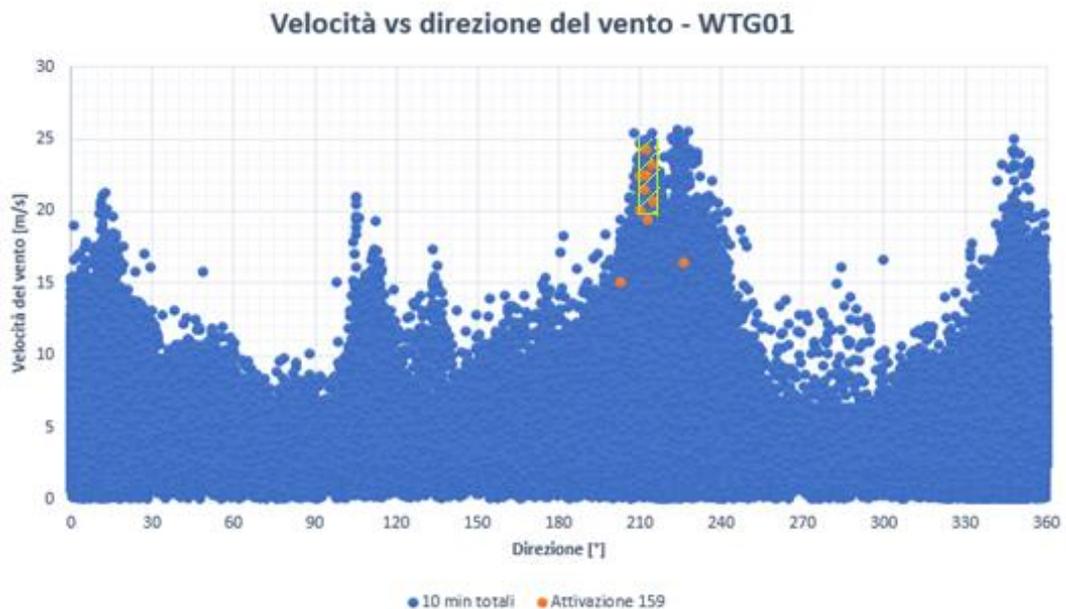


Fig. 2.16 – Esclusione dei record nel WSM ipotetico più selettivo considerato nello studio 2.

Nulla vieta (almeno dal punto di vista teorico) di introdurre un terzo parametro nel nostro WSM ipotetico: l'idea è quella di inserire anche un valore di soglia della turbolenza. In questo modo la macchina viene spenta quando la direzione del vento è compresa tra due angoli limite, la velocità supera una velocità limite e la turbolenza supera una turbolenza limite: i risultati di questa analisi sono riportati in Tab. 2.11, dove si è considerata una turbolenza limite crescente e basta sui dati di Tab. 2.6.

WTG01 (Mancata produzione = 51,4 MWh)						
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]	Occorrenze 159 incluse nel WSM
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.		
1	200	230	15	0,19	184,6	10
2	202	226	15	0,19	165,2	10
3	202	226	16	0,19	128,5	9
4	209	216	19	0,19	62,9	8
5	209	216	19	0,21	56,6	6
...				
Caso migliore = Caso reale						

Tab. 2.11 – Mancate produzioni associate a WSM basati anche sulla turbolenza del vento.

Anche aggiungendo la turbolenza come parametro discriminante, non esiste una strategia di *wind sector management* tale da evitare l'attivazione dell'allarme 159, riducendo complessivamente le mancate produzioni.

Per minimizzare le perdite di energia è quindi consigliabile diminuire per quanto possibile i tempi di reset delle turbine dopo l'attivazione dell'allarme 159.

È comunque consigliabile segnalare il problema al costruttore delle macchine affinché verifichi la corretta configurazione del sensore del VOG ed evitare false fermate di emergenza.

In Appendice B sono riportati i risultati dello studio per tutti gli aerogeneratori del parco eolico in esame affetti dal verificarsi del fault 159.

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

Per la seconda parte del lavoro di tesi ci siamo prefissi di valutare l'eventuale degrado delle prestazioni nel normale funzionamento degli aerogeneratori del parco eolico esaminato dalla loro entrata in servizio nel 2012 fino al 2017. Come spiegato anche da A. Guggeri in (vd. [13] in bibliografia), identificare un cambiamento nelle performance di una turbina eolica usando i dati SCADA grezzi presenta delle difficoltà legate alla variabilità dei valori 10 minuti anche mentre la macchina si trova in condizioni di *Normal Operation*. Inoltre, come spiegato nel paragrafo 1.5, sono diversi anche i parametri esterni in grado di condizionare le performance dell'aerogeneratore (temperatura dell'aria, pressione atmosferica, turbolenza, etc...).

In questa tesi viene presentato uno studio basato sulle reti neurali artificiali (*Artificial Neural Network*, in sigla ANN). Abbiamo implementato una rete neurale artificiale per costruire un modello di riferimento del normale funzionamento dell'aerogeneratore, grazie al quale è stato possibile stabilire qualitativamente l'andamento delle performance nel corso del tempo.

L'esigenza di ricorrere ad uno strumento come le reti neurali nasce proprio dall'enorme complessità delle condizioni operative delle turbine eoliche, caratterizzate dall'interazione di molteplici fattori. L'idea da cui è nato lo studio consiste nel confrontare la potenza prodotta da ogni macchina con una potenza di riferimento generata attraverso un modello a rete neurale, addestrata usando i dati 10 minuti del primo anno di esercizio. Questa scelta scaturisce dall'assunzione ideale che nel periodo iniziale, dopo l'installazione, una macchina performi al meglio delle sue possibilità.

Dopo un paragrafo dedicato alle reti neurali artificiali, verrà presentato a titolo di esempio lo studio effettuato sulla WTG13. I risultati ottenuti per le restanti macchine sono riportati in Appendice C.

3.1) Le reti neurali artificiali (ANN)

Una rete neurale artificiale, normalmente chiamata per semplicità "rete neurale" (*Neural Network*, NN), è un modello matematico/informatico di calcolo ispirato al meccanismo di funzionamento delle reti neurali biologiche. Tale modello è costituito da un sistema di interconnessioni tra nodi di calcolo (i neuroni artificiali) e da processi che utilizzano un approccio di connessionismo. Una rete neurale artificiale è inoltre un sistema adattivo capace di modificare la sua struttura a seconda delle informazioni usate per "alimentarla" durante una fase definita di apprendimento.

In termini pratici le reti neurali sono strutture non-lineari di dati statistici organizzate come strumenti di modellazione. Esse possono essere utilizzate per simulare relazioni complesse tra ingressi e uscite che altre funzioni analitiche non riescono a rappresentare e offrono efficaci applicazioni nell'ambito di situazioni complesse come possono essere ad esempio i problemi di classificazione o regressione non lineare.

Una rete neurale artificiale riceve segnali esterni su uno strato di nodi (unità di elaborazione) d'ingresso, ciascuno dei quali è collegato con uno strato intermedio di nodi interni, eventualmente organizzati anche in più livelli. Ogni nodo elabora i

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

segnali ricevuti in ingresso e trasmette il risultato ai nodi dello strato successivo (Fig. 3.1).

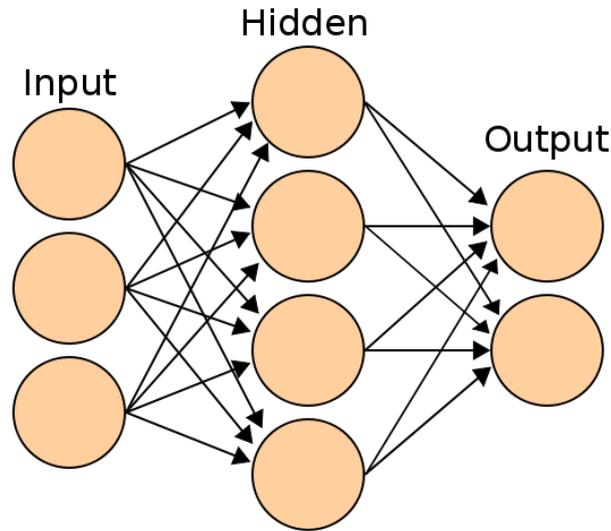


Fig. 3.1 – Schema di rete neurale artificiale.

L'elemento fondamentale di un'ANN è appunto il neurone: esso non è altro che un modello matematico che riceve degli input e, mediante un opportuno processo di calcolo, genera un output (Fig. 3.2).

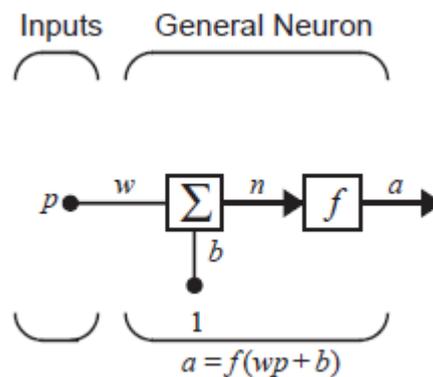


Fig. 3.2 – Neurone con input singolo.

L'input (scalare) p viene moltiplicato per il peso w (anch'esso scalare) così da formare wp . Tale termine viene sommato con un bias b per produrre lo scalare n (net input). A questo punto n passa attraverso una funzione di trasferimento f che produce l'output a . Paragonando il neurone artificiale a quello biologico si può affermare che il peso w rappresenta la forza di una connessione sinaptica, il punto

di somma assieme alla funzione di trasferimento sono il vero e proprio corpo neuronale, mentre l'output a rappresenta il segnale trasmesso sull'assone biologico.

L'output dipende quindi dalla funzione di trasferimento f scelta: essa può essere lineare o non lineare. La scelta viene effettuata in base al tipo di problema che si vuole affrontare. Tuttavia le funzioni di trasferimento più usate sono:

- funzione di trasferimento a gradino (Fig. 3.3);

L'output netto a viene calcolato come:

$$\begin{cases} a = 0 & \text{se } n < 0 \\ a = 1 & \text{se } n \geq 0 \end{cases}$$

- funzione di trasferimento lineare (Fig. 3.4);

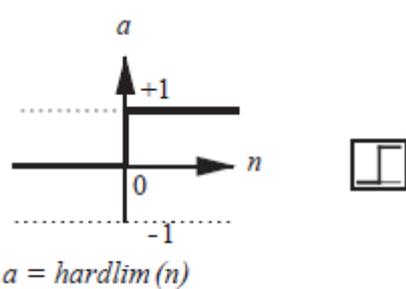
L'output netto a viene calcolato come:

$$a = n;$$

- funzione di trasferimento logsigmoideale (Fig. 3.5).

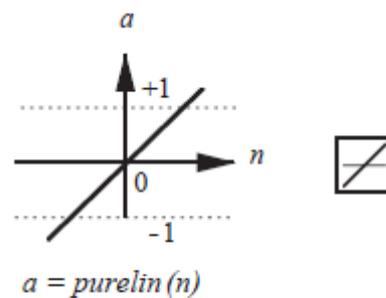
L'output netto a viene calcolato come:

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$



Hard Limit Transfer Function

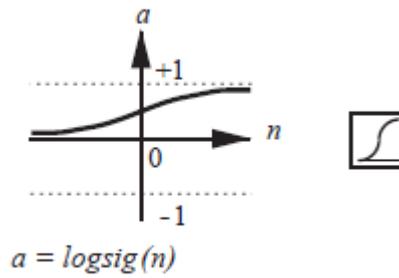
Fig. 3.3 – Funzione a gradino.



Linear Transfer Function

Fig. 3.4 - Funzione lineare.

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis



Log-Sigmoid Transfer Function

Fig. 3.5 – Funzione logsigmoideale.

Possono comunque essere utilizzate anche altre funzioni di trasferimento, come ad esempio quelle che completano la Tab. 3.1.

Name	Input/Output Relation	Icon	MATLAB Function
Hard Limit	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$		hardlim
Symmetrical Hard Limit	$a = -1 \quad n < 0$ $a = +1 \quad n \geq 0$		hardlims
Linear	$a = n$		purelin
Saturating Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		satlin
Symmetric Saturating Linear	$a = -1 \quad n < -1$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		satlins
Log-Sigmoid	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$		logsig
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
Positive Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n$		poslin
Competitive	$a = 1$ neuron with max n $a = 0$ all other neurons		compet

Tab. 3.1 – Funzioni di trasferimento di un neurone artificiale.

Tipicamente un neurone ha più di un input: si parla in tal caso di neurone con input multipli. In Fig. 3.6 è rappresentato un neurone con R input.

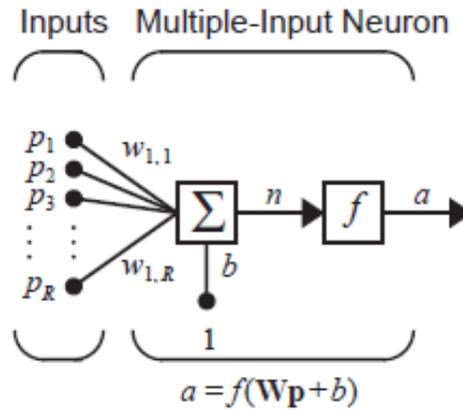


Fig. 3.6 – Neurone con input multipli.

In questo caso il net input n è calcolato come somma pesata degli input:

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b, \quad (3.1)$$

che in forma matriciale diventa

$$n = \mathbf{W}\mathbf{p} + b, \quad (3.2)$$

in cui la matrice dei pesi \mathbf{W} ha una sola riga nel caso di rete ad un singolo neurone. L'output netto diventa quindi:

$$a = f(\mathbf{W}\mathbf{p} + b) \quad (3.3)$$

In questo contesto con $w_{1,2}$ si indica il peso associato all'input 2 e connesso al neurone 1.

Nella maggior parte dei casi un singolo neurone non è sufficiente per raggiungere lo scopo desiderato. Si ricorre quindi a più neuroni operanti in parallelo, nel qual caso si parla di strato (in inglese *layer*) di neuroni.

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

In Fig. 3.7 è riportato lo schema di una rete con un *layer* di S neuroni. Ciascuno degli R input è collegato ad ogni neurone: in questo caso la matrice dei pesi \mathbf{W} è costituita da S righe e R colonne.

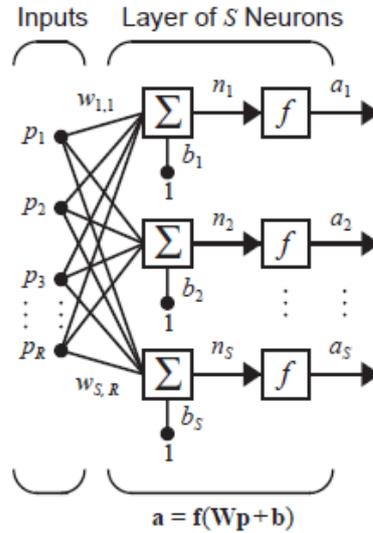


Fig. 3.7 – Layer di S neuroni.

Il *layer* include la matrice dei pesi \mathbf{W} , i punti di somma, il vettore dei bias \mathbf{b} e le funzioni di trasferimento dei neuroni.

In questo caso il vettore di output \mathbf{a} vale quindi:

$$\mathbf{a} = f(\mathbf{W}\mathbf{p} + \mathbf{b}), \quad (3.4)$$

dove

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_S \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_S \end{bmatrix},$$
$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_S \end{bmatrix}.$$

La potenza di calcolo di una rete neurale artificiale può essere accresciuta sia aumentando il numero di neuroni in un *layer*, sia anche aumentando il numero di *layer* in successione: si parla in quest'ultimo caso di reti *feedforward multilayer*.

Nonostante la scelta dell'architettura di una rete neurale possa sembrare difficile ci sono alcune considerazioni di carattere generale da tenere presenti:

1. il numero di input e il numero di output sono noti a priori e dipendono dal problema considerato;
2. il numero di neuroni dell'ultimo *layer* è uguale al numero di output che si desidera generare;
3. la scelta delle funzioni di trasferimento dipende dal problema. Se ad esempio un output può assumere soltanto valori -1 o 1, allora la scelta ricadrà su funzioni a gradino, mentre se l'output può assumere valori continui si potrà optare per funzioni logsigmoidali.

Come si vede, la maggior parte dei parametri di una rete neurale artificiale dipende dalle specifiche del problema che si vuole affrontare.

In caso di reti con più di due *layer* non esiste una regola generale che ci dica qual è il numero di neuroni ottimale negli strati nascosti: sono pochissimi i problemi per cui si possono predire tali valori (questo problema è un'area attiva di ricerca).

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

Si tenga conto che normalmente vengono utilizzate reti a due o tre *layer*; reti a quattro o più *layer* vengono raramente utilizzate.

Una volta definita l'architettura della rete per un certo problema si passa al suo addestramento mediante un insieme di dati, definito appunto *training dataset*. I metodi di apprendimento si dividono in:

- apprendimento supervisionato: in questo metodo la rete è addestrata inserendo coppie input-output desiderato per creare esempi etichettati. La macchina è in grado di imparare la relazione esistente tra input e output e la implementa attraverso un opportuno sistema di pesi, bias e funzioni di trasferimento (Fig. 3.8):

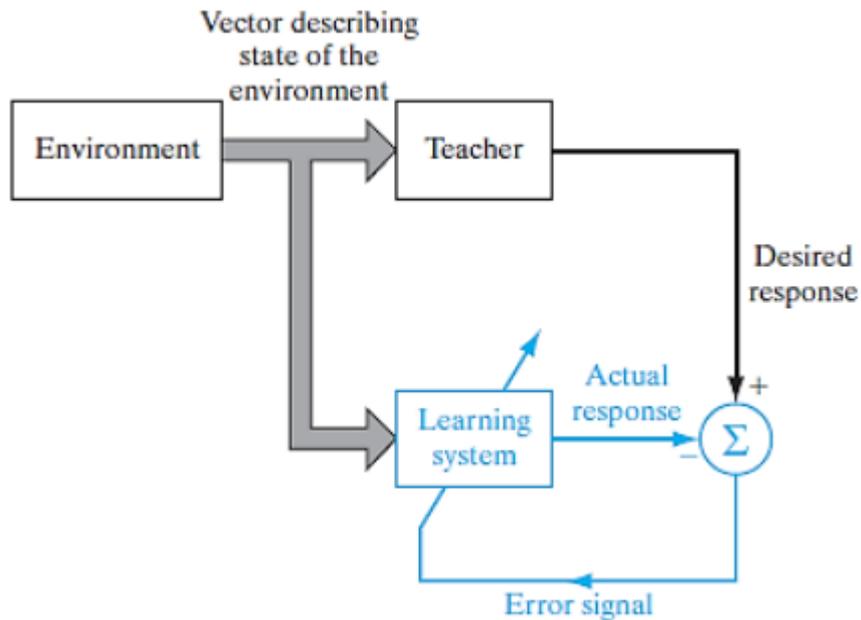


Fig. 3.8 – Apprendimento automatico supervisionato.

- apprendimento automatico non supervisionato: non vengono forniti output e lo scopo dell'addestramento è quello di individuare degli schemi all'interno dei dati forniti (Fig. 3.9):

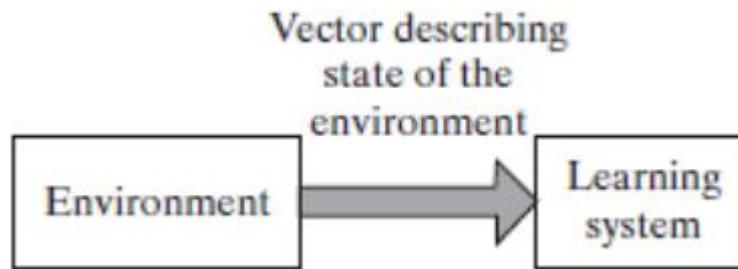


Fig. 3.9 – Addestramento automatico non supervisionato.

- apprendimento per rinforzo: al contrario dell'apprendimento supervisionato e non supervisionato, questo algoritmo impara attraverso tentativi ed errori, e in ultima analisi impara a scegliere l'opzione che si traduce nella ricompensa più grande (Fig. 3.10):

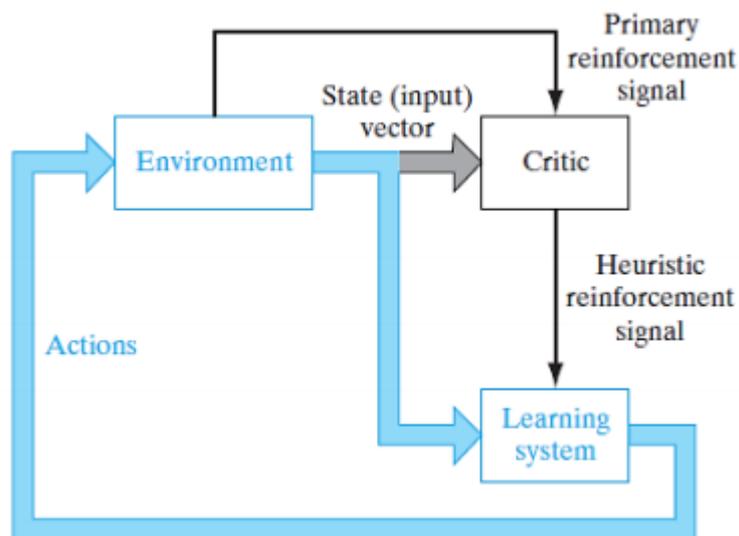


Fig. 3.10 - Apprendimento per rinforzo.

L'idea implementata in questa tesi è stata quella di utilizzare un algoritmo di apprendimento automatico supervisionato per modellare la relazione tra la potenza prodotta da ogni macchina (output) e la velocità del vento e la temperatura (input), utilizzando i dati registrati durante il primo anno solare di esercizio degli aerogeneratori (2012)¹². In questo modo è stato possibile costruire un modello di riferimento per valutare le performance nel periodo successivo a quello di

¹² Anche in (vd. [13] in bibliografia) viene presentata un'analisi che tiene conto soltanto di velocità e temperatura.

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

addestramento. Sarebbe stato interessante introdurre altri parametri di input, come ad esempio la turbolenza del vento e la pressione atmosferica, ma tale opzione avrebbe richiesto una potenza di calcolo molto superiore a quella utilizzata nel caso a due input.

3.2) Reti MLP e algoritmo di backpropagation

Sono chiamate *multilayer perceptron* (MLP, in italiano *perceptrone a strati multipli*) quelle reti costituite da almeno tre *layer* in successione¹³.

Focalizzeremo la trattazione sulle reti multilayer perceptron (MLP), essendo state scelte per lo studio di tesi che verrà esposto in seguito.

Lo schema di una rete MLP è rappresentato in Fig. 3.11:

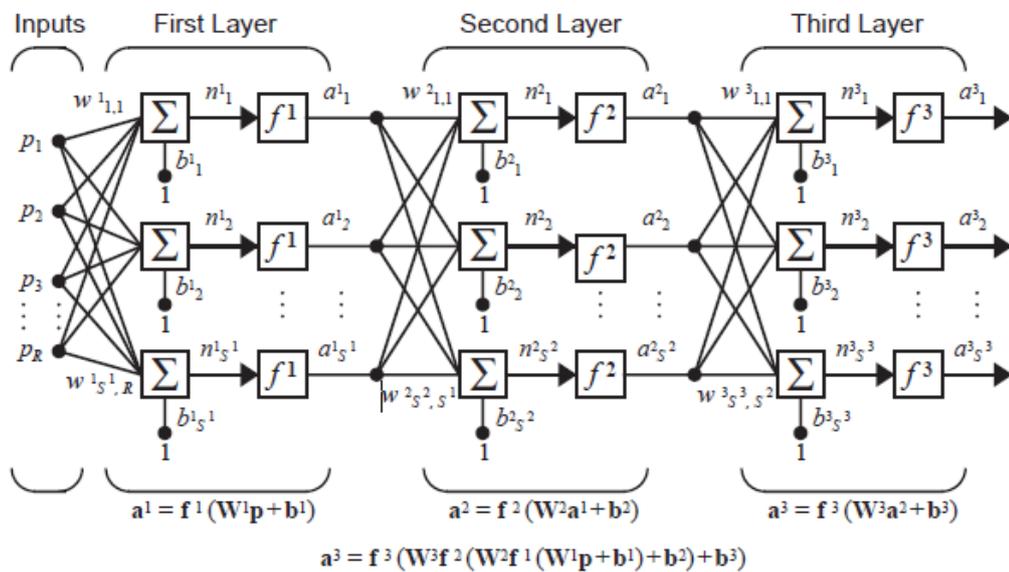


Fig. 3.11 – Multilayer perceptron (a tre layer).

¹³ Le reti MLP non sono costituite da perceptroni nel senso più stretto possibile del termine. Difatti per perceptrone si intende un neurone a input multipli con funzione di trasferimento a gradino. In realtà i neuroni che costituiscono le MLP possono presentare qualunque tipo di funzione di trasferimento. Ciò rende le MLP adatte anche alla risoluzione di problemi di regressione, mentre il perceptrone semplice può essere utilizzato soltanto per problemi di classificazione.

Ogni *layer* è caratterizzato da una sua matrice dei pesi \mathbf{W} , da un suo vettore dei bias \mathbf{b} , da un suo vettore funzioni di trasferimento f e da un suo vettore di output \mathbf{a} . Per distinguere queste matrici in funzione del *layer* a cui sono associate si usa un apice: in questo modo con \mathbf{W}^l viene indicata la matrice dei pesi del primo *layer*, con \mathbf{W}^2 quella del secondo e così via. Allo stesso modo con S^l viene indicato il numero di neuroni del primo *layer*, con S^2 quello del secondo e così via¹⁴.

In una rete *multilayer* di questo tipo gli output provenienti dai *layer* uno e due sono anche gli input rispettivamente dei *layer* due e tre.

Valendo le relazioni seguenti:

- $\mathbf{a}^1 = f^1(\mathbf{W}^1\mathbf{p} + \mathbf{b}^1);$
- $\mathbf{a}^2 = f^2(\mathbf{W}^2\mathbf{a}^1 + \mathbf{b}^2);$
- $\mathbf{a}^3 = f^3(\mathbf{W}^3\mathbf{a}^2 + \mathbf{b}^3).$

vale anche

$$\mathbf{a}^3 = f^3(\mathbf{W}^3 f^2(\mathbf{W}^2 f^1(\mathbf{W}^1\mathbf{p} + \mathbf{b}^1) + \mathbf{b}^2) + \mathbf{b}^3). \quad (3.5)$$

Per una rete neurale artificiale di tipo MLP l'algoritmo che viene utilizzato per il *training* è chiamato *backpropagation*.

Una volta definita l'architettura della rete si procede inizializzando tutti i pesi e tutti i bias per poi andare a modificarli iterativamente fornendo le coppie input-output del *training dataset* così da ottenere degli output calcolati che convergano sempre più verso quelli forniti (target).

Consideriamo quindi una rete *multilayer perceptron* come quella di Fig. 3.11.

La notazione che verrà usata nel seguito è la stessa definita in precedenza: con \mathbf{W}^l e \mathbf{b}^l si indicano rispettivamente la matrice dei pesi e il vettore dei bias associati al

¹⁴ Non necessariamente il numero di neuroni deve essere lo stesso per ogni *layer*.

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

primo *layer*, con \mathbf{W}^2 e \mathbf{b}^2 quelli associati al secondo e così via. Con M si indica il numero totale dei *layer*.

Come accennato, per le reti *multilayer* l'output di un *layer* diventa l'input per quello successivo. Ciò può essere scritto come

$$\mathbf{a}^{m+1} = \mathbf{f}^{m+1}(\mathbf{W}^{m+1}\mathbf{a}^m + \mathbf{b}^{m+1}) \quad \text{con } m = 0, 1, \dots, M - 1,$$

dove con M si indica il numero totale dei *layer*. I neuroni del primo *layer* ricevono gli input esterni:

$$\mathbf{a}^0 = \mathbf{p}, \tag{3.6}$$

che permette di inizializzare l'equazione precedente. Gli output dei neuroni dell'ultimo *layer* sono anche gli output della rete:

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}^M. \tag{3.7}$$

L'indice di performance dell'algoritmo di *backpropagation* è l'errore quadratico medio (*mean square error, mse*). All'algoritmo viene fornito un insieme di esempi per l'addestramento

$$\{\mathbf{p}_1, \mathbf{t}_1\}, \{\mathbf{p}_2, \mathbf{t}_2\}, \dots, \{\mathbf{p}_Q, \mathbf{t}_Q\},$$

dove \mathbf{p}_q è un input per la rete e \mathbf{t}_q è il corrispondente output target.

Una volta inizializzati i pesi e i bias della rete¹⁵ si passano alla rete stessa gli input del *training dataset* e si va a confrontare l'output calcolato con quello target. L'algoritmo di *backpropagation* aggiusta i parametri in modo tale da minimizzare l'errore quadratico medio mano a mano che vengono passate le coppie input-output. Il *mean square error* a una generica iterazione è definito come il valore

¹⁵ Per l'inizializzazione dei pesi e dei bias di una rete MLP ci sono tecniche dedicate. Nulla vieta comunque di iniziarli casualmente.

atteso del quadrato della differenza tra l'output target e quello calcolato dalla rete in fase di addestramento, ovvero:

$$mse = E[(t - a)^2]. \quad (3.8)$$

L'intuizione che ebbero B. Widrow e M. E. Hoff fu che l'errore quadratico medio poteva essere sostituito con l'errore quadratico. L'indice di performance dell'algoritmo diventa quindi

$$mse^* = (\mathbf{t}(k) - \mathbf{a}(k)) \cdot (\mathbf{t}(k) - \mathbf{a}(k)) = \mathbf{e}(k) \cdot \mathbf{e}(k), \quad (3.10)$$

dove è stato anche introdotto l'indice iterativo k (che varrà 1 alla prima coppia input-output fornita, 2 alla seconda e così via).

Per trovare il minimo di tale parametro, che dipende dai parametri della rete, viene utilizzato un algoritmo di discesa del gradiente. In sostanza, il problema può essere riformulato come:

trovare i pesi e i bias della rete tali che mse^ sia minimo.*

Generalizzando il concetto di derivata nulla in un punto di minimo (che vale per una funzione reale di una variabile reale) si ha che per una funzione di più variabili è il suo gradiente (∇) a essere nullo in un punto di minimo.

In questo contesto l'algoritmo di *backpropagation* fornisce una regola per "aggiustare" i pesi e i bias della rete così da raggiungere il più velocemente possibile il minimo mse^* (e quindi i parametri ottimali) durante il procedere dell'addestramento.

In via del tutto generale si ha che la modifica dei pesi e dei bias è la seguente:

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial mse^*}{\partial w_{i,j}^m}, \quad (3.11)$$

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial mse^*}{\partial b_i^m}, \quad (3.12)$$

dove α è il tasso di apprendimento (*learning rate* in inglese)¹⁶.

Il calcolo delle derivate parziali è svolto utilizzando la regola della catena. Abbiamo la necessità di utilizzare tale regola in quanto, per le reti *multilayer*, l'errore *t-a* non è una funzione esplicita dei pesi e dei bias degli strati nascosti, dunque non è facile calcolare queste derivate.

Supponiamo di avere una funzione f che è funzione esplicita soltanto della variabile n . Volendo calcolare la derivata di f rispetto ad una terza variabile w (dalla quale dipende n), la regola della catena diventa

$$\frac{df(n(w))}{dw} = \frac{df(n)}{dn} \times \frac{dn(w)}{dw}. \quad (3.13)$$

Dunque, sfruttando questa regola si possono calcolare le derivate parziali presenti nelle formule dell'algoritmo di discesa del gradiente:

$$\frac{\partial mse^*}{\partial w_{i,j}^m} = \frac{\partial mse^*}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m}, \quad (3.14)$$

$$\frac{\partial mse^*}{\partial b_i^m} = \frac{\partial mse^*}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m}. \quad (3.15)$$

La seconda parte del termine di destra in ciascuna di queste equazioni può essere facilmente calcolata poiché il net input al *layer m*-esimo è una funzione esplicita dei pesi e dei bias del *layer* stesso:

¹⁶ Valori troppo bassi del tasso di apprendimento portano a lunghi tempi di convergenza verso il minimo, mentre valori troppo alti possono far sì che non si converga mai verso tale condizione. A tal proposito di veda [11 in bibliografia].

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{s^{m-1}} w_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_i^m. \quad (3.16)$$

Perciò si ha:

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = a_j^{m-1}, \quad (3.17)$$

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1. \quad (3.18)$$

Se a questo punto definiamo le sensibilità (*sensibilità* di mse^* al cambiamento dell' i -esimo elemento nell'input netto al *layer* m) come

$$s_i^m \equiv \frac{\partial mse^*}{\partial n_i^m}, \quad (3.19)$$

le derivate totali possono essere scritte come:

$$\frac{\partial mse^*}{\partial w_{i,j}^m} = s_i^m a_j^{m-1}, \quad (3.20)$$

$$\frac{\partial mse^*}{\partial b_i^m} = s_i^m. \quad (3.21)$$

Si può quindi esprimere l'algoritmo di discesa del gradiente come:

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha s_i^m a_j^{m-1}, \quad (3.22)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha s_i^m. \quad (3.23)$$

In forma matriciale diventa

$$\mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T, \quad (3.24)$$

$$\mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m. \quad (3.25)$$

dove

$$\mathbf{s}^m \equiv \frac{\partial mse^*}{\partial \mathbf{n}^m} = \begin{bmatrix} \frac{\partial mse^*}{\partial n_1^m} \\ \frac{\partial mse^*}{\partial n_2^m} \\ \vdots \\ \frac{\partial mse^*}{\partial n_{s^m}^m} \end{bmatrix}.$$

Il calcolo delle sensibilità \mathbf{s}^m richiede ancora una volta l'applicazione della regola della catena. È proprio questo processo che dà il nome *backpropagation* all'algoritmo, poiché descrive una relazione di ricorrenza in cui il calcolo delle sensibilità al *layer m*-esimo è effettuato a partire da quelle al *layer m+1*-esimo.

Per derivare tale relazione di ricorrenza per le sensibilità useremo la seguente matrice jacobiana:

$$\frac{\partial \mathbf{n}^{m+1}}{\partial \mathbf{n}^m} \equiv \begin{bmatrix} \frac{\partial n_1^{m+1}}{\partial n_1^m} & \frac{\partial n_1^{m+1}}{\partial n_2^m} & \dots & \frac{\partial n_1^{m+1}}{\partial n_{s^m}^m} \\ \frac{\partial n_2^{m+1}}{\partial n_1^m} & \frac{\partial n_2^{m+1}}{\partial n_2^m} & \dots & \frac{\partial n_2^{m+1}}{\partial n_{s^m}^m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial n_{s^{m+1}}^{m+1}}{\partial n_1^m} & \frac{\partial n_{s^{m+1}}^{m+1}}{\partial n_2^m} & \dots & \frac{\partial n_{s^{m+1}}^{m+1}}{\partial n_{s^m}^m} \end{bmatrix}.$$

Se consideriamo l' i,j -esimo elemento della matrice abbiamo:

$$\begin{aligned} \frac{\partial n_i^{m+1}}{\partial n_j^m} &= \frac{\partial}{\partial n_j^m} \left(\sum_{l=1}^{s^m} w_{i,l}^{m+1} a_l^m + b_i^{m+1} \right) = w_{i,j}^{m+1} \frac{\partial a_j^m}{\partial n_j^m} \\ &= w_{i,j}^{m+1} \frac{\partial f^m(n_j^m)}{\partial n_j^m} = w_{i,j}^{m+1} \dot{f}^m(n_j^m), \end{aligned}$$

dove

$$\dot{f}^m(n_j^m) = \frac{\partial f^m(n_j^m)}{\partial n_j^m}.$$

Dunque la matrice jacobiana può essere scritta come:

$$\frac{\partial \mathbf{n}^{m+1}}{\partial \mathbf{n}^m} = \mathbf{W}^{m+1} \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m), \quad (3.26)$$

in cui

$$\dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m) = \begin{bmatrix} \dot{f}^m(n_1^m) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \dot{f}^m(n_2^m) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \dot{f}^m(n_{s^m}^m) \end{bmatrix}.$$

Possiamo ora scrivere la relazione di ricorrenza per le sensibilità usando la regola della catena in forma matriciale:

$$\begin{aligned} \mathbf{s}^m &= \frac{\partial mse^*}{\partial \mathbf{n}^m} = \left(\frac{\partial \mathbf{n}^{m+1}}{\partial \mathbf{n}^m} \right)^T \frac{\partial mse^*}{\partial \mathbf{n}^{m+1}} = \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m) (\mathbf{W}^{m+1})^T \frac{\partial mse^*}{\partial \mathbf{n}^{m+1}} = \\ &= \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m) (\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{s}^{m+1}. \end{aligned} \quad (3.27)$$

Possiamo quindi vedere da dove l'algoritmo di *backpropagation* prende il nome; le sensibilità sono propagate all'indietro lungo la rete dall'ultimo *layer* al primo:

$$\mathbf{s}^M \rightarrow \mathbf{s}^{M-1} \rightarrow \cdots \rightarrow \mathbf{s}^2 \rightarrow \mathbf{s}^1.$$

Per completare l'algoritmo di *backpropagation* abbiamo bisogno però del punto di inizio \mathbf{s}^M per la relazione di ricorrenza. Questo punto è ottenuto sull'ultimo *layer*:

3) Utilizzo delle reti neurali artificiali per la performance analysis

$$\begin{aligned}
 s_i^M &= \frac{\partial mse^*}{\partial n_i^M} = \frac{\partial((\mathbf{t} - \mathbf{a}) \cdot (\mathbf{t} - \mathbf{a}))}{\partial n_i^M} = \frac{\partial}{\partial n_i^M} \left(\sum_{j=1}^{s^M} (t_j - a_j)^2 \right) \\
 &= -2(t_i - a_i) \frac{\partial a_i}{\partial n_i^M}.
 \end{aligned} \tag{3.28}$$

Ora, dal momento che:

$$\frac{\partial a_i}{\partial n_i^M} = \frac{\partial a_i^M}{\partial n_i^M} = \frac{\partial f^M(n_i^M)}{\partial n_i^M} = \dot{f}^M(n_i^M), \tag{3.29}$$

possiamo scrivere

$$s_i^M = -2(t_i - a_i) \dot{f}^M(n_i^M), \tag{3.30}$$

che in forma matriciale diventa

$$\mathbf{s}^M = -2\dot{\mathbf{F}}^M(\mathbf{n}^M)(\mathbf{t} - \mathbf{a}). \tag{3.31}$$

Riassumiamo brevemente l'algoritmo di *backpropagation*:

1. Si propaga in avanti l'input attraverso la rete:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{a}^0 &= \mathbf{p}, \\
 \mathbf{a}^{m+1} &= \mathbf{f}^{m+1}(\mathbf{W}^{m+1}\mathbf{a}^m + \mathbf{b}^{m+1}) \text{ per } m = 0, 1, \dots, M-1, \\
 \mathbf{a} &= \mathbf{a}^M.
 \end{aligned}$$

2. Si propagano le sensibilità all'indietro attraverso la rete:

$$\mathbf{s}^M = -2\dot{\mathbf{F}}^M(\mathbf{n}^M)(\mathbf{t} - \mathbf{a}),$$

$$\mathbf{s}^m = \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m)(\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{s}^{m+1} \text{ per } m = M - 1, \dots, 2, 1.$$

3. I pesi e i bias vengono aggiornati usando la regola dell'algoritmo di discesa del gradiente:

$$\mathbf{W}^m(k + 1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T,$$

$$\mathbf{b}^m(k + 1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m.$$

Una precisazione va fatta riguardo al *training dataset*: in realtà questo insieme di dati viene suddiviso in tre sottoinsiemi. Il primo sottoinsieme è il *training dataset* vero e proprio; il secondo è chiamato *cross-validation set* e serve per valutare le prestazioni della rete allenata su nuovi dati, diversi da quelli utilizzati per l'addestramento; mentre il terzo è chiamato *test set* e serve per paragonare diversi modelli.

Da un punto di vista concettuale abbiamo detto che l'obiettivo della rete è quello di minimizzare l'errore mse^* : ciò non è sbagliato, ma potrebbe accadere che allenando troppo la rete, essa performi benissimo sui dati usati per l'addestramento, ma non sia altrettanto brava a generalizzare il problema su dati diversi: questo fenomeno viene chiamato *overfitting*. Nella realtà, dunque, si ferma l'allenamento quando viene raggiunto il minimo errore sul *cross-validation set*; giunti a questo punto vengono salvati i pesi e i bias della rete. In questo modo si raggiunge il miglior compromesso tra performance e capacità di generalizzazione del problema per la rete neurale artificiale così addestrata.

4) Codici MATLAB utilizzati

Di seguito vengono riportati i codici MATLAB utilizzati per la valutazione del degrado di performance degli aerogeneratori presi in esame. Il primo codice che viene presentato è il codice sorgente che viene eseguito, mentre il secondo e il terzo sono due funzioni che contengono rispettivamente la definizione dell'architettura della rete neurale e l'algoritmo con cui viene allenata e scelta la rete migliore.

Siccome l'architettura ottimale della rete non è nota a priori, l'idea è quella di definire un numero massimo di *layer* e un numero massimo di neuroni per *layer* da testare. In sostanza si vanno ad allenare tutte le reti che hanno un numero di *layer* e un numero di neuroni per *layer* inferiore o uguale a quelli massimi definiti. Una volta terminato il procedimento, il codice seleziona il modello che ha le prestazioni migliori sul *cross-validation set* e calcola i residui di potenza come

$$Res = P_{reale} - P_{attesa}. \quad (4.1)$$

A questo punto, valutando il trend dei residui nel corso del tempo, è facile identificare un degrado delle performance delle macchine: in particolare, in una situazione di questo tipo, si avrà che il trend sarà di tipo discendente. Difatti,

avendo definito in questo modo i residui, un valore negativo di tale parametro è sinonimo di *under performance*: la turbina ha prodotto meno potenza di quella che ci si aspettava per quelle condizioni di velocità del vento e temperatura.

CODICE SORGENTE

```

1 %Pulizia preventiva delle variabili presenti nel worksheet
2 clear
3 close all
4 clc
5
6 %Importazione dei dati dai file excel
7 Data=xlsread('DataFA13 - NormalOp.xlsx');
8
9 DataTrain=Data(1:30187,:);
10 DataTest=Data(30188:end,:);
11
12 %Definizione dei valori massimi di layer e di neuroni per layer
    da testare
13 NmaxLayers=3;           %la letteratura in genere consiglia 3
14 NmaxNeurons=10;        %la letteratura in genere consiglia 10
15 %Definizione del numero di allenamenti da svolgere
16 Ntrain=2;
17 [HYPOTHESIS, RESIDUALS, NETWORK ] = ArtificialNetwork(
    DataTrain,DataTest, NmaxLayers,NmaxNeurons,Ntrain);
18
19 %LA FUNZIONE RESTITUISCE IN ORDINE:
20 %-IL VETTORE COLONNA DELLE POTENZE ATTESE
21 %-IL VETTORE COLONNA DEI RESIDUI
22 %-IL MODELLO DELLA RETE NEURALE CREATA
23
24 %PER VEDERE LA RETE
25 view(NETWORK);
26
27 %PER GRAFICARE I RESIDUI
28 plot(RESIDUALS);
29 grid on
30 grid minor

```

4) Codici MATLAB utilizzati

```
31 xlabel("Tempo - N° di record di normal operation");
32 ylabel("Residui [kW]")
```

FUNZIONE MultiLayerNetwork PER DEFINIRE L'ARCHITETTURA E I PARAMETRI INIZIALI DELLA RETE

```
1 function [ net ] = MultiLayerNetwork( Nlayers,Nneurons,esX,esY
  )
2
3 net=network;
4 %Definizione dell'architettura generale
5 net.numInputs=1;
6 net.numLayers=Nlayers;
7
8 %Creazione delle connessioni tra bias, input e neuroni
9
10 net.biasConnect=ones(Nlayers,1);
11
12 inCon=zeros(Nlayers,1);
13 inCon(1)=1;
14 net.inputConnect=inCon;
15
16 outCon=zeros(1,Nlayers);
17 outCon(end)=1;
18 net.outputConnect=outCon;
19
20 layersCon=zeros(Nlayers);
21 for i=1:(Nlayers-1)
22     layersCon(i+1,i)=1;
23     net.layerConnect=layersCon;
24     %Nome corretto ai layer nascosti
25     net.layers{i}.name=['Hidden Layer', int2str(i)];
26 end
27
28
29 for i=1:Nlayers
30     %Definizione delle funzioni di trasferimento dei layer
31     net.layers{i}.transferFcn='logsig';
32     %Inizializzazione dei parametri della rete secondo
```

```

        l'algoritmo di Nguyen-Widrow
33 net.layers{i}.initFcn='initnw';
34
35 %Definizione del numero di neuroni per ogni layer
36 net.layers{i}.size=Nneurons;
37
38 end
39
40 %Definizione della funzione di trasferimento dell'ultimo layer
41 net.layers{i}.transferFcn='purelin';
42
43 %Definizione degli input e degli output del training dataset
44 net.inputs{1}.exampleInput=esX;
45 net.inputs{1}.name='Features';
46 net.outputs{end}.exampleOutput=esY;
47 net.outputs{end}.name='Hypothesis';
48
49 %Nome corretto all'ultimo layer
50 net.layers{end}.name='Output Layer';
51
52 %Performance index della rete: mse
53 net.performFcn='mse';
54 %Addestramento mediante l'algoritmo di backpropagation di
    Levenberg-Marquardt
55 net.trainFcn='trainlm';
56
57 %Parametri per l'algoritmo di backpropagation
58 net.trainParam.min_grad=1e-4;
59 net.trainParam.max_fail=3;
60
61 net.inputs{1}.processFcns={};
62 net.divideFcn='dividerand';
63
64 %Suddivisione in training dataset, cross-validation dataset e
    test dataset
65 net.divideParam.trainRatio=0.6;
66 net.divideParam.valRatio=0.2;
67 net.divideParam.testRatio=0.2;
68

```

4) Codici MATLAB utilizzati

```
69 %Impostazioni per la visualizzazione a video dei risultati in
    tempo reale
70 net.trainParam.showWindow=true;
71 net.trainParam.showCommandLine=true;
72 net.trainParam.show=10;
73
74 end
```

FUNZIONE ArtificialNetwork PER ADDESTRARE TUTTE LE RETI REALIZZATE E CALCOLARE LE POTENZE ATTESE E I RESIDUI PER QUELLA CON LE PERFORMANCE MIGLIORI

```
1 function [HYPOTHESIS, RESIDUALS, NETWORK ] =
    ArtificialNetwork( DataTrain,DataTest,
2 NmaxLayers,NmaxNeurons,Ntrain)
3
4 %Definizione dei dataset di addestramento e di test
5 X=DataTrain(:,1:2)';
6 Y=DataTrain(:,3)';
7 Xtest=DataTest(:,1:2)';
8 Ytest=DataTest(:,3)';
9 esX=X(:,1);
10 esY=Y(:,1);
11
    %Cella contenente tutti i modelli di rete testati
12 successivamente
13 networks=cell(NmaxLayers,NmaxNeurons);
    %Prestazioni ottenute sul cross validation set per il
14 corrispondente modello
15 perfCV=ones(NmaxLayers,NmaxNeurons);
16
17 %Addestramento in parallelo di tutte le reti realizzabili
18 parfor i=1:NmaxLayers
19     for j=1:NmaxNeurons
20         net=MultiLayerNetwork(i,j,esX,esY);
21         networks{i,j}=net;
22         [Nets,JCV]=ParTrain(Ntrain,net,X,Y);
```

```

        %Scelta della rete migliore. A parità di performance
23     viene scelta la rete più semplice.
24     best=find(JCV==min(JCV));
25     if(length(best)~=1)
26         best=best(1);
27     end
28     networks{i,j}=Nets{best};
29     perfCV(i,j)=JCV(best);
30 end
31 end
32
33 perfCV=perfCV';
34 [minPerfCV,index]=min(perfCV(:));
35 [c,r]=ind2sub(size(perfCV),index);
36
37 NETWORK=networks{r,c};
38
39 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
40 %
41 %     CALCOLO     %     CALCOLO     %     CALCOLO     %     CALCOLO     %
42 %
43 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
44 HYPOTHESIS=NETWORK(Xtest);
45 RESIDUALS=Ytest-HYPOTHESIS;
46
47 end

```

Come si può vedere da Tab. 4.1 l'architettura della rete che permette di avere le performance migliori sui *cross-validation set* è a tutti gli effetti diversa per ogni macchina: ciò dipende principalmente da quanto è complicata la relazione intrinseca che lega i due input (temperatura dell'aria e velocità del vento) all'output (potenza prodotta), ma anche da come sono inizializzati i parametri della rete, ovvero da quanto vicino al minimo *mse** si parte con l'algoritmo di *backpropagation*.

WTG	N° di layer	N° di neuroni per layer
WTG01	3	9-9-1
WTG02	2	5-1
WTG03	3	2-2-1
WTG04	3	5-5-1
WTG05	3	2-2-1
WTG06	2	7-1
WTG07	2	5-1
WTG08	2	3-1
WTG09	2	3-1
WTG10	3	3-3-1
WTG11	3	3-3-1
WTG12	3	3-3-1
WTG13	3	8-8-1
WTG14	2	5-1
WTG15	3	3-3-1
WTG16	2	6-1
WTG17	3	8-8-1
WTG18	3	3-3-1
WTG19	2	10-1
WTG20	2	4-1

Tab. 4.1 – Architetture delle reti ottimali per ciascuna macchina.

4.1) PRINCIPALI RISULTATI OTTENUTI

In Fig. 4.1 ed in Fig. 4.2 vengono riportati rispettivamente l'architettura della rete neurale migliore e l'andamento temporale dei residui calcolati per la WTG13: si ricordi che stiamo considerando tutti e soli i record di *Normal Operation* precedentemente filtrati (vi può essere discontinuità temporale tra due record di

Normal Operation consecutivi), non è quindi possibile andare a etichettare uniformemente l'asse delle ascisse.

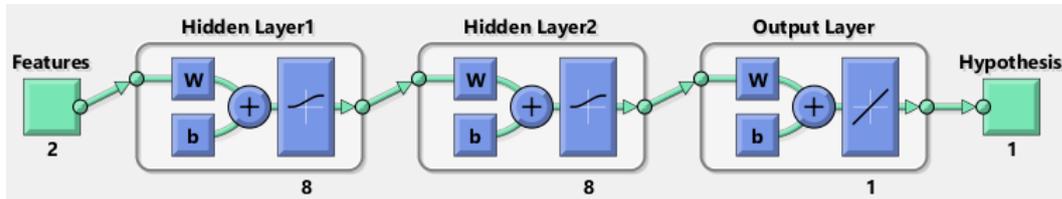


Fig. 4.1 – Rete neurale ottimale per la WTG13.

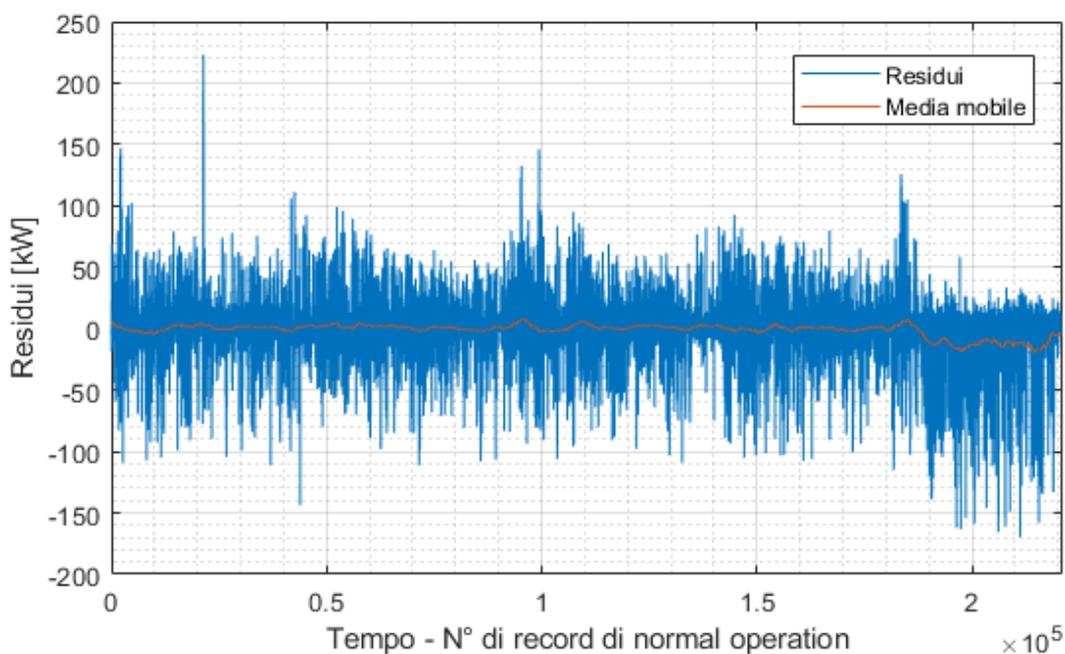


Fig. 4.2 – Trend temporale dei residui di potenza per la WTG13.

Lo *spread* dei residui attorno al valore nullo è dovuto al fatto che il nostro modello ha in ingresso soltanto due parametri: l'introduzione di nuovi parametri, come ad esempio la turbolenza registrata nei record 10 minuti oppure la pressione atmosferica, permetterebbe di ottenere dati sempre più omogenei e meno dispersivi. Tuttavia, anche in questo modo, per quanto riguarda la WTG13 si può notare chiaramente, sia dai residui calcolati, sia dalla media mobile (tramite la quale si smorzano le oscillazioni dei residui), come dal record numero 190mila di *Normal Operation* si abbia un calo sensibile delle prestazioni. Andando a controllare i dati grezzi passati alla rete neurale artificiale si può dedurre come tale calo delle prestazioni abbia avuto luogo a partire da febbraio 2017.

4) Codici MATLAB utilizzati

Tale affermazione è ulteriormente giustificata dal fatto che da un confronto tra la velocità del vento misurata dagli anemometri di navicella della WTG13 e della vicina WTG14 (si veda Fig. 2.1) non emergono differenze sostanziali da febbraio 2017 in poi (Fig. 4.3). Dunque il calo di prestazioni non è attribuibile ad un'errata calibrazione dell'anemometro di navicella della WTG13.

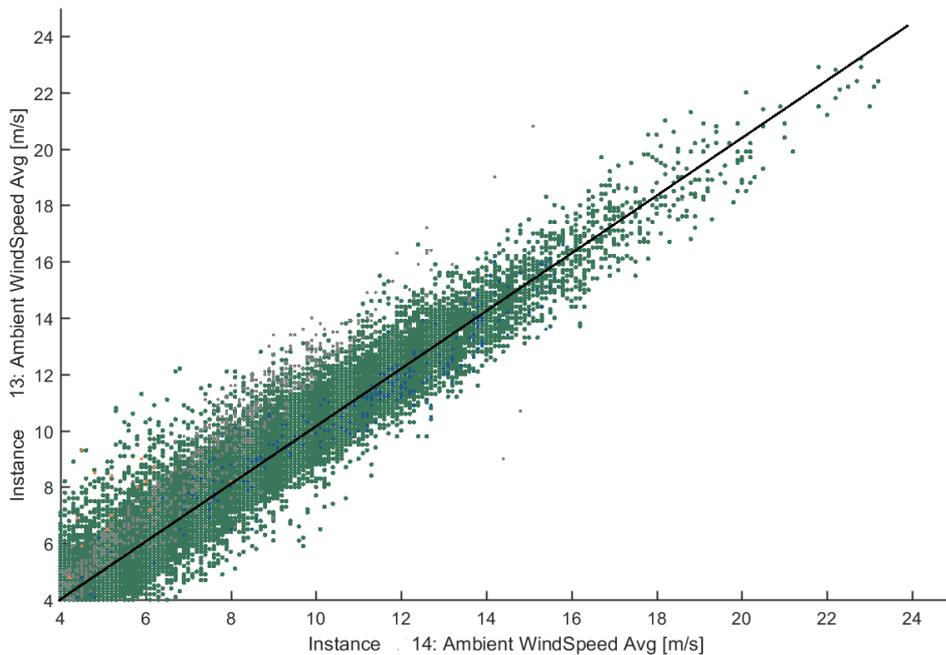


Fig. 4.3 – Confronto tra le velocità del vento misurate dagli anemometri di navicella della WTG13 e della WTG14 (febbraio 2017 in poi).

Per verificare che i residui calcolati tramite la rete neurale artificiale siano affidabili è stata condotta una validazione mediante un metodo statistico sul residuo maggiore e sul residuo minore. Anche qui l'idea è quella di comparare la potenza prodotta reale con una potenza attesa, questa volta calcolata in un altro modo.

Prendiamo, a titolo di esempio, il record associato al residuo maggiore: i dati 10 minuti di questo record sono riportati in Tab. 4.2.

Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
9,7	25	698,9

Tab. 4.2 – Dati 10 minuti del record per cui è stato calcolato il residuo maggiore.

A questo punto si è andato a graficare l'andamento dei dati 10 minuti del 2012¹⁷ alla stessa velocità in funzione della temperatura (Fig. 4.4).

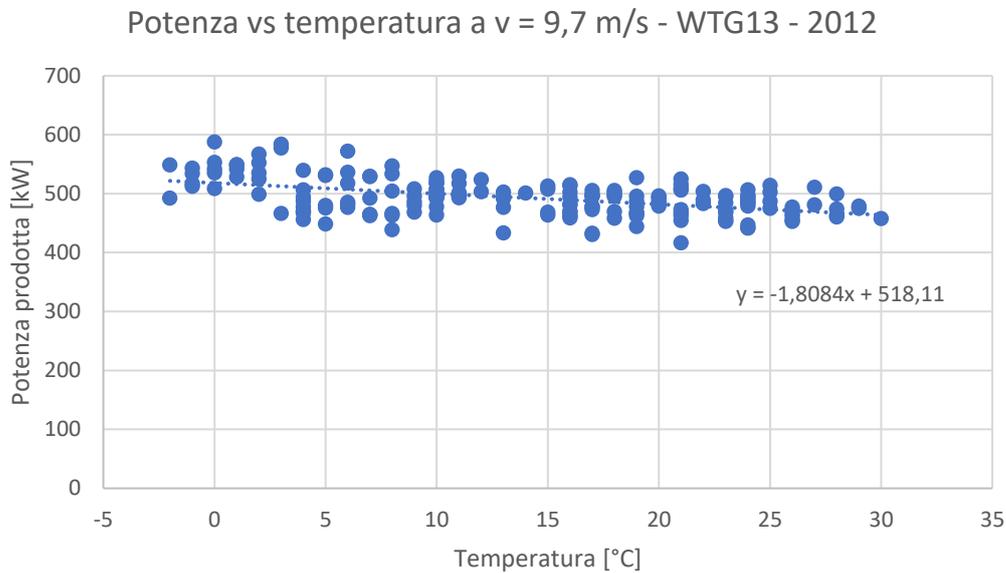


Fig. 4.4 – Grafico potenza – temperatura per velocità del vento uguale a 9,7 m/s (WTG13, anno solare 2012).

Effettuando una regressione lineare su questi dati è possibile ricavare una legge che approssima linearmente la potenza prodotta in funzione della temperatura dell'aria per velocità fissata. In questo caso, per la WTG13, la legge risulta essere:

$$P(T)[kW] = -1,8084 \left[\frac{kW}{^{\circ}C} \right] T[^{\circ}C] + 518,11[kW]. \quad (4.2)$$

È possibile quindi calcolare la potenza attesa mediante questo nuovo metodo andando a sostituire la temperatura del record di Tab. 4.2 nell'equazione (4.2).

Come testimoniato dai risultati riportati in Tab. 4.3 (la quale riporta anche il confronto tra i due metodi per il residuo minore), la rete neurale artificiale si presta molto bene per il calcolo dei residui di potenza su cui basare la valutazione delle *under performance* degli aerogeneratori: entrambi i metodi infatti portano a dei risultati che differiscono per meno del 5%:

¹⁷ Che ricordiamo essere il periodo di addestramento per le reti neurali.

4) Codici MATLAB utilizzati

RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	226 kW	Metodo Statistico	=	-162,2984 kW
ANN	=	223,1298 kW	ANN	=	-169,4958 kW
Errore percentuale = 1,27 %			Errore percentuale = -4,43%		

Tab. 4.3 - Confronto dei residui maggiore e minore calcolati mediante ANN e metodo statistico.

I risultati ottenuti per ciascun aerogeneratore sono riportati in Appendice C. L'unica differenza nella modalità di calcolo tra le diverse macchine risiede nell'implementazione dei *training dataset*, in quanto ogni macchina ha il proprio insieme di record di *Normal Operation*.

Un'ulteriore verifica sul trend temporale dei residui è stata svolta cercando un riscontro nei service report manutentivi di Vestas. Di fatto, grazie a questa indagine si è notato in tutti i casi che gli interventi manutentivi hanno un effetto positivo sull'andamento dei residui. Nello specifico si sono riscontrati due effetti:

1. quando l'aerogeneratore si trova in condizioni di *under performance* grazie alla manutenzione si riesce a riportare la macchina a un livello di prestazioni adeguato, caratterizzato da una media mobile dei residui prossima allo zero;
2. quando l'aerogeneratore ha delle prestazioni adeguate grazie alla manutenzione si migliora, seppur di poco, questo livello di performance, almeno per un certo periodo.

Il primo dei due effetti è ben illustrato in Fig. 4.5., mentre il secondo è rappresentato in Fig. 4.6.

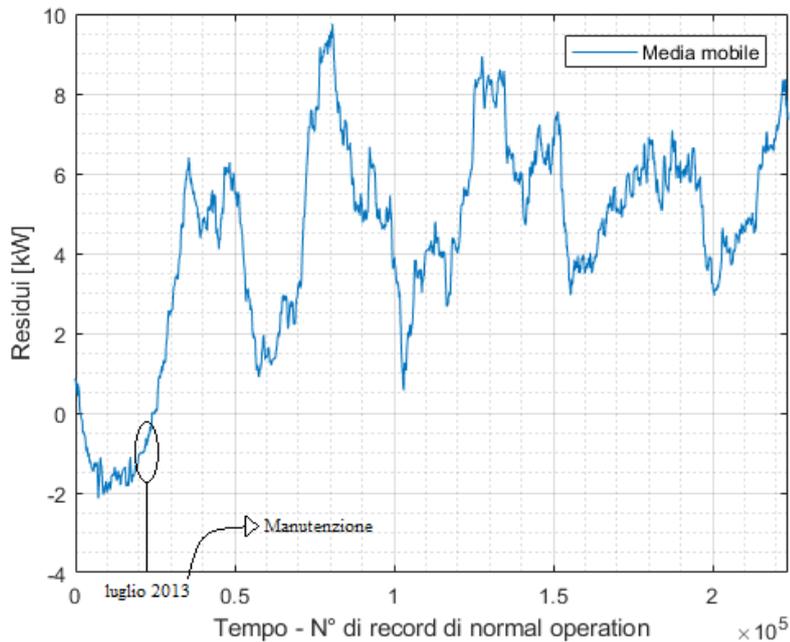


Fig. 4.5 – Miglioramento delle prestazioni da una situazione di under performance dovuto a un intervento di manutenzione (WTG20, luglio 2013).

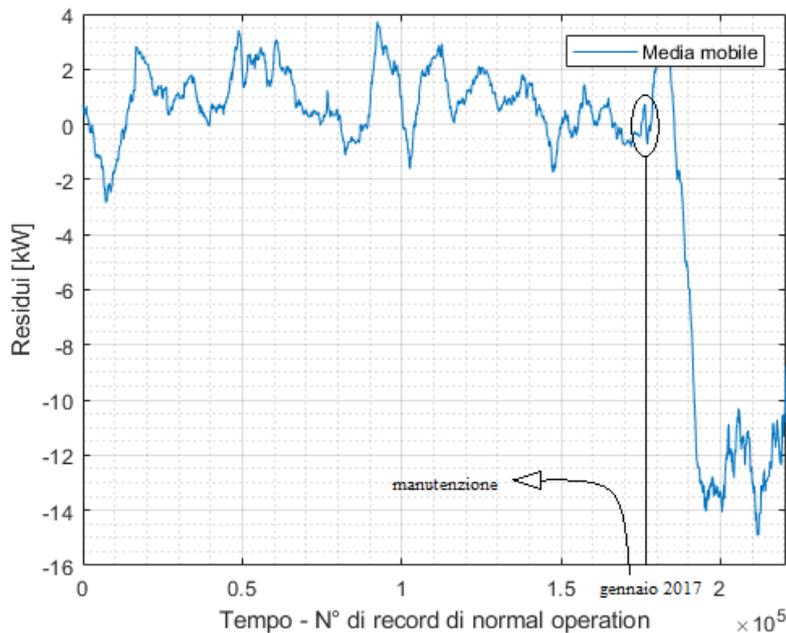


Fig. 4.6 – Miglioramento delle prestazioni da una situazione di performance adeguate dovuto a un intervento di manutenzione (gennaio 2013) prima del calo di performance (febbraio 2013) - WTG13.

Un altro risultato ottenuto che suscita interesse è quello della media mobile per la WTG12, rappresentato in Fig. 4.7. Oltre all'oscillazione macroscopica piuttosto regolare della media mobile dei residui (causata dai cicli annuali di manutenzione) si può notare chiaramente come da circa ottobre 2016 in poi abbia avuto luogo un effetto di *over performance*.

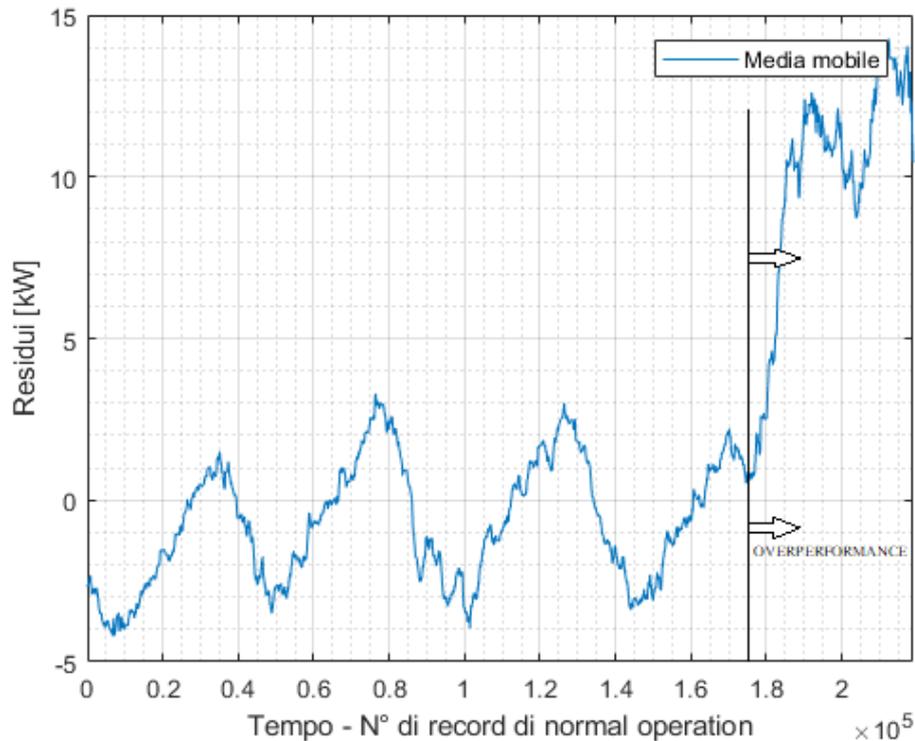


Fig. 4.7 – Over performance di un aerogeneratore (WTG12, da ottobre 2016 in poi).

Sebbene possa capitare sporadicamente che una macchina funzioni anche meglio di come ci si aspetta (ad esempio in presenza di condizioni atmosferiche particolarmente favorevoli), non ci si può attendere un effetto di *over performance* per un periodo di tempo così lungo.

Dunque si può presumere che nel periodo in questione, non essendoci state delle sostituzioni di componenti principali e/o interventi manutentivi straordinari, vi sia stato un problema nell'anemometro di navicella. Tale ipotesi è confermata dalla Fig. 4.8, in cui viene illustrata la differenza tra la velocità misurata dall'anemometro di navicella della WTG12 e quella misurata dalla vicina WTG15 (si veda Fig. 2.1).

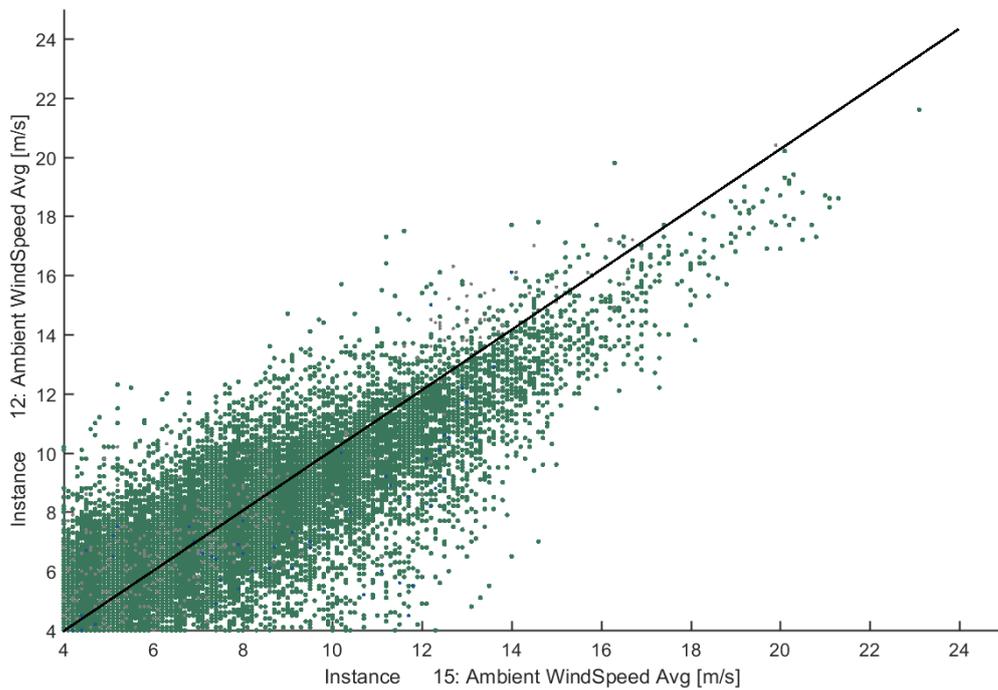


Fig. 4.8 – Differenza tra velocità del vento misurata dagli anemometri della WTG12 e della WTG15 (ottobre 2016 in poi).

Come si nota la WTG12 misura una velocità del vento più bassa di quella che viene misurata dalla WTG15: in questo modo si genera una situazione di *over performance* fittizia poiché la misura della potenza prodotta (che è affidabile) viene assegnata a una velocità del vento minore di quella reale. Questo effetto è ancora più accentuato al crescere della velocità del vento.

5) Conclusioni e sviluppi futuri

Per quanto riguarda lo studio di una possibile ottimizzazione delle performance non si è riusciti a trovare una strategia di *wind sector management* tale da prevenire l'innescò dell'allarme 159 e diminuire le mancate produzioni associate. Come spiegato al capitolo 2, questo è dovuto al fatto che la stragrande maggioranza delle occorrenze del fault è associata a periodi caratterizzati da forte vento (in cui la producibilità energetica è quindi potenzialmente elevata) e con direzioni coincidenti con quelle prevalenti del vento nel sito preso in esame.

Si potrebbe quindi proporre di modificare il sistema di controllo della velocità del rotore VOG in quanto, come visto, con quello corrente si possono attivare degli allarmi non realistici e tantomeno desiderati. Sarebbe altrettanto utile in futuro verificare la sussistenza di una correlazione tra l'innescò dell'allarme 159 e l'orografia del sito in cui operano le macchine interessate.

Riguardo all'analisi del degrado delle performance nel corso del tempo siamo riusciti a replicare una metodologia di calcolo ormai consolidata e basata su una rete neurale artificiale ottimizzata. I risultati riportati nel paragrafo 4.1 hanno dimostrato come tale metodologia, oramai adottata da un numero sempre maggiore di *service provider*, sia in grado, almeno da un punto di vista

qualitativo, di fornire indicazioni preziose sullo stato di funzionamento degli aerogeneratori.

Pur avendo addestrato la rete neurale con due input, ovvero temperatura dell'aria e velocità del vento, siamo confidenti che il modello matematico ottenuto sia migliorabile integrando altri parametri operativi, quali ad esempio pressione atmosferica, turbolenza del vento e così via. In questo senso si può interpretare questo lavoro come un primo passo verso l'applicazione di tecniche di *machine learning* in ambito aziendale.

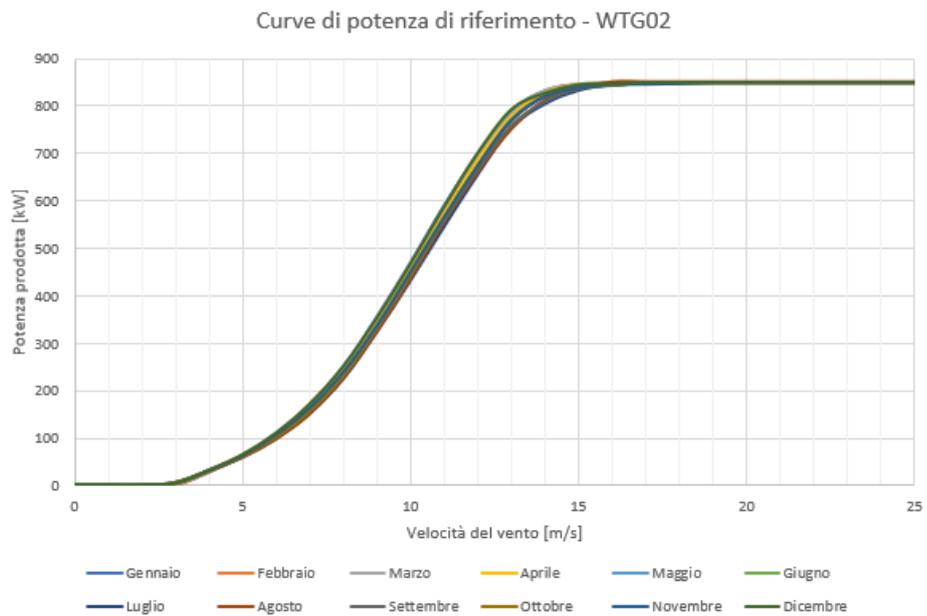
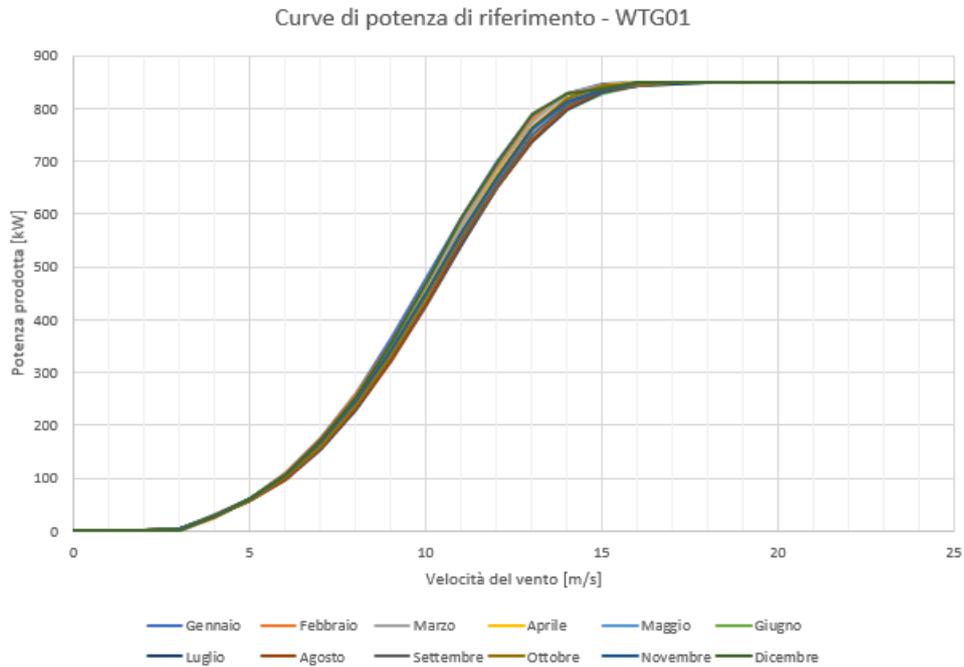
Tutto il lavoro svolto potrà essere in futuro raffinato o riadattato senza troppi sforzi per altre esigenze, come ad esempio quelle che stanno portando nella direzione del *condition monitoring*, pratica di cui si è parlato nel paragrafo 1.3.

Infine, nonostante le reti neurali artificiali vengano spesso definite *black box*, siamo riusciti a effettuare una sorta di validazione statistica dei risultati ottenuti mediante le reti elaborate. La conoscenza acquisita durante lo studio e l'implementazione di questo lavoro permette inoltre di sviluppare delle metodologie di calcolo analoghe anche nel caso di altri impianti e per studi specifici.

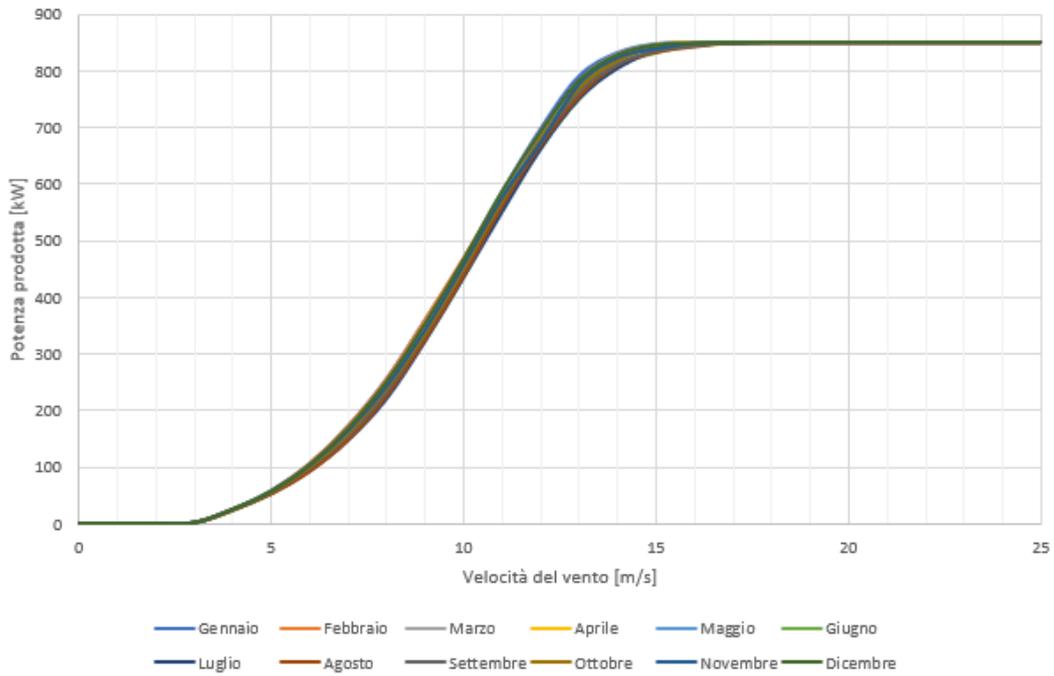
Infine, sarebbe tanto utile quanto interessante definire un algoritmo di individuazione automatica (*change detection algorithm*) che consenta di determinare dei cambiamenti critici in maniera automatizzata nel trend temporale dei residui di potenza elaborati.

Appendice A

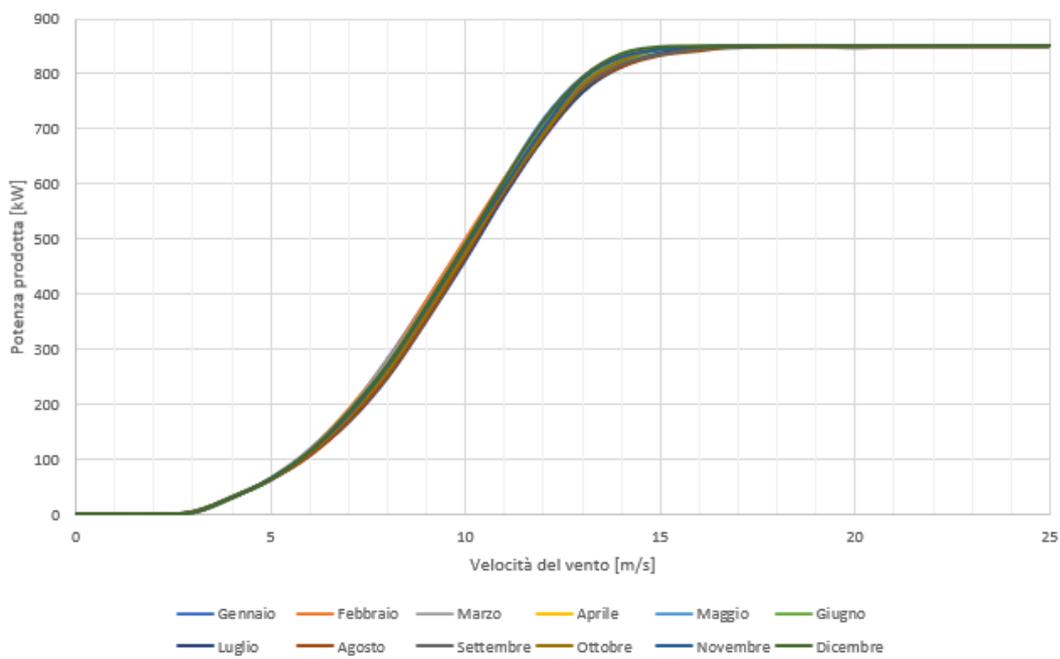
In questa appendice vengono riportate le curve di potenza di riferimento costruite mediante il software DELVE Wind per ciascuna macchina dell'impianto in esame.



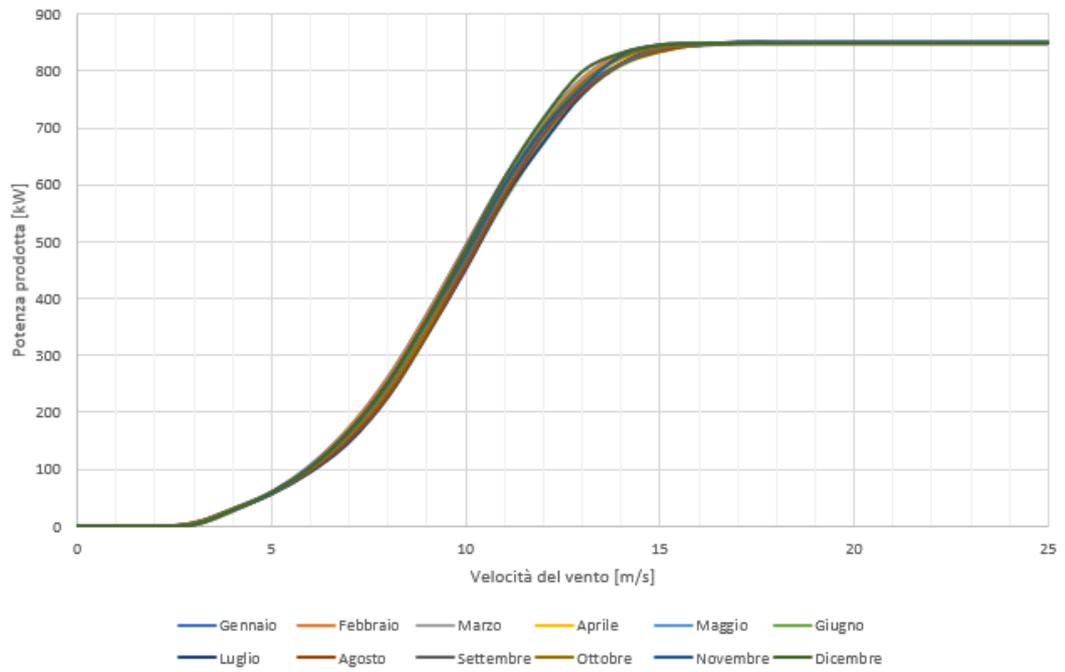
Curve di potenza di riferimento - WTG03



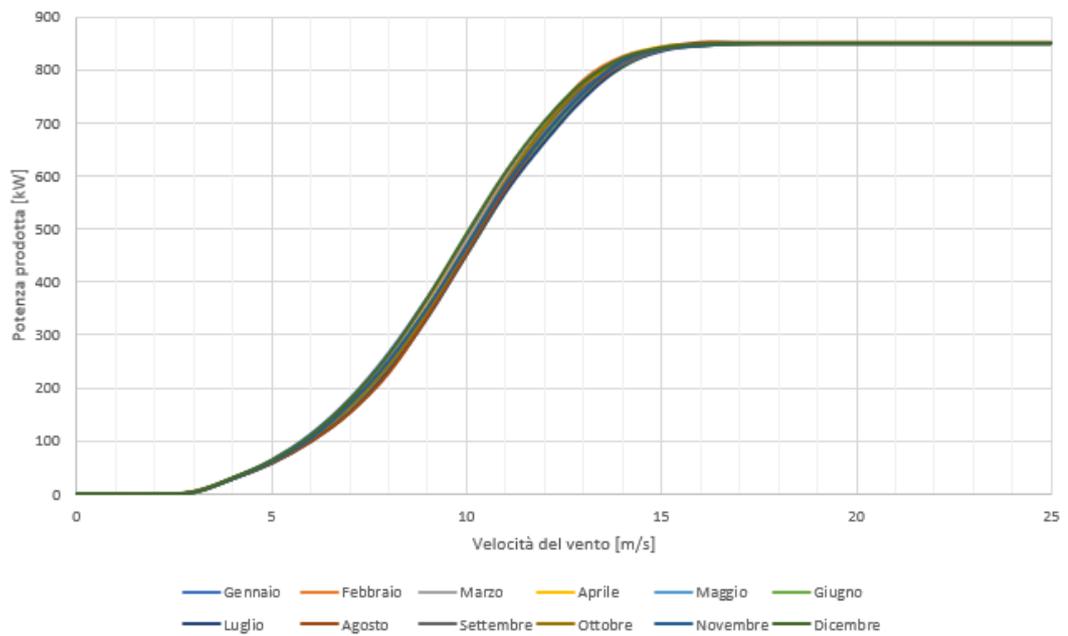
Curve di potenza di riferimento - WTG04



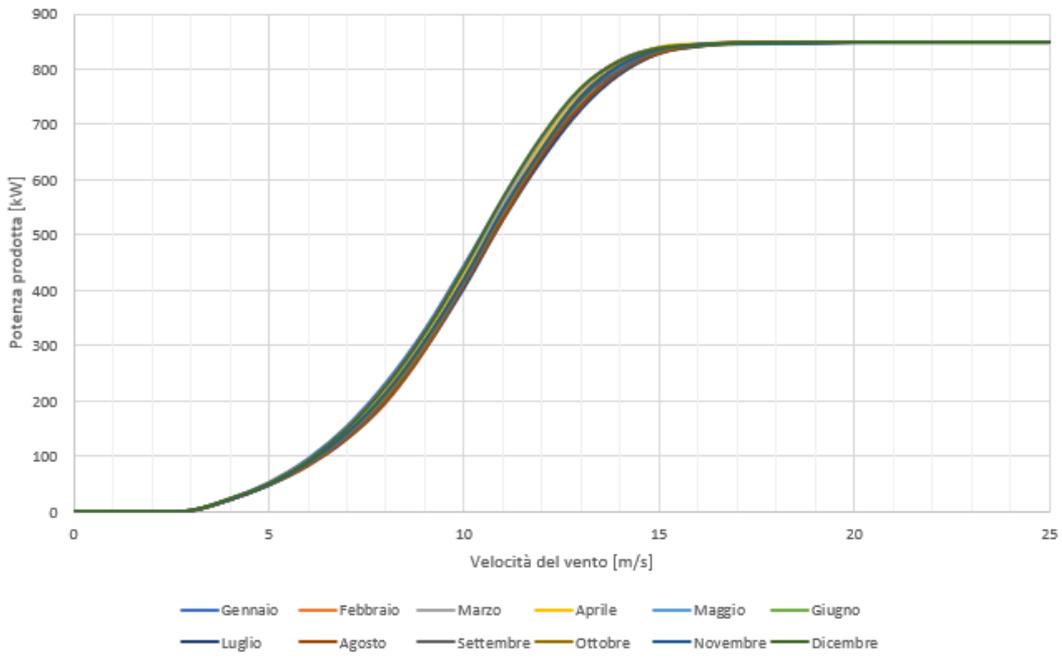
Curve di potenza di riferimento - WTG05



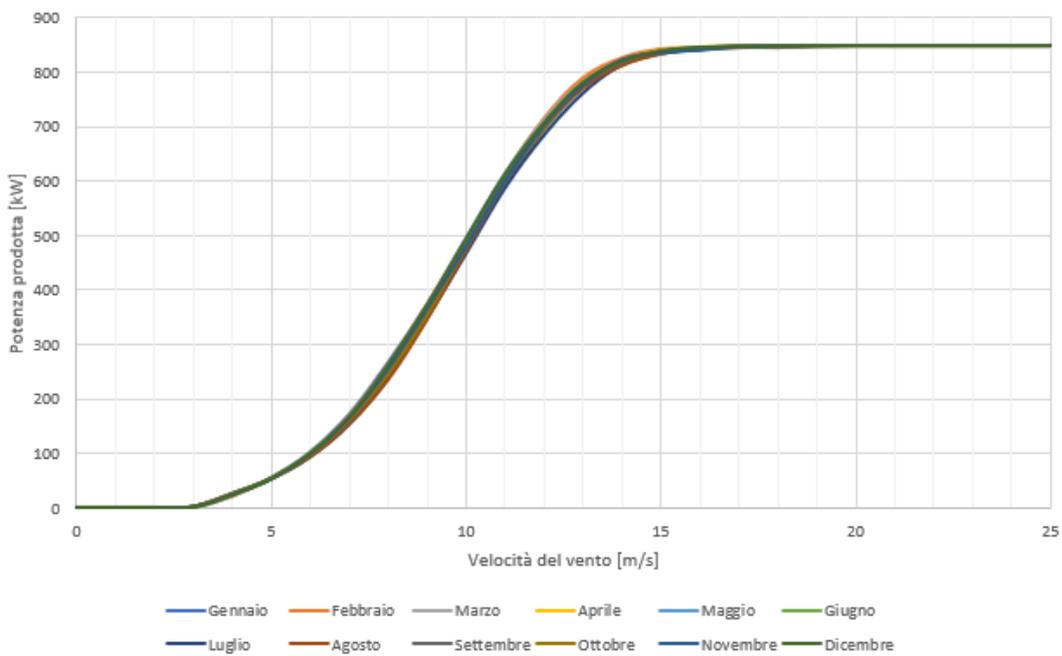
Curve di potenza di riferimento - WTG06



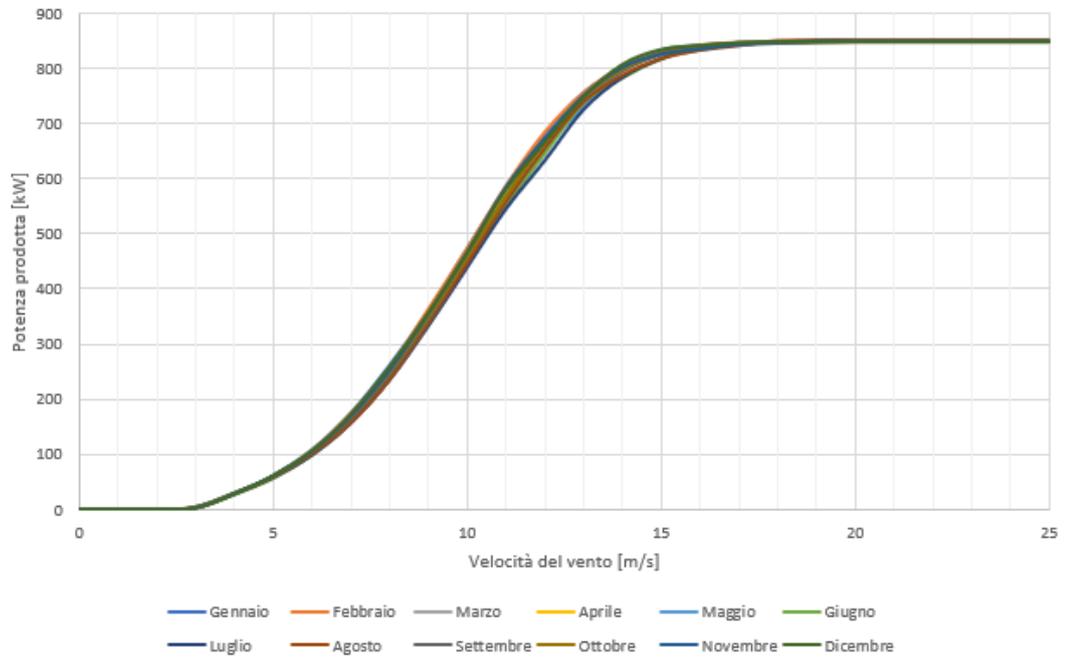
Curve di potenza di riferimento - WTG07



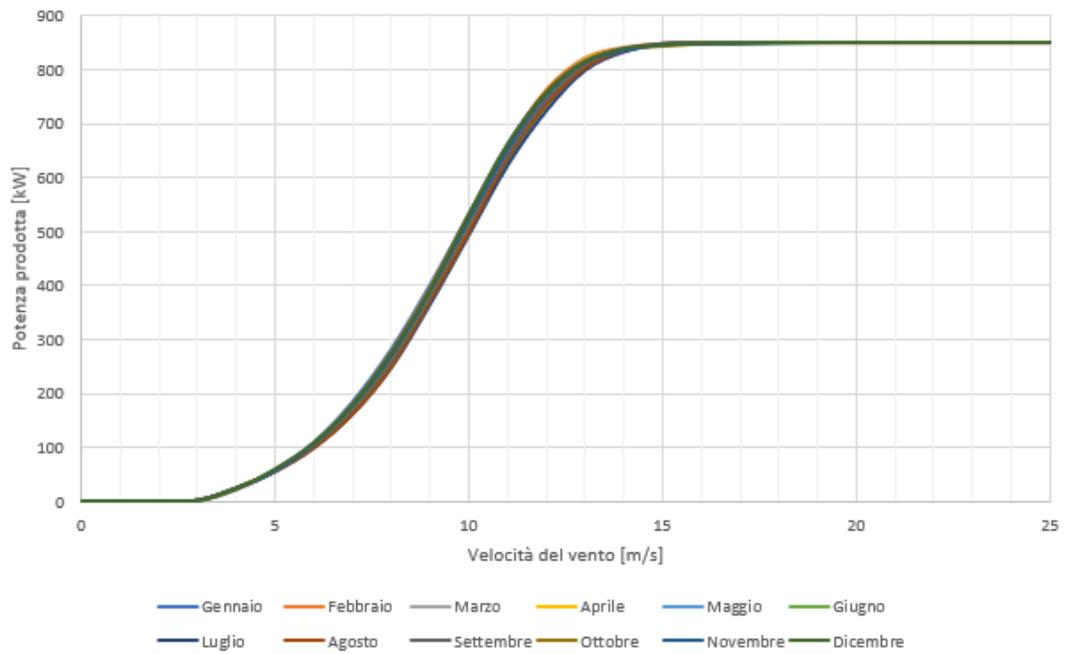
Curve di potenza di riferimento - WTG08



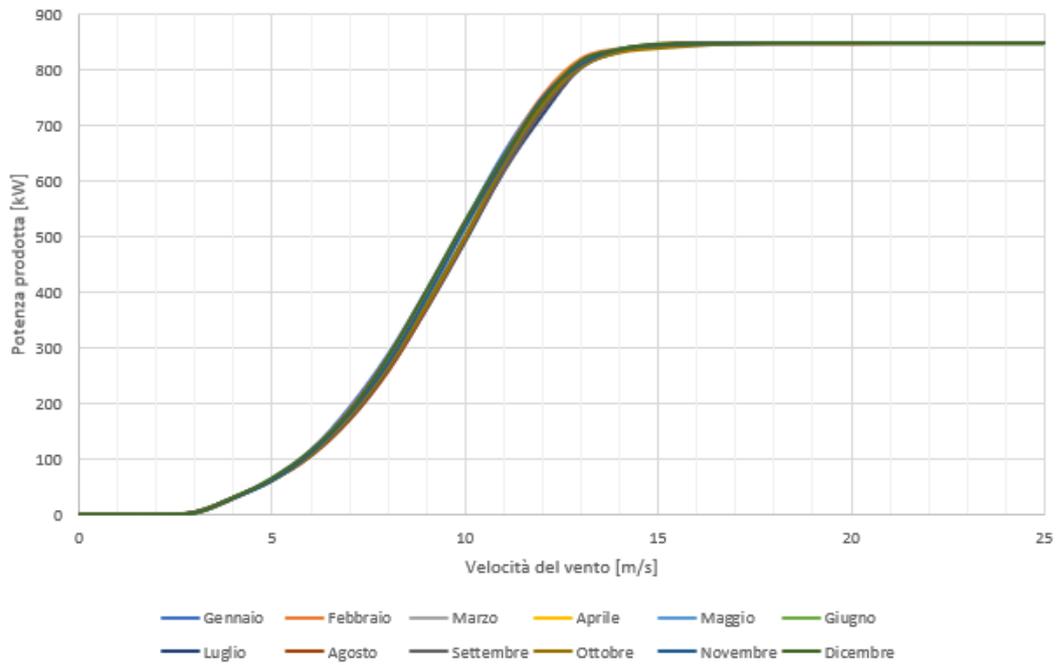
Curve di potenza di riferimento - WTG09



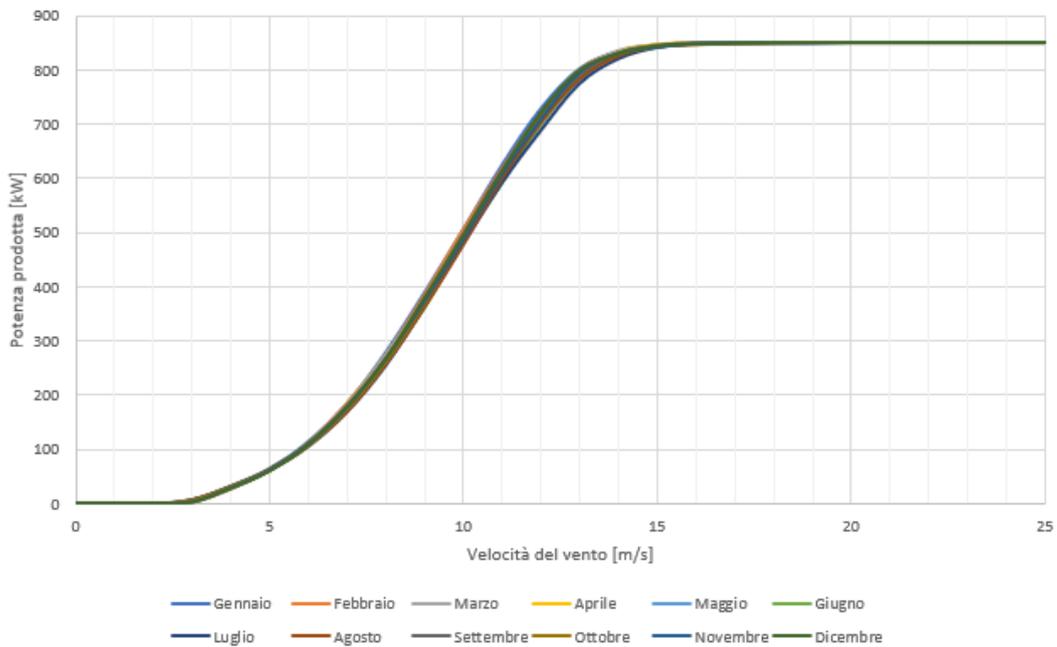
Curve di potenza di riferimento - WTG10



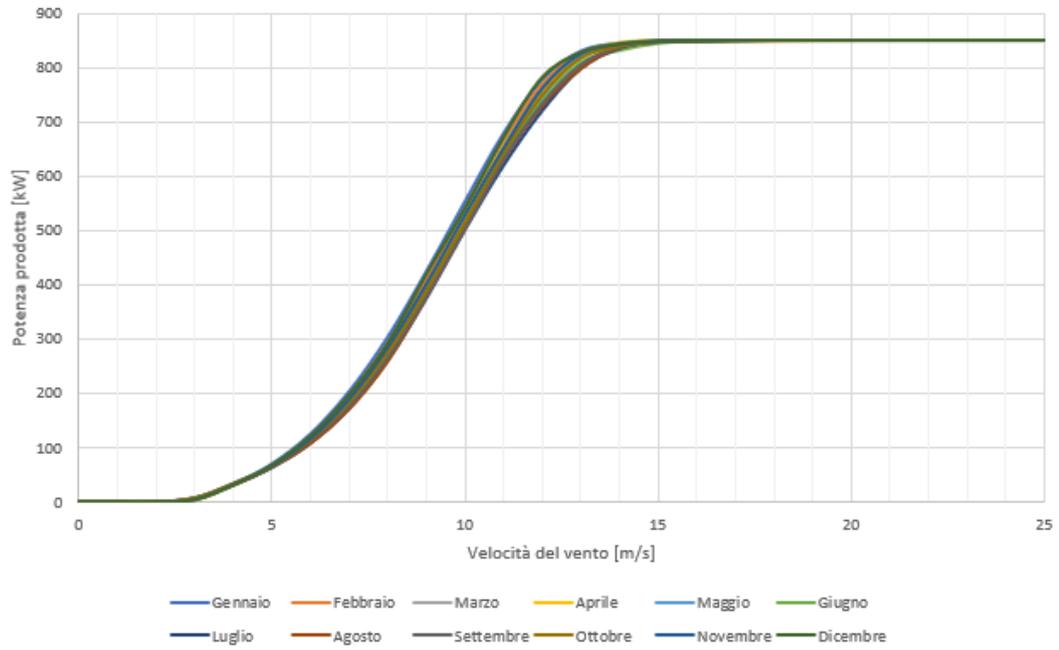
Curve di potenza di riferimento - WTG11



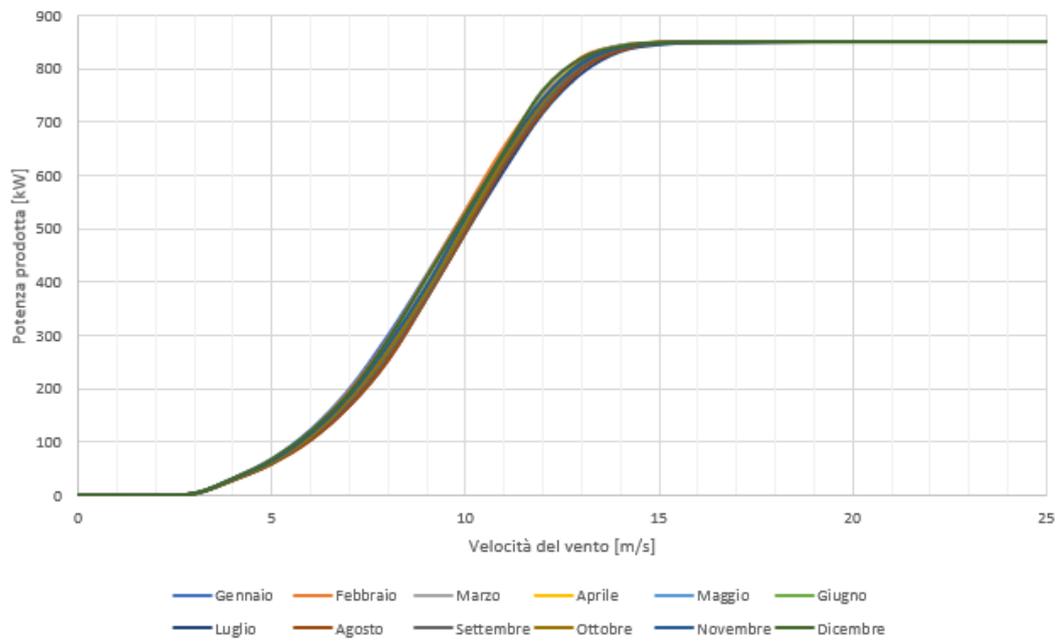
Curve di potenza di riferimento - WTG12



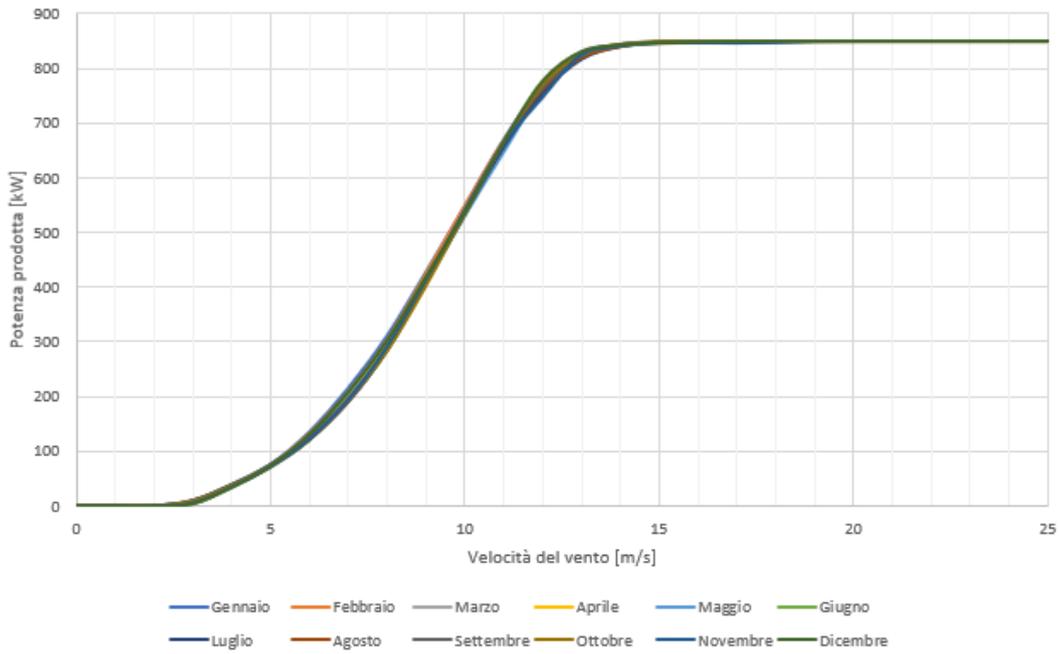
Curve di potenza di riferimento - WTG13



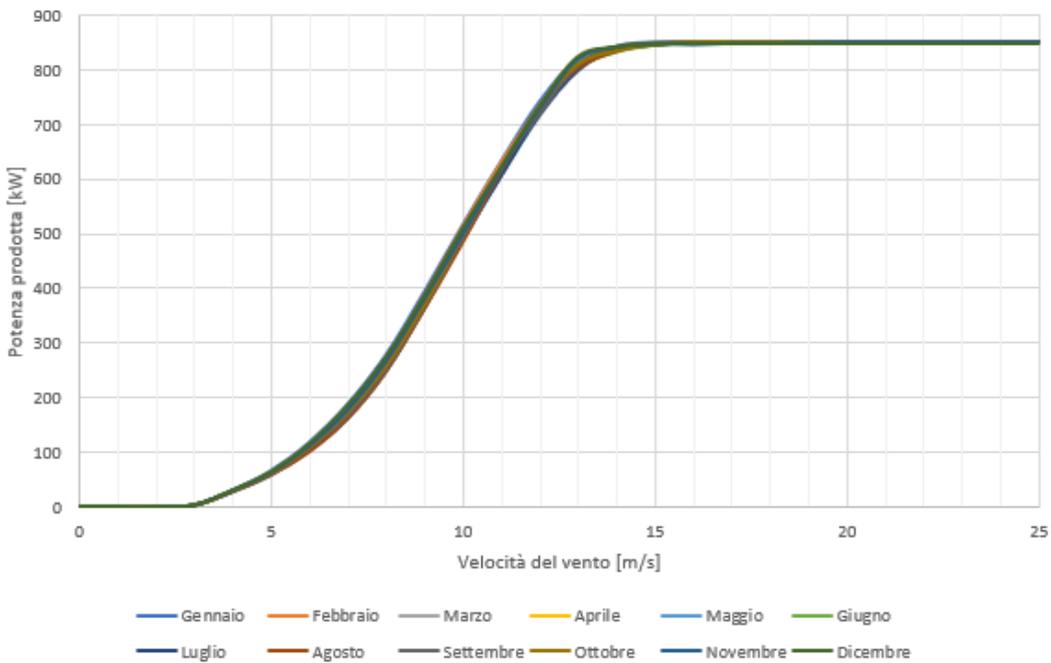
Curve di potenza di riferimento - WTG14



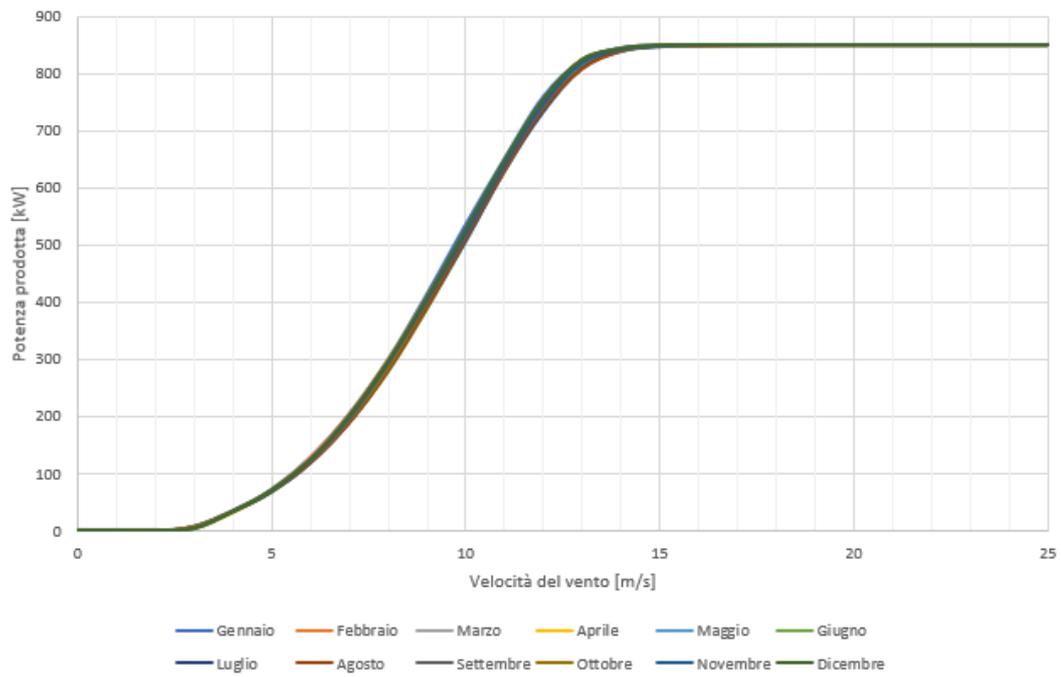
Curve di potenza di riferimento - WTG15



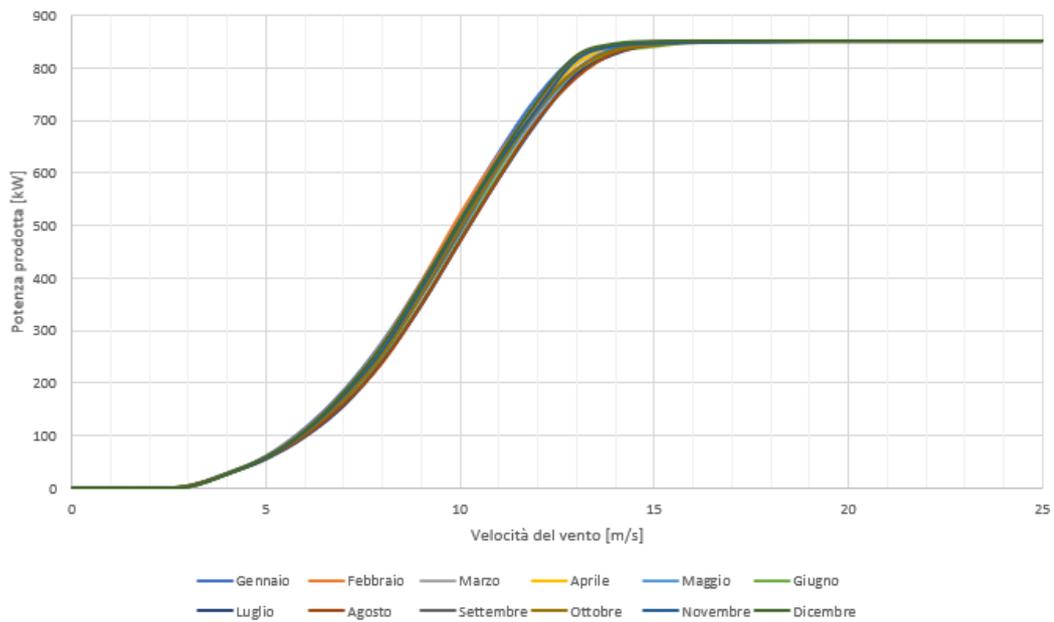
Curve di potenza di riferimento - WTG16



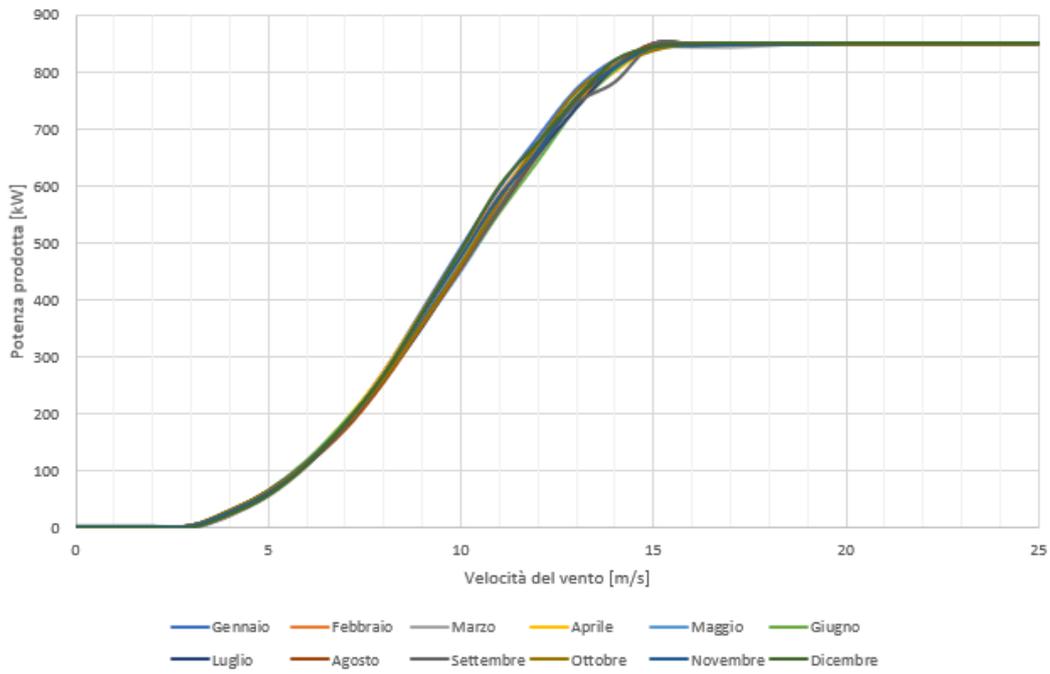
Curve di potenza di riferimento - WTG17



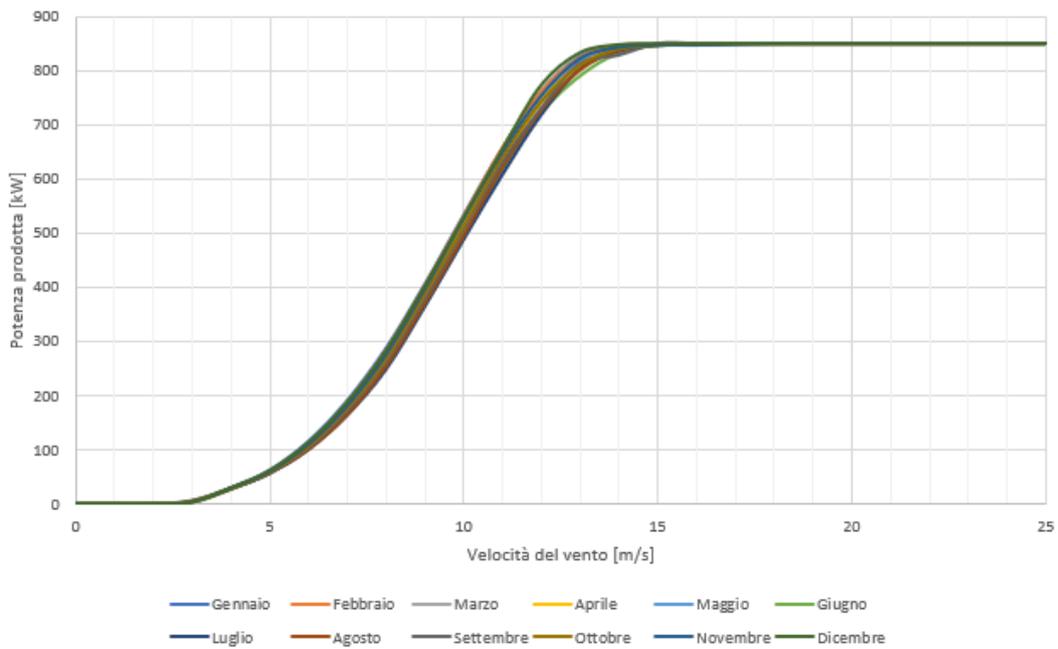
Curve di potenza di riferimento - WTG18



Curve di potenza di riferimento - WTG19



Curve di potenza di riferimento - WTG20



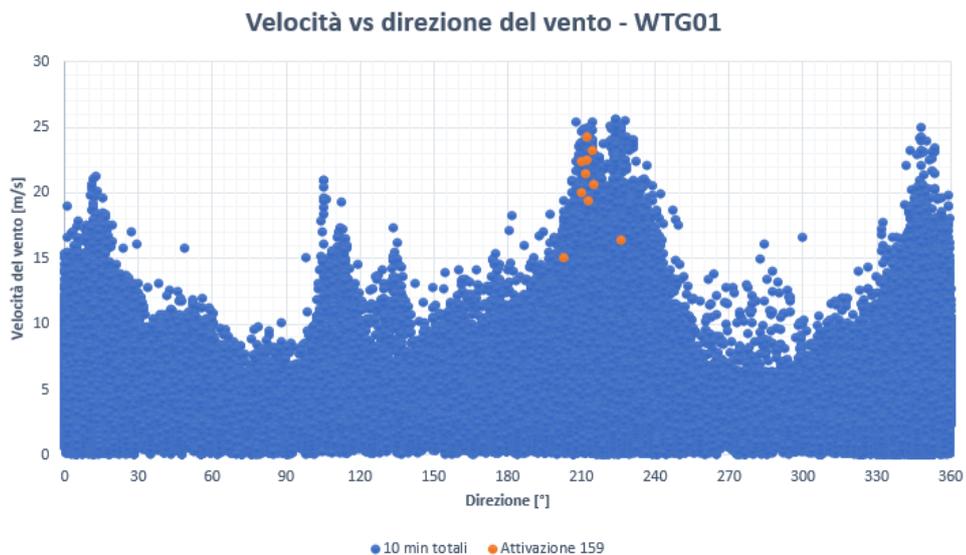
Appendice B

In questa appendice vengono riportati i risultati e i grafici dello studio della possibile ottimizzazione delle performance per ciascuna macchina affetta dal fault 159.

WTG01

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	01/11/2012 04:52:24	01/11/2012 09:09:58	212,8	19,3	0,285
2	13/01/2013 21:57:00	14/01/2013 08:37:00	210,2	19,9	0,251
3	02/02/2013 12:53:00	03/02/2013 11:38:00	211,4	21,4	0,215
4	11/02/2013 21:26:38	12/02/2013 11:13:21	202,8	15	0,32
5	30/01/2015 01:30:23	30/01/2015 08:51:45	209,8	22,3	0,260
6	21/11/2015 02:19:34	21/11/2015 09:50:07	225,9	16,3	0,300
7	09/02/2016 18:51:36	10/02/2016 09:12:17	214,4	23,1	0,212
8	06/11/2016 15:32:34	06/11/2016 18:46:47	215,1	20,5	0,224
9	13/01/2017 11:17:06	13/01/2017 13:05:01	212,2	24,2	0,194
10	13/01/2017 16:51:37	14/01/2017 12:33:17	212	22,4	0,192

Tab. B.1 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG01.



WTG01 (mancata produzione = 51,4 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	200	230	15	344,6
2	202	226	15	252,7
3	202	226	16	185,6
4	209	216	19	71,1
5	210	212,5	19,5	57
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG01 (mancata produzione 51,4 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	200	230	15	0,19	184,6
2	202	226	15	0,19	165,2
3	202	226	16	0,19	128,5
4	209	216	19	0,19	84,2
5	209	216	19	0,21	56,6
...					...
Caso migliore = Caso reale					

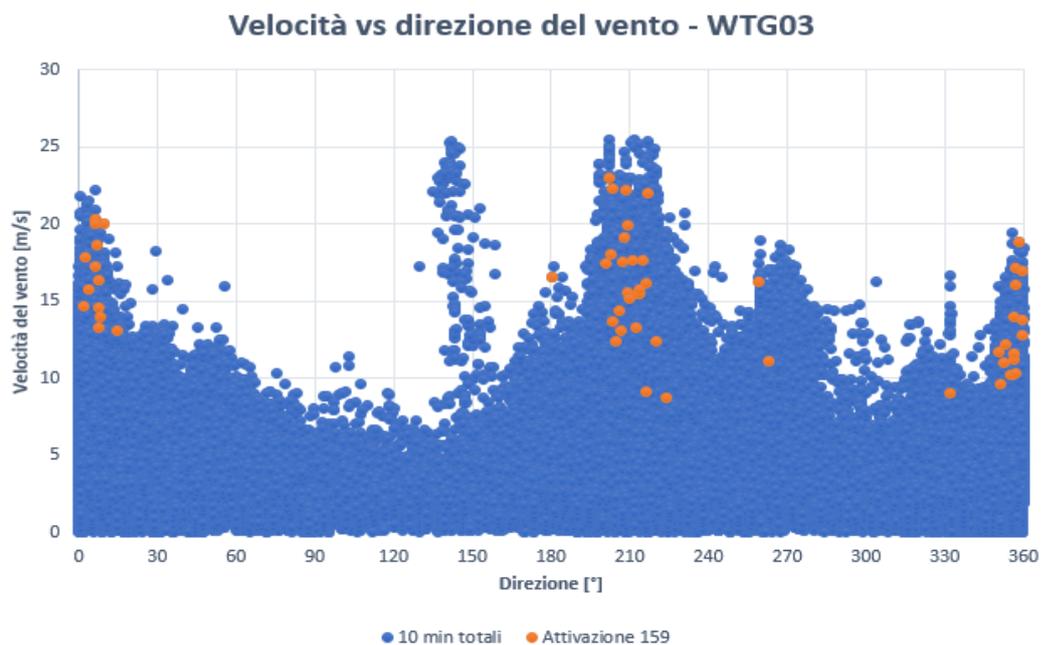
WTG02 (macchina non affetta da allarme 159)

WTG03

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	05/01/2012 18:42:33	06/01/2012 12:13:49	216,7	22	0,186
2	06/01/2012 17:43:00	07/01/2012 16:13:44	355,7	10,2	0,421
3	25/01/2012 12:03:00	25/01/2012 13:39:41	359,8	12,8	0,367
4	25/01/2012 15:44:14	26/01/2012 10:31:06	356,4	11,2	0,348
5	27/02/2012 10:46:38	27/02/2012 12:55:52	6,1	20,3	0,295
6	27/02/2012 15:36:44	28/02/2012 08:22:50	7,3	16,4	0,237
7	29/02/2012 03:08:42	29/02/2012 15:39:48	224	8,7	0,114
8	12/03/2012 06:13:44	12/03/2012 09:16:09	7,6	13,3	0,270
9	12/03/2012 10:31:44	12/03/2012 13:21:10	9,5	20	0,265
10	12/03/2012 13:49:48	12/03/2012 14:32:32	6,9	18,6	0,209
11	12/03/2012 15:52:52	13/03/2012 09:45:40	6,5	17,3	0,231
12	08/04/2012 23:44:42	09/04/2012 12:36:49	352,7	11	0,363
13	09/04/2012 12:52:38	09/04/2012 13:09:51	356,3	11,6	0,327
14	22/04/2012 10:17:46	23/04/2012 10:37:26	216,5	9,1	0,274
15	17/05/2012 05:14:47	17/05/2012 10:37:02	332,1	9	0,4
16	17/05/2012 12:28:59	17/05/2012 13:14:06	1,7	14,7	0,190
17	17/05/2012 14:27:54	18/05/2012 10:50:33	355,3	10,2	0,254
18	27/10/2012 11:05:42	28/10/2012 08:36:39	259,2	16,3	0,208
19	28/10/2012 10:47:33	28/10/2012 19:20:06	263,2	11,1	0,261
20	01/11/2012 02:11:59	01/11/2012 19:08:11	212,1	13,3	0,278
21	05/11/2012 00:54:20	05/11/2012 10:36:07	220,3	12,4	0,354
22	05/11/2012 13:49:39	05/11/2012 15:50:50	213	15,5	0,219
23	28/11/2012 14:04:10	28/11/2012 15:34:48	180,6	16,6	0,228
24	28/11/2012 17:41:15	29/11/2012 08:16:20	206,8	13,1	0,206
25	29/11/2012 08:55:04	29/11/2012 13:04:55	200,9	17,5	0,194
26	29/11/2012 14:54:19	29/11/2012 15:19:10	203,5	13,7	0,204
27	29/11/2012 17:37:52	30/11/2012 09:39:24	206,1	14,4	0,180
28	09/12/2012 03:41:56	09/12/2012 14:47:40	351,1	9,6	0,375
29	13/01/2013 21:51:13	14/01/2013 08:43:00	207,2	17,6	0,238
30	22/01/2013 15:01:48	22/01/2013 16:08:29	216,5	16,2	0,308
31	20/11/2013 05:08:08	20/11/2013 09:25:46	211,3	17,7	0,214
32	01/01/2015 03:18:30	02/01/2015 11:51:29	356,1	14	0,185
33	30/01/2015 01:44:35	30/01/2015 09:23:30	202,3	23	0,169
34	09/02/2015 11:14:26	10/02/2015 09:25:24	2,3	17,9	0,229
35	10/02/2015 11:35:57	10/02/2015 13:10:50	358,5	18,8	0,160
36	06/03/2015 14:00:28	06/03/2015 16:00:10	356,8	17,2	0,198

37	23/10/2015 01:00:34	23/10/2015 08:41:23	359,8	13,8	0,225
38	21/11/2015 02:31:54	21/11/2015 09:38:13	213,8	15,5	0,245
39	22/11/2015 04:47:20	22/11/2015 12:46:23	209,1	19,9	0,241
40	11/01/2016 16:11:29	12/01/2016 08:14:40	204,4	12,4	0,395
41	16/01/2016 17:26:07	17/01/2016 12:47:42	356,8	10,3	0,291
42	04/02/2016 12:23:21	04/02/2016 15:06:56	350,3	11,7	0,274
43	09/02/2016 19:11:36	10/02/2016 07:28:11	208,3	22,2	0,194
44	13/02/2016 00:39:49	13/02/2016 10:36:39	209,2	15,6	0,25
45	03/03/2016 08:31:07	03/03/2016 09:41:52	215,1	17,7	0,214
46	03/03/2016 10:26:37	03/03/2016 11:46:26	213,6	15,8	0,209
47	06/11/2016 15:58:59	06/11/2016 18:32:16	207,9	19,1	0,199
48	06/11/2016 21:09:09	07/11/2016 12:12:00	202,7	18	0,183
49	29/11/2016 16:45:35	29/11/2016 18:42:37	7,6	14,6	0,164
50	30/11/2016 05:27:01	30/11/2016 10:48:34	8	14	0,3
51	29/12/2016 08:58:35	29/12/2016 10:55:07	14,5	13,1	0,252
52	06/01/2017 01:56:27	06/01/2017 10:51:40	3,5	15,8	0,196
53	06/01/2017 11:30:35	09/01/2017 10:35:20	357,2	16,1	0,279
54	13/01/2017 10:48:17	13/01/2017 15:27:23	209,8	15,2	0,25
55	13/01/2017 15:39:42	14/01/2017 12:46:47	203,5	22,3	0,206
56	08/03/2017 08:05:30	08/03/2017 09:44:18	359,8	17	0,270
57	08/03/2017 17:08:47	09/03/2017 11:16:53	353,1	12,2	0,369
58	11/03/2017 02:14:18	11/03/2017 12:24:36	6,3	20	0,22

Tab. B.3 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG03.



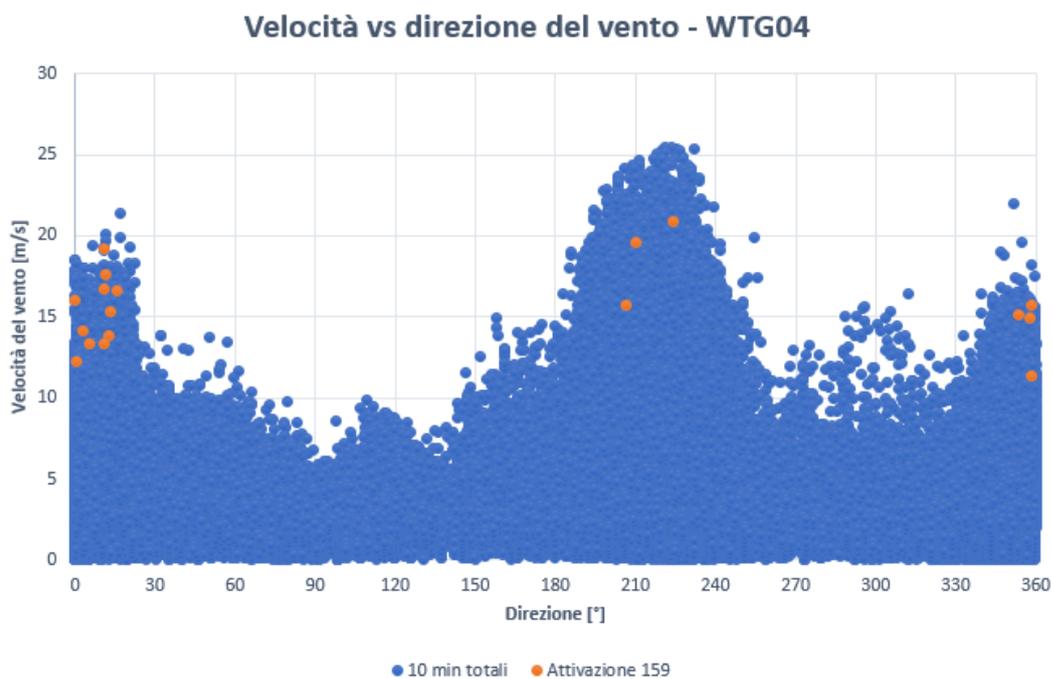
WTG03 (mancata produzione = 274,7 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	200	220	15	660,7
	355	10	15	
2	200	220	17	462,2
	355	10	15	
3	202	217	17	389,6
	355	10	16	
4	202	217	17	372,5
	356	10	17	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG03 (mancata produzione = 274,7 MWh)					
WSM ipotetico (con turbolenza)					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	200	220	15	0,15	550,9
	355	10	15	0,15	
2	200	220	17	0,15	425,7
	355	10	15	0,15	
3	202	217	17	0,17	346,2
	355	10	16	0,17	
4	202	217	17	0,18	317,1
	356	10	17	0,18	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG04

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	25/01/2012 11:56:16	25/01/2012 13:42:07	358,5	15,7	0,280
2	12/03/2012 02:45:35	12/03/2012 09:23:20	15,7	16,6	0,295
3	09/04/2012 01:38:31	09/04/2012 12:43:43	353,3	15,1	0,271
4	09/12/2012 11:59:14	09/12/2012 16:29:39	0,2	16	0,25
5	29/12/2012 00:17:59	29/12/2012 14:59:18	13,5	15,3	0,255
6	02/02/2013 06:49:39	02/02/2013 10:14:28	210,1	19,6	0,199
7	18/03/2013 12:41:47	18/03/2013 14:32:36	206,6	15,7	0,280
8	18/03/2013 19:45:12	19/03/2013 09:09:16	223,9	20,9	0,163
9	25/01/2014 10:48:04	25/01/2014 16:53:26	357,8	14,9	0,255
10	29/12/2014 06:29:20	29/12/2014 10:02:29	358,4	11,4	0,316
11	30/12/2014 09:31:52	30/12/2014 12:45:22	12,4	13,8	0,254
12	01/01/2015 01:09:26	02/01/2015 11:20:00	0,8	12,3	0,293
13	09/02/2015 02:27:38	10/02/2015 09:07:43	10,9	13,3	0,256
14	06/03/2015 09:49:29	06/03/2015 11:34:28	11,6	17,6	0,278
15	06/03/2015 12:13:52	06/03/2015 13:50:59	10,6	16,7	0,287
16	06/03/2015 17:41:00	07/03/2015 13:41:10	5,5	13,3	0,308
17	08/03/2017 09:11:51	08/03/2017 16:18:12	2,7	14,1	0,284
18	11/03/2017 02:17:23	11/03/2017 12:34:58	10,9	19,2	0,245

Tab. B.4 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG04.



WTG04 (mancata produzione 109,1 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	205	225	15	570,3
	350	20	12	
2	205	225	15	350,3
	350	20	15	
3	210	225	19	190,3
	350	20	15	
4	210	225	19	163,8
	0	15	16	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

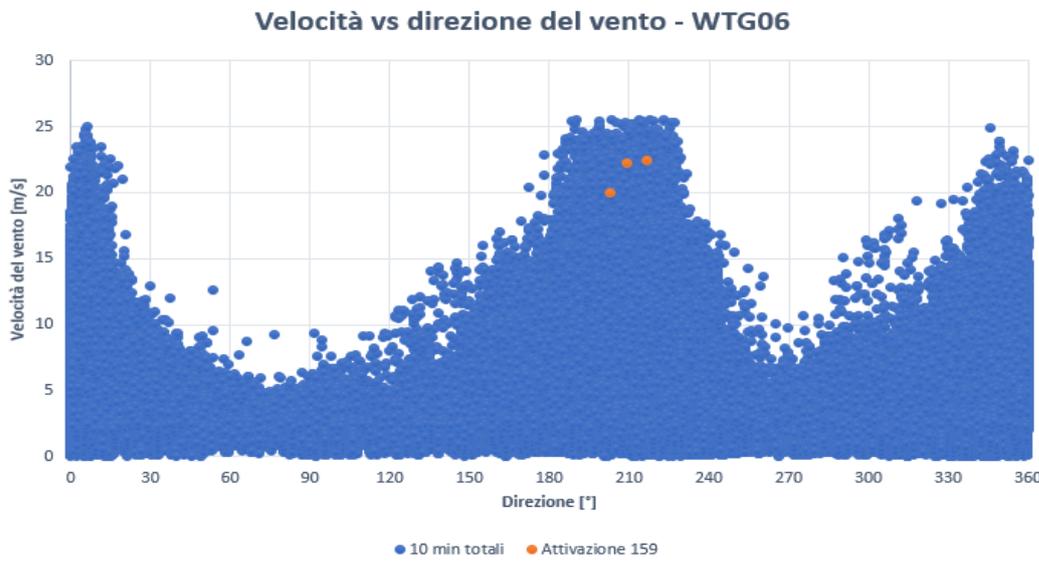
WTG04 (mancata produzione 109,1 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	205	225	15	0,16	511,3
	350	20	12	0,16	
2	205	225	15	0,18	244
	350	20	15	0,18	
3	210	225	19	0,2	155,1
	350	20	15	0,2	
4	210	225	19	0,2	129,8
	0	15	16	0,2	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG05 (macchina non affetta da allarme 159)

WTG06

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	18/03/2013 12:28:02	18/03/2013 14:24:06	203,1	20	0,17
2	11/01/2016 13:40:35	11/01/2016 16:20:00	216,9	22,4	0,214
3	11/01/2016 16:13:24	12/01/2016 07:20:00	209,4	22,2	0,252

Tab. B.6 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG06.



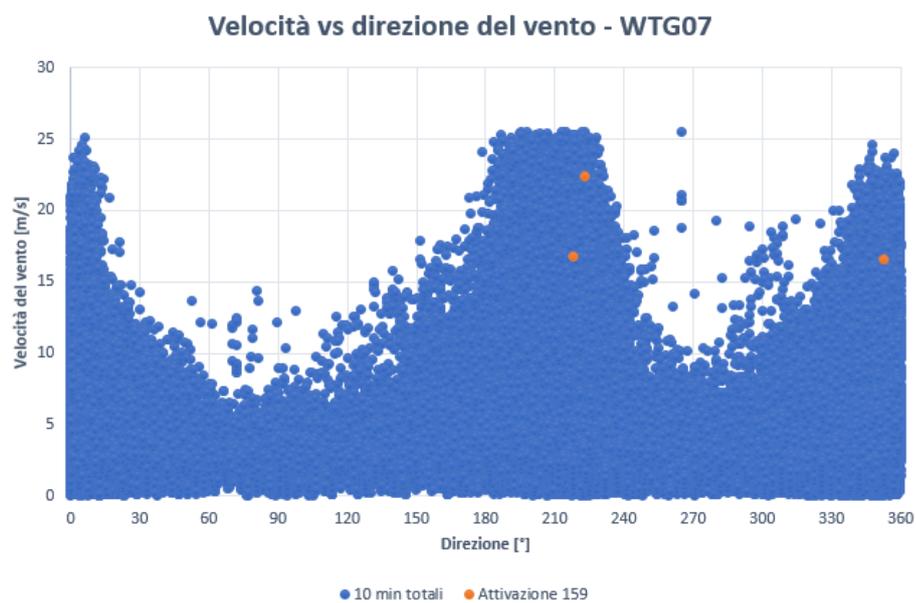
WTG06 (mancata produzione = 10,4 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	200	220	19	109,2
2	200	220	20	84,1
3	203	217	20	63,9
4	209	217	22	23,9
5	209	217	22,2	23,4
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG06 (mancata produzione = 10,4 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	200	220	19	0,17	14,9
2	200	220	20	0,17	13,6
3	203	217	20	0,17	12,8
4	209	217	22	0,21	10,42
5	209	217	22	0,25	10,41
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG07

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	05/01/2012 17:12:06	06/01/2012 12:21:47	222,9	22,4	0,129
2	06/01/2012 22:11:01	07/01/2012 16:20:00	352,4	16,6	0,181
3	20/01/2012 13:18:02	20/01/2012 15:10:41	218,1	16,8	0,167

Tab. B.7 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG07.



WTG07 (mancata produzione = 26,9 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	215	225	16	392,9
	350	355	16	
2	215	225	16	322,7
	-	-	-	
3	220	225	22	39,3
	-	-	-	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

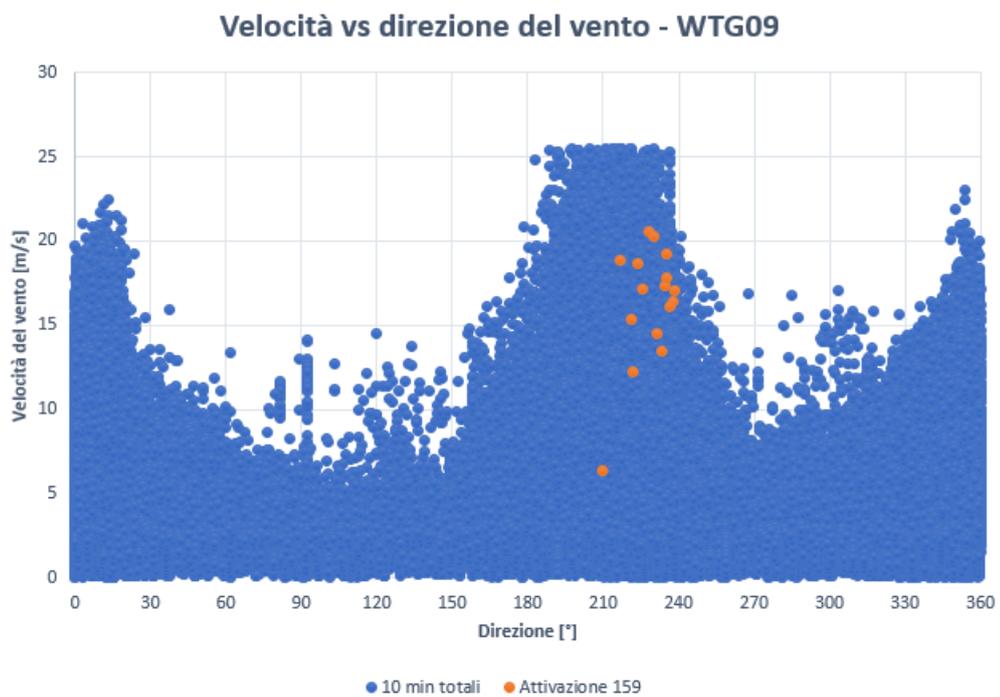
WTG07 (mancata produzione = 26,9 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	215	225	16	0,12	173,8
	350	355	16	0,18	
2	215	225	16	0,16	46,4
	-	-	-		
3	220	225	22	0,12	32
	-	-	-		
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG08 (macchina non affetta da allarme 159)

WTG09

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	05/01/2012 13:42:14	05/01/2012 15:01:51	235,1	19,2	0,151
2	13/01/2012 09:16:39	13/01/2012 21:59:21	238,5	17,1	0,152
3	20/01/2012 03:27:16	20/01/2012 16:03:19	228,4	20,6	0,112
4	20/04/2012 16:28:39	21/04/2012 07:49:46	237,8	16,4	0,158
5	01/11/2012 13:43:17	02/11/2012 08:05:39	233,6	13,5	0,311
6	05/11/2012 00:01:08	05/11/2012 09:56:54	223,5	18,7	0,326
7	28/12/2012 00:10:19	28/12/2012 09:04:17	221,6	12,2	0,303
8	22/01/2013 14:59:21	22/01/2013 15:54:51	230	20,3	0,202
9	01/02/2013 22:49:57	02/02/2013 09:06:29	221,5	15,4	0,201
10	31/03/2013 00:21:00	31/03/2013 07:46:44	234,4	17,3	0,121
11	24/05/2013 14:43:14	24/05/2013 16:01:54	225,4	17,2	0,180
12	25/05/2013 23:29:41	26/05/2013 08:32:12	231,4	14,5	0,234
13	05/01/2014 00:06:59	06/01/2014 09:12:48	216,6	18,9	0,206
14	17/02/2014 05:41:59	17/02/2014 08:52:12	235,5	17,8	0,163
15	29/01/2015 23:21:37	30/01/2015 09:24:57	236,2	16,1	0,273
16	06/08/2017 12:11:47	06/08/2017 16:30:27	209,7	6,4	0,234

Tab. B.9 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG09.



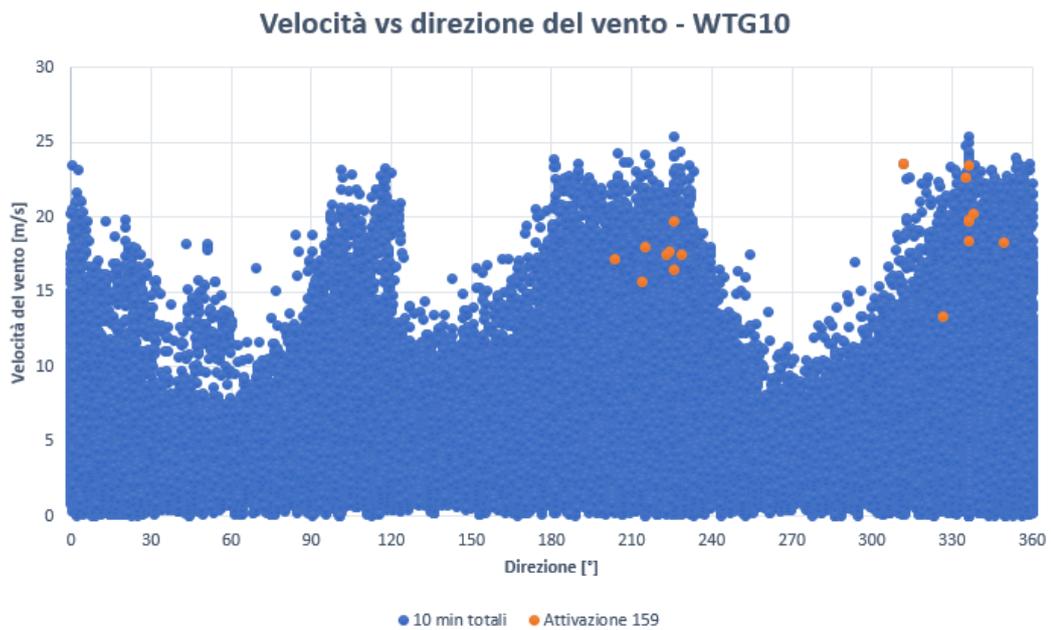
WTG09 (mancata produzione = 79,8 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	215	240	12	1931,8
2	215	240	15	815,9
3	215	240	18	339,2
4	220	240	18	260,1
5	225	230	20	111,7
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG09 (mancata produzione = 79,8 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	215	240	12	0,15	623,1
2	215	240	15	0,15	204,3
3	215	240	18	0,18	84,3
4	220	240	18	0,18	82,9
5	225	230	20	0,23	79,9
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG10

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	05/01/2012 15:02:36	05/01/2012 23:44:23	228,9	17,5	0,154
2	06/01/2012 09:35:35	06/01/2012 19:09:24	335,3	22,7	0,101
3	07/01/2012 06:01:25	07/01/2012 16:10:10	349,4	18,3	0,131
4	20/01/2012 04:13:38	20/01/2012 15:44:04	224	17,7	0,152
5	20/01/2012 17:00:24	21/01/2012 14:55:59	225,6	16,5	0,176
6	01/11/2012 07:06:20	01/11/2012 09:21:07	214	15,7	0,229
7	28/11/2012 15:30:45	28/11/2012 16:10:03	214,8	18	0,25
8	18/03/2013 15:52:12	19/03/2013 09:47:27	203,8	17,2	0,209
9	30/01/2015 00:19:08	30/01/2015 09:52:24	225,9	19,7	0,218
10	31/03/2015 22:07:02	01/04/2015 09:01:34	223	17,5	0,183
11	21/11/2015 13:11:34	21/11/2015 14:42:19	337,8	20,2	0,188
12	11/01/2016 13:52:53	11/01/2016 20:00:00	336	23,5	0,217
13	12/01/2016 01:11:20	12/01/2016 08:48:37	336	19,8	0,192
14	10/02/2016 00:42:49	10/02/2016 07:34:48	336	19,7	0,223
15	06/11/2016 22:11:31	07/11/2016 09:18:29	336,1	18,4	0,174
16	13/01/2017 16:09:43	14/01/2017 13:21:49	311,8	23,6	0,148
17	11/09/2017 02:57:38	11/09/2017 11:55:26	326,4	13,4	0,358

Tab. B.10 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG10.



WTG10 (mancata produzione = 95,3 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	200	230	15	619,1
	310	350	18	
2	210	230	16	366,2
	335	350	18	
3	210	230	17	285,4
	335	350	18	
4	210	230	17	208,2
	335	340	20	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG10 (mancata produzione = 95,3 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	200	230	15	0,15	340,4
	310	350	18	0,15	
2	210	230	16	0,17	150,8
	335	350	18	0,17	
3	210	230	17	0,17	130,9
	335	350	18	0,17	
4	210	230	17	0,18	110
	335	340	20	0,18	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG11

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	06/01/2012 09:41:37	06/01/2012 11:23:06	342,4	22	0,214
2	18/03/2013 12:29:19	18/03/2013 14:12:02	207,1	19,7	0,208
3	27/12/2014 22:13:42	28/12/2014 10:20:50	195,3	18,6	0,188
4	11/01/2016 14:05:38	11/01/2016 19:57:41	226,3	21	0,238
5	11/01/2016 21:47:01	12/01/2016 09:00:55	220,6	20,4	0,186
6	10/02/2016 00:49:59	10/02/2016 07:26:21	217,8	20,3	0,256
7	13/01/2017 15:33:46	14/01/2017 13:32:24	203,7	19,5	0,221

Tab. B.11 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG11.



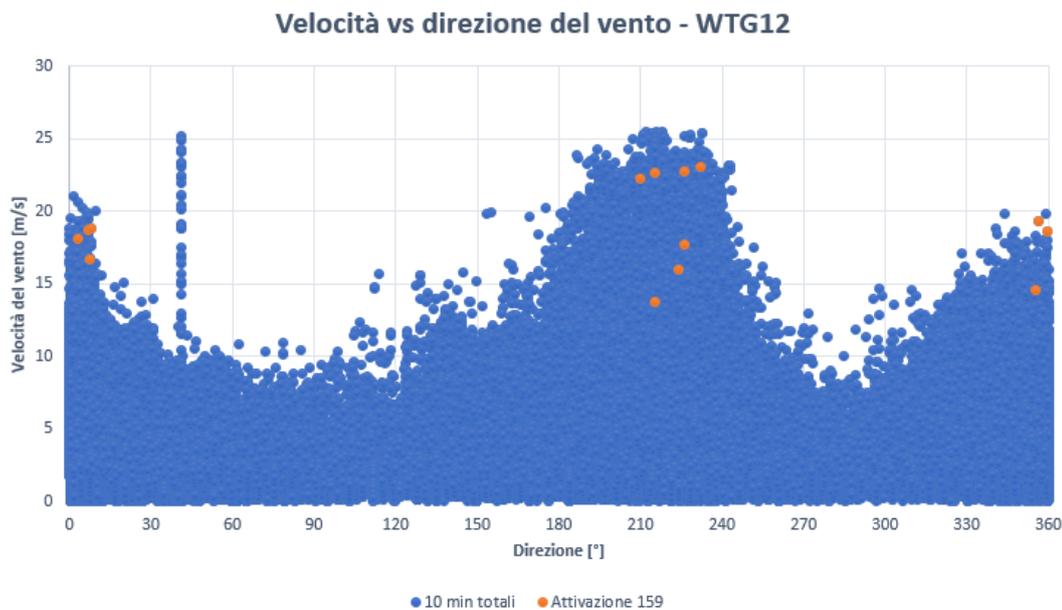
WTG11 (mancata produzione = 33,9 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	195	230	18	94,8
	340	345	22	
2	200	230	18	91,6
	340	345	22	
3	200	230	19	63,4
	340	345	22	
4	215	230	20	47,1
	340	345	22	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG11 WTG11 (mancata produzione = 33,9 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	195	230	18	0,18	64,6
	340	345	22	0,21	
2	200	230	18	0,18	64,1
	340	345	22	0,21	
3	200	230	19	0,18	49
	340	345	22	0,21	
4	215	230	20	0,2	36,4
	340	345	22	0,21	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG12

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	06/01/2012 11:23:56	06/01/2012 19:02:01	3,1	18,1	0,298
2	07/01/2012 06:32:21	07/01/2012 16:15:55	355,4	14,6	0,212
3	13/01/2012 07:11:04	13/01/2012 16:14:52	226	22,8	0,070
4	20/01/2012 14:36:00	20/01/2012 16:17:16	232	23,1	0,130
5	27/02/2012 07:38:50	27/02/2012 09:38:18	7,6	16,7	0,251
6	27/02/2012 10:51:46	27/02/2012 12:10:05	7	18,7	0,235
7	27/02/2012 12:48:33	27/02/2012 13:25:02	359,5	18,6	0,215
8	12/03/2012 11:25:06	12/03/2012 12:49:37	8	18,8	0,191
9	03/01/2015 18:34:52	04/01/2015 13:37:18	215,3	13,8	0,225
10	09/02/2015 12:34:36	10/02/2015 11:00:05	356,5	19,3	0,176
11	11/01/2016 14:41:24	11/01/2016 15:47:35	209,9	22,2	0,203
12	21/02/2016 14:26:53	21/02/2016 15:48:38	223,8	16	0,231
13	13/01/2017 12:56:24	15/01/2017 11:53:30	215,2	22,7	0,145
14	28/02/2017 15:41:31	28/02/2017 16:30:01	226	17,7	0,232

Tab. B.12 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG12.



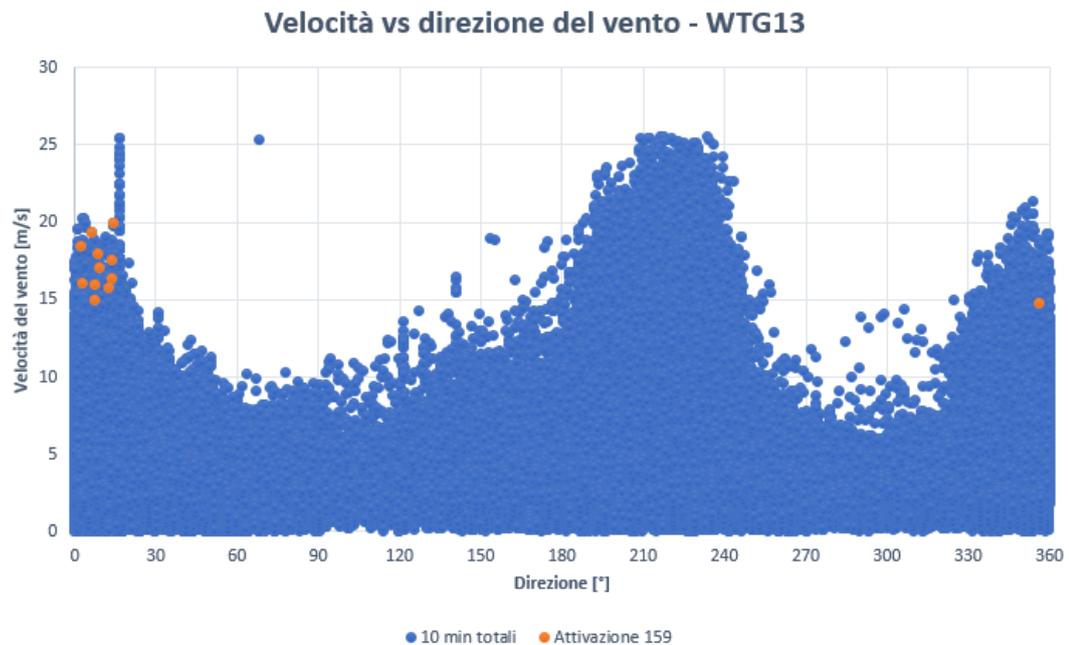
WTG12 WTG11 (mancata produzione = 65,2 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	205	235	16	759,9
	355	10	14	
2	205	235	17	559,8
	355	10	14	
3	205	235	22	181,7
	355	10	14	
4	205	235	22	112,6
	355	10	17	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG12 (mancata produzione = 65,2 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	205	235	16	0,14	348,1
	355	10	14	0,17	
2	205	235	17	0,14	272,3
	355	10	14	0,17	
3	205	235	22	0,12	160,5
	355	10	14	0,17	
4	205	235	22	0,15	82,6
	355	10	17	0,17	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG13

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	Tl
1	07/01/2012 06:27:55	07/01/2012 16:12:57	356,3	14,8	0,182
2	27/02/2012 07:58:06	27/02/2012 09:36:28	13,9	16,4	0,189
3	27/02/2012 11:00:00	27/02/2012 12:01:33	14,3	20	0,18
4	27/02/2012 12:33:00	27/02/2012 13:38:25	6,3	19,4	0,165
5	27/02/2012 14:04:09	27/02/2012 14:38:19	9	17,1	0,199
6	27/02/2012 14:44:37	27/02/2012 16:07:50	7,2	15	0,253
7	12/03/2012 02:49:28	12/03/2012 08:44:40	13,5	17,6	0,165
8	12/03/2012 08:47:21	12/03/2012 09:00:28	8,7	18	0,183
9	12/03/2012 09:44:38	12/03/2012 10:55:29	12,5	15,8	0,209
10	12/03/2012 11:01:15	12/03/2012 11:47:22	2,3	18,5	0,178
11	12/03/2012 11:48:21	12/03/2012 12:35:03	7,3	16	0,225
12	12/03/2012 16:12:20	13/03/2012 08:37:03	3	16,1	0,149

Tab. B.13 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG13.



WTG13 (mancata produzione = 30,4 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	355	15	14	151,2
2	0	15	15	82,2
3	0	15	16	57,4
4	0	15	17	43,1
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG13 (mancata produzione = 30,4 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	355	15	14	0,15	136,6
2	0	15	15	0,16	70
3	0	15	16	0,17	46
4	0	15	17	0,18	34,7
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG14

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	12/03/2012 11:56:45	12/03/2012 12:31:59	17,7	18,3	0,224
2	06/01/2017 10:32:30	09/01/2017 12:48:00	5,4	13,7	0,226

Tab. B.14 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG14.



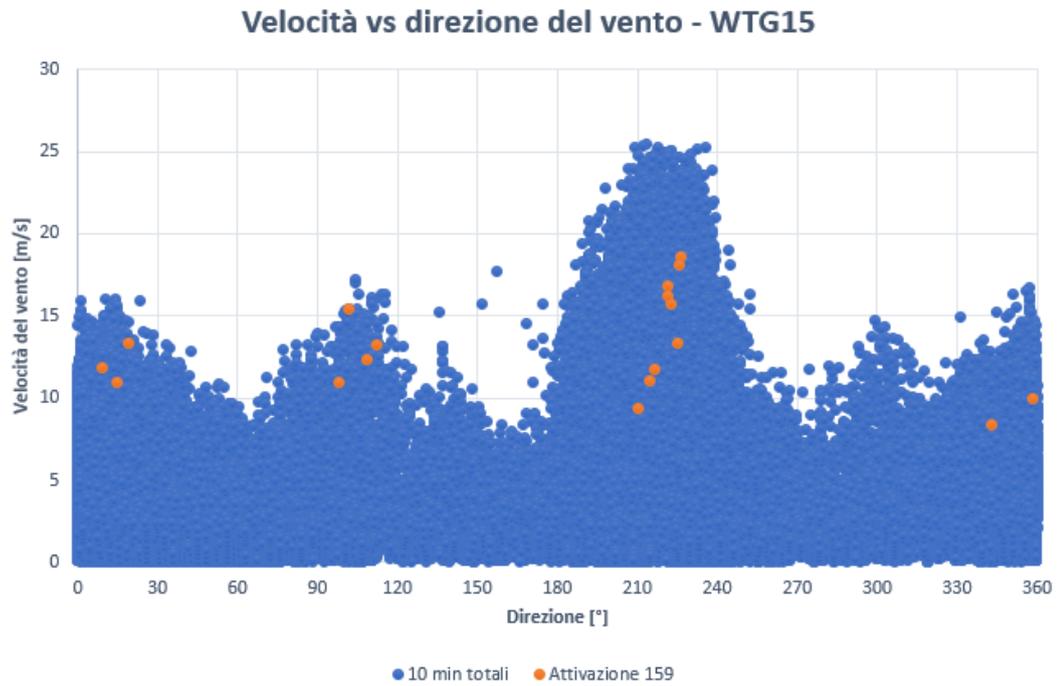
WTG14 (mancata produzione = 26,8 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	5	20	13	193,1
2	5	18	13	179,8
3	15	20	18	27,9
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG14 (mancata produzione = 26,8 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	5	20	13	0,22	31,5
2	5	18	13	0,22	31,5
3	15	20	18	0,22	26,9
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG15

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	04/01/2012 12:41:26	05/01/2012 08:28:54	222,4	15,7	0,165
2	05/01/2012 11:59:55	05/01/2012 14:18:13	226,6	18,6	0,129
3	06/01/2012 05:48:02	06/01/2012 19:10:40	358,5	10	0,21
4	06/01/2012 19:58:26	07/01/2012 16:17:51	342,7	8,4	0,25
5	12/01/2012 20:33:13	13/01/2012 11:17:40	210,4	9,4	0,213
6	13/01/2012 13:41:48	13/01/2012 21:59:06	226	18,1	0,149
7	19/01/2012 18:26:10	20/01/2012 12:38:48	221,6	16,2	0,130
8	27/02/2012 08:04:12	27/02/2012 09:46:16	108,6	12,4	0,242
9	27/02/2012 10:26:53	27/02/2012 11:27:33	112,5	13,2	0,235
10	27/02/2012 12:35:13	27/02/2012 14:21:56	101,5	15,4	0,227
11	12/03/2012 09:39:13	12/03/2012 10:30:50	14,9	11	0,273
12	12/03/2012 11:30:26	12/03/2012 12:05:58	19,3	13,3	0,256
13	31/01/2013 02:54:08	31/01/2013 13:08:06	221,6	16,8	0,190
14	10/01/2015 02:16:23	10/01/2015 09:49:07	214,5	11,1	0,234
15	03/02/2016 11:47:12	03/02/2016 12:50:37	225,1	13,3	0,218
16	21/02/2016 10:25:07	21/02/2016 11:12:36	216,3	11,8	0,254
17	21/02/2016 12:22:30	21/02/2016 14:16:10	97,8	11	0,218
18	11/03/2017 07:40:12	11/03/2017 13:21:22	9	11,9	0,277

Tab. B.15 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG15.



WTG15 (mancata produzione = 70,5 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	5	20	11	2947
	95	115	11	
	210	230	11	
2	-	-	-	2876
	95	115	11	
	210	230	11	
3	5	20	11	2923
	-	-	-	
	210	230	11	
4	5	20	11	166,4
	95	115	11	
	-	-	-	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

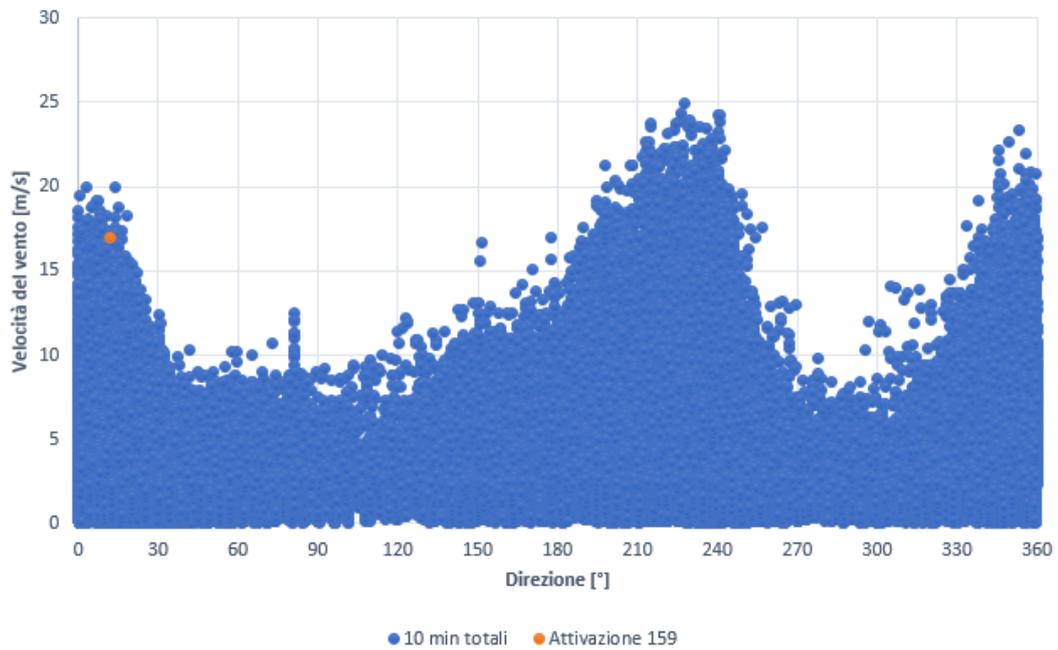
WTG15 (mancata produzione = 70,5 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	5	20	11	0,25	1828,3
	95	115	11	0,21	
	210	230	11	0,12	
2	-	-	-	-	1822,3
	95	115	11	0,21	
	210	230	11	0,12	
3	5	20	11	0,25	1825
	-	-	-	-	
	210	230	11	0,12	
4	5	20	11	0,21	79,8
	95	115	11	0,12	
	-	-	-	-	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG16

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	27/02/2012 10:56:50	27/02/2012 11:49:37	12,2	17	0,229

Tab. B.16 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG16.

Velocità vs direzione del vento - WTG16



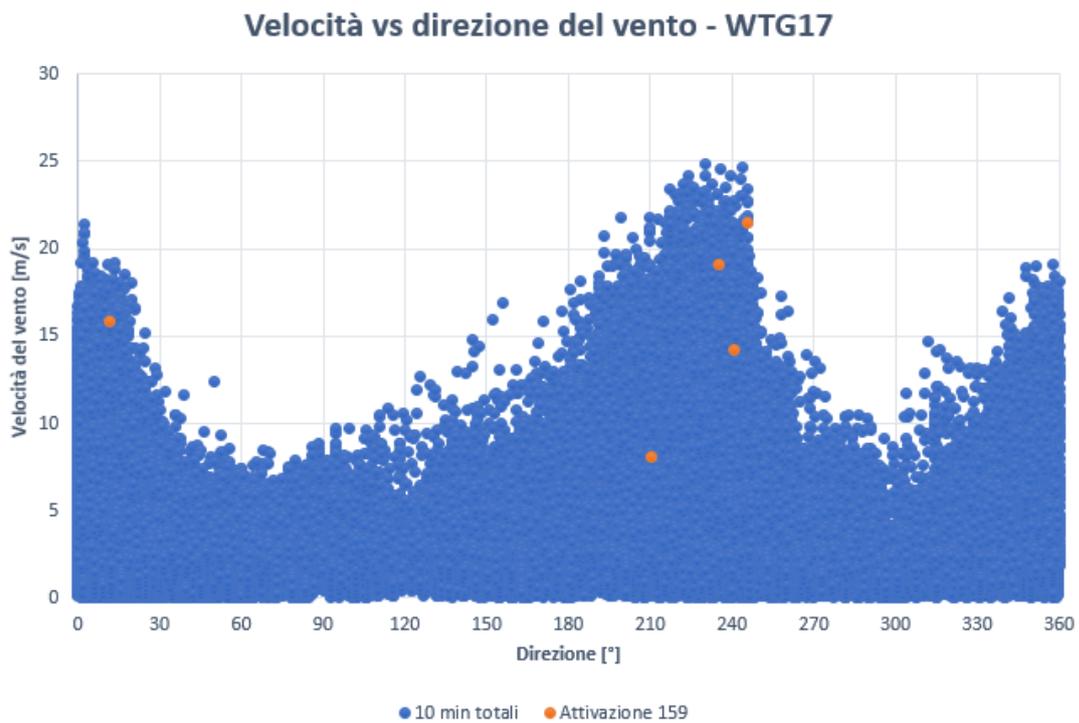
WTG16 (mancata produzione = 0,74 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	10	15	17	2,4
2	12	13	17	0,98
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG16 (mancata produzione = 0,74 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	10	15	17	0,22	0,838
2	12	13	17	0,22	0,838
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG17

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	05/01/2012 19:04:58	06/01/2012 10:50:55	245,5	21,5	0,153
2	06/01/2012 11:23:55	06/01/2012 19:05:36	11,8	15,8	0,234
3	24/05/2013 12:02:01	24/05/2013 13:31:51	240,8	14,2	0,267
4	30/01/2015 00:06:50	30/01/2015 08:14:12	235,1	19,1	0,22
5	10/01/2016 18:44:38	11/01/2016 09:43:15	210,4	8,1	0,21

Tab. B.17 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG17



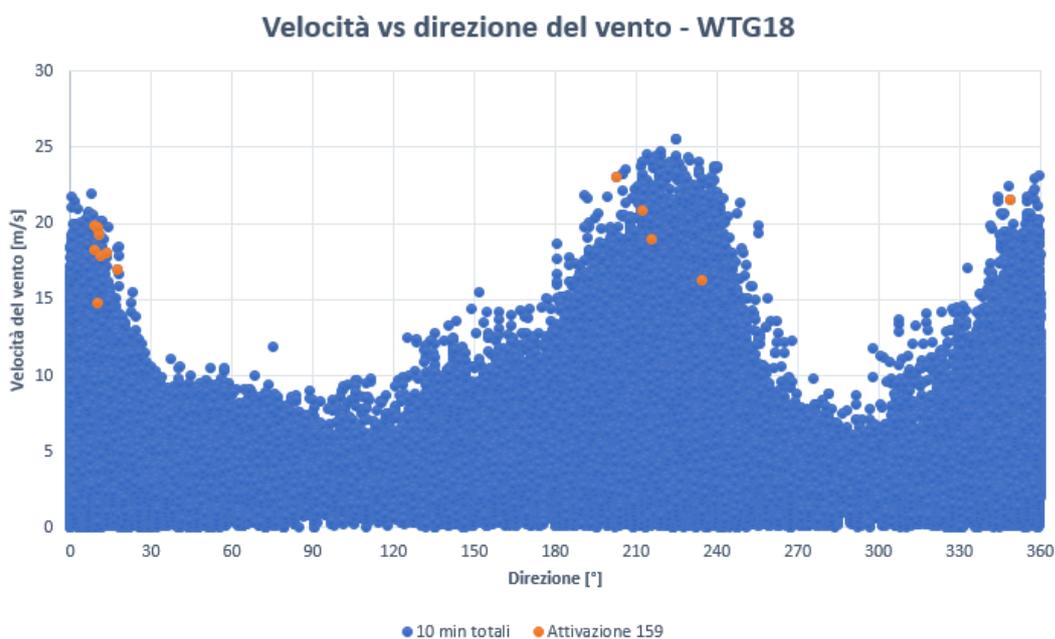
WTG17 (mancata produzione = 32,8 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	10	15	15	438,6
	235	250	14	
2	10	15	15	82,1
	235	250	19	
3	-	-	-	60,1
	235	250	19	
4	-	-	-	33,1
	245	250	21	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG17 (mancata produzione = 32,8 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	10	15	15	0,23	119,3
	235	250	14	0,15	
2	10	15	15	0,23	35,2
	235	250	19	0,15	
3	-	-	-		35
	235	250	19	0,15	
4	-	-	-		34,5
	245	250	21	0,15	
...					...
Caso migliore = Caso reale					

WTG18

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	06/01/2012 10:04:34	06/01/2012 10:49:31	348,8	21,6	0,20
2	27/02/2012 08:18:54	27/02/2012 09:16:10	11,2	17,9	0,173
3	27/02/2012 09:59:25	27/02/2012 10:53:41	10,1	19,7	0,147
4	27/02/2012 11:25:23	27/02/2012 11:47:49	9,2	18,3	0,197
5	12/03/2012 08:54:51	12/03/2012 09:14:12	10,9	19,3	0,192
6	12/03/2012 09:53:28	12/03/2012 10:07:10	17,7	17	0,217
7	12/03/2012 10:18:23	12/03/2012 11:11:55	13,5	18,1	0,199
8	12/03/2012 12:17:49	12/03/2012 13:56:25	8,8	19,9	0,156
9	15/12/2012 12:42:44	16/12/2012 09:56:39	216	19	0,158
10	27/12/2014 22:08:09	28/12/2014 09:15:08	202,7	23	0,126
11	05/01/2015 12:56:49	05/01/2015 15:05:33	10,1	14,8	0,203
12	09/02/2015 13:27:08	10/02/2015 10:51:40	10,1	19,8	0,172
13	09/02/2016 23:35:33	10/02/2016 08:36:13	212,6	20,9	0,129
14	03/03/2016 07:12:03	03/03/2016 09:02:23	234,3	16,3	0,178

Tab. B.18 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG18



WTG18 (mancata produzione = 43,2 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	5	20	14	487,5
	200	235	16	
	345	350	21	
2	5	20	17	87,3
	200	220	19	
	345	350	21	
3	5	15	18	77,1
	200	220	19	
	345	350	21	
4	5	15	18	61,8
	200	215	20	
	345	350	21	
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG18 (mancata produzione = 43,2 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	5	20	14	0,14	254,1
	200	235	16	0,12	
	345	350	21	0,19	
2	5	20	17	0,14	75,4
	200	220	19	0,12	
	345	350	21	0,19	
3	5	15	18	0,14	65,7
	200	220	19	0,12	
	345	350	21	0,19	
4	5	15	18	0,17	60,6
	200	215	20	0,12	
	345	350	21	0,19	

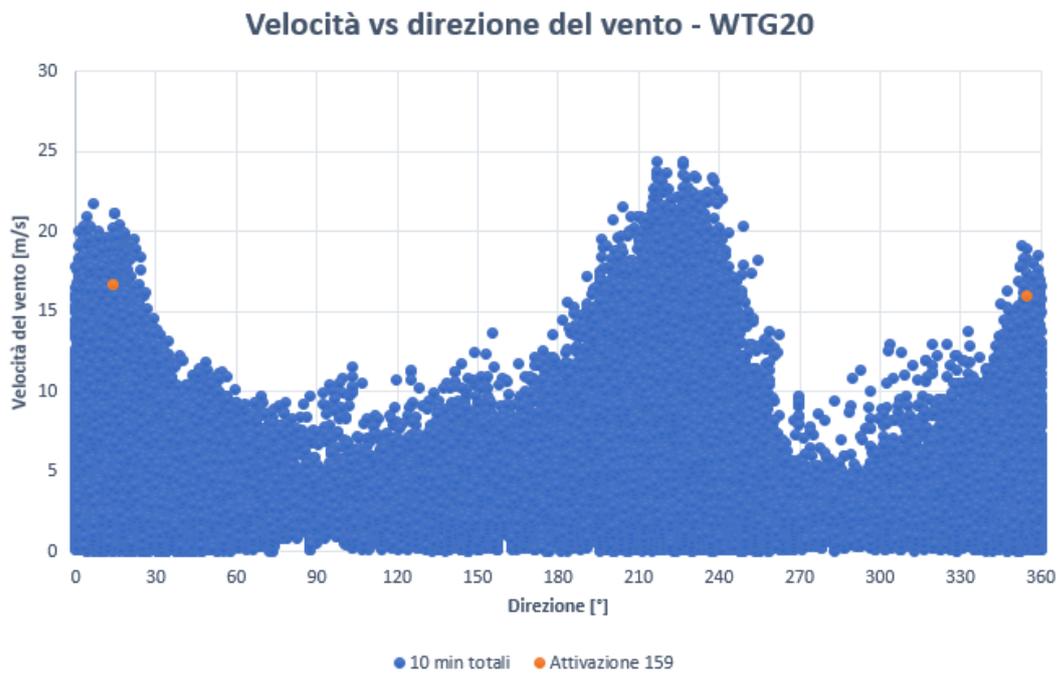
...	...
Caso migliore = Caso reale	

WTG19 (macchina non affetta da falso allarme 159)

WTG20

Istanza	Inizio	Fine	Direzione [°]	Velocità [m/s]	TI
1	06/01/2012 07:06:14	06/01/2012 10:36:24	355	16	0,206
2	06/01/2012 11:23:39	06/01/2012 19:04:12	13,8	16,7	0,216

Tab. B.20 – Occorrenze del fault 159 e relative condizioni del vento – WTG20



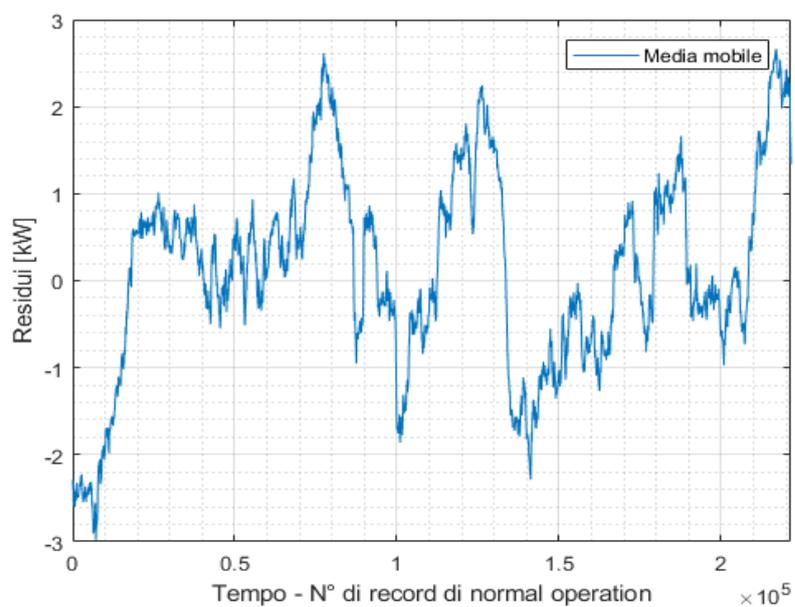
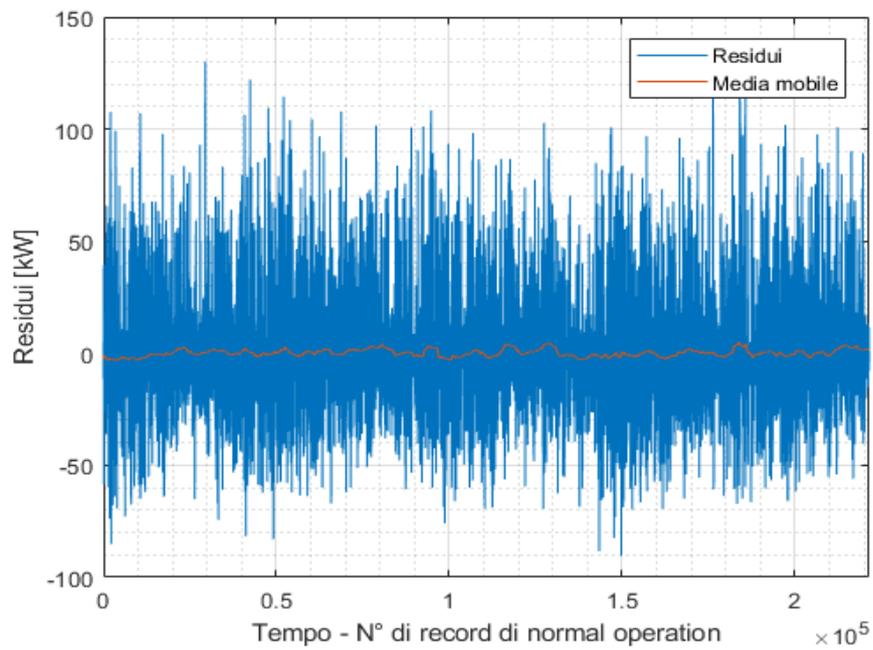
WTG20 (mancata produzione = 8,8 MWh)				
WSM ipotetico				Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	
1	355	15	16	79,3
2	10	15	16	38,6
...				...
Caso migliore = Caso reale				

WTG20 (mancata produzione = 8,78 MWh)					
WSM ipotetico					Mancata produzione [MWh]
Caso	Start Angle [°]	Stop Angle [°]	Speed [m/s]	T.I.	
1	355	15	16	0,2	9
2	10	15	16	0,21	8,83
...					...
Caso migliore = Caso reale					

Appendice C

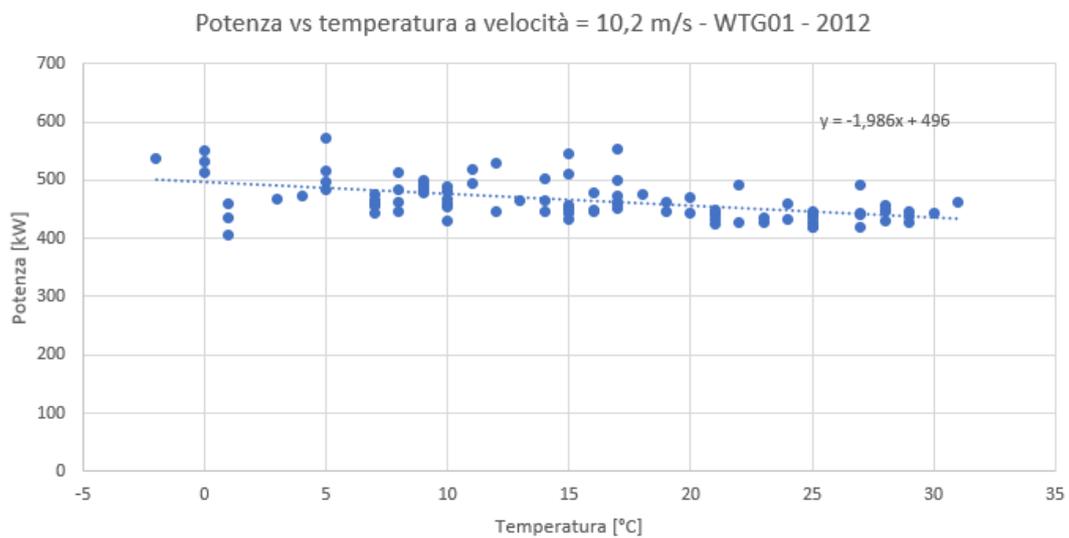
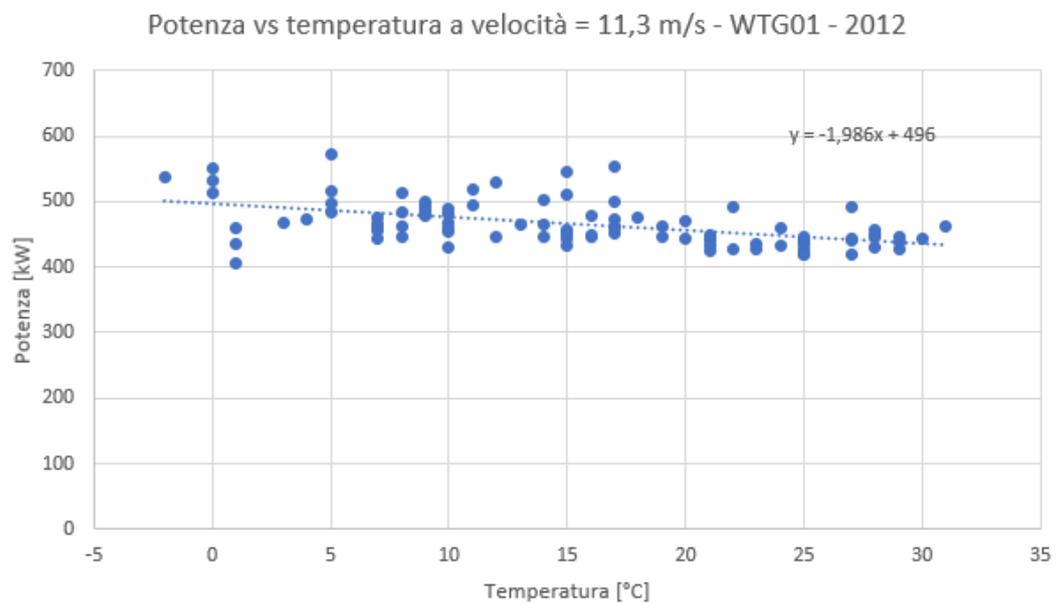
In questa appendice vengono riportati i risultati e i grafici ottenuti per quanto riguarda lo studio del degrado di performance mediante l'esecuzione del codice MATLAB per ciascuna macchina.

WTG01



WTG01			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	10,2	17	593,6
Res MIN	11,3	6	526,9

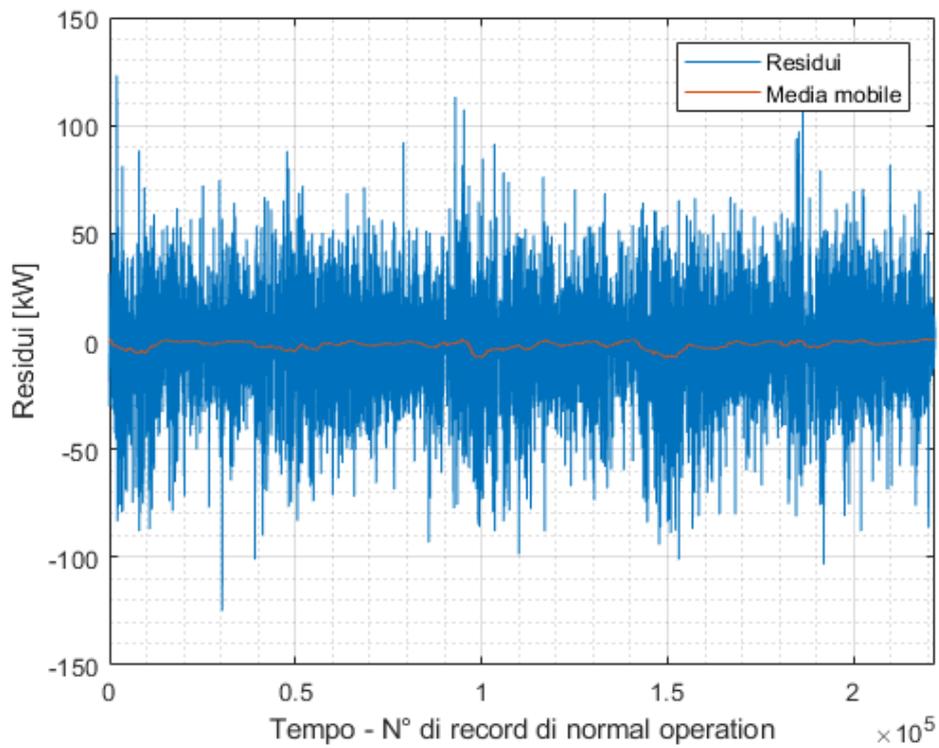
Tab. C.1a – Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG01)

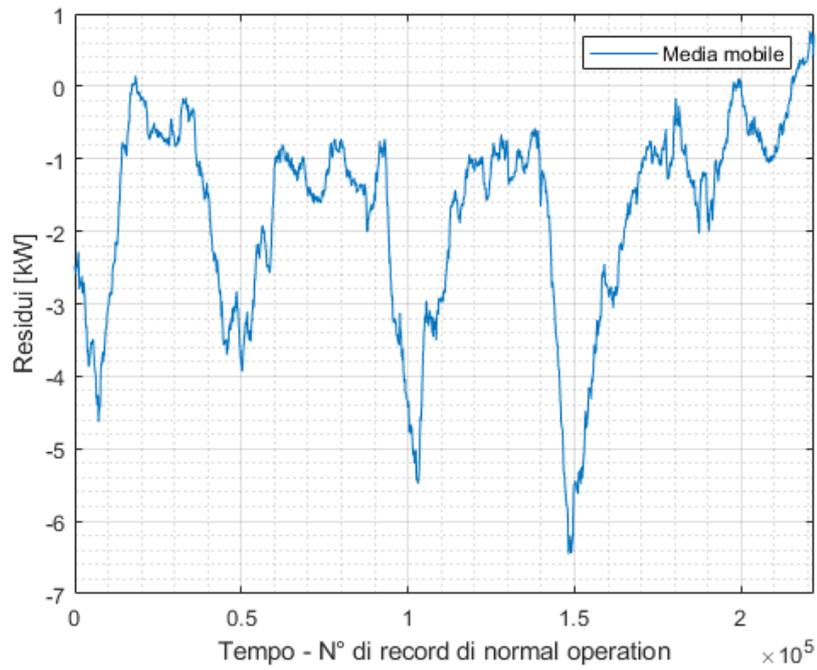


WTG01					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	131,4 kW	Metodo Statistico	=	-85 kW
ANN	=	130,01 kW	ANN	=	-90,3 kW
Errore percentuale = -1,03 %			Errore percentuale = -6,26%		

Tab. C.1b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG01)

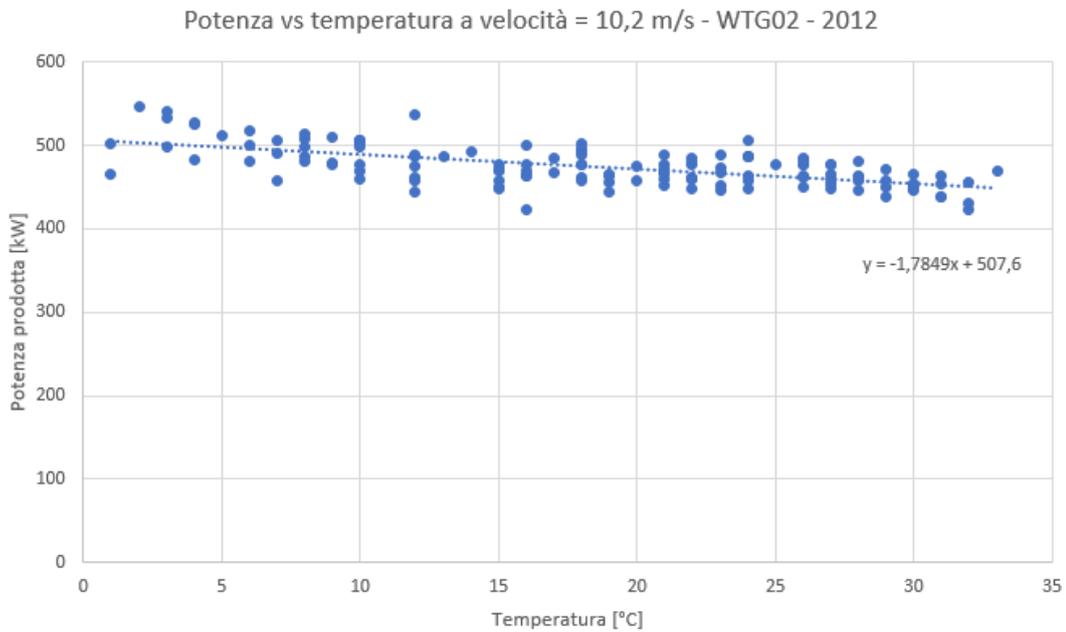
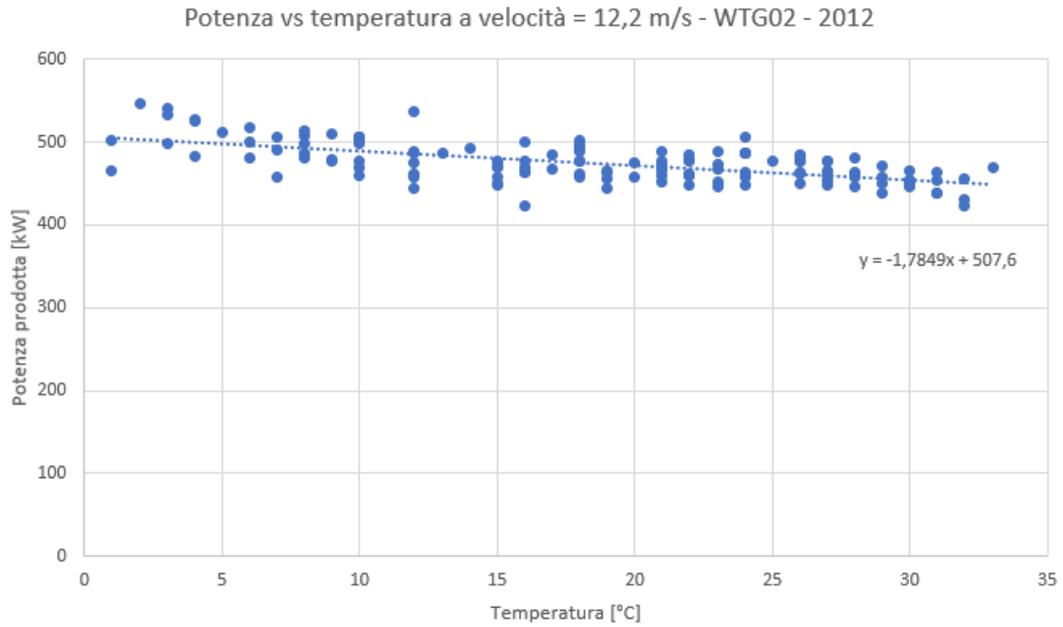
WTG02





WTG02			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	10,2	1	648,9
Res MIN	12,2	20	574,6

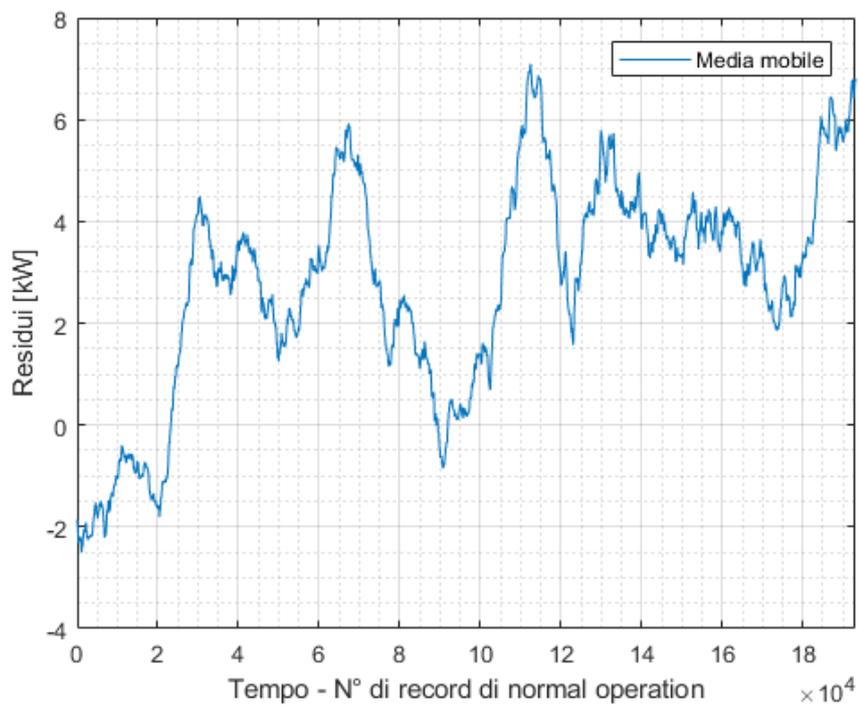
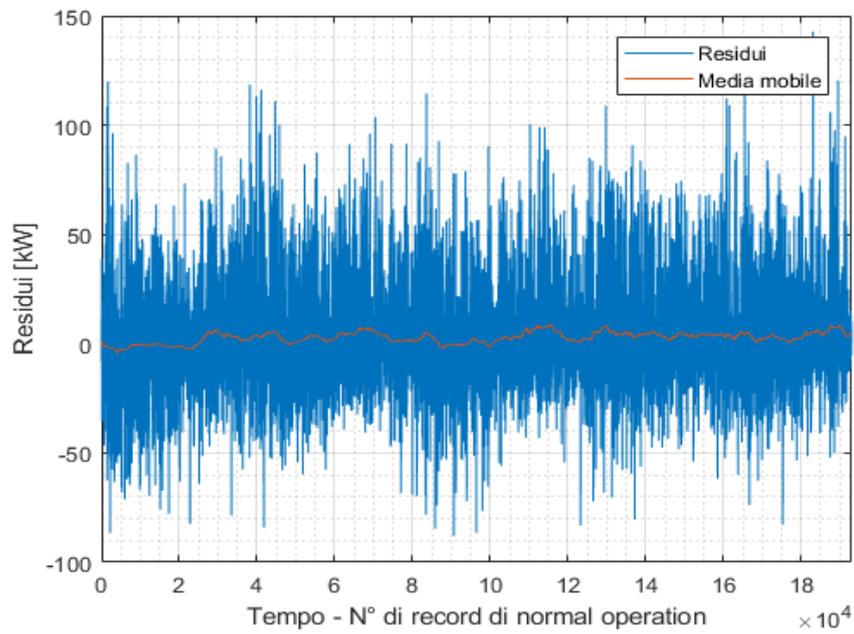
Tab. C.2a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG02)



WTG02				
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	143,0849	Metodo Statistico	= -128,026
ANN	=	129,323	ANN	= -124,9346
Errore percentuale = -9,62 %			Errore percentuale = 2,41%	

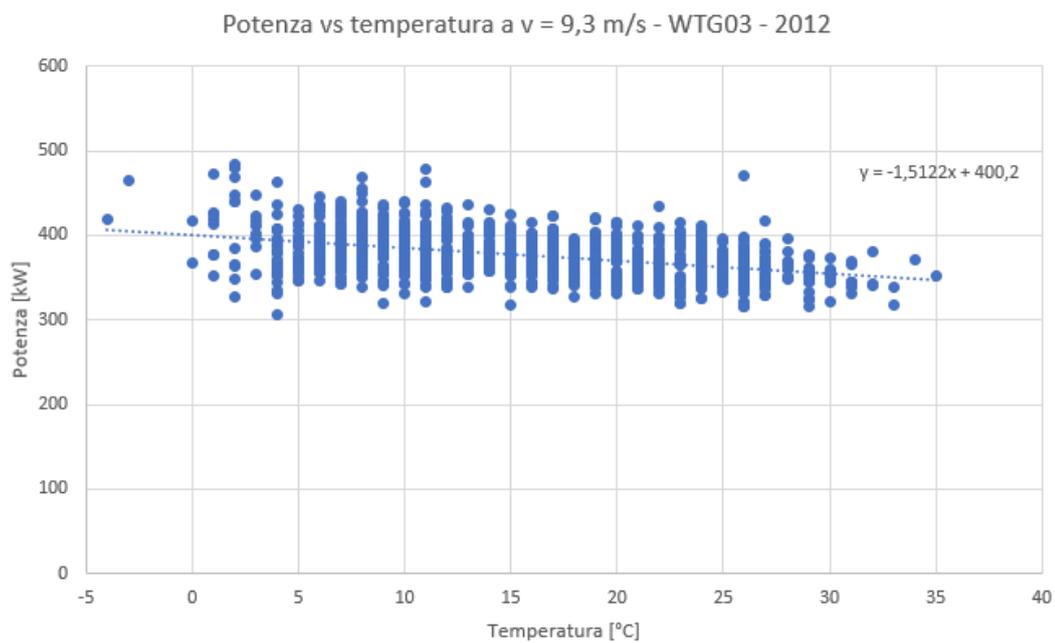
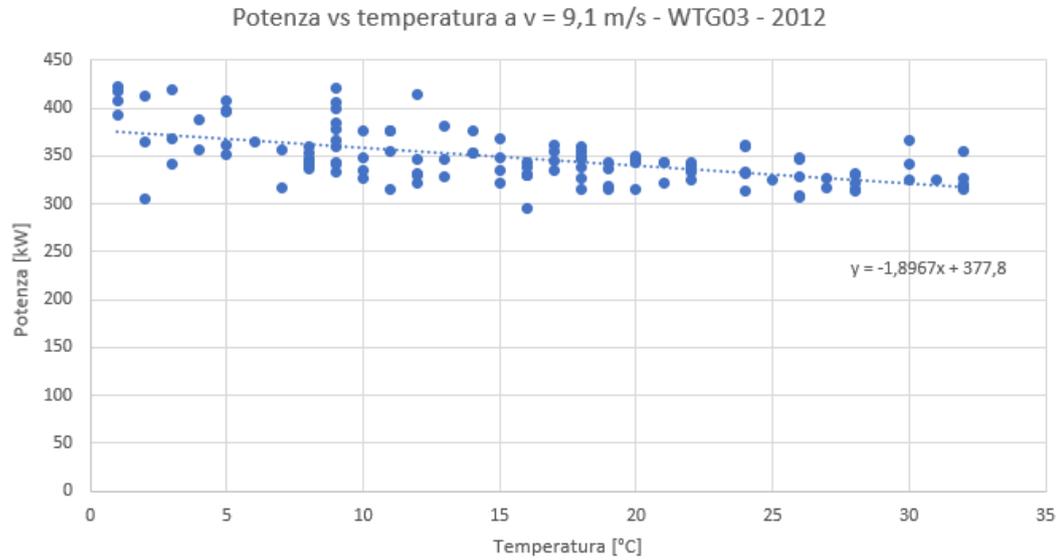
Tab. C.2b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG02)

WTG03



WTG03			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,1	26	467,9
Res MIN	9,3	4	305,6

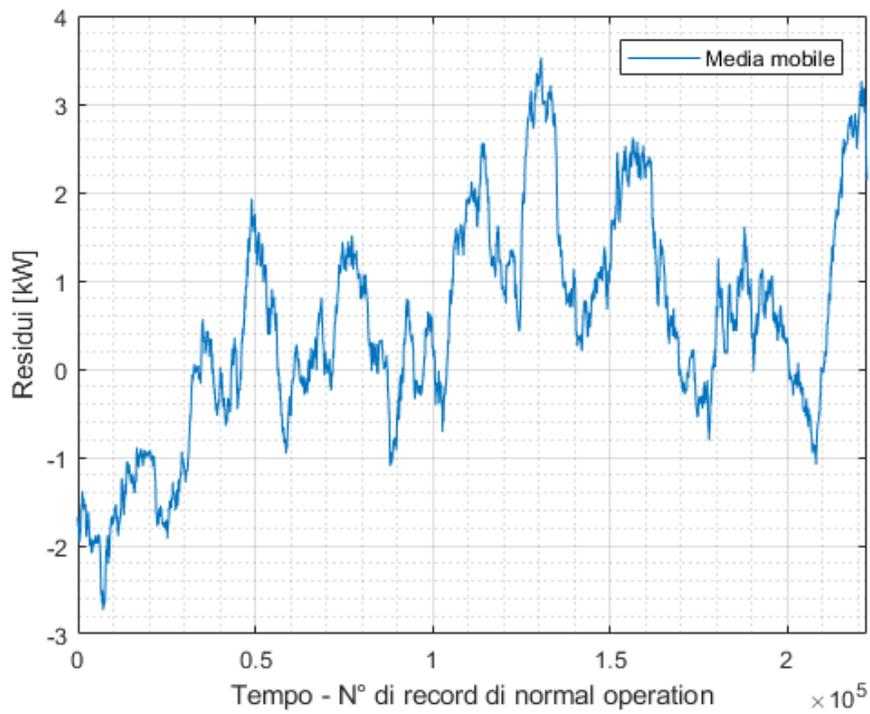
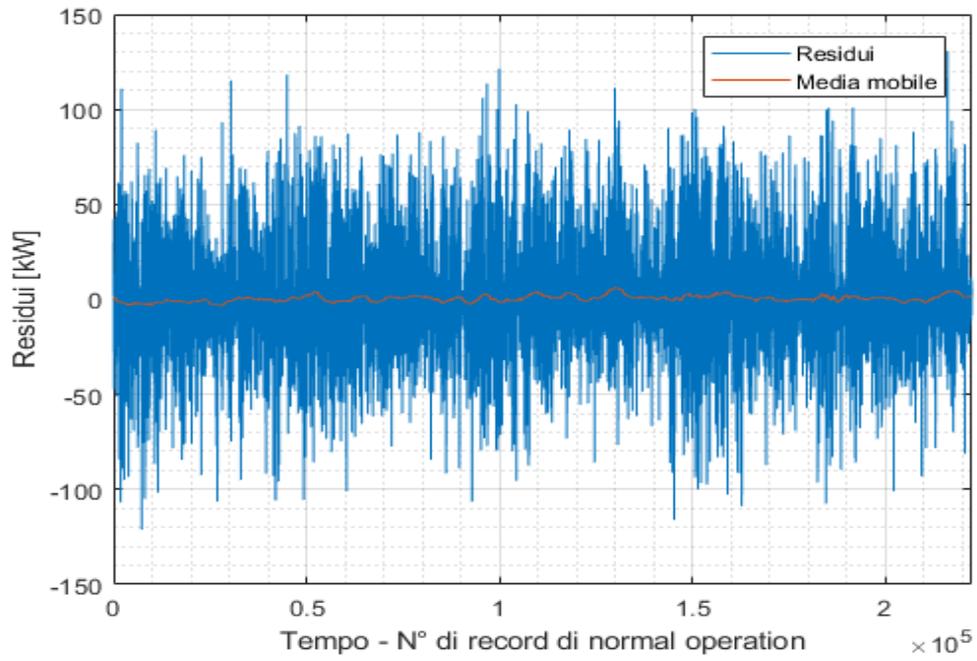
Tab. C.3a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG03)



WTG03			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	139,4142	Metodo Statistico = -88,5512
ANN	=	142,8752	ANN = -87,9865
Errore percentuale = -2,48 %		Errore percentuale = 0,64%	

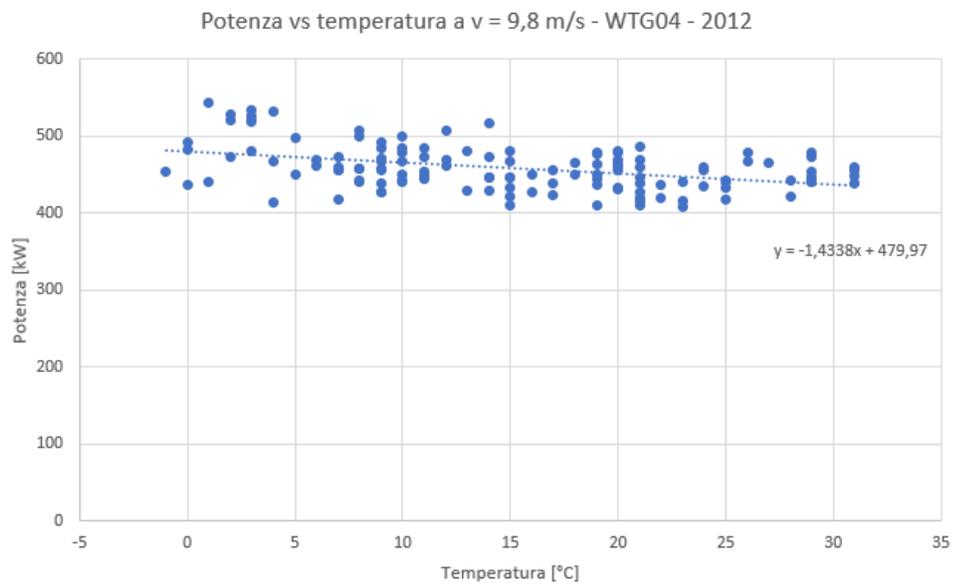
Tab. C.3b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG03)

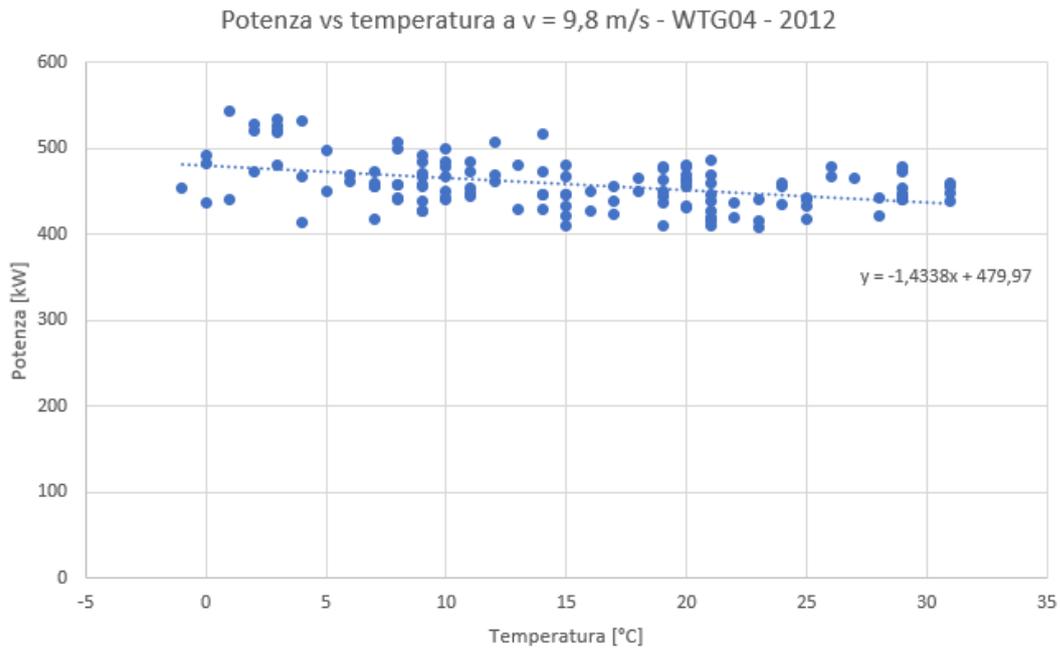
WTG04



WTG04			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,8	19	583,7
Res MIN	11,3	4	527,4

Tab. C.4a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG04)

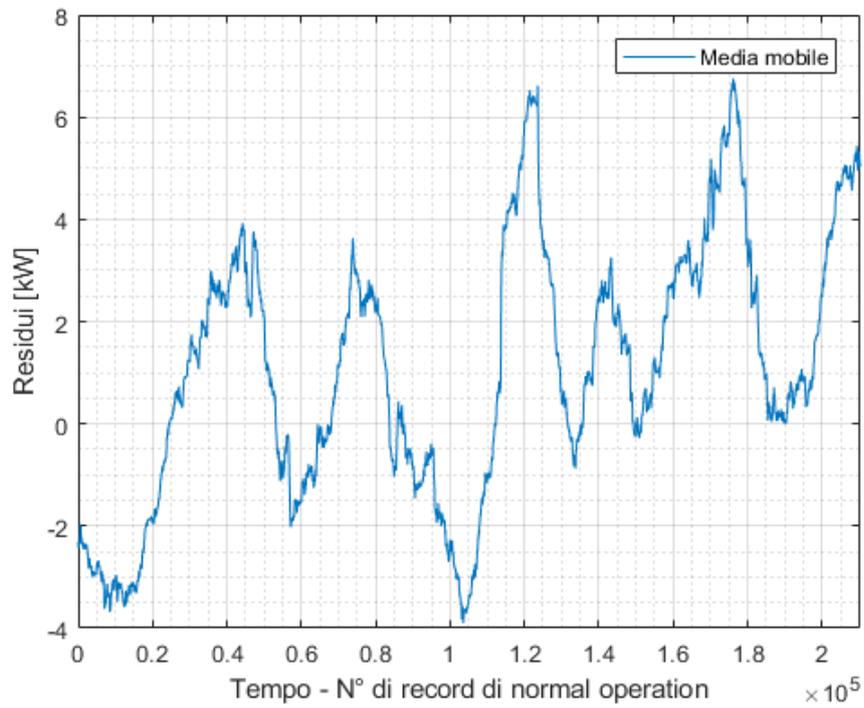
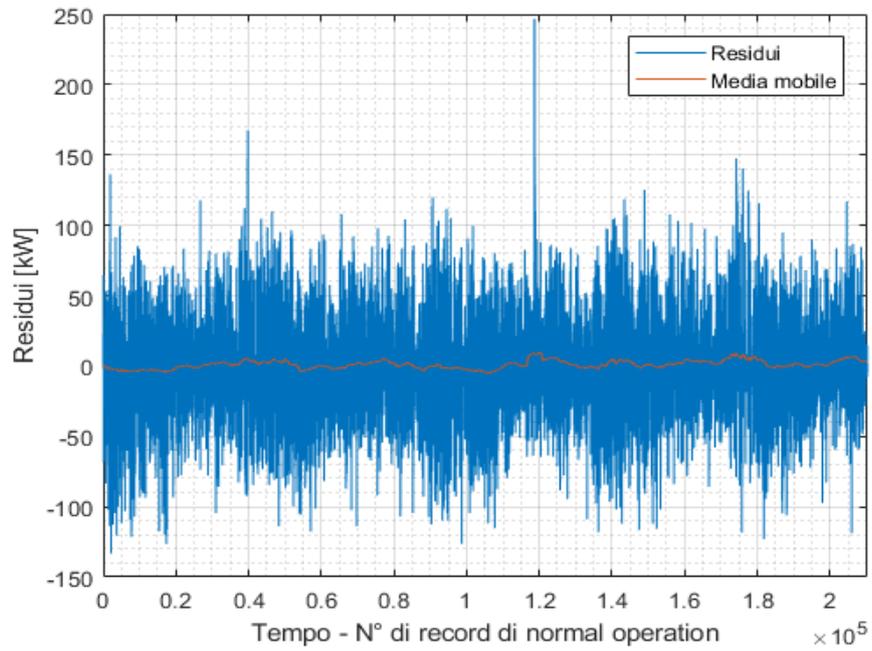




WTG04					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	130,9722	Metodo Statistico	=	-121,5836
ANN	=	130,5936	ANN	=	-121,1565
Errore percentuale = -0,29 %			Errore percentuale = 0,35%		

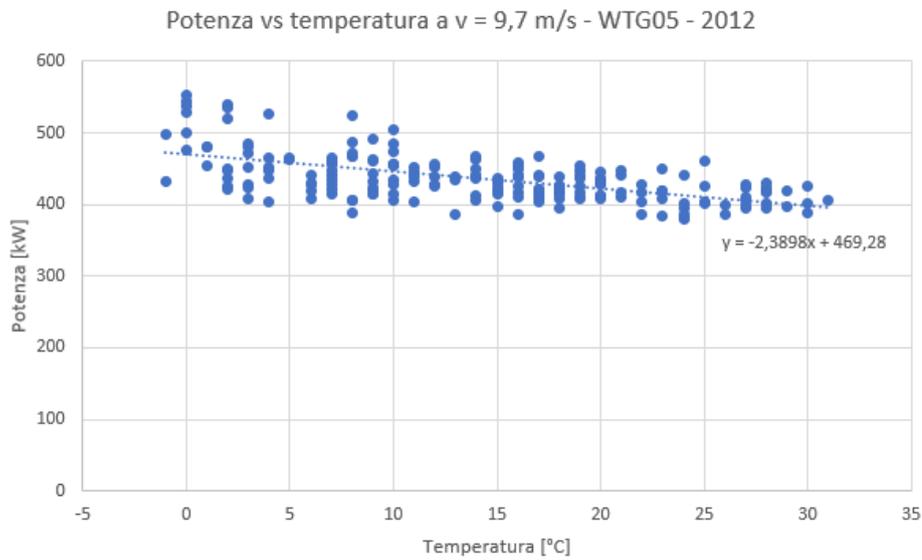
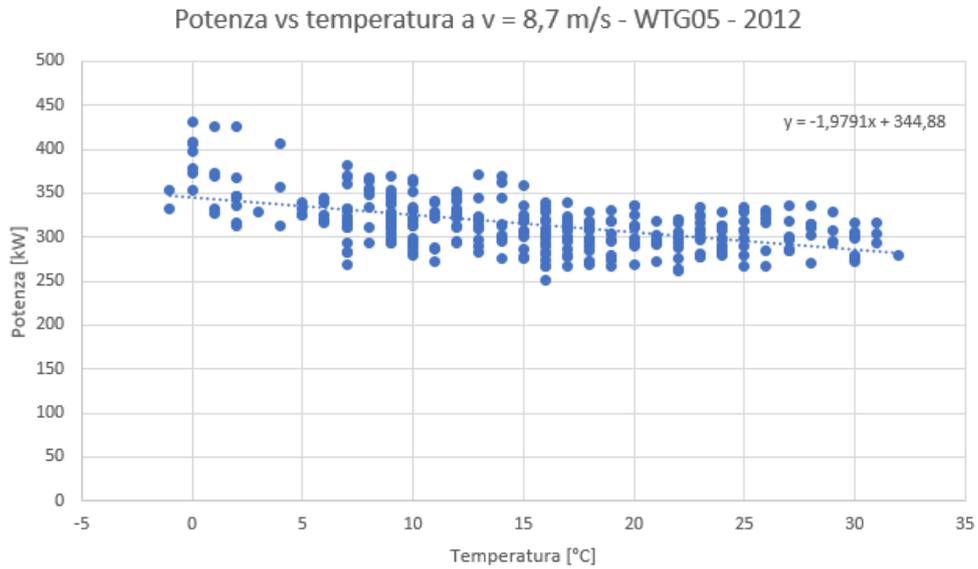
Tab. C.4b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG04)

WTG05



WTG05			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	8,7	25	541,2
Res MIN	9,7	4	325,6

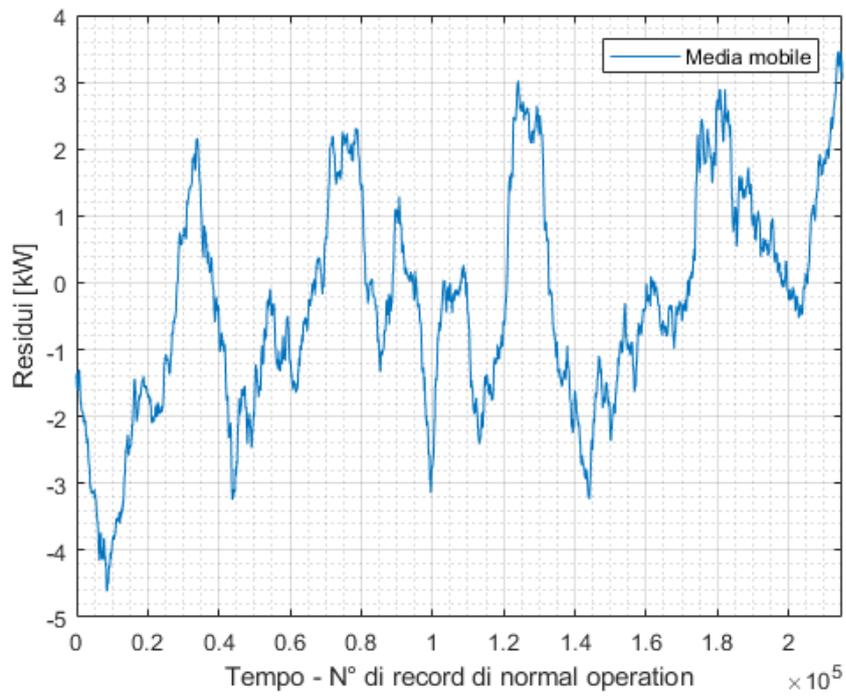
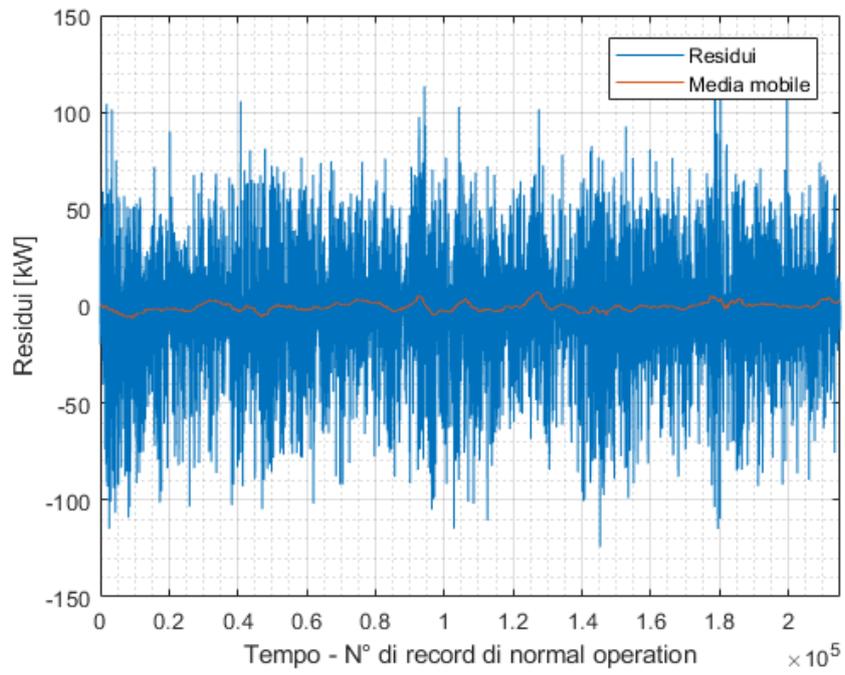
Tab. C.5a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG05)



WTG05			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	245,7975	Metodo Statistico = -134,1208
ANN	=	246,7797	ANN = -133,171
Errore percentuale = 0,40 %		Errore percentuale = 0,71%	

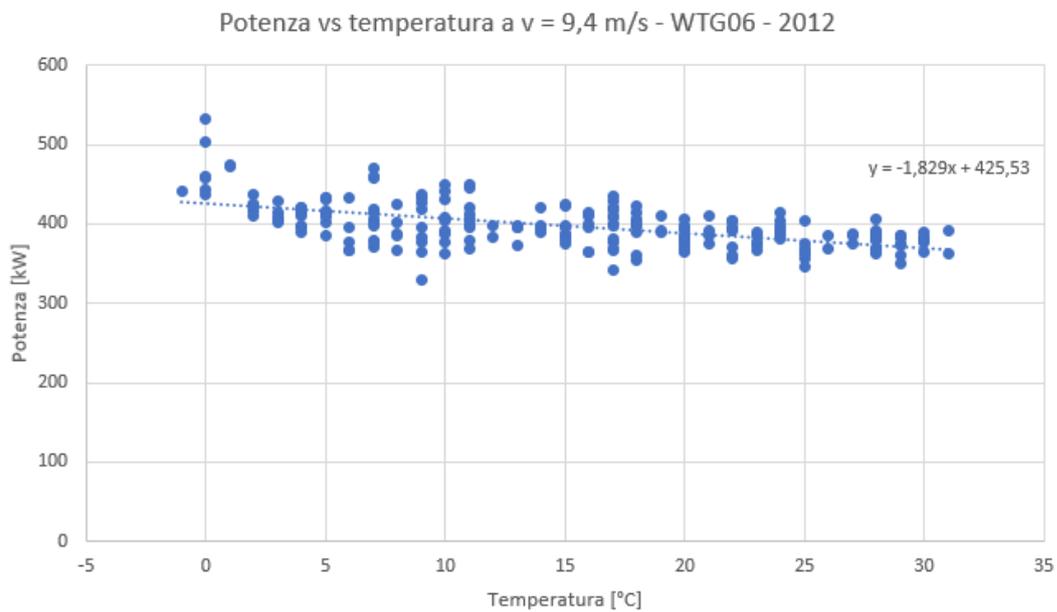
Tab. C.5b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG05)

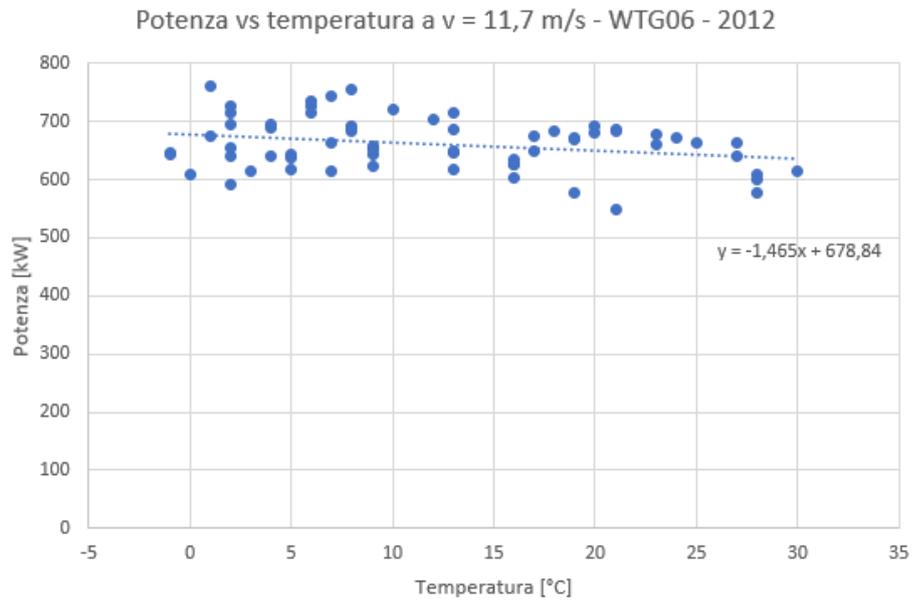
WTG06



WTG06			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,4	-7	569,2
Res MIN	11,7	7	546,9

Tab. C.6a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG06)

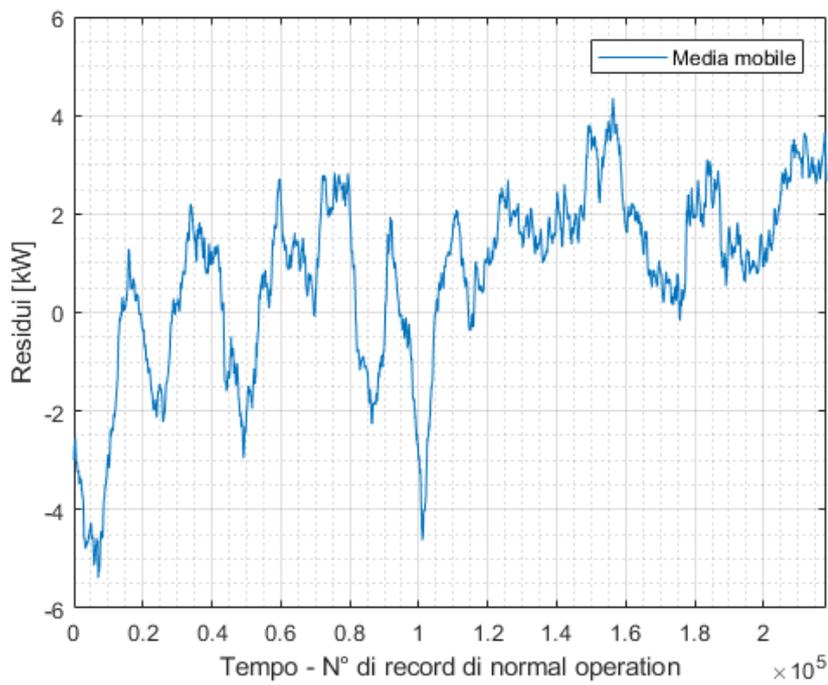
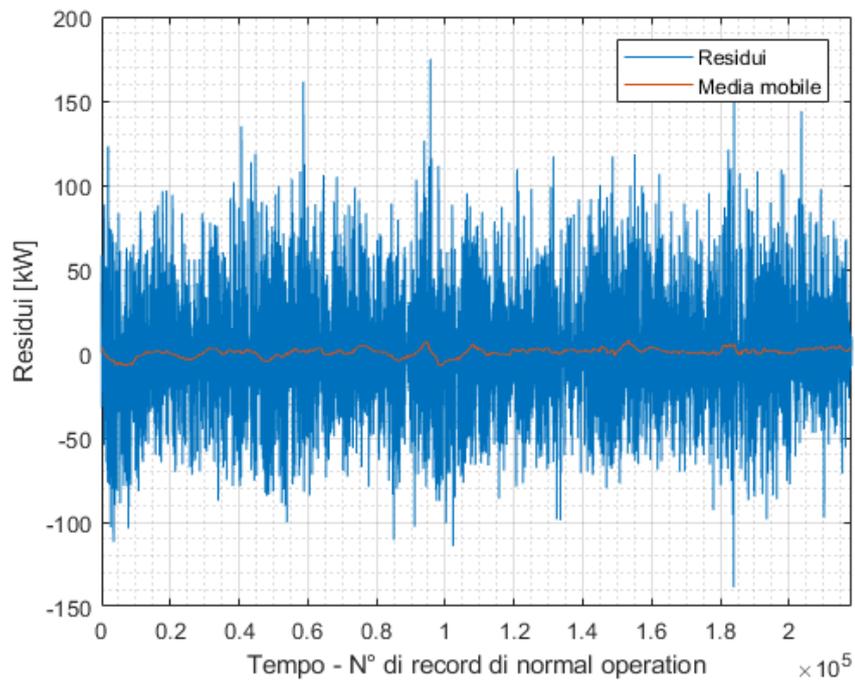




WTG06			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	130,867	Metodo Statistico = -121,685
ANN	=	132,1193	ANN = -124,1441
Errore percentuale = 0,96 %		Errore percentuale = -2,02%	

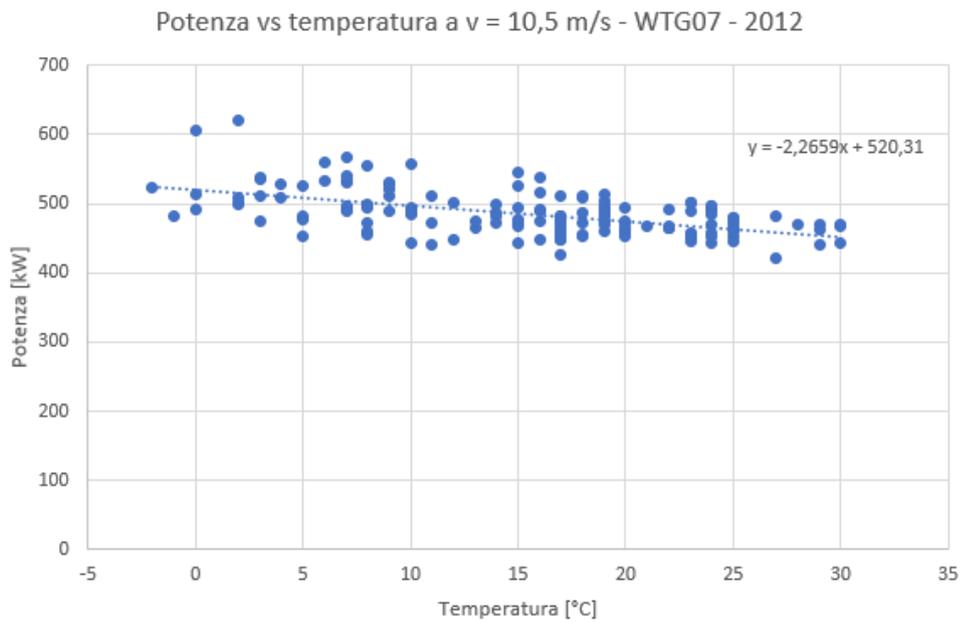
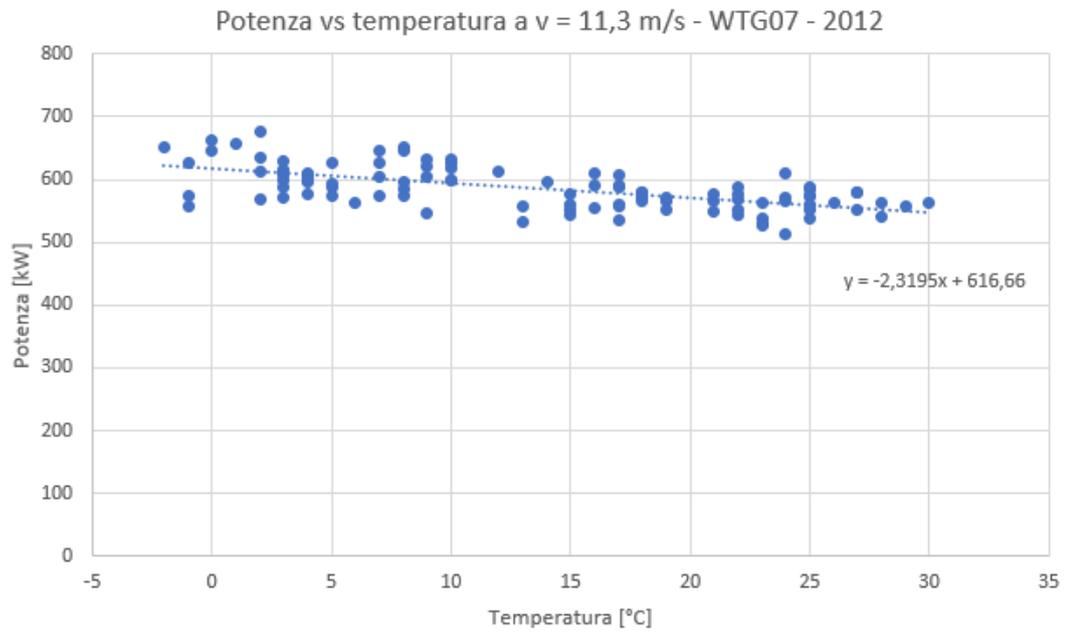
Tab. C.6b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG06)

WTG07



WTG07			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	11,3	9	770,7
Res MIN	10,5	1	386,1

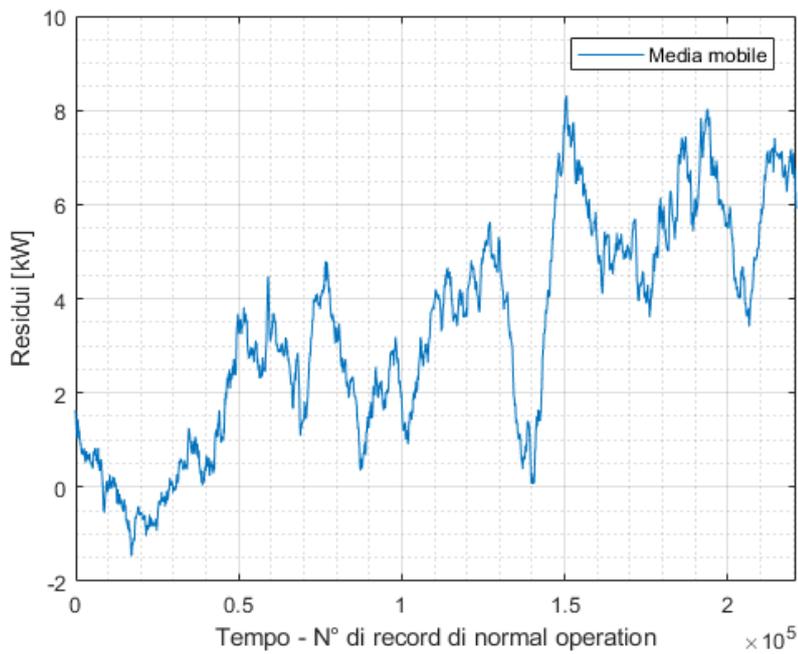
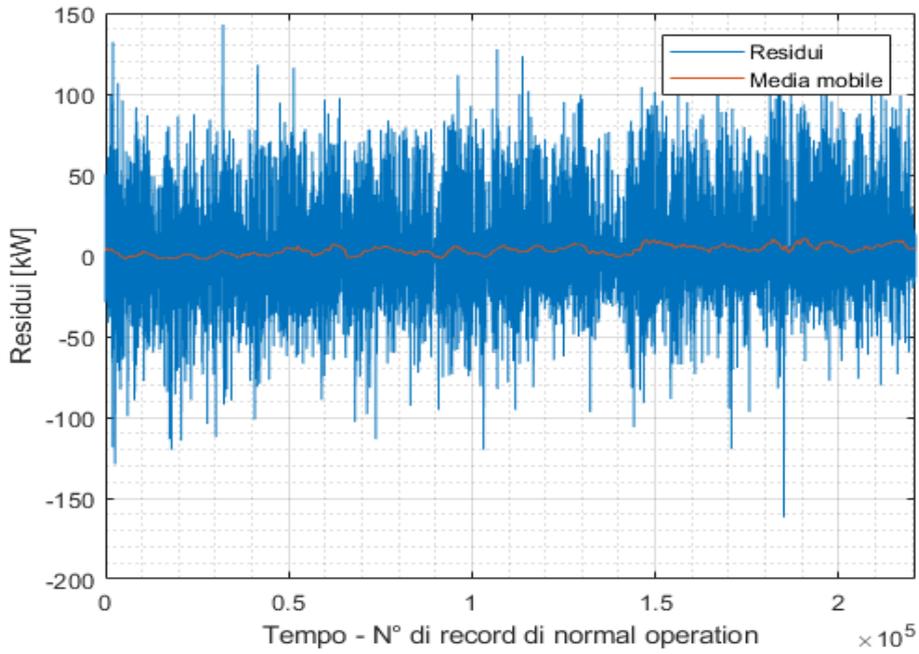
Tab. C.7a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG07)



WTG07			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	= 174,9155	Metodo Statistico	= -131,9441
ANN	= 174,8578	ANN	= -138,6867
Errore percentuale = -0,03 %		Errore percentuale = -5,11%	

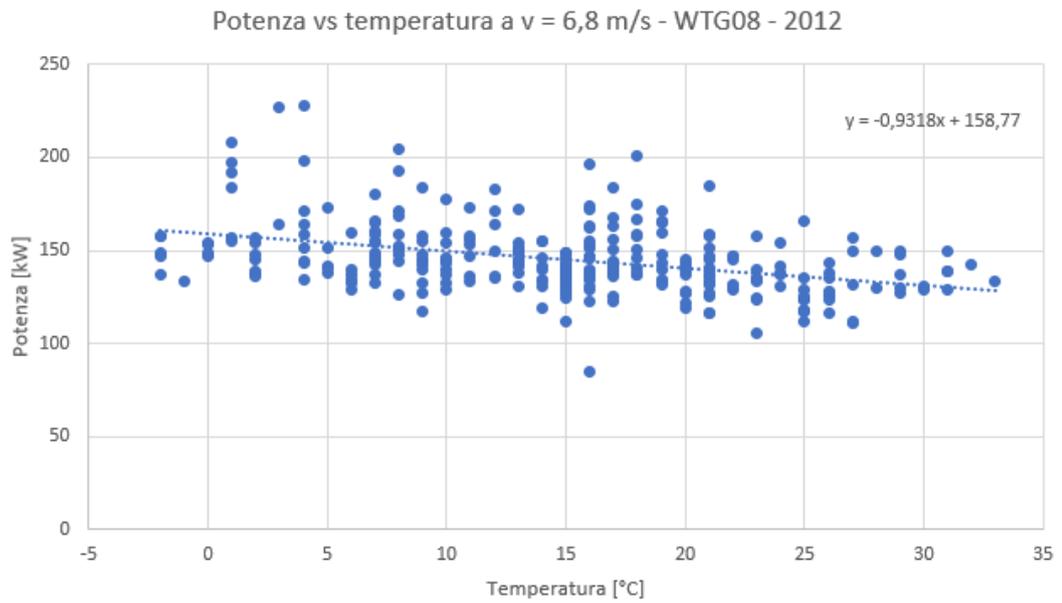
Tab. C.7b– Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG07)

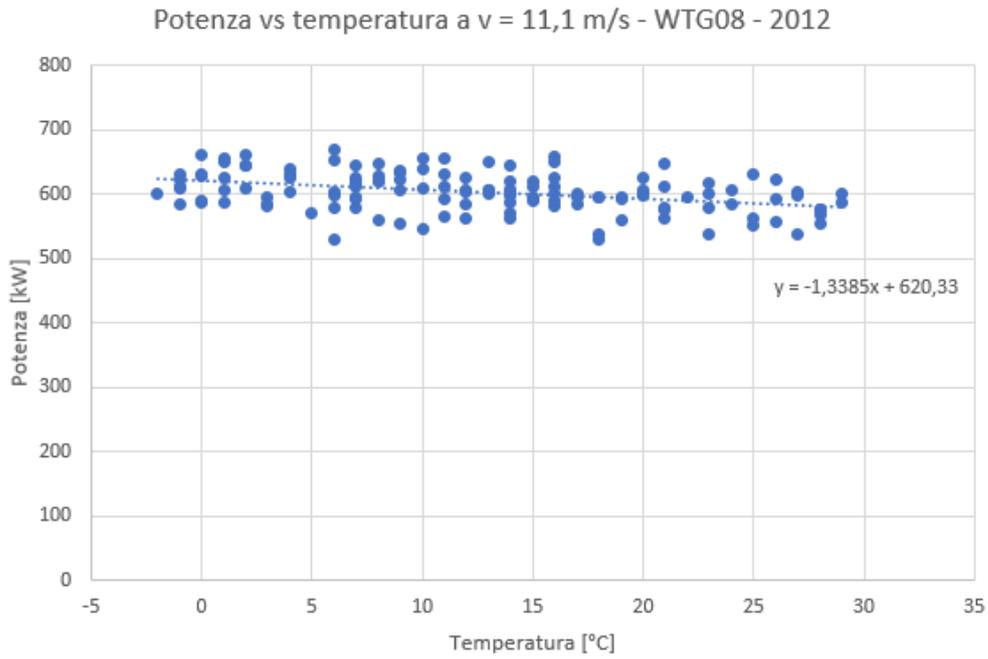
WTG08



WTG08			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	6,8	26	276,2
Res MIN	11,1	0	454,2

Tab. C.8a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG08)

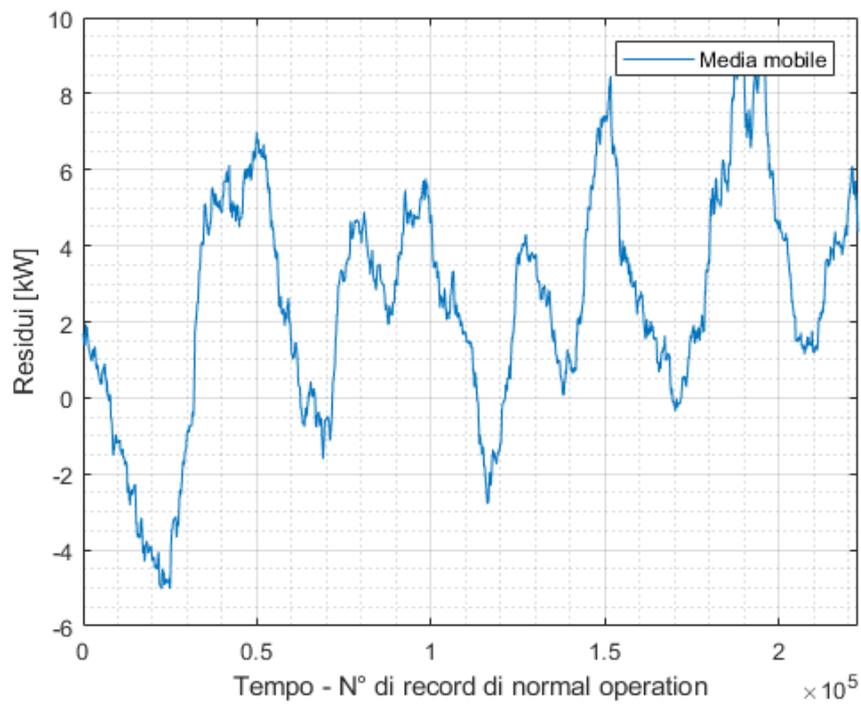
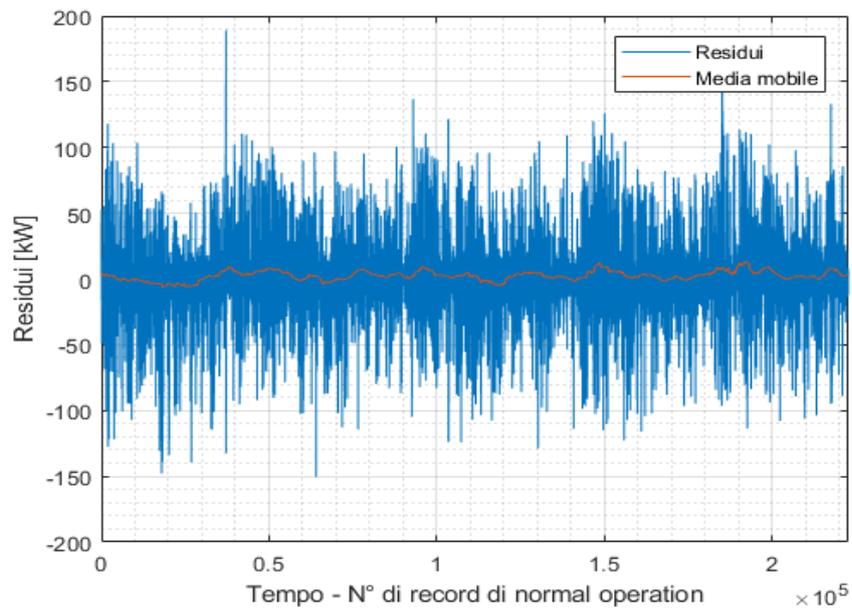




WTG08					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	141,6568	Metodo Statistico	=	-166,13
ANN	=	142,7919	ANN	=	-161,8285
Errore percentuale = 0,80%			Errore percentuale = 2,59%		

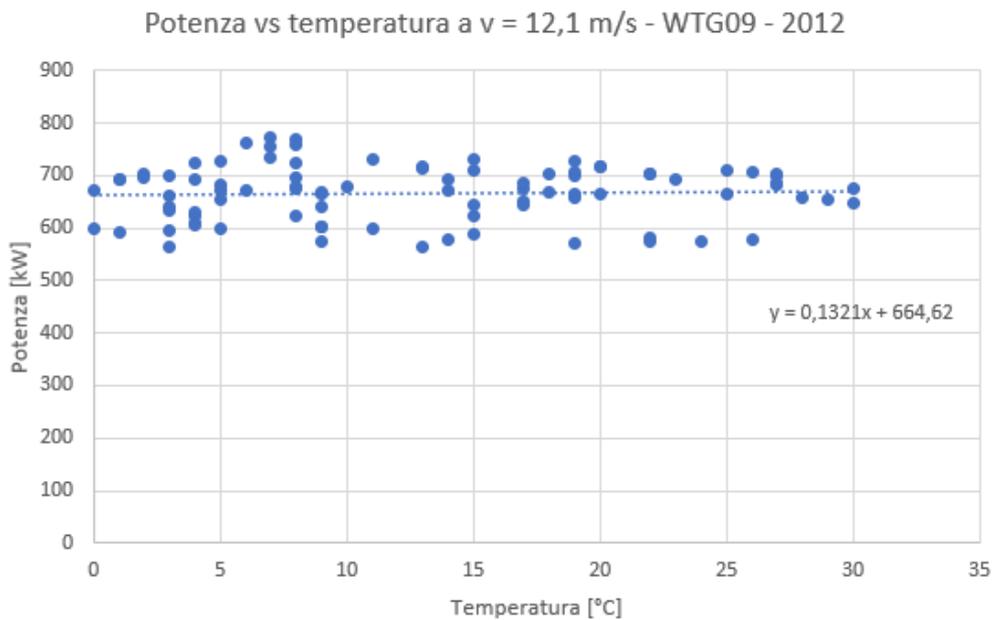
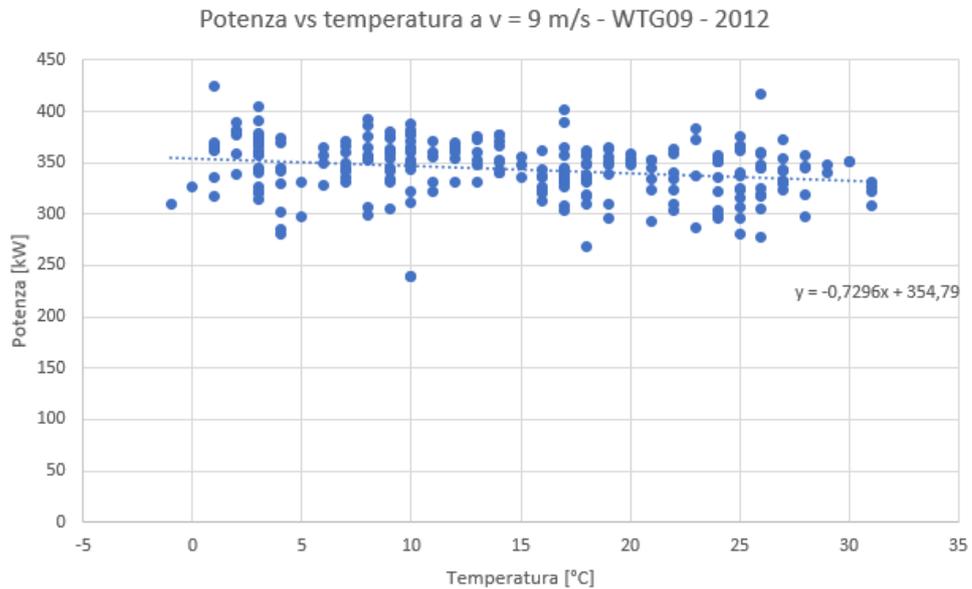
Tab. C.8b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG08)

WTG09



WTG09			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9	16	534,4
Res MIN	12,1	9	521,1

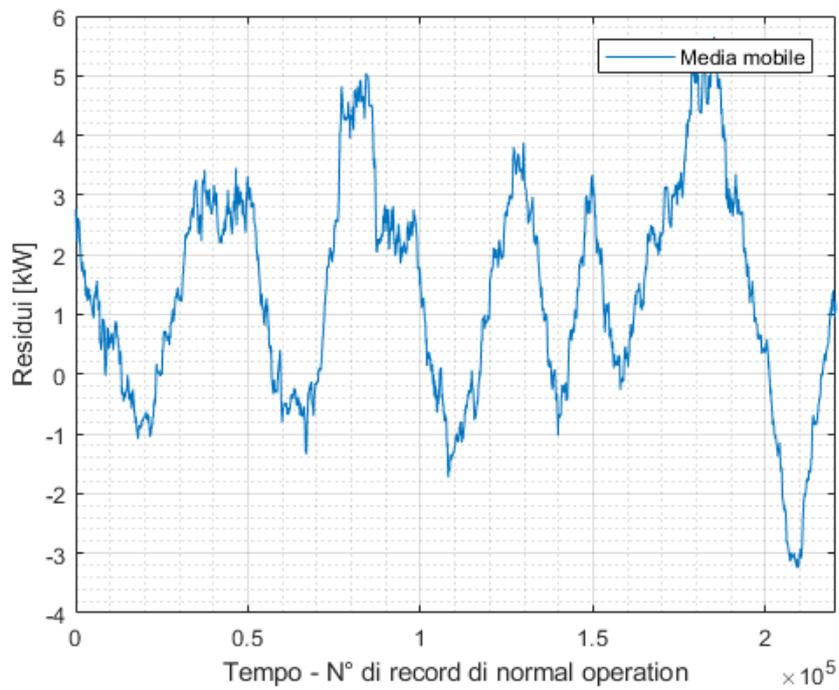
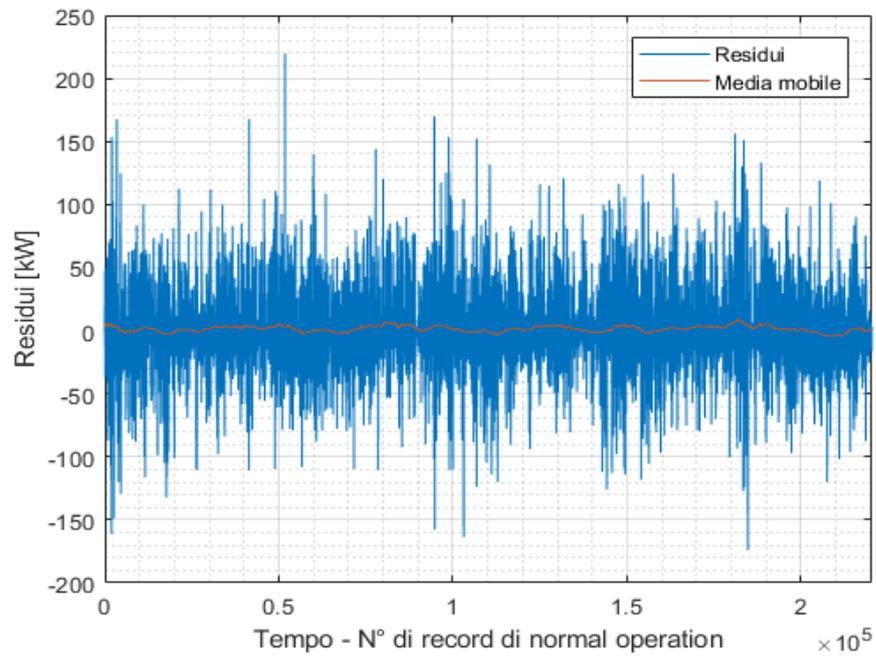
Tab. C.9a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG09)



WTG09					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	191,2836	Metodo Statistico	=	-144,7089
ANN	=	189,0349	ANN	=	-150,4163
Errore percentuale = -1,18%			Errore percentuale = -3,94%		

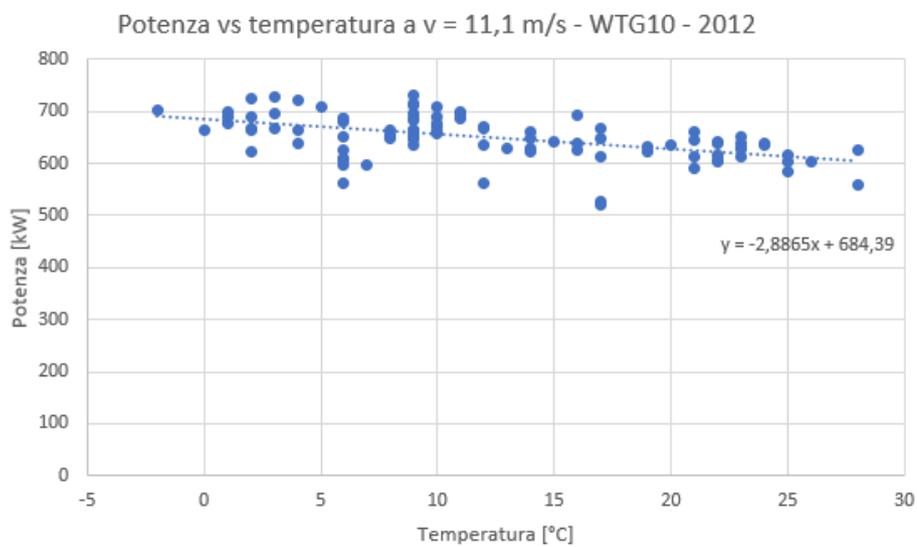
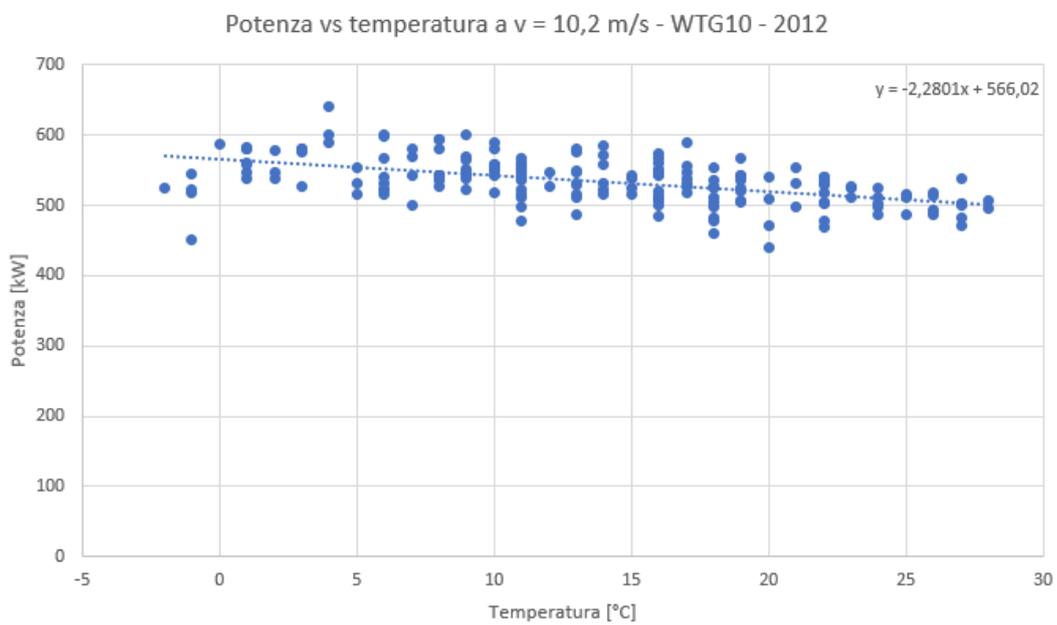
Tab. C.9b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG09)

WTG10



WTG10			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	10,2	12	760
Res MIN	11,1	0	503

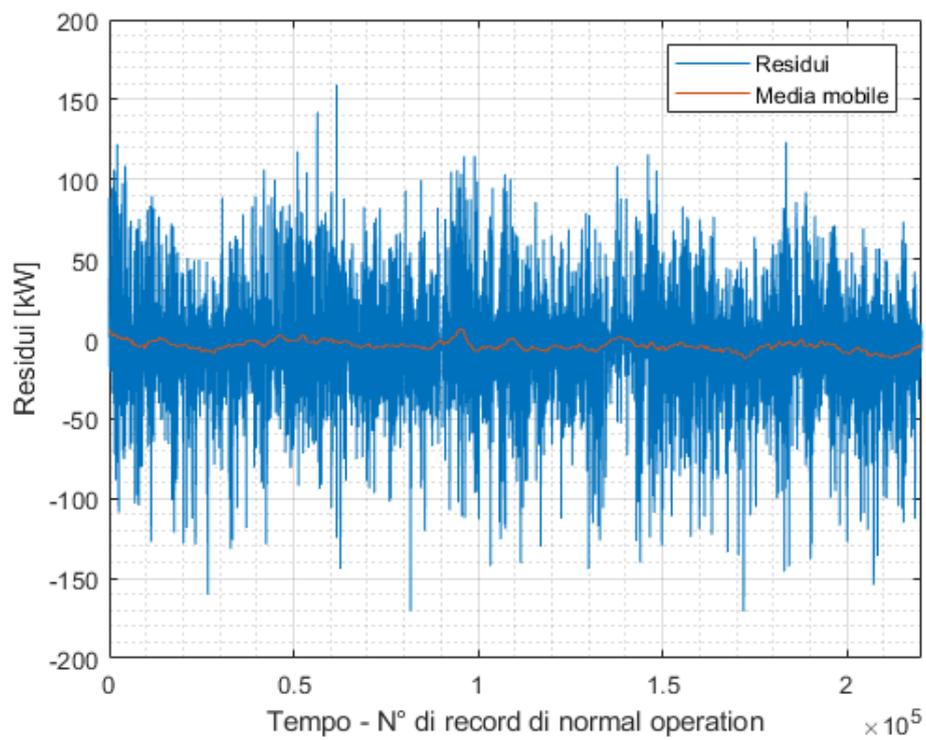
Tab. C.10a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG10)

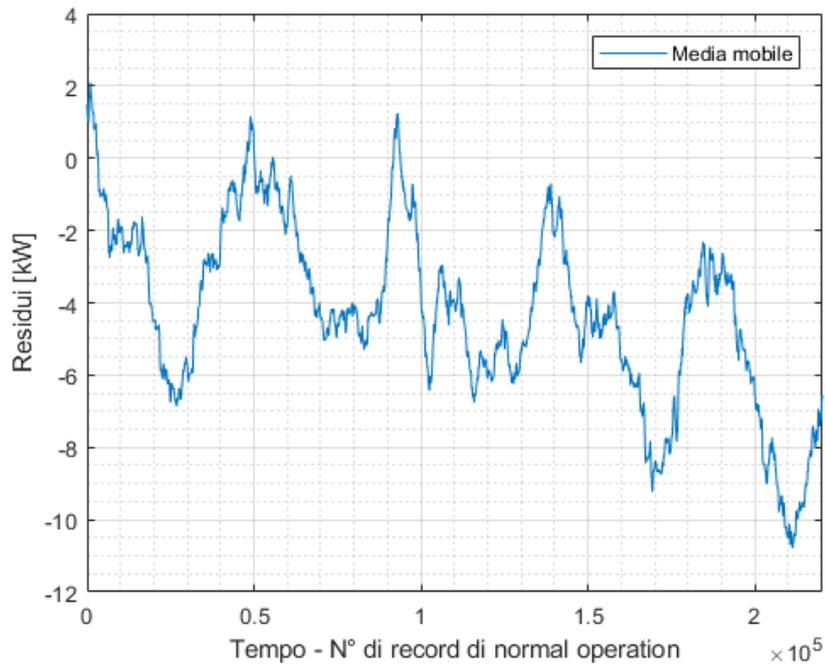


WTG10					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	221,3412	Metodo Statistico	=	-181,39
ANN	=	219,6456	ANN	=	-174,0433
Errore percentuale = -0,77%			Errore percentuale = 4,05%		

Tab. C.10b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG10)

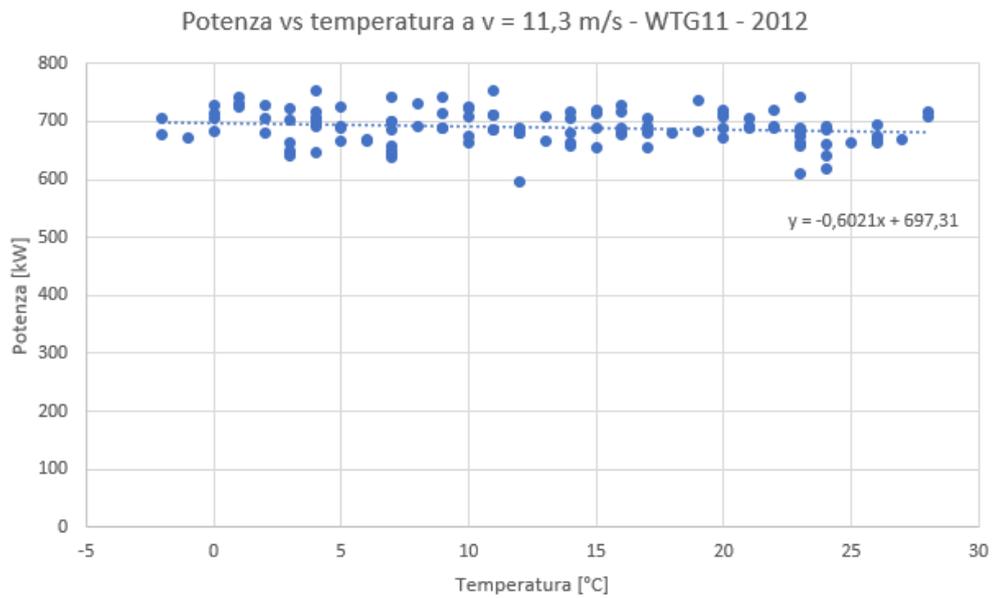
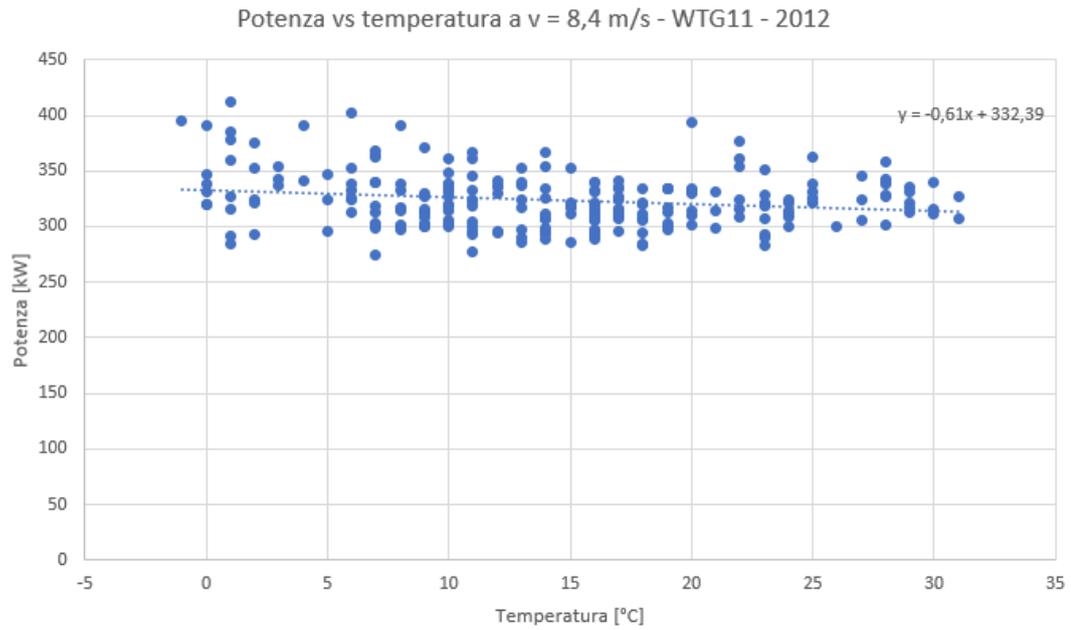
WTG11





WTG11			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	8,4	12	479,9
Res MIN	11,3	17	510,1

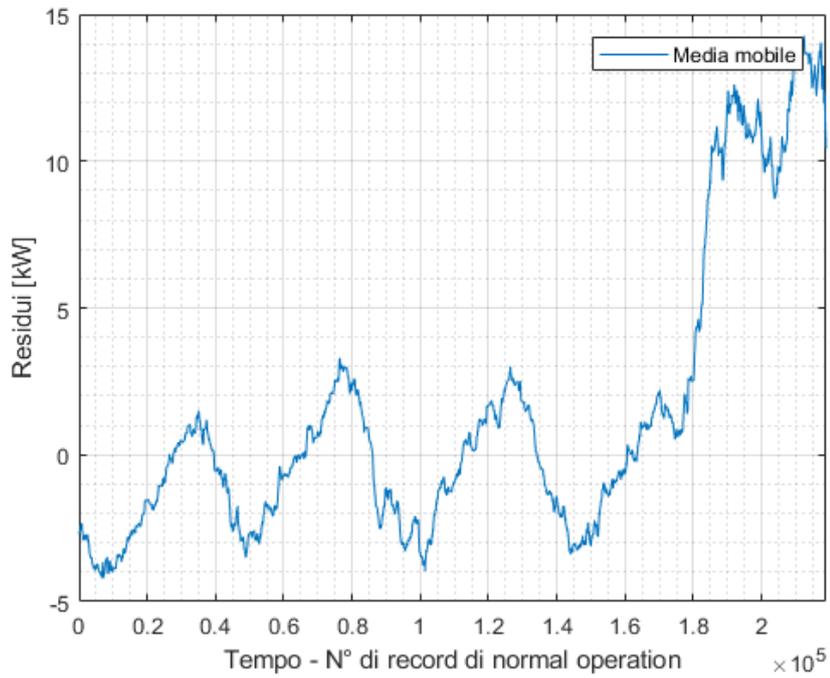
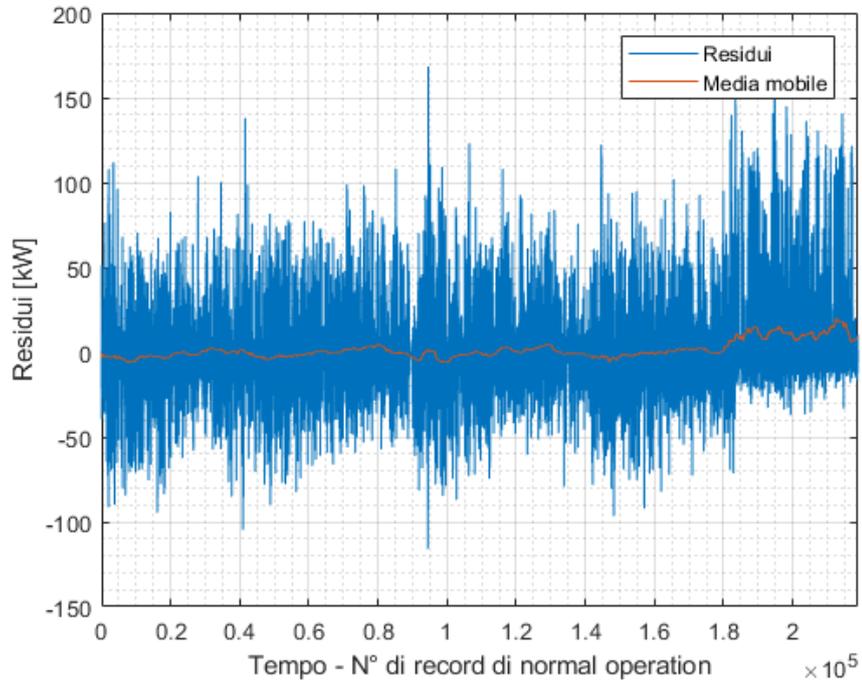
Tab. C.11a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG11)



WTG11			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	154,83	Metodo Statistico = -176,9743
ANN	=	159,2343	ANN = -170,653
Errore percentuale = 2,84%		Errore percentuale = 3,57%	

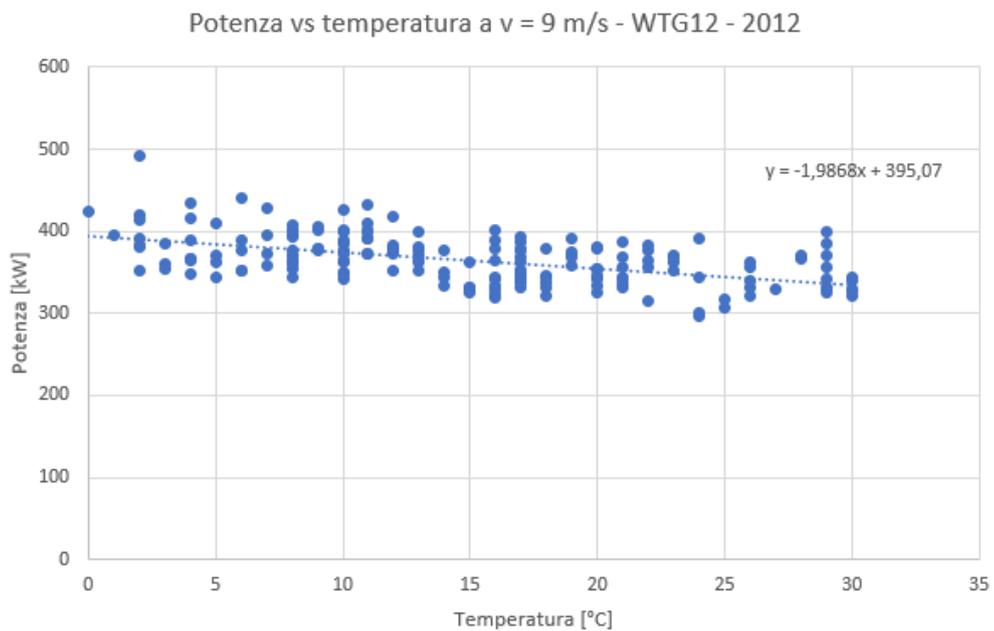
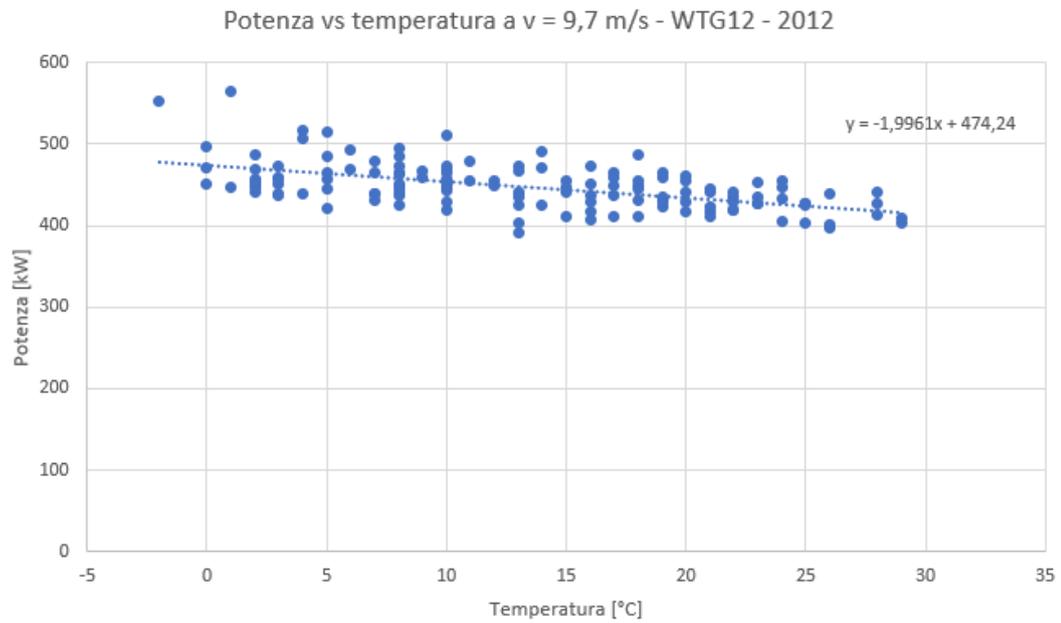
Tab. C.11b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG11)

WTG12



WTG12			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,7	-3	653,3
Res MIN	9	-7	292,8

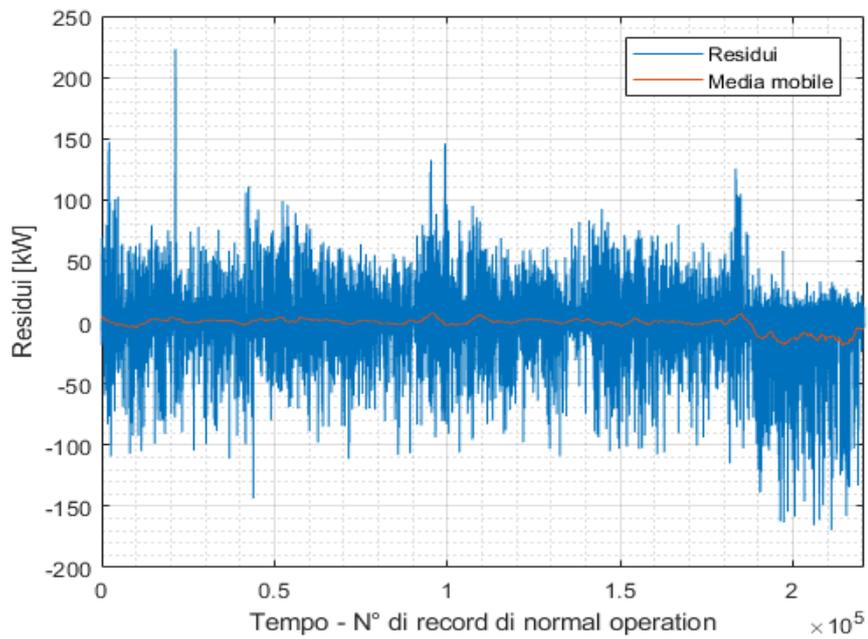
Tab. C.12a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG12)

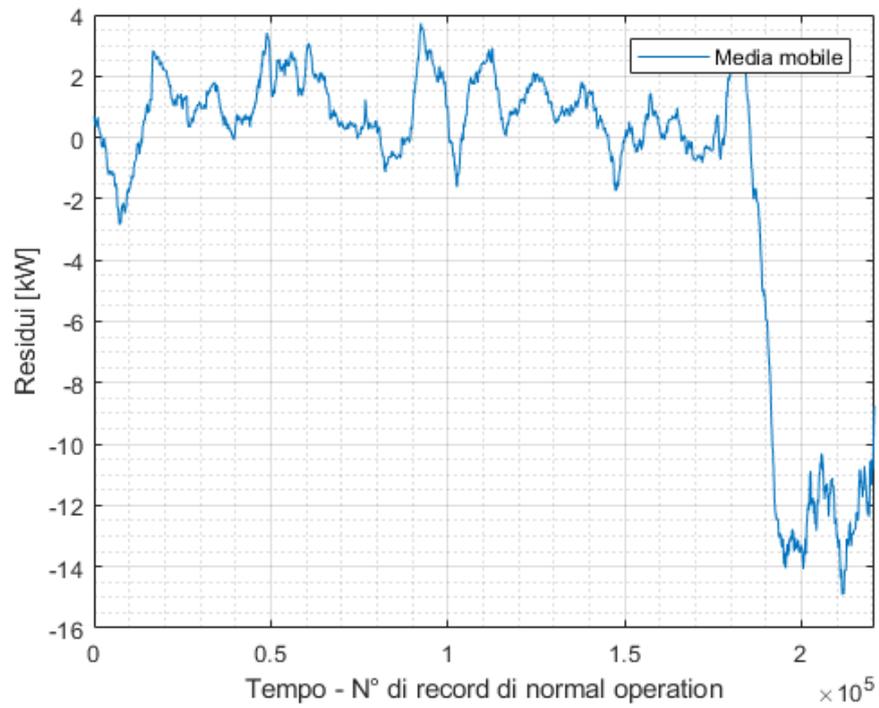


WTG12					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	173,0717	Metodo Statistico	=	-116,1776
ANN	=	168,3578	ANN	=	-115,9947
Errore percentuale = 2,72%			Errore percentuale = -0,16%		

Tab. C.12b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG12)

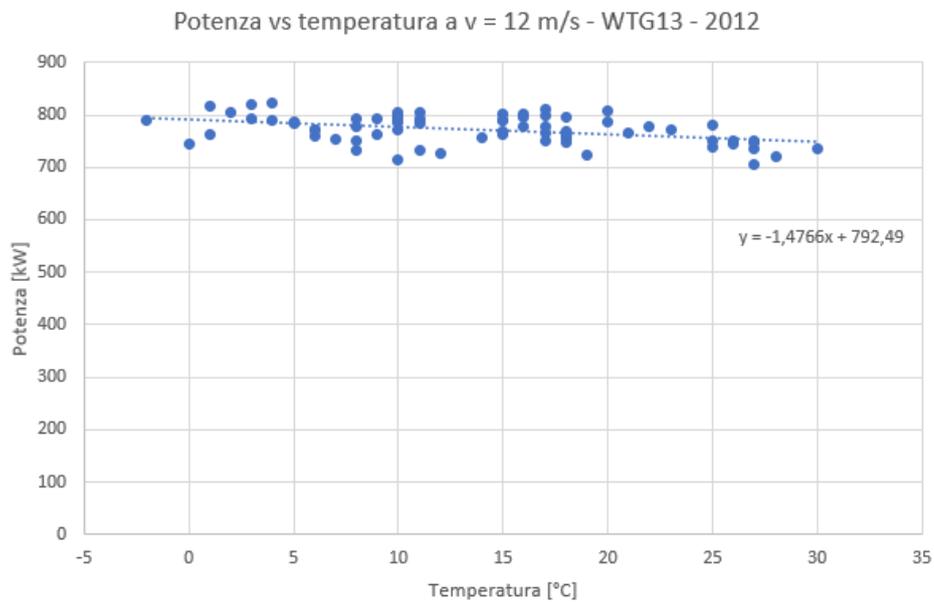
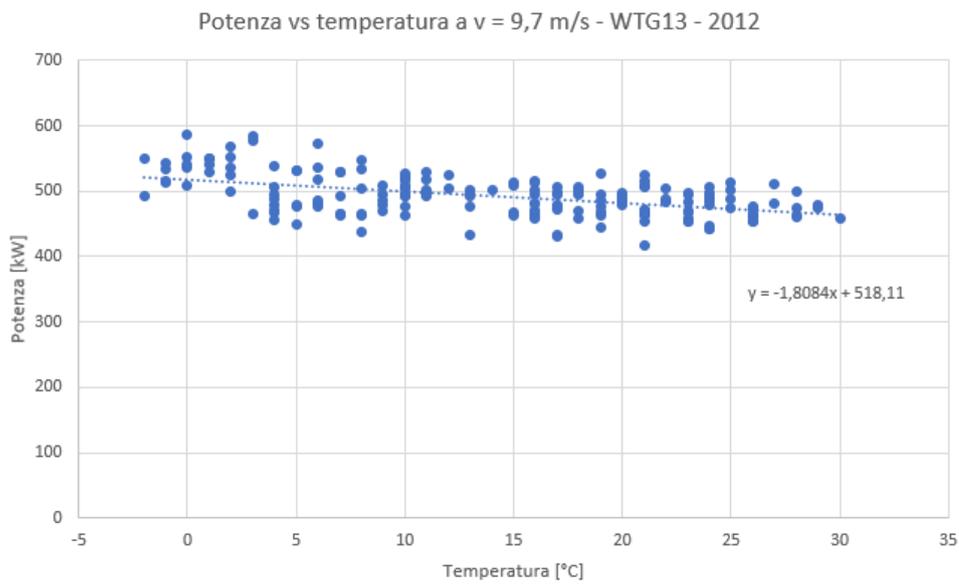
WTG13





WTG13			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,7	25	698,9
Res MIN	12	26	591,8

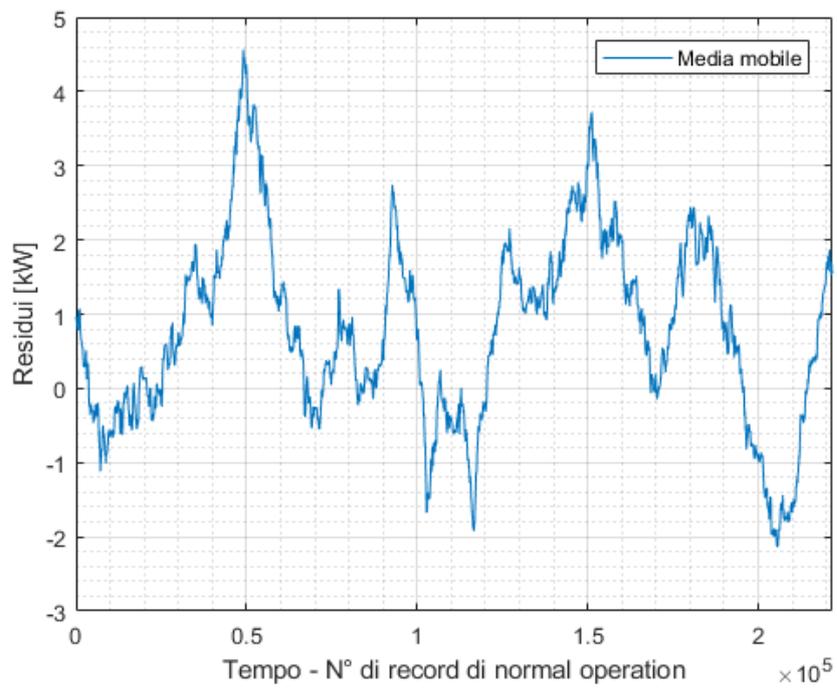
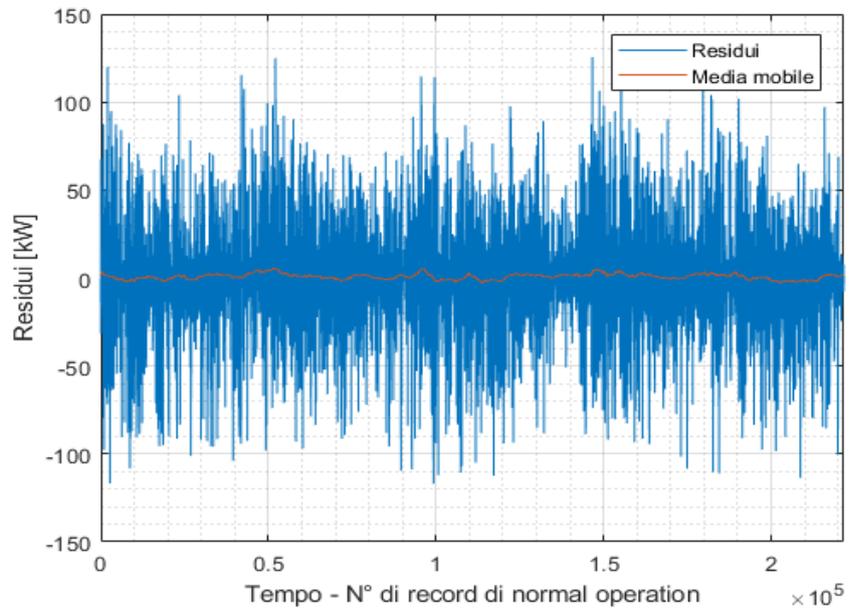
Tab. C.13a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG13)



WTG13				
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	226 kW	Metodo Statistico	= -162,2984 kW
ANN	=	223,1298 kW	ANN	= -169,4958 kW
Errore percentuale = 1,27 %			Errore percentuale = -4,43%	

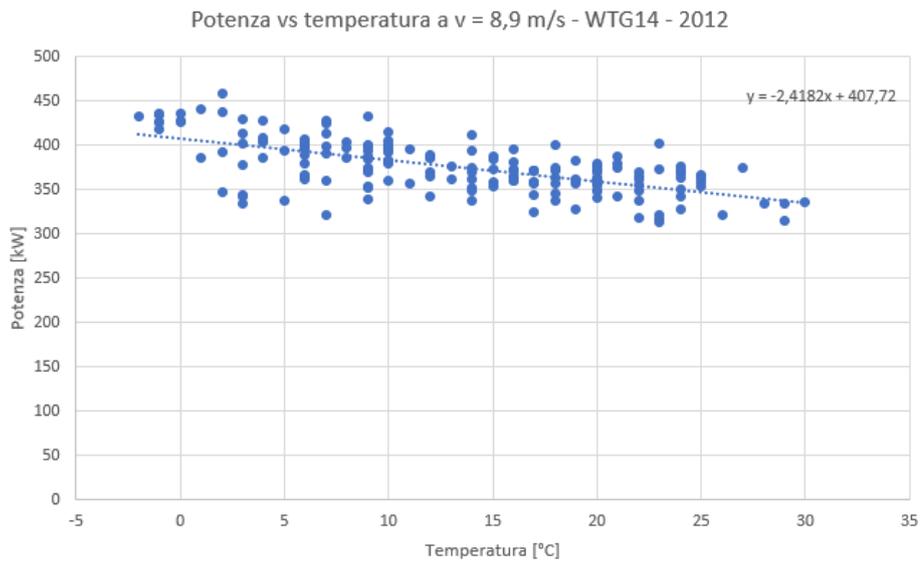
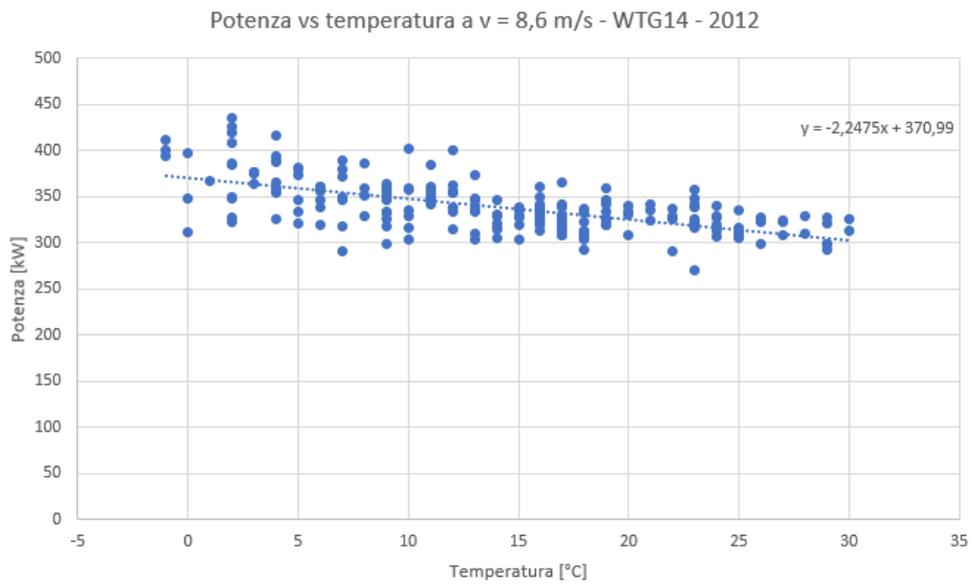
Tab. C.13b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG13)

WTG14



WTG14			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	8,6	13	470,2
Res MIN	8,9	-1	297,1

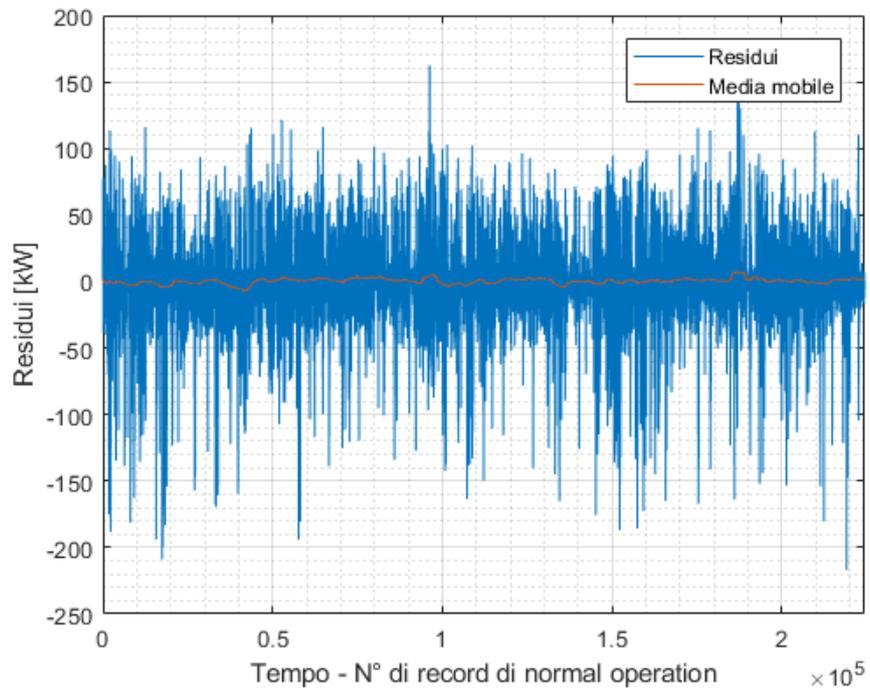
Tab. C.14a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG14)

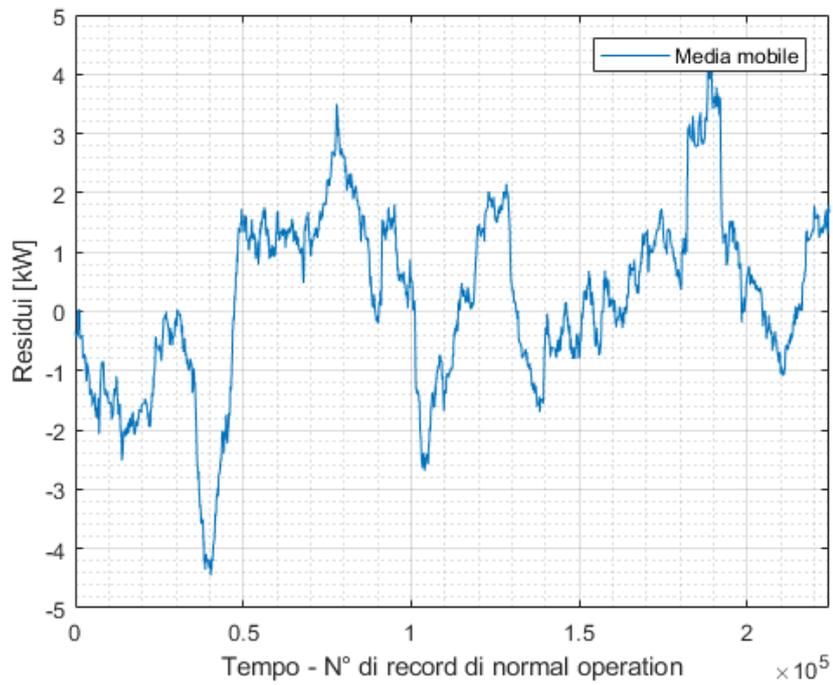


WTG14					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	128,4275	Metodo Statistico	=	-113,0382
ANN	=	132,4629	ANN	=	-116,9488
Errore percentuale = 3,14%			Errore percentuale = -3,46%		

Tab. C.14b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG14)

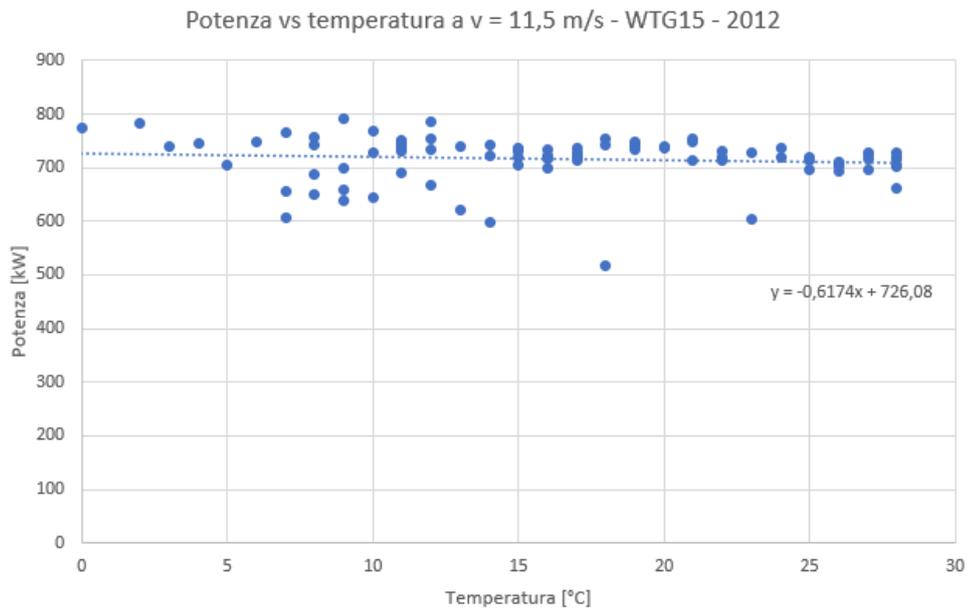
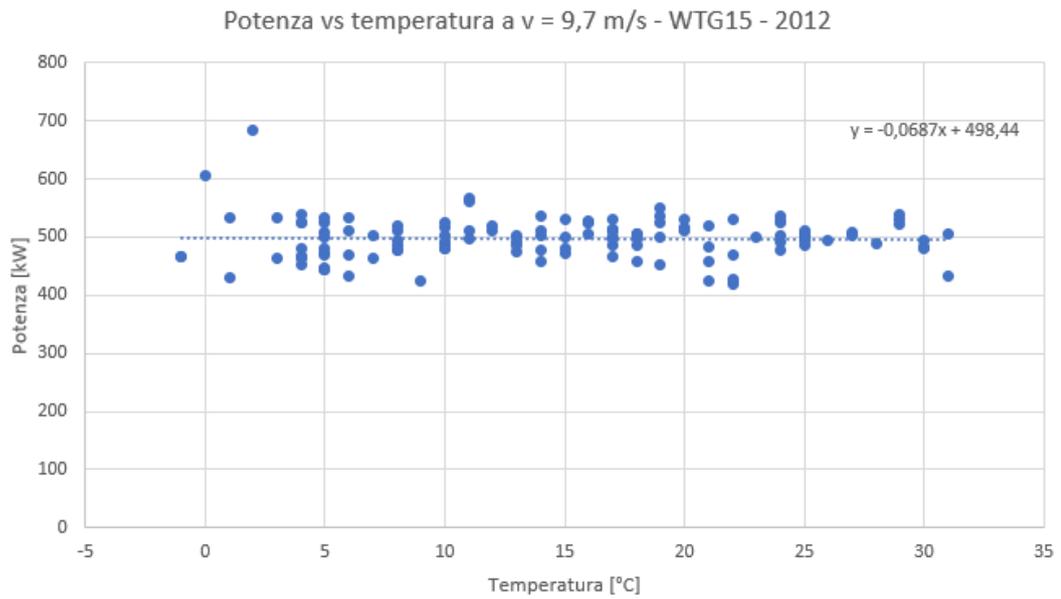
WTG15





WTG15			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,7	-5	658,8
Res MIN	11,5	20	501,7

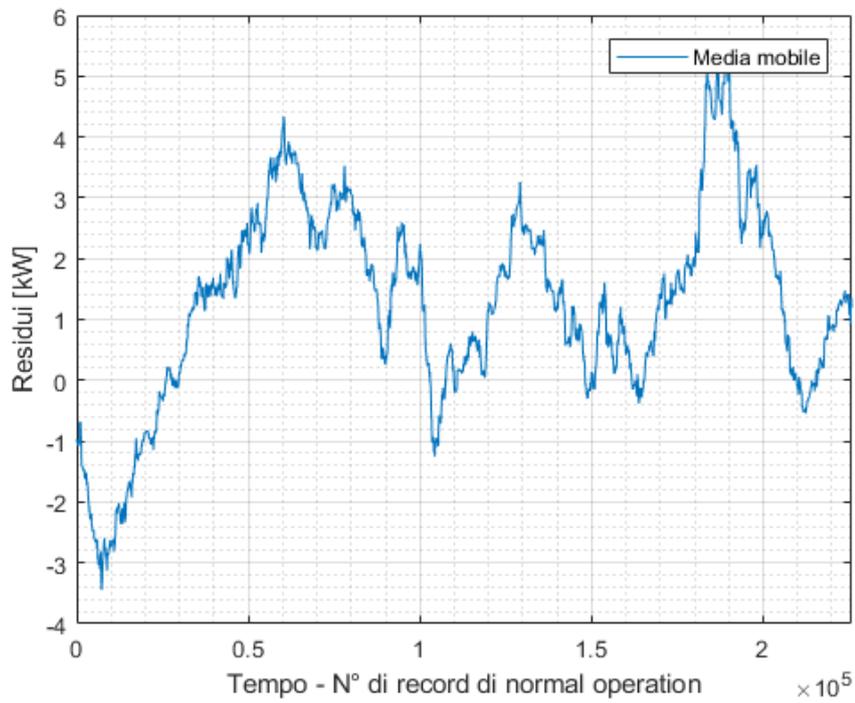
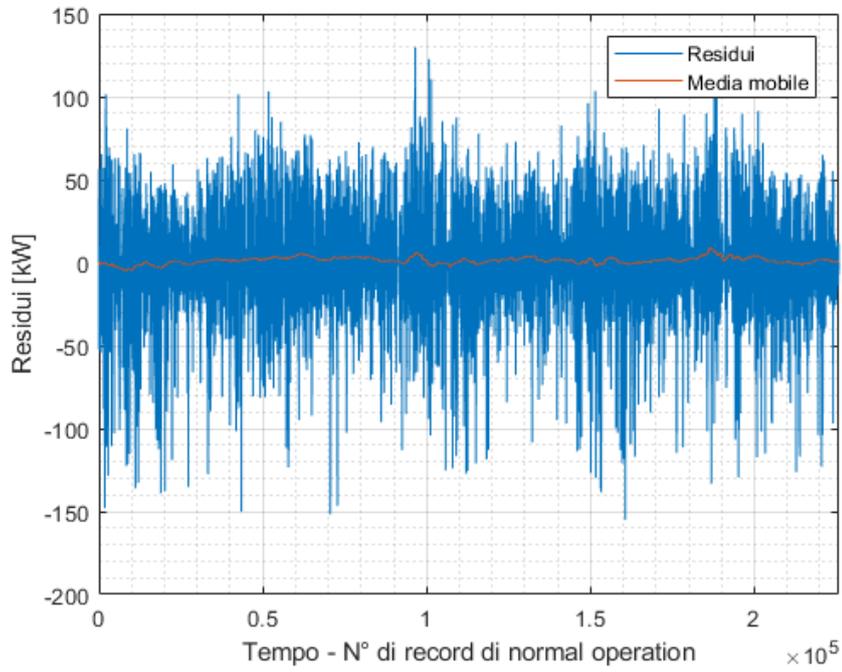
Tab. C.15a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG15)



WTG15			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	160,0165	Metodo Statistico = -212,032
ANN	=	162,4165	ANN = -216,9665
Errore percentuale = 1,50%		Errore percentuale = -2,33%	

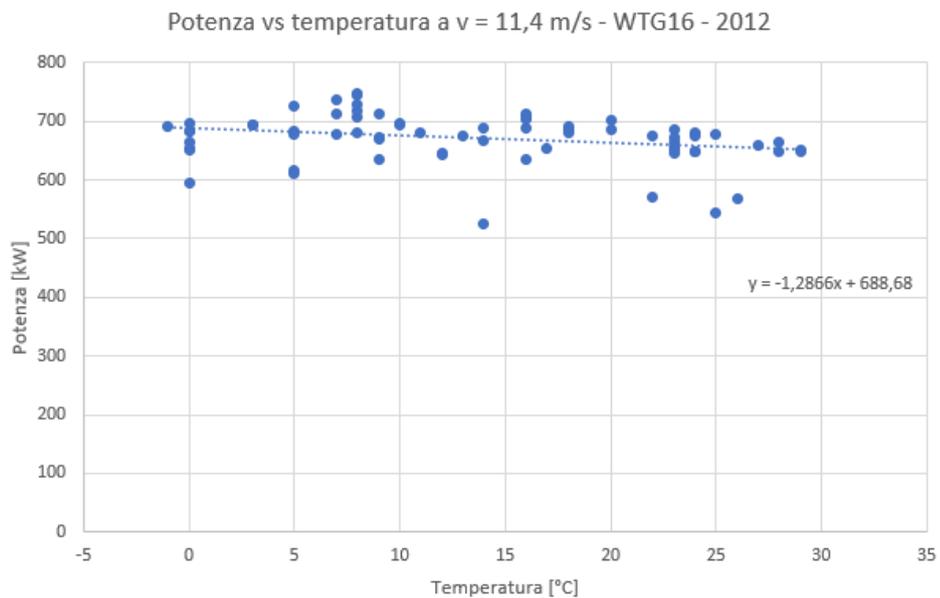
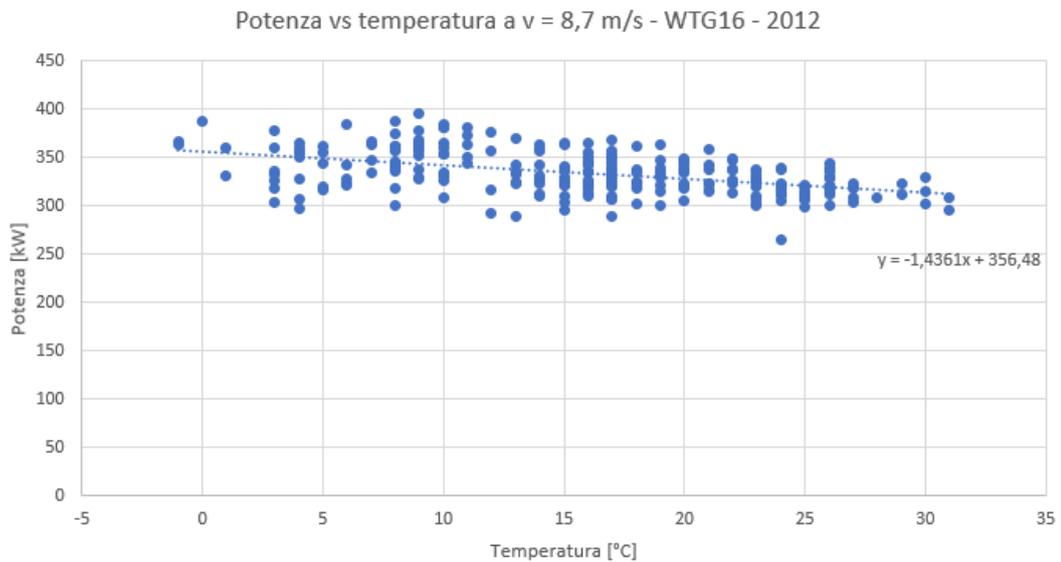
Tab. C.15b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG15)

WTG16



WTG16			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	8,7	-2	493,1
Res MIN	11,4	12	519,3

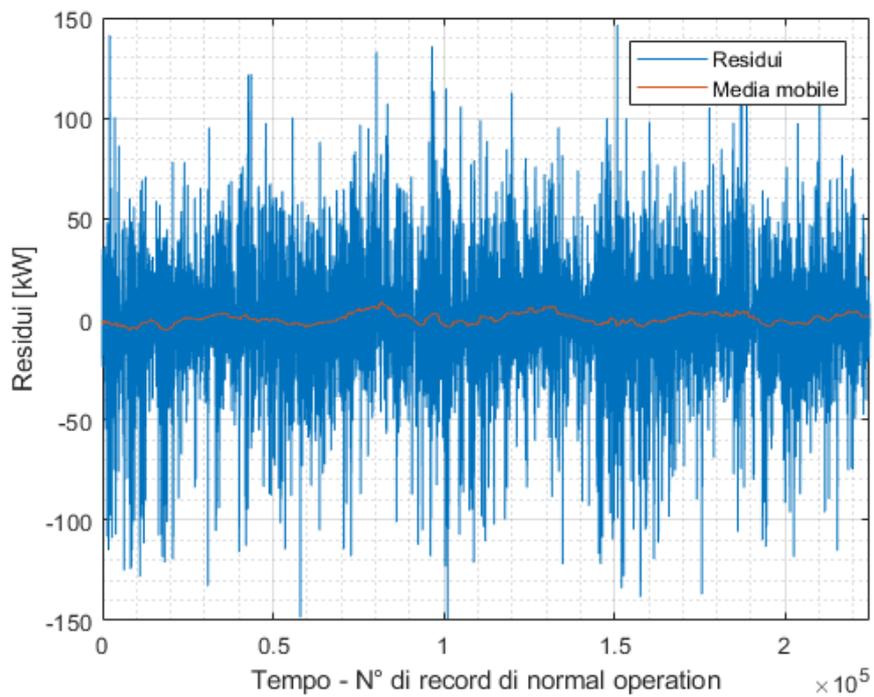
Tab. C.16a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG16)

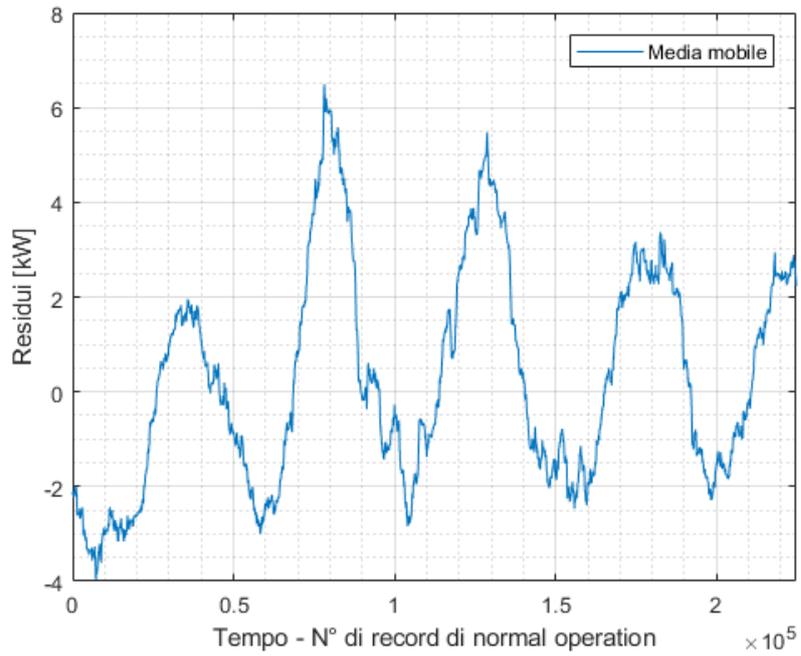


WTG16					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	133,7478	Metodo Statistico	=	-153,9408
ANN	=	129,7078	ANN	=	-154,9397
Errore percentuale = -3,02%			Errore percentuale = -0,65%		

Tab. C.16b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG16)

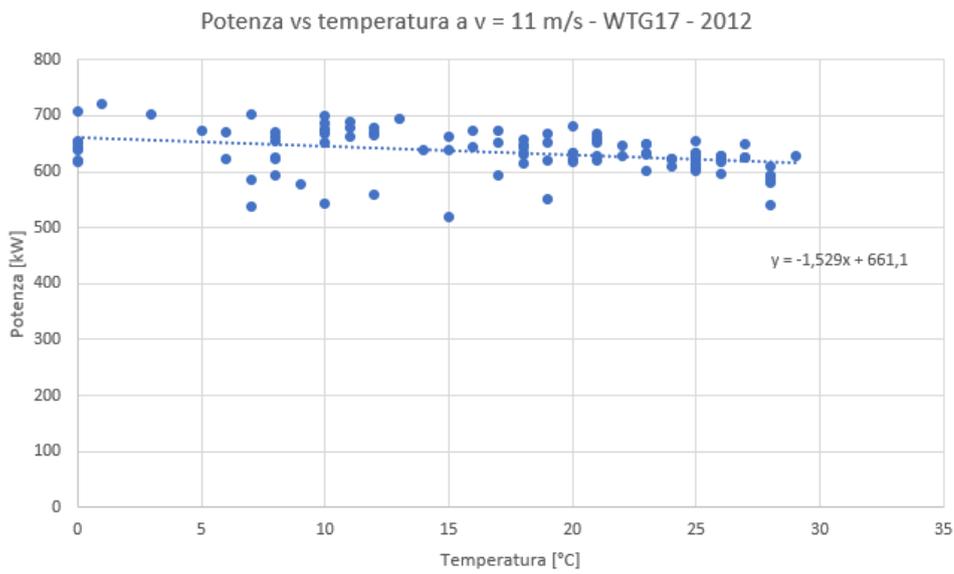
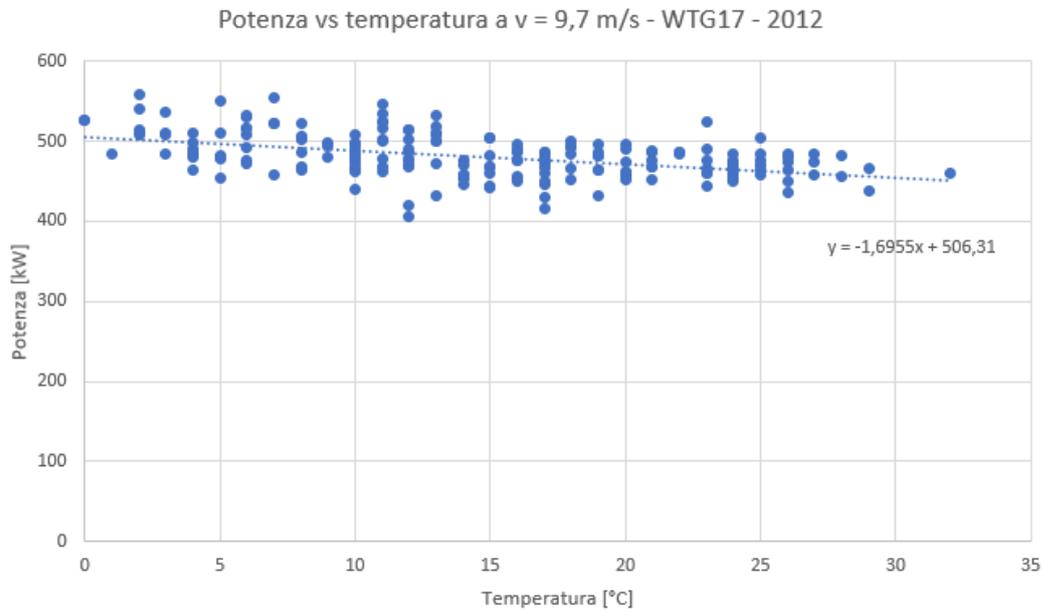
WTG17





WTG17			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	9,7	16	625,3
Res MIN	11	4	507,9

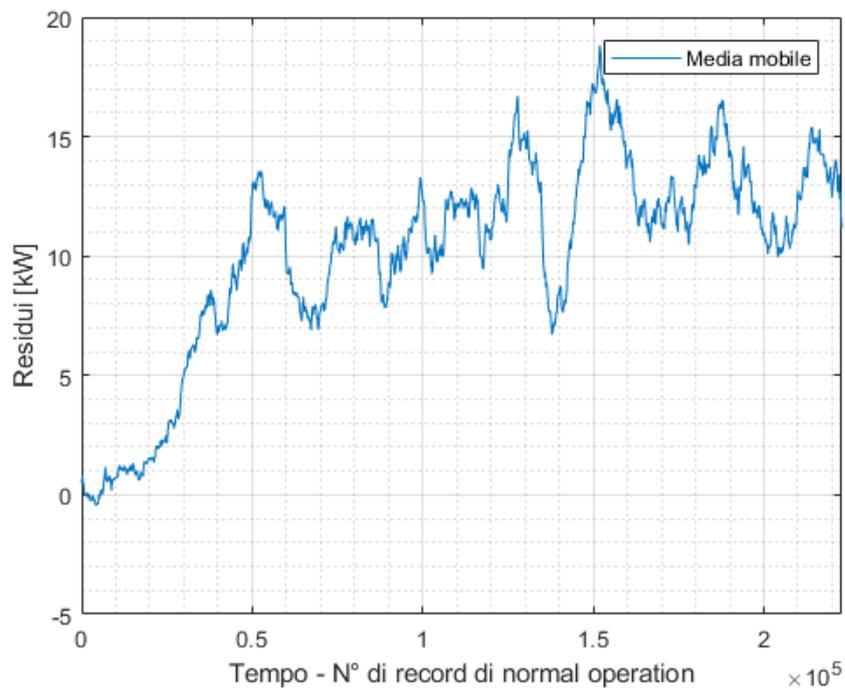
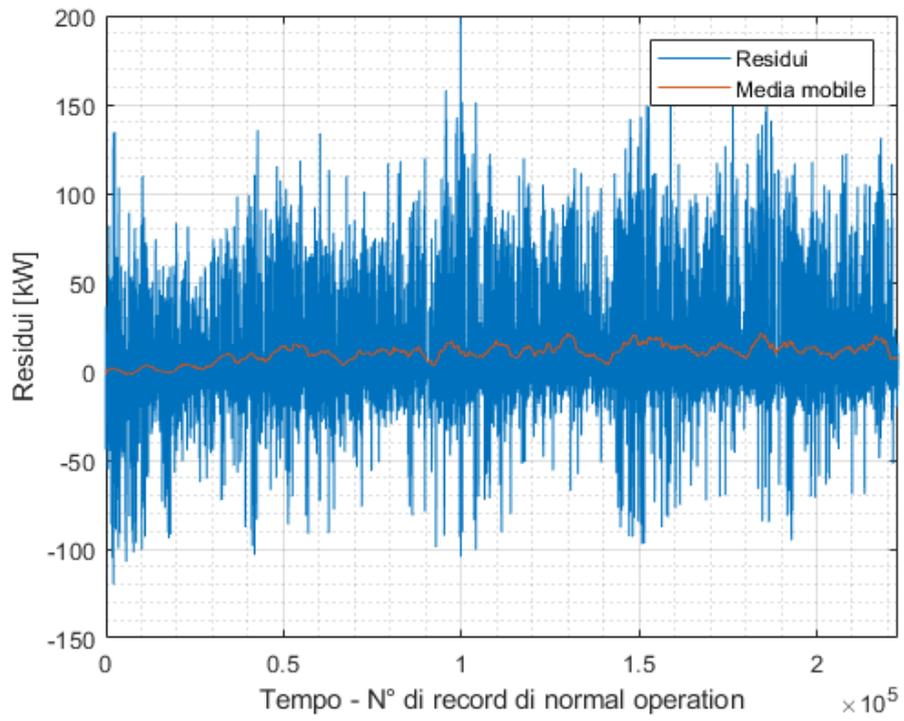
Tab. C.17a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG17)



WTG17			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	146,118	Metodo Statistico = -147,084
ANN	=	146,3668	ANN = -149,0987
Errore percentuale = 0,17%		Errore percentuale = -1,37%	

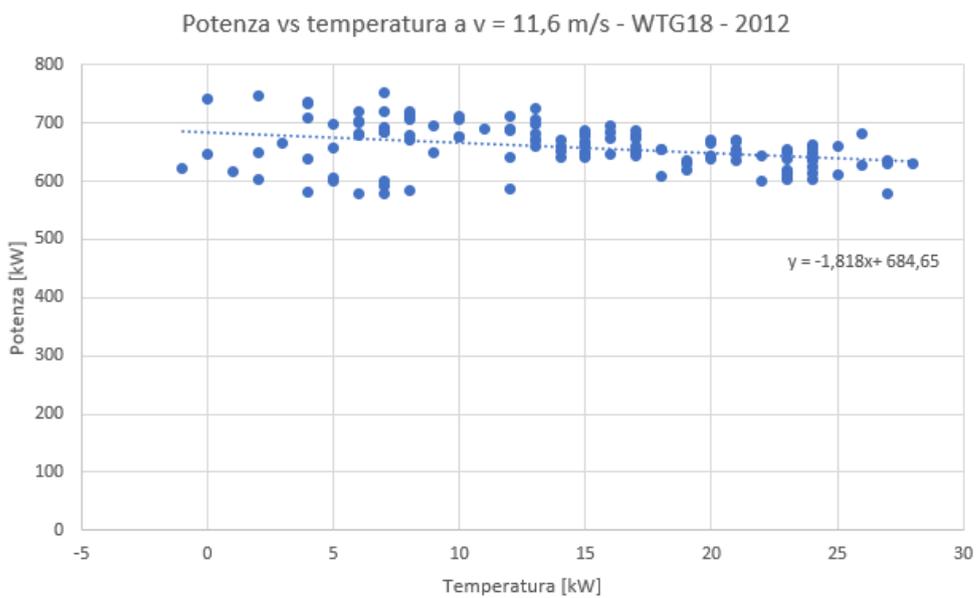
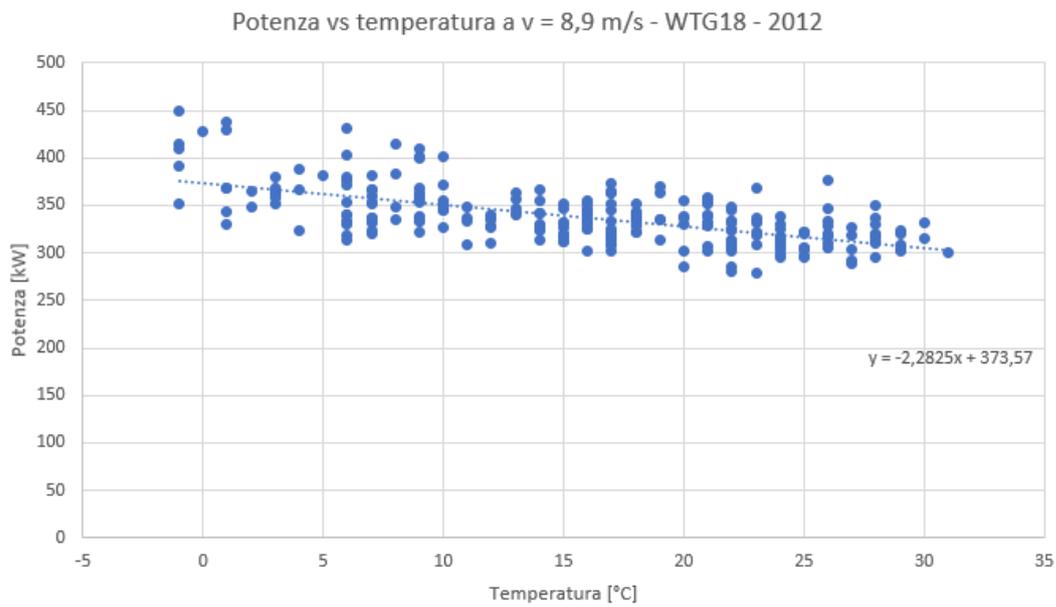
Tab. C.17b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG17)

WTG18



WTG18			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	8,9	7	558,8
Res MIN	11,6	-1	580,1

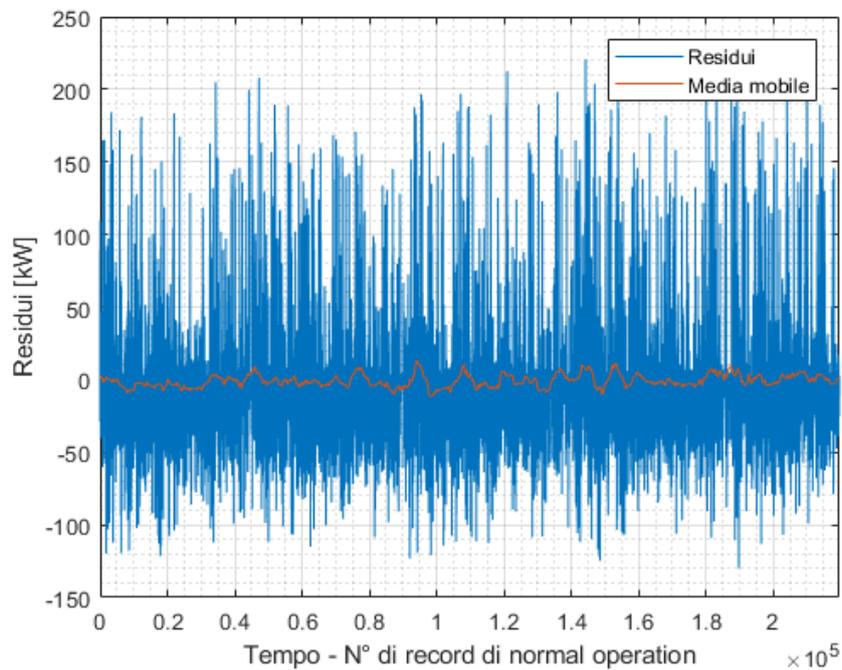
Tab. C.18a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG18)

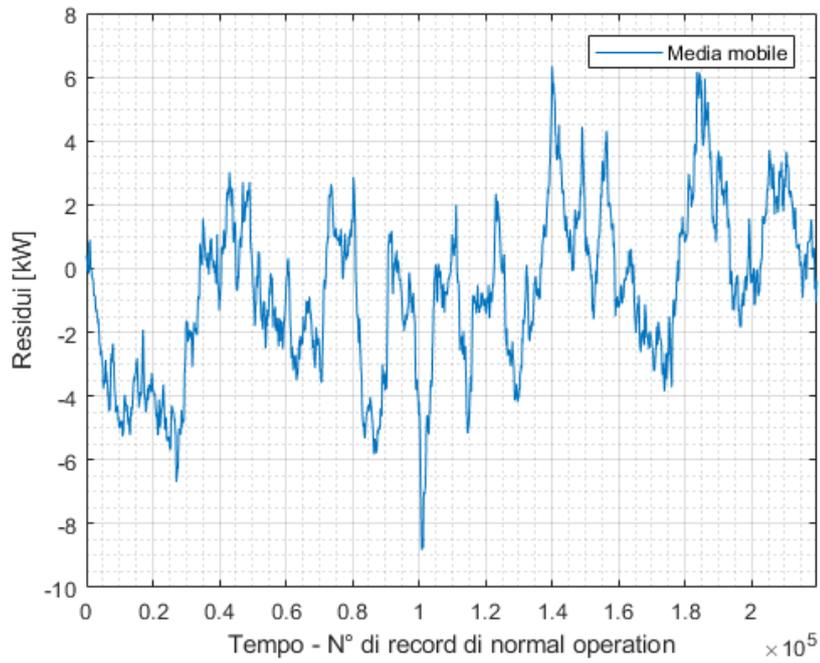


WTG18					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	201,2075	Metodo Statistico	=	-106,368
ANN	=	199,0445	ANN	=	-119,8378
Errore percentuale = -1,08%			Errore percentuale = -12,66%		

Tab. C.18b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG18)

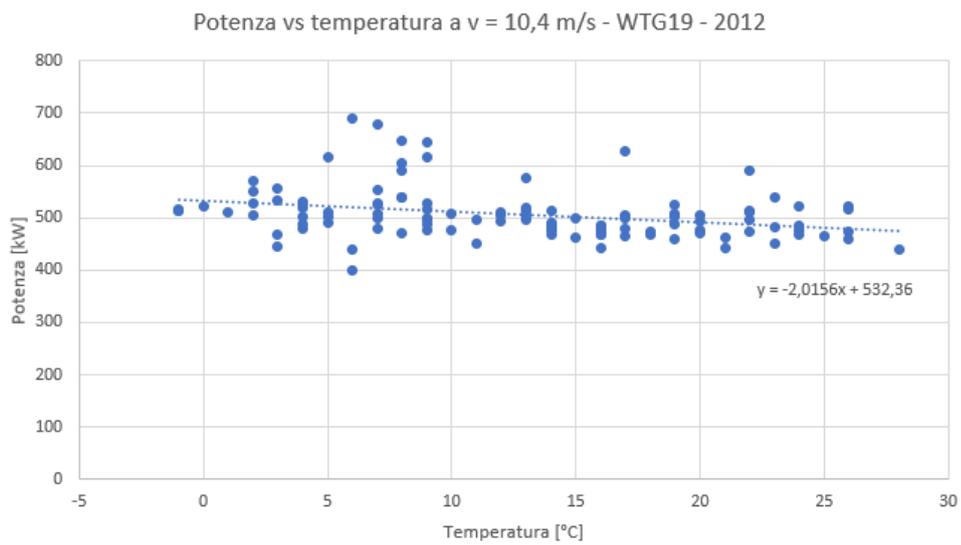
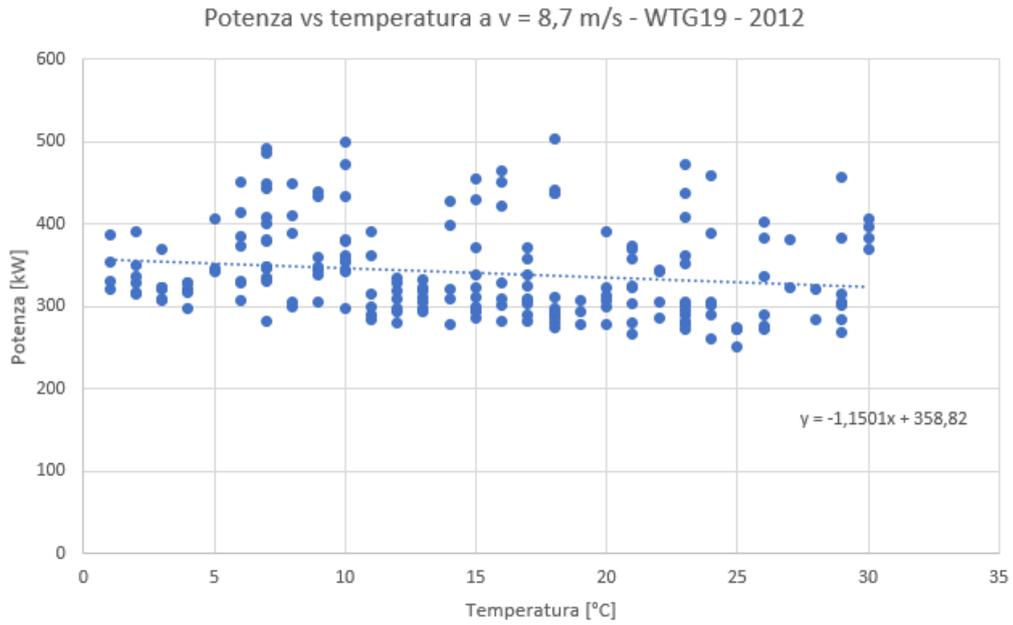
WTG19





WTG19			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	8,7	8	560,1
Res MIN	10,4	4	398,8

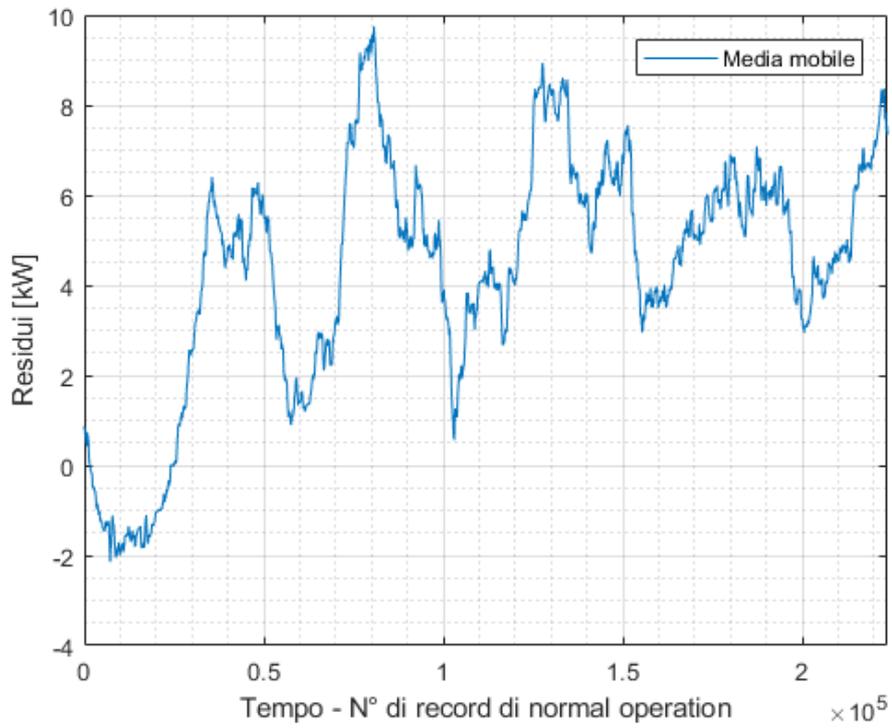
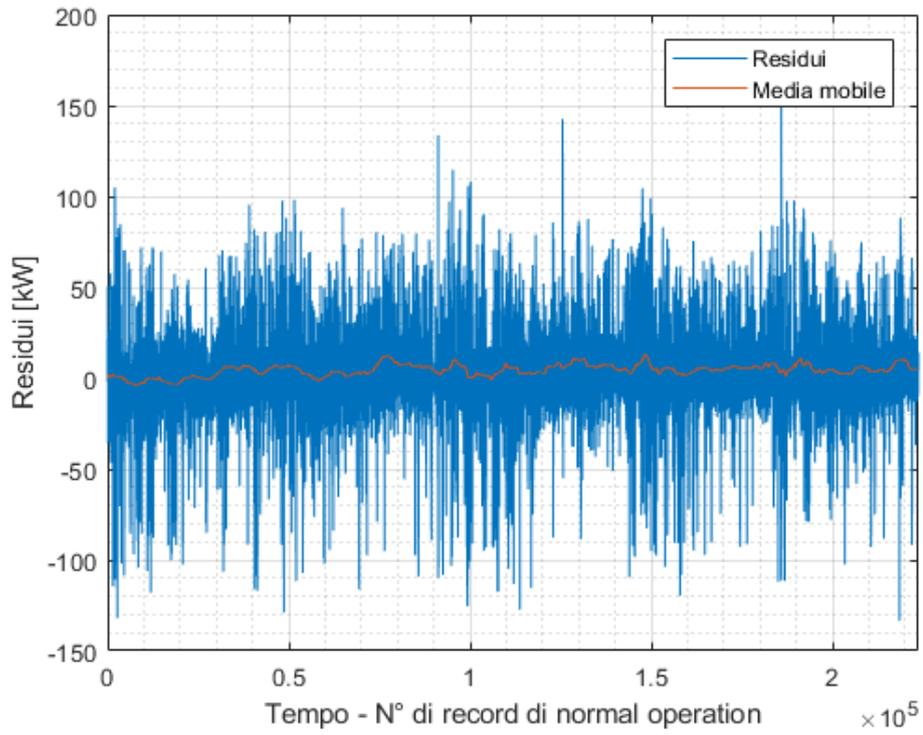
Tab. C.19a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG19)



WTG19			
RESIDUO MAGGIORE		RESIDUO MINORE	
Metodo Statistico	=	210,4808	Metodo Statistico = -125,4976
ANN	=	220,8198	ANN = -129,7571
Errore percentuale = 4,91%		Errore percentuale = -3,39%	

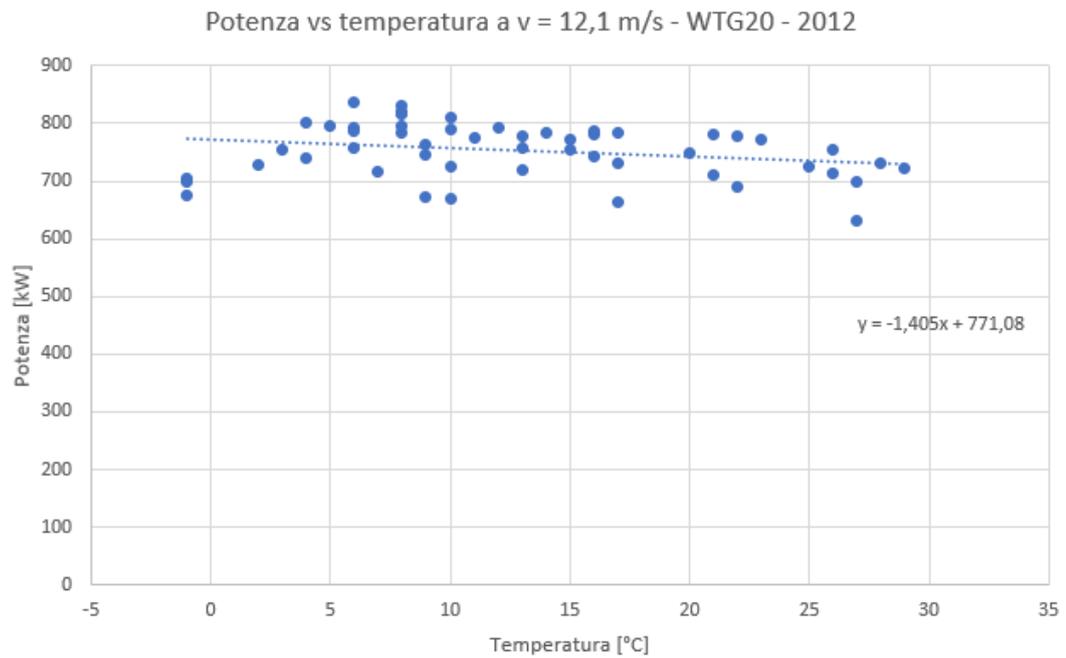
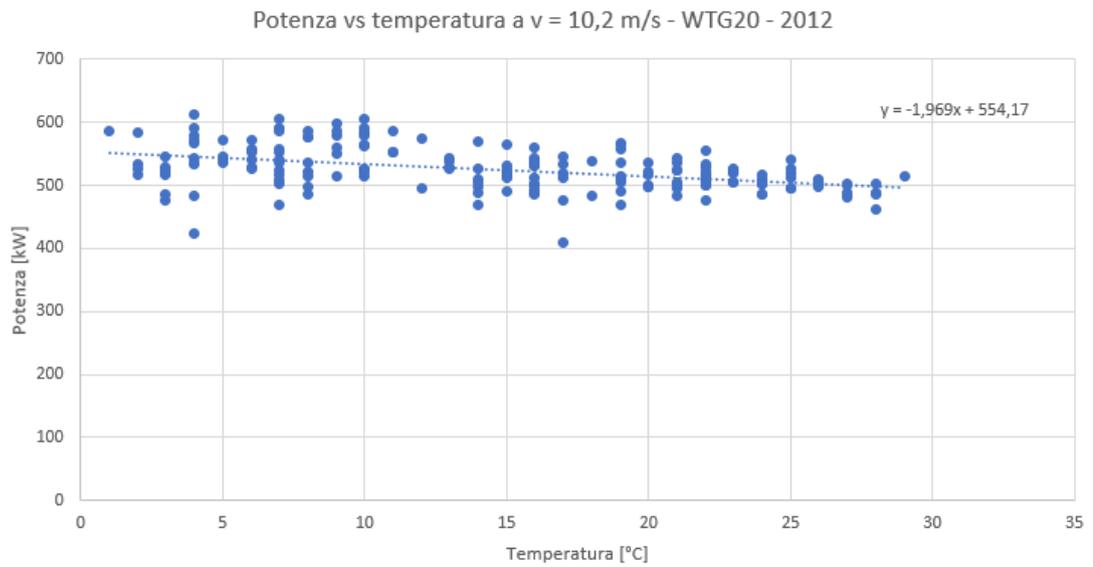
Tab. C.19b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG19)

WTG20



WTG20			
	Velocità [m/s]	Temperatura [°C]	Potenza [kW]
Res MAX	10,2	-9	704,4
Res MIN	12,1	19	616,9

Tab. C.20a - Condizioni del vento nei 10 minuti corrispondenti al residuo massimo e al residuo minimo (WTG20)



WTG20					
RESIDUO MAGGIORE			RESIDUO MINORE		
Metodo Statistico	=	132,509	Metodo Statistico	=	-127,485
ANN	=	151,2337	ANN	=	-133,4724
Errore percentuale = 14,13%			Errore percentuale = -4,70%		

Tab. C.20b – Confronto dei residui calcolati tramite ANN e metodo statistico (WTG20)

Riferimenti bibliografici

- [1] Burton T., Bossanyi E., Jenkins N., Sharpe D., *Wind Energy Handbook (2nd edition)*, s.l., Wiley, 2011
- [2] Hau E., *Wind Turbines. Fundamentals, Technologies, Application, Economics (2nd edition)*, Berlin, Springer, 2006
- [3] Manwell J.F., McGowan J.G., Rogers A.L., *Wind Energy Explained. Theory, Design and Application (2nd edition)*, UK, Wiley, 2009
- [4] Vaishali Sohoni, S. C. Gupta, and R. K. Nema, *A Critical Review on Wind Turbine Power Curve Modelling Techniques and Their Applications in Wind Based Energy Systems*, in “*Journal of Energy*”, vol. 2016, Article ID 8519785, 18 pages, 2016. doi:10.1155/2016/8519785
- [6] Andrew Kusiak, Wenyan Li, *The prediction and diagnosis of wind turbine faults*, in “*Renewable Energy*”, vol. 36, Issue 1, January 2011, Pages 16-23

- [7] Soldi G., *Valutazione dell'affidabilità e manutenibilità dei principali modelli di turbine eoliche presenti in Italia*, Tesi di Laurea Magistrale discussa presso Università degli Studi di Firenze, A.A. 2015/2016
- [8] Lindahl S., *DELVE Wind User Manual*, s.l., 23 Jun 2017
- [9] Onder Uluyol, G. Parthasarathy, W. Foslien, K. Kim, *Power Curve Analytic for Wind Turbine Performance Monitoring and Prognostics*, Honeywell, 2011
- [10] J. K. Lundquist, *Atmospheric Stability Impacts on Wind Turbine Performance*. Renewable and Sustainable Energy Institute (RASEI), 2011
- [11] Martin T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale, O. De Jesùs, *Neural Network Design (2nd edition)*, USA, 2014
- [12] Vestas Technology R&D, *VOG, Vestas Overspeed Guard*, Denmark, 2009
- [13] *Andres Guggeri, Martín Draper, Alvaro Díaz, Vasilii Netesov, Monitoring Wind Turbines Using SCADA (Performance Evaluation Strategies Based on Raw Data)*, Uruguay, Ventus, Nov 2017
- [14] M. H. Beale, Martin T. Hagan, H. B. Demuth, *MATLAB Neural Network's User Guide*, USA, Sept 2017 ed.
- [15] Standard IEC 61400-1 A1, 2010: IEC 61400-1 A1 Ed.3: Amendment 1 to IEC 61400-1, Ed.3: *Wind turbines – Part 1: Design requirements*
- [16] Standard IEC 61400-12-1, 2005: IEC 61400-12-1 Ed.1: *Wind turbines – Part 12-1: Power performance measurements of electricity producing wind turbines*
- [17] Technical specification IEC 61400-26-1, 2010: *WIND TURBINES - Part 26 - 1: Time based availability for wind turbines*
- [18] Technical specification IEC 61400-26-2, 2012: *WIND TURBINES - Part 26 - 2: Energy based availability for wind turbines*
- [19] M. Wilkinson, B Sarnell, T. Van Delft, K Harman, *Comparison of Methods for Wind Turbine Condition Monitoring with SCADA Data*, GL Garrad Hassan, UK, 2013
- [20] Vestas Technology R&D, *General Specification Vestas V52-850 kW*, Denmark, 2008
- [21] H. Van Radecke, *Turbulence correction for power curves*, DEWEK, Wilhelmshaven, 2004

[22] E.L. Petersen, N. G. Mortensen, L. Landberg, H. P. Frank, *Wind Power Meteorology*, Vol. Risø-I-1206(EN). Risø National Laboratory, Roskilde, Denmark, 1997

[23] J. P. Molly, *Windenergie*, Verlag C.F. Müller GmbH, Karlsruhe, Germany, 1990

[24] A. Albersl, C. Hinsch, *Abhängigkeit des Leistungsverhalten großer Windenergieanlagen von verschiedenen meteorologischen Parametern*, DEWI Magazin Nr. 9 pag 40-49, Wilhelmshaven, 1996

Ringraziamenti

Desidero ringraziare in primo luogo i miei correlatori, nonché tutor aziendali, ovvero gli ingegneri Giovanni De Matteo, Marco Moschini e Francesco Bedani, i quali mi hanno seguito durante i mesi di permanenza presso gli uffici di EDF Energies Nouvelles Services Italia e sono sempre stati disponibili a chiarire qualsiasi dubbio. Ringrazio anche Stefano, Keiji, Massimo P., Massimo Z., Maurizio, Giosuè, Alessandro, Corrado, Luigi, Valeriano, Guilhem, Antonio C., Luisella, Antonio L., Timothy, Maria Giovanna, Valentina, Alice, Vittorio, Barbara, Manuela e Rossella per avermi fatto sentire a casa sin dal primo giorno durante il tirocinio.

Il mio secondo ringraziamento va al Prof. Ing. Domiziano Mostacci, il quale mi ha seguito durante la redazione di questa Tesi e aiutato nei momenti di difficoltà con preziosi consigli.

Il “grazie” più sentito va sicuramente a Rachele, la quale, oltre ad aver sopportato i miei sfoghi quotidiani, ha sempre creduto in me e mi ha sempre spronato a migliorarmi durante questo percorso di studi.

Un grandissimo ringraziamento va ai miei compagni di corso Alessandro, Filippo, Linda, Luca, Giacomo So., Giacomo Se. e Fabrizio, veri amici oltre che semplici

colleghi, assieme ai quali ho affrontato qualsiasi e talvolta folle avventura universitaria.

Ringrazio la mia famiglia, mio babbo Paolo, mia mamma Fernanda, mio fratello Luca, mia cognata Tiziana e anche i miei nipotini Samuele e Simone per avermi ben educato e per avermi dato la possibilità di raggiungere questo importante traguardo.

Vorrei poi ringraziare i miei amici di sempre Nicola, Nicolas, Marco, Gian Maria, Riccardo, Filippo A., Giacomo Se., Giacomo Si., Valerio, Filippo M. ed Enrico con i quali condivido la maggior parte dei momenti di svago al di fuori del lavoro e dell'Università.

Ringrazio infine i miei compagni di squadra Patrick, Samuele, Alberto, Andrea, Christian, Massimo, Diego, Luca, Matteo, Dario e Filippo e il mio allenatore Roberto che sopportano la non normalità dei miei sfoghi in palestra.

Ci sarebbero tantissime altre persone da ringraziare, ma è impossibile riuscire a farlo in poche righe; a tutti coloro che mi hanno aiutato, anche in minima parte, durante questi due anni e mezzo va il mio più grande e sincero “grazie”.