

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Energetica e Nucleare



Tesi di Laurea Magistrale

Modelli per la previsione della potenza oraria prodotta da impianti fotovoltaici: analisi delle prestazioni ed ottimizzazione

Relatori:

Prof. Filippo Spertino

Prof. Gianfranco Chicco

Correlatore:

Ing. Alessandro Ciocia

Candidato:

Roberto Iemmola

Dicembre 2020

Anno accademico 2019/2020

Ringraziamenti

Comincio col ringraziare l'ingegner Ciocia, che con la sua enorme disponibilità ha reso il mio lavoro più semplice in questo periodo difficile. Ringrazio i professori Chicco e Spertino per avermi dato la possibilità di lavorare a questo progetto.

Gli altri ringraziamenti vanno alle persone che amo e che mi sono state sempre vicine. Ai miei genitori, che mi hanno sostenuto dandomi la possibilità di vivere una vita felice. In particolare ringrazio mio padre, l'amico dal consiglio giusto, il primo a credere in me, e colui che mi ha sempre trasmesso la forza di affrontare qualsiasi problema. Ringrazio i miei fratelli per essere stati punto di riferimento per la mia crescita personale e professionale.

Infine ringrazio Fiamma che mi ha reso una persona migliore e i miei migliori amici che mi hanno sempre risollevato dai momenti bui.

Roberto

Torino 04/12/2020

Contenuti

1	Generalità	4
1.1	Cambiamento climatico	4
1.2	FER: integrazione in Europa e in Italia	6
1.3	Integrazione delle FER nel sistema elettrico	11
1.4	Previsione produzione FER	12
1.5	Previsione ed effetti sul mercato	13
1.6	Modello previsionale della produzione fotovoltaica	14
2	Validazione del modello previsionale di produzione	17
2.1	Introduzione	17
2.2	Modello	18
2.3	Anagrafica Sicilia	23
2.3.1	Definizione classi	24
2.3.2	Analisi classi Sicilia	27
2.4	Filtraggio	28
2.4.1	Dati di produzione	28
2.4.2	Filtraggio e geolocalizzazione	29
2.5	Campionamento stratificato	33
2.6	Scaricamento semiautomatico dei dati ed elaborazione dati meteo	36
2.6.1	Irradianza (SoDa)	37
2.6.2	Temperatura aria e velocità del vento (NASA)	37
2.7	Ottimizzazione	38
2.7.1	Clustering soluzioni	41
	Risultati ottimizzazione e analisi degli scarti	43
2.7.2	Ottimizzazione parametri	44
2.7.3	Analisi scarti	46

3	Nuove configurazioni del modello previsionale di produzione.....	58
3.1	Introduzione.....	58
3.2	Intervallo temporale ottimizzazione	59
3.3	Variazione modello di calcolo temperatura di cella	60
3.4	Analisi risultati	63
3.4.1	Definizione scarto	63
3.4.2	Risultati globali	64
3.4.3	Confronto modelli di ottimizzazione	68
4	Configurazioni del modello per la riduzione dello scarto invernale	80
4.1	Introduzione.....	80
4.2	Ombreggiamento tra file di moduli	81
4.3	Efficienza modulo sotto radiazione diffusa	84
4.4	Ottimizzazione modello quadratico inverter	87
4.4.1	Descrizione modello.....	87
4.4.2	Ottimizzazione parametri modello	89
4.4.3	Analisi risultati e scarti.....	90
4.5	Ottimizzazione fattori correttivi di giornata	95
4.5.1	Descrizione fattore correttivo di giornata	95
4.5.2	Ottimizzazione relazione quadratica	97
4.6	Risultati e analisi degli scarti.....	98
4.6.1	Ottimizzazione parametri	99
4.6.2	Profili di produzione e analisi degli scarti.....	101
4.7	Panoramica definitiva parametri del modello.....	106

Lista Figure

Figura 1-1: Evoluzione temperatura aria media annua globale normalizzata al 1880	4
Figura 1-2: Quota FER e obiettivi PNIEC nei Paesi UE	7
Figura 1-3: Quota FER complessiva e ripartita a livello settoriale per i principali Paesi UE.....	8
Figura 1-4: FER elettriche per fonte e consumo interno lordo (Mtep).....	8
Figura 1-5: Evoluzione del numero e della potenza degli impianti fotovoltaici in Italia	9
Figura 1-6: Distribuzione potenza installata fotovoltaica nelle regioni italiane (2018).....	10
Figura 2-1: Suddivisione potenza installata in province.....	24
Figura 2-2: Suddivisione numero impianti in province	24
Figura 2-3: Distribuzione potenza impianti all'interno delle classi per Sicilia (blu) e Lazio (giallo).....	26
Figura 2-4: Distribuzione potenza complessiva nelle classi di potenza	27
Figura 2-5: Distribuzione impianti campione (arancione) a confronto con distribuzione impianti popolazione, classe per classe	32
Figura 2-6: Interfaccia grafica database NASA per la selezione dell'area di estrapolazione dei dati meteo.....	38
Figura 2-7: Flowchart programma modello di ottimizzazione	43
Figura 2-8: Confronto soluzioni ottimizzazione normalizzate rispetto al valore iniziale.....	45
Figura 2-9: Distribuzione crescente scarto annuale per modello.....	47
Figura 2-10: Scarto assoluto annuale medio di classe per i diversi modelli.....	48
Figura 2-11: Scarti mensili ottenuti dai diversi modelli	49

Figura 2-12: Scarto assoluto medio semestre estivo di classe per i diversi modelli	51
Figura 2-13: Scarto assoluto medio semestre invernale di classe per i diversi modelli	51
Figura 2-14: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate serene del 22 gennaio e del 28 giugno	53
Figura 2-15: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate non serene del 7 gennaio e del 22 agosto	54
Figura 3-1: Mappa velocità media annua del vento Italia	61
Figura 3-2: Scarti mensili globali per tipo di ottimizzazione	68
Figura 3-3: Profili giornalieri di temperatura dell'aria, velocità del vento e irraggiamento per una giornata poco ventosa (11 luglio) ed una ventosa (23 luglio)	70
Figura 3-4: Confronto tra profili di produzione prevista e profilo di produzione misurata per la giornata non ventosa dell'11 luglio	72
Figura 3-5: Confronto tra profili di produzione prevista e profilo di produzione misurata per la giornata ventosa del 23 luglio	74
Figura 3-6: Correlazione tra “Scatola e baffi” e la funzione di densità di probabilità di una popolazione normale con $N(0,1\sigma^2)$	76
Figura 3-7: Rappresentazione “Scatola e baffi” degli scarti mensili dei singoli impianti appartenenti alla classe 8	77
Figura 4-1: Rappresentazione ombra generata da modulo fotovoltaico	82
Figura 4-2: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate del 12 gennaio, 20 marzo, 24 agosto e 6 gennaio	86
Figura 4-3: Rappresentazione modello quadratico inverter	88
Figura 4-4: Curva inverter $P_{DC}-\eta_{CONV}$ per la classe 5, ottenuta ottimizzando con $ub_{10\%}$	92
Figura 4-5: Scarto annuale e semestrale estivo per classe, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri	93

Figura 4-6: Scarti mensili, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri	94
Figura 4-7: Confronto tra profili orari previsti dalle diverse configurazioni del modello_NOCT_4_parametri e profilo misurato da Terna per il 25 ottobre.....	95
Figura 4-8: Flowchart programma modello con doppia ottimizzazione.....	98
Figura 4-9: Fattori correttivi di giornata al variare dello scarto giornaliero per le diverse classi	100
Figura 4-10: Scarto annuale e semestrale invernale per classe, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri	102
Figura 4-11: Scarti mensili, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri	103
Figura 4-12: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate del 12 gennaio, 20 marzo e 6 gennaio	105

Lista Tabelle

Tabella 2-1: Numero impianti per classe di potenza	27
Tabella 2-2: Numero impianti rimossi e rimanenti per filtro.....	30
Tabella 2-3: Numero impianti del campione per classe di potenza	31
Tabella 2-4: Numero nvh di impianti ripartiti nelle classi di potenza al variare del numero n di impianti del campione	34
Tabella 2-5: Condizione validazione delle classi di potenza	36
Tabella 2-6: Valori iniziali di irradianza limite ottenuti dalla procedura di clustering	42
Tabella 2-7: Parametri ottimizzati dai modelli di ottimizzazione.....	44
Tabella 2-8: Valori scarti annuali per modello	46
Tabella 2-9: Valori scarti semestre estivo e semestre invernale per modello.....	50
Tabella 3-1: Scarti annuali, semestrali estivi e semestrali invernali globali nelle diverse ottimizzazioni temporali per i diversi modelli	65
Tabella 3-2: Scarto giornaliero impianto nelle diverse ottimizzazioni temporali per i diversi modelli, riferito alla giornata non ventosa dell'11 luglio	71
Tabella 3-3: Scarto giornaliero impianto nelle diverse ottimizzazioni temporali per i diversi modelli, riferito alla giornata ventosa del 23 luglio.....	73
Tabella 3-4: Scarti annuali e semestrali estivi per la classe 8, con ottimizzazione sul semestre estivo per i diversi modelli.....	75
Tabella 4-1: Distanza misurata e distanza minima teorica tra diverse file di moduli	83
Tabella 4-2: Perdite a vuoto, lineari e quadratiche, a potenza nominale, per le varie classi di potenza, ottenute dal modello NOCT 4 parametri	91
Tabella 4-3: Scarti annuali, sul semestre estivo e sul semestre invernale, ottenuti con diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri.....	92
Tabella 4-4: Parametri a, b e c ottimizzati dal modello NOCT 4 parametri.....	99

Tabella 4-5: Scarti annuali, sul semestre estivo e sul semestre invernale, ottenuti con diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri.....101

Tabella 4-6: Parametri ottimizzati dal modello di ottimizzazione per le varie classi107

Introduzione

Da molti anni ormai l'essere umano ha raggiunto una maggiore sensibilità riguardo alla tematica ambientale. Si è pienamente consapevoli del cambiamento climatico che il nostro pianeta sta attraversando a causa dell'uso dissennato delle risorse fossili, che si manifesta da oltre un secolo. Per questo motivo da qualche decennio è stato attuato un processo di decarbonizzazione del settore energetico che ha favorito lo sviluppo e la conferma delle fonti rinnovabili.

Molte di queste, però, a causa di una forte dipendenza dalle condizioni meteorologiche, risultano intermittenti e quindi generalmente non programmabili. Nonostante questo, oggi, si cerca di rendere più efficace e semplice la loro integrazione nel sistema elettrico. L'utilizzo di sistemi di accumulo, ad esempio, rappresenta una delle soluzioni più interessanti per cercare di marginare il problema dell'intermittenza elettrica. Attualmente però i sistemi di accumulo non hanno ancora raggiunto quella maturità tale da rendere sicura ed adeguata un'integrazione su larga scala delle fonti rinnovabili. Tuttavia, esiste un'altra strada che è quella della previsione della produzione. Saper prevedere in anticipo la produzione delle fonti rinnovabili rende più efficace e stabile la loro integrazione nel sistema elettrico. Nell'ambito del fotovoltaico, ad esempio, sono state sviluppate nel corso degli anni diverse tecniche previsionali basati su modelli statistici e/o matematici.

Il lavoro di tesi svolto va in questa direzione. Esso illustra il funzionamento di un modello di previsione della produzione di impianti fotovoltaici. Il modello è costruito per prevedere l'energia oraria prodotta da uno o più impianti fotovoltaici, in un determinato periodo temporale. Per poter effettuare la previsione, il modello necessita in input diverse grandezze di tipo meteorologico e costruttivo. Prima che la previsione sia eseguita, occorre però ottimizzare il modello su un periodo passato per cui si hanno a disposizione le misure di produzione degli impianti sotto esame. In questa tesi si è voluto analizzare l'intero parco impianti siciliano. Come periodo di riferimento invece è stato scelto l'anno 2018. E' stata quindi effettuata la "previsione", per l'intero 2018, su un campione di impianti che rappresentasse statisticamente l'intera popolazione fotovoltaica presente in Sicilia. Affinché il modello fosse costruito e ottimizzato in maniera efficace, si è necessitato di un campione adeguato, che avesse avuto durante l'anno 2018 una produzione tipica di

impianti costruiti e funzionanti correttamente. La selezione del campione è stata ottenuta andando ad analizzare la produzione oraria misurata di un sottoinsieme dell'intera popolazione, di cui si disponevano i dati. Si sono quindi osservati i loro profili di produzione reali e, attraverso un'operazione di filtraggio, sono stati selezionati quelli ritenuti più idonei per il modello. Così facendo si è ottenuto il campione di impianti corrispondente. Dopo aver raccolto i dati costruttivi e meteorologici degli impianti filtrati, è stata realizzata l'ottimizzazione del modello. Questa si è basata sulla modifica di alcuni parametri presenti all'interno dell'espressione di calcolo dell'energia oraria, per far sì che il profilo di produzione previsto fosse il più vicino possibile a quello misurato. I profili di produzione reali hanno quindi rappresentato non soltanto uno strumento per la selezione del campione, ma anche un termine di paragone per l'ottimizzazione del modello. Una volta ottimizzato, il modello è risultato pronto per la stima della produzione.

Nel corso dello studio si è avuta la necessità di migliorare il modello, sia per cercare di renderlo più preciso nella stima della produzione fotovoltaica, sia per cercare di sopperire a determinate problematiche che venivano fuori dai risultati ottenuti. Per questo motivo sono state implementate nuove tipologie di ottimizzazione. Per prima cosa si è provato a configurare l'ottimizzazione su diversi intervalli temporali. Si sono così confrontati i risultati ottenuti da tre diverse ottimizzazioni temporali: sull'anno, sul semestre estivo e sui tre mesi di giugno, luglio e agosto. Sono stati successivamente introdotti nuovi parametri di ottimizzazione per una stima più precisa sia della temperatura di cella che dei termini relativi al modello di funzionamento dell'inverter. Infine, si è passati all'introduzione e all'ottimizzazione dei fattori correttivi di giornata, che, in funzione del valore di irraggiamento giornaliero misurato, vanno a correggere la stima della produzione giornaliera.

Il modello si presta quindi a diverse configurazioni. Il loro funzionamento viene illustrato in questa tesi insieme ai rispettivi risultati, giudicati attraverso un'attenta analisi degli scarti.

Capitolo 1

1 Generalità

1.1 Cambiamento climatico

La definizione di cambiamento climatico secondo l'UNFCCC, trattato ambientale emanato dalla Nazioni Unite, è “cambiamento del clima che sia attribuibile direttamente o indirettamente ad attività umane, che alterino la composizione dell'atmosfera planetaria e che si sommino alla naturale variabilità climatica osservata su intervalli di tempi analoghi” [1]. Diverse sono le definizioni fino ad oggi raccolte, ma tutte puntano all'attività antropica. E' infatti questa la causa che, a partire dagli anni postbellici, ha portato a gravi conseguenze ambientali di cui col passare del tempo abbiamo cominciato ad avere consapevolezza e sensibilità. Uno degli aspetti più critici e temuti del cambiamento climatico è sicuramente quello del riscaldamento globale. Di seguito è riportato il trend della temperatura globale media dal 1880 ad oggi [2], che ci mostra come nel corso del tempo vi sia stato un considerevole incremento di temperatura. Negli ultimi anni questa è infatti aumentata di più di 1 °C rispetto alla temperatura media del periodo preindustriale.

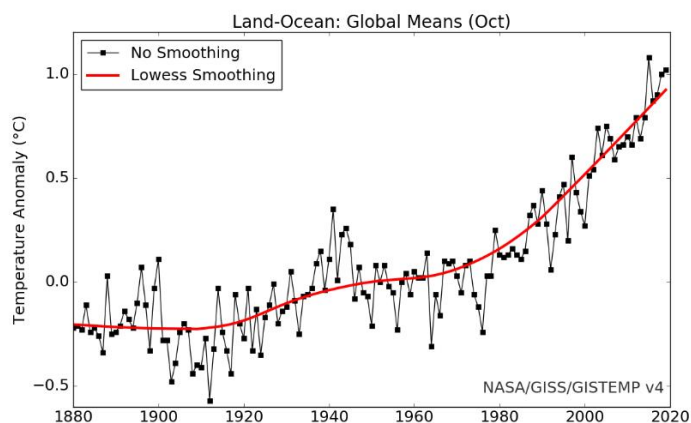


Figura 1-1: Evoluzione temperatura aria media annua globale normalizzata al 1880

Per far fronte a queste problematiche, che potrebbero portare ad effetti catastrofici, sono state istituite diverse organizzazioni con l'obiettivo di limitare il

più possibile il cambiamento climatico. Tra queste spicca la già citata UNFCC, ovvero la *Convenzione quadro delle Nazioni Unite sui cambiamenti climatici*, fondata proprio dall'ONU nel 1992. Grazie all'UNFCC, Paesi industrializzati e non, nel corso degli anni si sono impegnati per adottare soluzioni contro il cambiamento climatico. Nel COP3 del 1997 viene firmato il *Protocollo di Kyoto* da 192 Paesi su 197 facenti parte dell'organizzazione, ma entra in vigore nel 2004 con la ratifica della Russia. I suoi obiettivi si possono riassumere in due fasi:

1. Riduzione, nel periodo compreso tra il 2008 e il 2012, delle emissioni dei più nocivi gas serra di almeno il 5,2 % rispetto ai livelli del 1990 raggiunti da ogni singolo Paese firmatario. Incentivazione inoltre di pratiche e tecnologie *green*, capaci di prevenire il cambiamento climatico;
2. Riduzione, nel periodo compreso tra il 2012 e il 2020, delle emissioni dei gas serra di almeno il 18 % rispetto ai livelli del 1990.

L'*Accordo di Parigi*, siglato nel 2015 da 195 Paesi, è stato anch'esso adottato dall'UNFCC. L'obiettivo primario dell'accordo è quello di contenere l'aumento della temperatura media globale e di mantenerla inferiore ai 2 °C rispetto ai livelli preindustriali, sforzandosi di limitare l'aumento a 1,5 °C. Tale obiettivo deve essere perseguito da ogni Stato firmatario attraverso delle procedure dettate dallo stesso accordo. Si riportano di seguito i principali passi:

1. Stop dell'incremento delle emissioni di gas serra con raggiungimento nel lungo termine di un livello di emissione abbastanza basso da essere assorbito naturalmente;
2. Finanziare di anno in anno i Paesi in via di sviluppo per l'ampliamento di fonti energetiche sostenibili;
3. Aggiornamento dei propri progressi ogni cinque anni, nei successivi congressi.

L'accordo di per sé non è vincolante, in quanto ciascun Paese firmatario non riceve penalizzazioni nel caso di scarso impegno o addirittura di abbandono. Ogni Stato è quindi libero di attuare la propria strategia energetica al fine di perseguire, in parte o totalmente, gli obiettivi fissati dall'accordo. Senz'altro negli ultimi anni esso rappresenta sempre di più un'opportunità non solo di responsabilizzazione delle varie politiche nazionali al tema dell'ambiente, ma anche un'opportunità economica di investimento nel panorama delle energie rinnovabili.

1.2 FER: integrazione in Europa e in Italia

Le fonti energetiche rinnovabili (FER), come ben sappiamo, sono forme di energie inesauribili che offrono la possibilità di allontanarsi dalle quelle tradizionali rappresentate dai combustibili fossili, destinati invece ad esaurirsi. La transizione energetica che oggi ci ritroviamo ad affrontare non è mossa solamente dall'esaurimento delle vecchie forme di energia, ma dalla necessità di far fronte a quel cambiamento climatico di cui abbiamo fatto menzione nel paragrafo precedente. Le FER rappresentano infatti un'opportunità per la riduzione degli inquinanti emessi dalle vecchie forme di energia. Si elencano di seguito le varie tipologie di energia rinnovabile:

- Energia solare: utilizza la radiazione solare e può essere utilizzata per la generazione di calore (solare termico) o per la generazione di elettricità (fotovoltaico);
- Energia eolica: utilizza il vento;
- Energia geotermica: sfrutta le fonti di calore naturale provenienti dal sottosuolo;
- Energia aerotermica: sfrutta il calore dell'aria ambiente;
- Energia idrotermica: sfrutta il calore presente nelle acque superficiali;
- Energia idroelettrica: basata sulla trasformazione dell'energia gravitazionale di una certa massa d'acqua in energia cinetica;
- Energia ottenuta da moto ondoso: sfrutta l'energia cinetica dovuta al moto delle onde;
- Energia ottenuta da biomasse: basata sulla combustione di biomasse (biocarburanti, oli vegetali, cippato ecc.).

E' inoltre possibile suddividere le diverse fonti rinnovabili in:

- Programmabili, se la loro produzione è regolabile in base alle esigenze di mercato o in base ad altre disposizioni. Rientrano in questa categoria ad esempio le biomasse, e l'energia idroelettrica;
- Non programmabili, se la loro produzione dipende fortemente da condizioni metereologiche che ne impediscono la totale regolazione e programmazione. Ne sono esempi l'energia solare ed eolica.

Le tecnologie che sfruttano le energie rinnovabili, anno dopo anno sono entrate a far parte sempre di più dei piani strategici delle varie politiche nazionali. Queste tecnologie vengono chiamate RET, *Renewable energy technologies*, e offrono la possibilità di produrre energia che può essere immessa nella rete di trasmissione, distribuita e stoccata. Di seguito si riportano dei grafici, ricavati dallo studio statistico condotto dal *Gestore dei servizi energetici* (GSE) [3], che mostrano l'incidenza delle FER nei Paesi dell'Unione Europea e in Italia.

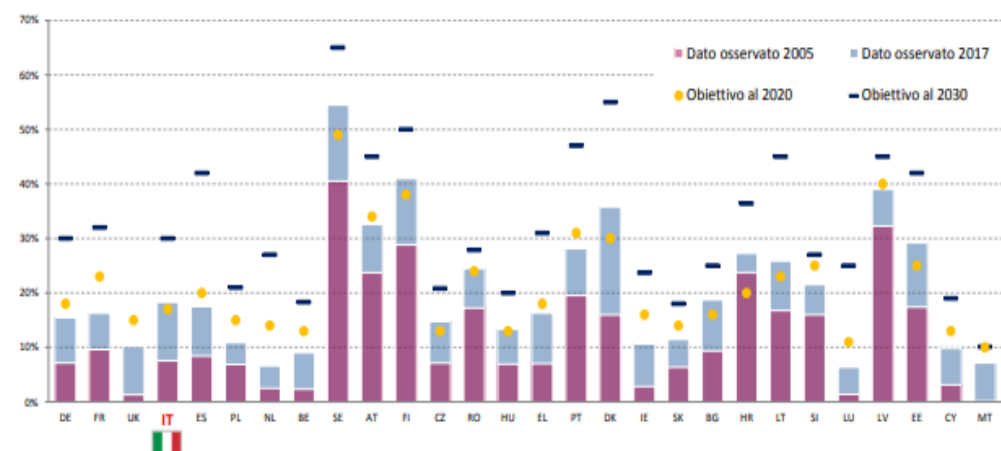


Figura 1-2: Quota FER e obiettivi PNIEC nei Paesi UE

Il grafico precedente evidenzia la quota di FER di ciascun Paese appartenente all'UE, sul totale dei consumi finali lordi (CFL). E' inoltre riportato l'obiettivo di quota FER al 2020 e al 2030 dichiarato da ogni Stato all'interno del PNIEC, il *Piano Nazionale Integrato per l'Energia e il Clima*, piano con cui vengono stabiliti i propositi energetici nazionali. Si nota come l'Italia ha raggiunto la soglia fissata per il 2020 già nel 2017, anno a cui si riferiscono i dati riportati. L'obiettivo era infatti fissato sul valore al 17%. Nel 2018 la quota raggiunta dall'Italia era del 17,8%. L'obiettivo fissato per il 2030 invece corrisponde al 30%. Tra i Paesi con la più alta quota di FER spicca la Svezia con un valore di oltre il 50%. Mettendo invece a confronto i cinque principali Paesi Europei, come si può notare sotto, l'Italia risulta il Paese con la più alta percentuale. Viene inoltre mostrata, per i cinque Paesi, la percentuale di FER, rispetto al totale dei CFL, nei settori elettrico, termico e dei trasporti.

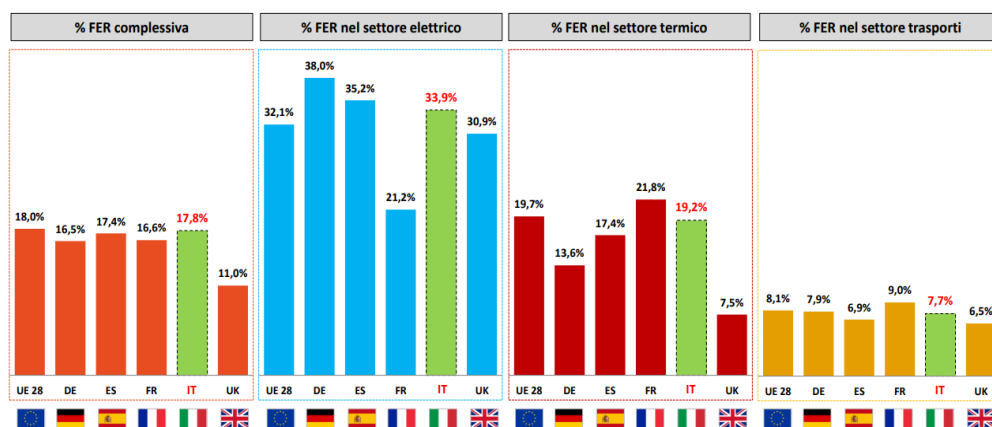


Figura 1-3: Quota FER complessiva e ripartita a livello settoriale per i principali Paesi UE

In Italia le FER contribuiscono notevolmente nel settore elettrico con una quota del circa 34 %. Sotto si mettono a confronto il consumo elettrico soddisfatto dalle FER e il totale consumo interno lordo (CIL) di energia elettrica, espressi in Mtep, dal 2005 al 2018. E' inoltre mostrato l'apporto di ogni energia rinnovabile sul totale delle FER utilizzate. Il contributo più rilevante, e costante nel corso degli anni, è fornito dall'energia idroelettrica. L'energia solare ha subito invece una crescita notevole tra il 2010 e il 2011, anno in cui sono state applicate politiche di incentivazione molto aggressive attraverso il piano europeo *Conto Energia*, che ha portato il fotovoltaico a giocare un ruolo da protagonista nel settore elettrico, contribuendo significativamente all'aumento della quota elettrica delle FER.

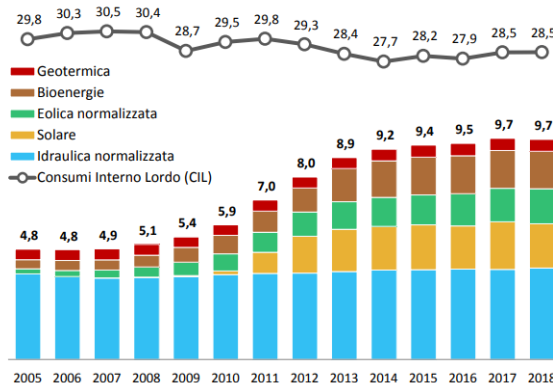


Figura 1-4: FER elettriche per fonte e consumo interno lordo (Mtep)

A conferma della crescita del fotovoltaico nel corso dell'ultimo decennio, viene riportato sotto il numero di impianti e la potenza installata in MW, tra il 2008 e il 2018. Anche qui è facilmente individuabile la differenza abissale tra il 2010 e il 2011. Dopo il 2011 vi è stata invece una crescita più moderata dovuta allo stop delle forti incentivazioni adottate con il *Conto Energia*.

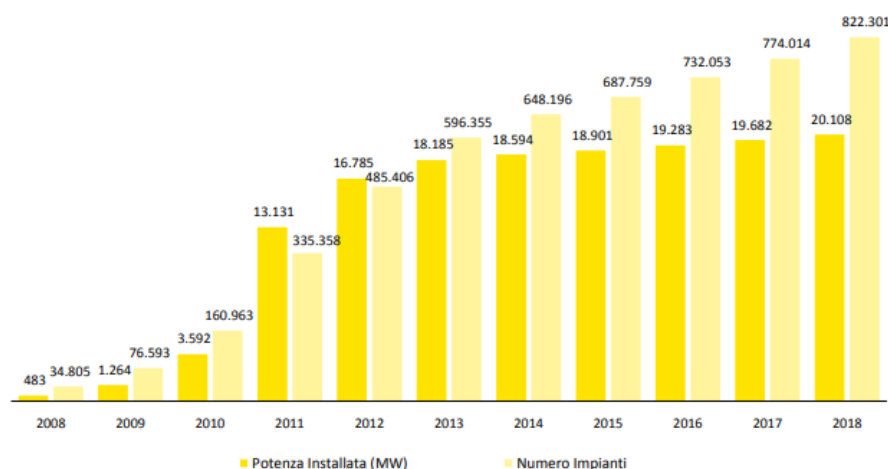


Figura 1-5: Evoluzione del numero e della potenza degli impianti fotovoltaici in Italia

Basandosi sull'anno 2018, il numero totale di impianti fotovoltaici in Italia è di 822.301, con una potenza installata di circa 20,1 GW, circa il 37 % della potenza installata di tutte le FER.

Infine, si mostra come è distribuita la potenza fotovoltaica nelle varie regioni italiane. Dalla Figura 1-6 emerge che la regione con la maggior potenza installata è la Puglia con il 13,2% rispetto al totale, seguita da Lombardia (11,5%) ed Emilia-Romagna (10,1%).



Figura 1-6: Distribuzione potenza installata fotovoltaica nelle regioni italiane (2018)

1.3 Integrazione delle FER nel sistema elettrico

E' ormai evidente che le FER siano diventate una realtà rilevante all'interno dello scenario energetico nazionale, in particolare nel settore elettrico. Chiaramente questa grossa crescita è accompagnata da un'importante integrazione nel sistema elettrico. Tale integrazione non è banale e deve avvenire in maniera tale da non minare alla sicurezza e all'affidabilità del sistema. L'esplosione delle FER impatta quindi fortemente nelle logiche di rete controllate dal TSO, ovvero il gestore delle reti di trasmissione, che ha il compito di:

1. Assicurare l'equilibrio tra domanda e offerta di energia;
2. Gestire la rete elettrica nazionale e provvedere alla sua manutenzione;
3. Favorire l'integrazione delle FER.

Le FER rendono più difficoltosa la gestione del sistema. Si riportano le principali cause di problematicità per la rete [4]:

- Utilizzo di macchine statiche (inverter) che tendono a ridurre l'inerzia del sistema. Al contrario delle macchine rotanti tradizionali, non garantiscono lo stesso livello di stabilità;
- Non programmabilità di parte delle FER. Ciò non rende regolabile la produzione elettrica, che non viene quindi calibrata sulla curva del fabbisogno di energia. Essa è infatti soggetta alla variabilità meteorologica e quindi all'intermittenza delle risorse da cui dipende, come per esempio sole e vento;
- Distanza impianto-centro di consumo. E' una problematica che riguarda in particolare l'eolico e può portare ad un aumento delle occasioni di congestione di rete di trasmissione e a varie difficoltà di gestione.

Gli effetti che queste problematiche hanno sul sistema vengono costantemente limitate da opere di rinforzamento della rete, da interventi infrastrutturali e di mitigazione, da investimenti in digitalizzazione e dall'evoluzione costante del mercato elettrico.

1.4 Previsione produzione FER

Per ciò che invece riguarda la programmabilità della produzione delle FER, oggi ci si affida a modelli previsionali di tipo statistico/matematico che cercano di ridurre in maniera significativa la componente stocastica dovuta alla variabilità meteorologica. Queste previsioni riguardano essenzialmente la produzione eolica e fotovoltaica. La previsione può essere classificata in base all'orizzonte temporale per il quale si vuole avere una stima quantitativa della reale produzione. Si discerne tra previsione:

- *Intra-giorno*: prevede l'energia prodotta nell'arco temporale che va dai 5 ai 60 minuti. E' utile per la regolazione della rete, per il clearing di mercato e per l'analisi contingenze;
- *Breve termine*: prevede la produzione in un periodo che va da 1 a 6 ore. Viene utilizzata per scopi di programmazione e per la gestione delle congestioni di rete;
- *Medio termine*: prevede l'energia giornaliera. E' utile per scopi di programmazione, gestione delle congestioni e per il trading di mercato;
- *Lungo termine*: viene prevista l'energia prodotta in un arco temporale che va dalla settimana a uno o più anni. Questo tipo di previsione è usato per la pianificazione di gestione delle risorse e per scopi di manutenzione.

La previsione della produzione fotovoltaica risulta in generale più precisa rispetto a quella della produzione eolica. Ciò è dovuto ad una maggiore ciclicità giornaliera e stagionale della componente solare. Al contrario, la produzione eolica dipende dalla più aleatoria velocità del vento. Allo stesso tempo il fotovoltaico risulta più adatto alle logiche di rete poiché la sua produzione avviene nelle ore della giornata con più carico, ovvero quelle giornaliere. La produzione eolica può avere invece luogo durante le ore notturne, rendendo più problematica la gestione della rete.

1.5 Previsione ed effetti sul mercato

Si spiega adesso il ruolo della previsione all'interno delle logiche di rete e di mercato, prendendo in considerazione, per semplicità, la sola produzione fotovoltaica. *Terna*, insieme al GSE, si occupano di prevedere il profilo di carico elettrico netto giornaliero per il giorno successivo. L'indomani, l'effettivo carico elettrico potrà essere maggiore o minore. Ciò dipenderà dall'effettivo consumo da parte dell'utenza e dall'effettiva produzione fotovoltaica. Questo disequilibrio tra carico elettrico previsto e carico elettrico reale si può esprimere così:

$$\Delta P = P_{prev} - P_{eff} = (P_{Lprev} - P_{Gprev}) - (P_{Leff} - P_{Geff})$$

Dove P_L è la componente di carico associata all'utenza, P_G è invece quella associata alla generazione fotovoltaica. Per convenzione il carico dell'utenza ha valore positivo, il carico dovuto alla generazione fotovoltaica ha invece valore negativo.

Supponendo l'errore associato all'utenza trascurabile rispetto a quello di generazione, si ottiene:

$$\Delta P \cong P_{Geff} - P_{Gprev}$$

In base alla previsione effettuata sulla produzione fotovoltaica, si possono creare due situazioni:

1. $\Delta P > 0$: sottostima della produzione;
2. $\Delta P < 0$: sovrastima della produzione.

Queste due situazioni incidono fortemente sulla gestione della rete e sul mercato elettrico. Nel primo caso:

- *Terna* deve far fronte ad una quantità di potenza fotovoltaica maggiore rispetto a quella prevista. Per mantenere l'equilibrio del carico netto di rete, predispone la diminuzione della produzione delle fonti programmabili;
- Il GSE, nel mercato del giorno prima, si ritrova a vendere una quantità di energia minore rispetto a quella effettiva. Il prezzo di vendita risulta quindi più alto del prezzo di vendita che ci sarebbe stato con una previsione più precisa.

Nel caso di sovrastima invece:

- *Terna* si ritrova a gestire una quantità di potenza fotovoltaica minore rispetto a quella prevista. Di conseguenza le fonti programmabili sono chiamate ad una maggiore produzione per mantenere l'equilibrio del carico della rete;
- Il *GSE*, nel mercato del giorno prima, vende una quantità di energia maggiore rispetto a quella effettiva. Il prezzo di vendita è minore del prezzo di vendita che ci sarebbe stato con una più corretta previsione.

E' chiaro quindi che per il GSE, la situazione più vantaggiosa è la prima, ovvero quella con sottostima. Anche per *Terna* si crea una situazione favorevole poiché il costo dell'aumento di generazione dei centri di regolazione risulta maggiore rispetto al costo di abbassamento. Al fine di una corretta gestione della rete, è però, in definitiva, preferibile avere una perfetta previsione che sia il più vicina possibile a quella effettiva.

1.6 Modello previsionale della produzione fotovoltaica

Il lavoro di tesi prende spunto dalla tesi "*Modello previsionale di produzione di impianti fotovoltaici e applicazione statistica su larga scala*" [5] di Giuseppe Alba, in cui viene descritto il funzionamento di un modello di previsione della produzione oraria fotovoltaica. La particolarità del modello consiste nell'ottimizzazione preliminare, su base annuale, di alcuni parametri presenti all'interno dell'espressione di calcolo della potenza oraria. L'ottimizzazione viene effettuata su un periodo passato, andando a confrontare i profili reali misurati, con quelli derivanti dal calcolo del modello. L'ottimizzazione varia quindi iterativamente i parametri del modello, fino a rendere la stima della produzione il più vicino possibile a quella reale misurata.

Il modello è stato ottimizzato prendendo come riferimento il parco fotovoltaico della regione Lazio, per il quale si è voluta effettuare la previsione. Nel presente lavoro di tesi invece è stato attenzionato il parco impianti siciliano. Sono stati quindi percorsi gli stessi passaggi svolti per il caso Lazio. Dopo aver osservato i risultati ottenuti dal modello, ci si è staccati dal precedente lavoro, per passare all'inserimento di nuove migliorie che potessero portare ad una più corretta previsione.

Gli step seguiti sono stati i seguenti:

1. Selezione campione;
2. Applicazione del modello e analisi dei risultati;
3. Implementazione nuove ottimizzazioni temporali;
4. Introduzione nuove configurazioni per il calcolo della temperatura di cella;
5. Introduzione configurazione con ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter;
6. Introduzione configurazione con ottimizzazione dei fattori correttivi di giornata.

Step #1: attraverso un'operazione di filtraggio è stato selezionato il campione di impianti rappresentante dell'intera popolazione fotovoltaica siciliana.

Step #2: è stato applicato il modello previsionale sul campione di impianti. Sono quindi stati analizzati i risultati.

Step #3: sono state introdotte nuove ottimizzazioni temporali. L'ottimizzazione dei parametri è stata quindi effettuata non soltanto sull'anno, ma anche sul semestre estivo (caratterizzato dai mesi che vanno da aprile a settembre) e sui tre mesi di giugno, luglio e agosto.

Step #4: sono state introdotte nuove configurazioni, ognuna delle quali caratterizzata da una diversa ottimizzazione dei parametri presenti all'interno della formula di calcolo della temperatura di cella. Sono quindi state evidenziate le differenze attraverso un'attenta analisi dei risultati.

Step #5: è stata introdotta una configurazione che prevede l'aggiunta dell'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter. Nello specifico sono stati ottimizzati i termini di perdita a vuoto, lineare e quadratica presenti all'interno del modello di calcolo dell'efficienza dell'inverter.

Step #6: sono stati introdotti dei fattori correttivi della potenza oraria. Questi fattori dipendono dal valore di irraggiamento giornaliero e vanno a ridurre la potenza oraria stimata durante le giornate nuvolose. E' stata quindi aggiunta una nuova configurazione che prevedesse l'ottimizzazione e l'utilizzo di tale fattore.

Nel capitolo 2 verranno quindi brevemente illustrati e ripercorsi gli stessi procedimenti attuati per il caso Lazio, e adattati al caso Sicilia. Nello specifico si andrà a caratterizzare il campione di impianti e si andranno a ricavare tutti gli input necessari al modello. Infine, si riporteranno i risultati ottenuti, andando a calcolare la produzione per l'intero anno 2018, utilizzando i parametri restituiti dall'ottimizzazione. Saranno quindi svolti i primi due step.

Nei successivi capitoli verranno invece mostrati gli altri step, slegati dalla tesi di Alba.

Capitolo 2

2 Validazione del modello previsionale di produzione

2.1 Introduzione

In questo capitolo si percorrono tutti i passaggi necessari per mettere su il modello e adattarlo al caso della popolazione di impianti siciliana. Per farlo, occorre ricavarsi un campione di impianti che rappresenti statisticamente l'intera popolazione. E' proprio su questo campione che viene tarato il modello, andando ad ottimizzare i parametri che caratterizzano la sua espressione di calcolo. Per effettuare l'ottimizzazione, ci si concentra su un periodo passato per il quale si hanno a disposizione i reali profili di produzione. L'anno scelto come riferimento è il 2018. I dati di produzione del 2018 degli impianti sono forniti da *Terna*. Questi dati servono non soltanto per l'ottimizzazione del modello, ma anche per la selezione del campione, attraverso una procedura di filtraggio.

Una volta ottimizzati i parametri, viene effettuata la previsione sullo stesso anno. Questa non è una vera e propria previsione, in quanto viene calcolata la produzione per un periodo passato. Questa procedura risulta però utilissima per verificare la bontà del modello, le cui prestazioni possono giudicate attraverso il confronto tra i profili di produzione previsti e quelli reali. Questo è il *modus operandi* che si è osservato per tutta la tesi e che ha permesso di configurare al meglio il modello per le previsioni future.

Vengono adesso analizzati nel dettaglio tutti i procedimenti descritti sommariamente in questa introduzione.

2.2 Modello

L'output del modello è la produzione oraria degli impianti calcolata in un determinato arco temporale. La potenza oraria prevista, intesa come potenza in corrente alternata (AC), viene calcolata dal modello attraverso la seguente espressione:

$$P_{AC} = P_{DC} \cdot \eta_{CONV} \cdot \eta_{TRASF} = (P_{STC} \cdot \frac{G - G_0}{G_{STC}} \cdot C_T \cdot \eta_G \cdot C_A) \cdot \eta_{CONV} \cdot \eta_{TRASF} \quad (2.1)$$

Si definiscono le varie componenti dell'equazione:

- P_{DC} : potenza in corrente diretta generata dall'impianto [kW];
- η_{CONV} : rendimento del convertitore [-];
- η_{TRASF} : rendimento del trasformatore [-];
- P_{STC} : potenza nominale dell'impianto misurata alle condizioni STC (*Standard Test Conditions*) [kW];
- G : irradianza solare incidente sui moduli dell'impianto [kW/m²];
- G_0 : irradianza solare limite. E' la minima irradianza solare per cui l'impianto riesce a produrre [kW/m²];
- G_{STC} : irradianza solare in condizioni STC pari a 1000 kW/m²;
- C_T : fattore termico di perdita [-]. Si può esprimere a sua volta come:

$$C_T = 1 + \gamma_T \% \cdot (T_{cella} - T_{STC}) \quad (2.2)$$

Attraverso il coefficiente termico di potenza $\gamma_T \% [^\circ\text{C}]$, stima le perdite di potenza dovute ad una temperatura di cella diversa dalle condizioni STC di 25 °C;

- η_G : rendimento globale dell'impianto [-]. Parametro che tiene conto di vari rendimenti. Si esprime a sua volta come:

$$\eta_g = \eta_{life} \cdot \eta_{dirt} \cdot \eta_{reflection} \cdot \eta_{mismatch} \cdot \eta_{cable} \quad (2.3)$$

-

- η_{life} si riferisce all'invecchiamento dell'impianto. Il suo valore dipende dal numero n di anni trascorsi dall'entrata in esercizio dell'impianto ed è calcolato come:

$$\eta_{life} = 1 - \gamma_{life\%} \cdot n \quad (2.4)$$

- η_{dirt} è relativo alla sporcizia depositata sui moduli dell'impianto;
 - $\eta_{reflection}$ tiene conto dei fenomeni di riflessione dei vetri frontali dei moduli;
 - $\eta_{mismatch}$ si riferisce alle perdite per mismatch causate dall'interconnessione tra moduli con diverse performance elettriche;
 - η_{cable} tiene conto delle perdite nei cavi per effetto Joule.
- C_A : coefficiente di adattamento [-]. Durante l'ottimizzazione è utilizzato per compensare le imprecisioni degli altri termini.

La maggior parte di questi parametri è fissata e tenuta costante, indipendentemente dal tipo di impianto. Per questi parametri si fa riferimento a valori bibliografici e/o a tipici valori costruttivi. Di seguito vengono riportati i valori utilizzati dal modello:

- $G_0 = 17.7 \text{ W/m}^2$;
- $\gamma_{T\%} = -0.50 \text{ \%}/^\circ\text{C}$;
- $\gamma_{life\%} = 1.22\%$;
- $\eta_{dirt} = 0.976$;
- $\eta_{reflection} = 0.973$;
- $\eta_{mismatch} = 0.97$;
- $\eta_{cable} = 0.99$;
- $\eta_{TRASF} = 0.99$.

I parametri rimanenti variano in base all'impianto e sono ricavati in maniera differente. La potenza nominale P_{STC} è ottenuta da un file fornito da *Terna*, denominato *Anagrafica*, nel quale sono riportate le principali informazioni degli impianti siciliani. Il rendimento del convertitore invece si ricava attraverso un modello quadratico dipendente dalla taglia di ogni impianto. Per il calcolo di G bisogna invece tener conto del fatto che i moduli hanno solitamente una propria orientazione γ e inclinazione β , definiti rispettivamente angoli di azimut e di tilt.

Per questo motivo i dati di irradianza, riferiti al piano orizzontale, devono essere riportati su piano inclinato. Il riporto viene effettuato tramite la seguente formulazione sviluppata dal modello *ASHRAE*:

$$G = \frac{BHI}{\cos(\theta_z)} \cdot \cos(\theta) + DHI \cdot F_{CS} + \rho \cdot GHI \cdot (1 - F_{CS}) \quad (2.5)$$

I termini che compongono l'espressione sono:

- BHI: irradianza diretta. E' la componente di irradianza che giunge sul piano orizzontale senza aver subito riflessioni in atmosfera. Può raggiungere un valore massimo di 1000 W/m²;
- DHI: irradianza diffusa. E' la componente di irradianza che giunge sul piano orizzontale in seguito a riflessioni e assorbimenti in atmosfera;
- GHI: irradianza globale. E' costituita dalla somma delle varie componenti di irradianza, compresa quella riflessa G_r :

$$GHI = BHI + DHI + G_r \quad (2.6)$$

- θ_z : angolo zenith. E' l'angolo compreso tra la linea Terra-Sole e la direzione Zenith;
- $\cos(\theta)$: incidenza raggi solari. Corrisponde all'angolo tra la normale del piano inclinato e la linea Terra-Sole;
- F_{CS} : fattore di vista piano-cielo;
- ρ : coefficiente di albedo. Coefficiente che tiene conto della riflessione del terreno circostante.

L'irradianza G viene calcolata una volta determinati tutti i termini a secondo membro. Le varie componenti di irradianza su piano orizzontale sono ricavate online da appositi database meteorologici. Gli altri termini dipendono invece dagli angoli di tilt e azimuth degli impianti utilizzati nel modello.

Per quanto riguarda la temperatura di cella presente all'interno del fattore termico, vi sono varie espressioni di calcolo. Nel modello si ricorre a due diverse metodologie:

- Modello NOCT (*Normal Operating Cell Temperature*);
- Modello con velocità vento.

Il modello NOCT calcola la temperatura di cella nel modo seguente:

$$T_{cella} = T_a + \frac{NOCT - T_{NOCT}}{G_{NOCT}} \cdot G \quad (2.7)$$

Dove:

- T_a è la temperatura dell'aria;
- G è l'irradianza solare incidente sui moduli;
- T_{NOCT} è la temperatura ambiente alle condizioni NOCT, pari a 20 °C;
- G_{NOCT} è l'irradianza solare incidente sui moduli alle condizioni NOCT, pari a 800 W/m²;
- $NOCT$ è la temperatura di cella in condizioni NOCT, ovvero alle condizioni di T_{NOCT} , G_{NOCT} , velocità del vento pari a 1 m/s e modulo inclinato di 45°.

E' un modello di tipo lineare. La differenza tra temperatura di cella e temperatura dell'aria è infatti linearmente dipendente dal valore di irradianza attraverso un coefficiente angolare costante. Il valore della temperatura di cella NOCT all'interno del coefficiente può essere infatti fissato a 47 °C, valore rappresentativo dei moduli in silicio policristallino, materiale di cui sono composti la maggior parte degli impianti.

Il modello con velocità vento è costruito invece sulla seguente funzione:

$$T_{cella} = a \cdot T_a + b \cdot G - c \cdot v + d \quad (2.8)$$

La formula si basa sui valori di temperatura dell'aria, irradianza e velocità del vento, ognuno dei quali è moltiplicato per un rispettivo coefficiente correttivo.

I valori dei coefficienti, fissati sperimentalmente, sono riportati sotto:

- $a = 0.943 [-]$;
- $b = 0.028 \left[\frac{^{\circ}C \cdot m^2}{W} \right]$;
- $c = 1.528 \left[\frac{^{\circ}C \cdot s}{W} \right]$;
- $d = 4.3 [^{\circ}C]$.

Questo modello tiene conto della preponderanza di impianti con sistemi di raffreddamento passivi in cui è la velocità del vento, e quindi l'aria naturale, a determinare il raffreddamento convettivo dei moduli. Per questo motivo, all'interno della formula, il termine relativo alla velocità del vento ha segno negativo.

Il modello di previsione può quindi funzionare con due diversi setup, in base a come viene calcolata la temperatura di cella. Di conseguenza anche l'ottimizzazione può avere diverse configurazioni. Per lo studio descritto in questo capitolo, sono state sviluppate cinque configurazioni: due senza ottimizzazione e tre con ottimizzazione.

Si hanno:

1. Modello NOCT;
2. Modello vento;
3. Modello NOCT 3 parametri;
4. Modello vento 3 parametri;
5. Modello NOCT 4 parametri.

Tutti e cinque i modelli si incentrano sulla formula di calcolo espressa in (2.1), ma variano in base a come sono calcolate alcune variabili. I modelli 1 e 2 non prevedono l'ottimizzazione e differiscono solamente in base a come è calcolata la temperatura di cella. I modelli 3, 4 e 5 sono invece quelli ottimizzati. Le denominazioni "3 parametri" e "4 parametri" si riferiscono al numero di parametri variabili dall'ottimizzazione, ovvero i parametri presenti nella formula di calcolo (2.1) che vengono iterativamente modificati dal modello per cercare di rendere più precisa la previsione della produzione fotovoltaica. I modelli di ottimizzazione saranno descritti in maniera più dettagliata nei successivi paragrafi.

2.3 Dati impianti Sicilia

Il lavoro comincia dall'analisi dell'intero parco fotovoltaico della Sicilia, aggiornato al 2018, attraverso il file *Anagrafica* fornito da *Terna*. Al suo interno sono presenti le informazioni e le caratteristiche relative agli impianti fotovoltaici della regione. Le principali informazioni riguardano:

- Nome impianto;
- Provincia;
- Comune;
- Codice Censimento;
- Tipologia (con o senza inseguimento);
- Materiale;
- Data di inizio esercizio;
- Potenza nominale.

Per una piccola porzione di impianti si hanno a disposizione anche le coordinate geografiche, ovvero latitudine e longitudine. Dall'analisi del file, si evince che in Sicilia sono presenti 52736 impianti con una potenza nominale complessiva di 1390 MW.

Di seguito si mostra la distribuzione del numero di impianti e della potenza totale, nelle nove province siciliane. Dall'analisi dei grafici si nota come la provincia di Catania sia quella più densa, sia in numero, sia in potenza installata. Seguono le province di Agrigento e Ragusa. Palermo invece, nonostante non sia tra le prime quattro province per quanto riguarda la potenza installata, risulta essere la seconda in numerosità. Ciò è causato dalla prevalenza di impianti di piccola taglia.

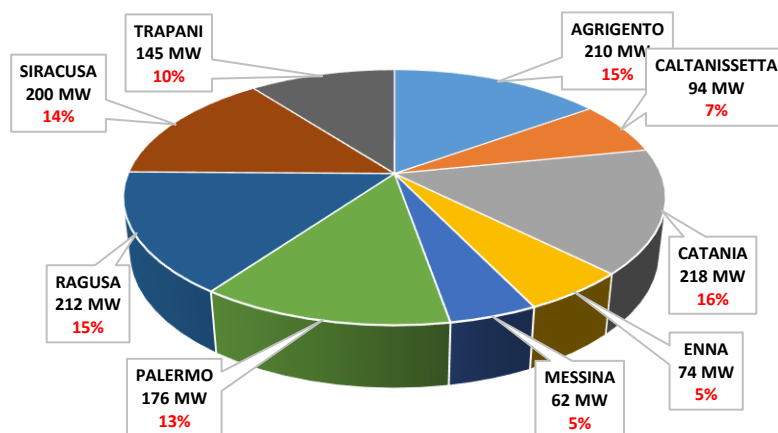


Figura 2-1: Suddivisione potenza installata in province

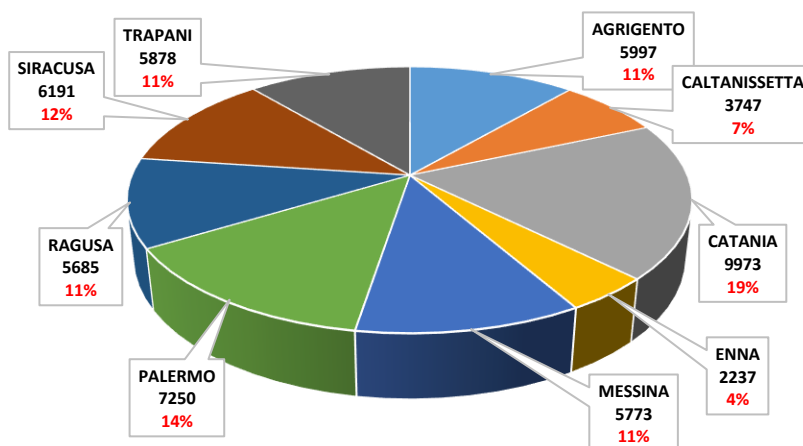


Figura 2-2: Suddivisione numero impianti in province

2.3.1 Definizione classi

La suddivisione in classi è definita in termini di potenza nominale dato che questa rappresenta, per gli impianti presenti nel file di *Anagrafica*, l'unico parametro tecnico dimensionale di cui si ha conoscenza. Inizialmente si era seguita la strada tracciata dal GSE, ovvero una suddivisione in fasce basata sulla distribuzione degli incentivi. Questa viene però accantonata. Si vuole infatti ricavare una suddivisione fatta più su misura del parco di impianti sotto

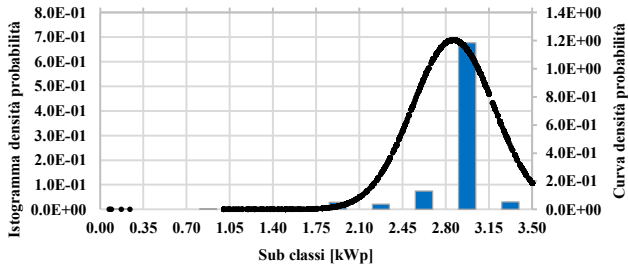
osservazione, in modo che lo studio risulti avere maggiore valenza statistica. Si è deciso quindi di osservare la distribuzione delle potenze nominali dei 52736 impianti siciliani attraverso i seguenti passaggi:

1. Si crea un grafico a dispersione avente sull'asse x il numero di impianti e sull'asse y il corrispettivo valore della potenza nominale;
2. Osservando gli addensamenti, in maniera provvisoria, si definiscono le classi con i loro limiti cercando di assicurare un range abbastanza ampio per ogni classe;
3. Si creano delle sub-classi per ogni classe;
4. Ad ogni sottoclasse corrisponde un certo numero di impianti;
5. Per ogni classe si costruisce una gaussiana in base al numero di impianti presente nelle sue sottoclassi;
6. Ci si accerta che le gaussiane non siano distanti dalla tipica forma a campana e che abbiano il massimo al centro dell'intervallo della classe;
7. Qualora non si verifichi quanto descritto nel punto 6, si variano le classi e i loro limiti (punto 2), ripercorrendo quindi gli stessi step.

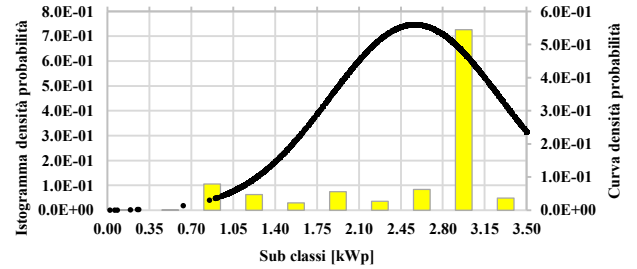
Questa procedura è stata svolta tenendo conto della suddivisione in classi ottenuta per la regione Lazio. Osservando infatti la distribuzione grafica delle potenze nominali in Sicilia, ci si è subito resi conto della somiglianza con quella dell'altra regione. Per questo motivo, come primo tentativo, sono state scelte le stesse classi. Dopo aver osservato che le distribuzioni di impianti in ogni classe risultavano essere soddisfacenti, e simili a quelle del Lazio, si è deciso di mantenere questa suddivisione anche per la Sicilia. Le classi sono 11 e vanno dalla prima, costituita dagli impianti con potenza minore/uguale di 3.5 kW, all'ultima, costituita da quelli con potenze maggiori di 20 MW. Dato che in Sicilia non sono presenti impianti da oltre 20 MW, si è ridotto a dieci il numero di classi.

Di seguito vengono riportate le gaussiane delle varie classi, sia per la Sicilia (in blu) che per il Lazio (in giallo). Osservando le gaussiane si può notare come quelle della classe 1, 7 e 10 abbiano il massimo spostato rispetto al centro dell'intervallo. Tuttavia, si è preferito non modificare i limiti dei loro intervalli per non compromettere l'andatura delle curve delle classi vicine. Inoltre, è facilmente riscontrabile la somiglianza con le distribuzioni ottenute per il Lazio.

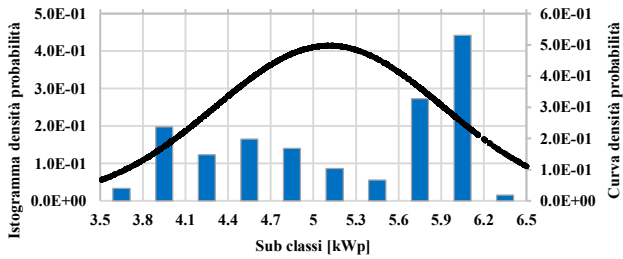
CLASSE 1



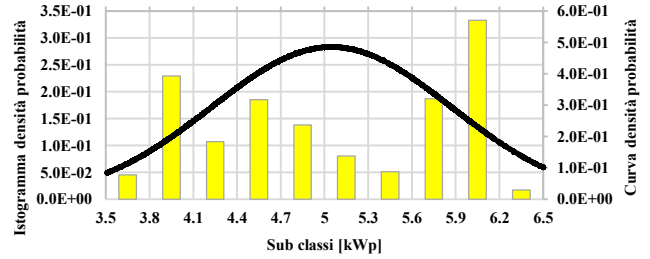
CLASSE 1



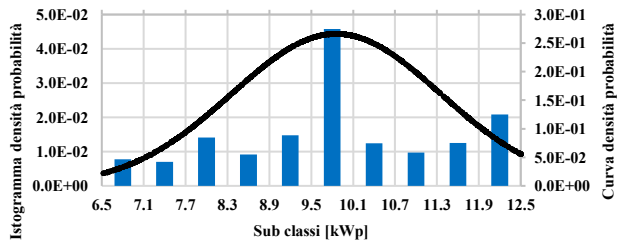
CLASSE 2



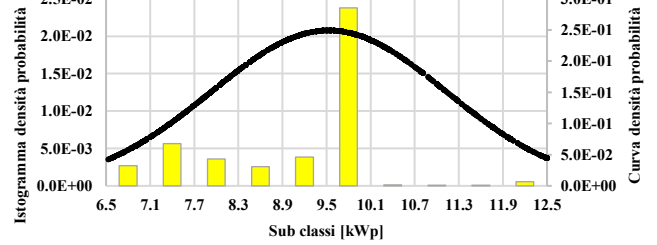
CLASSE 2



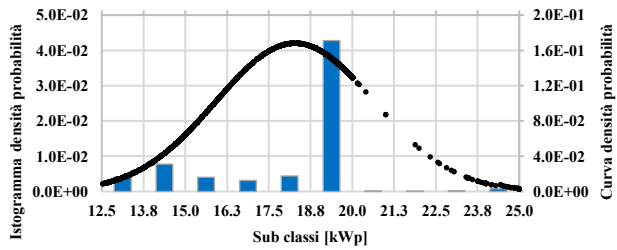
CLASSE 3



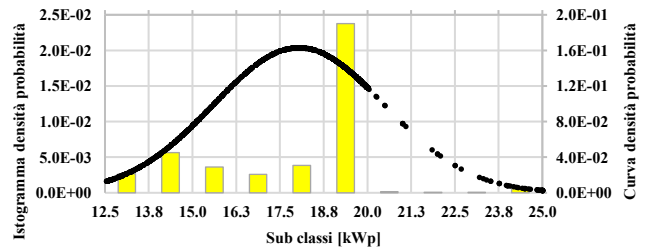
CLASSE 3



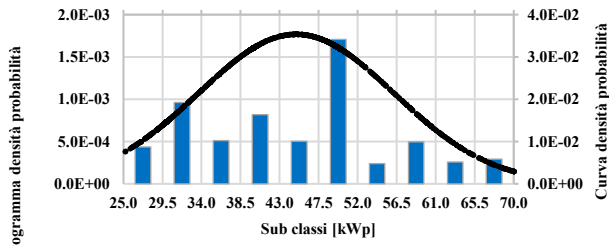
CLASSE 4



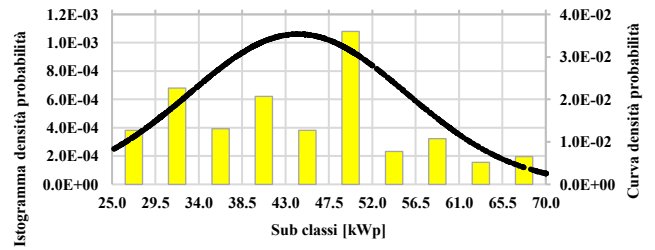
CLASSE 4



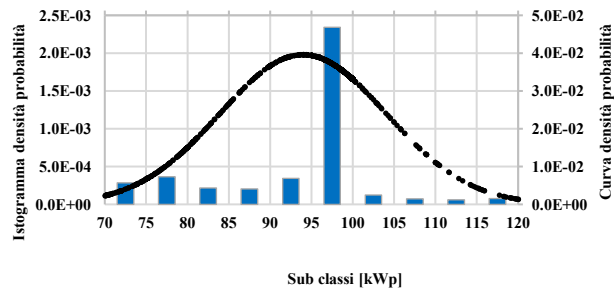
CLASSE 5



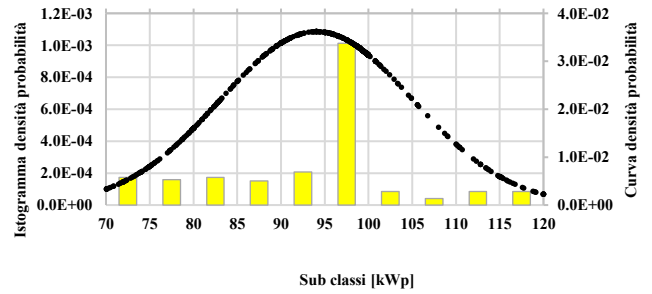
CLASSE 5



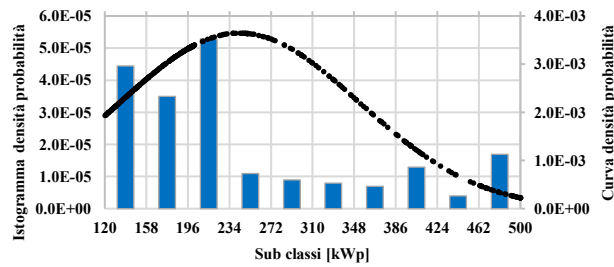
CLASSE 6



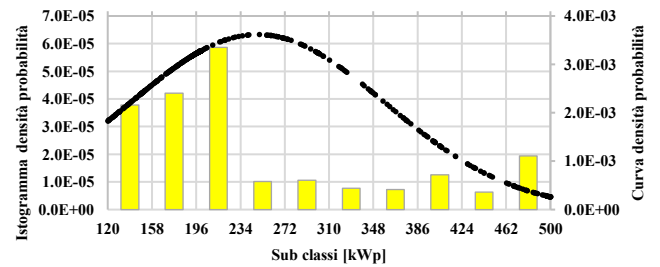
CLASSE 6



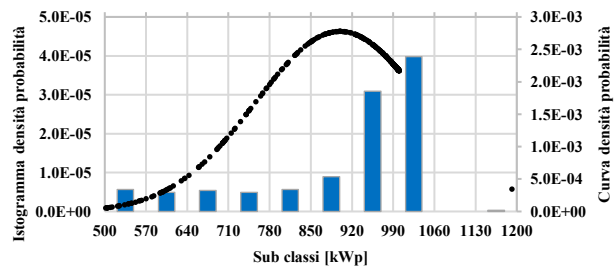
CLASSE 7



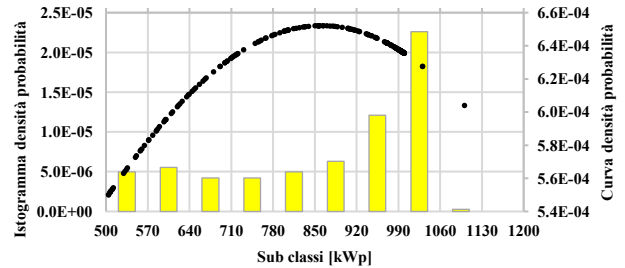
CLASSE 7



CLASSE 8



CLASSE 8



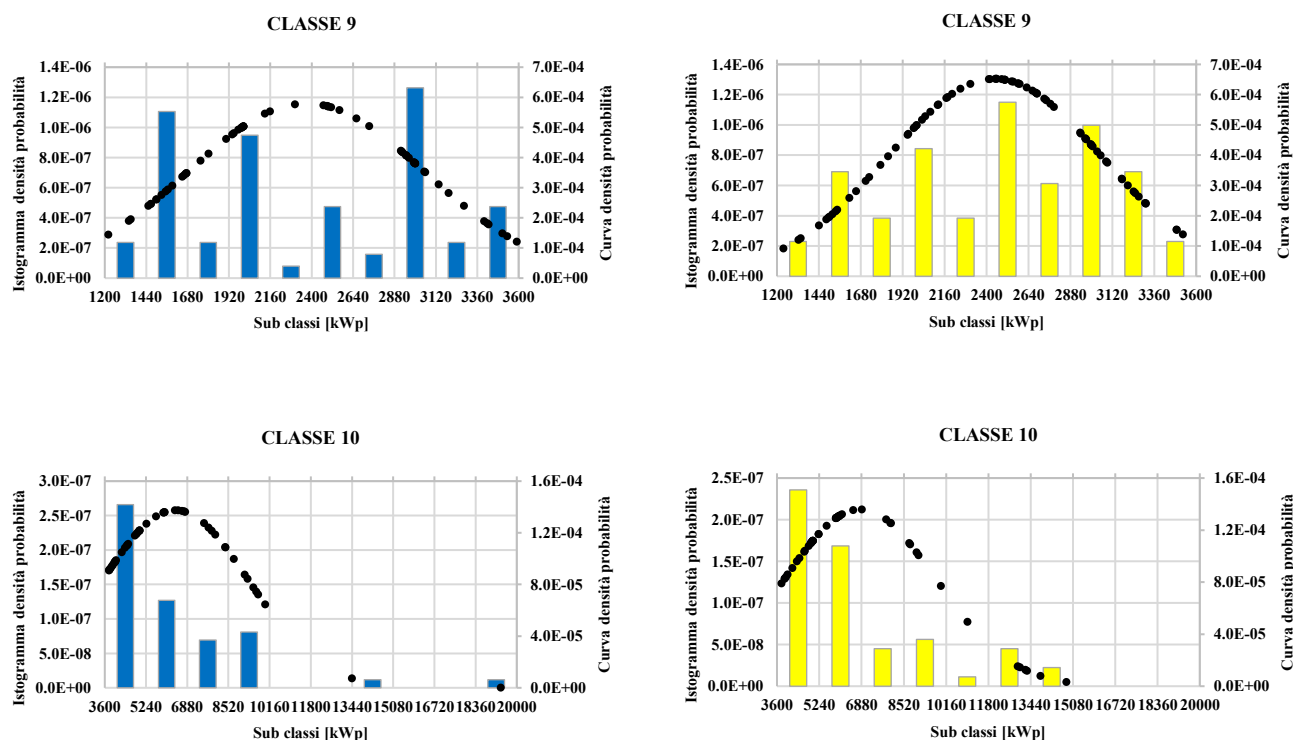


Figura 2-3: Distribuzione potenza impianti all'interno delle classi per Sicilia (blu) e Lazio (giallo)

2.3.2 Analisi classi Sicilia

Definite le classi, si possono effettuare delle analisi andando ad osservare i dati presenti nel file di Anagrafica. I grafici sottostanti mostrano per ogni classe la potenza complessiva e il numero di impianti.

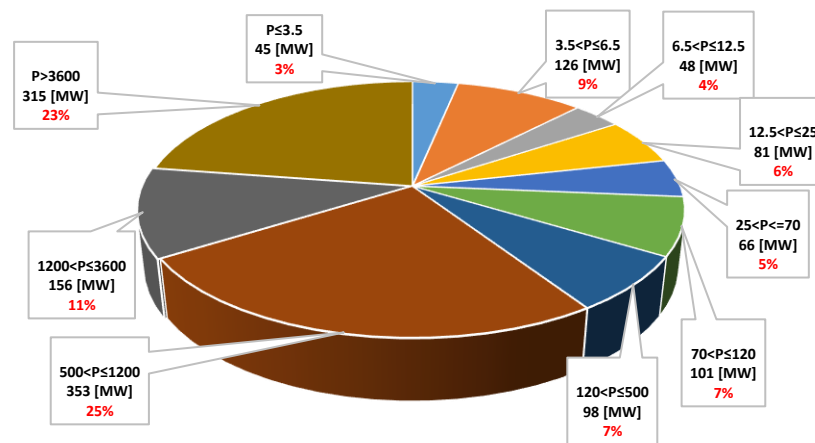


Figura 2-4: Distribuzione potenza complessiva nelle classi di potenza

Tabella 2-1: Numero impianti per classe di potenza

Classe [kW]	1 $P \leq 3.5$	2 $3.5 < P \leq 6.5$	3 $6.5 < P \leq 12.5$	4 $12.5 < P \leq 25$	5 $25 < P \leq 70$	6 $70 < P \leq 120$	7 $120 < P \leq 500$	8 $500 < P \leq 1200$	9 $1200 < P \leq 3600$	10 $P > 3600$
# impianti	15715	24242	4870	4443	1476	1079	403	393	66	49

Si osserva che la classe più popolosa è la seconda, ovvero quella con potenze nominali comprese tra i 3.5 e i 6.5 kW, seguita dalla prima e dalla terza. La meno numerosa è invece l'ultima. Ragionando invece sulle potenze, si nota che la classe 8 è quella che fornisce il contributo più significativo, seguita dalla nona e decima classe. Generalizzando i risultati, si evince quindi che le classi più piccole, al contrario delle classi con taglie più grosse, sono quelle con più impianti. Il discorso opposto lo si fa ragionando in termini di potenze. Pur possedendo meno impianti, le ultime classi sono infatti quelle che danno un apporto di potenza più elevato.

2.4 Filtraggio

2.4.1 Dati di produzione

Dopo aver osservato le caratteristiche di tutto il parco impianti siciliano e aver definito le classi, l'attenzione si sposta sui dati di produzione orari del 2018 forniti da TERNA in formato Excel (.csv). Le misure si riferiscono a un sottoinsieme degli impianti presenti nell'*Anagrafica*. Sono infatti presenti le misure di 11326 impianti. Questi dati sono importanti in quanto servono a determinare, attraverso un'operazione di filtraggio, quali impianti devono essere presi in considerazione per la taratura del modello. Inoltre, verranno riutilizzati come riferimento per valutare la bontà del modello, tramite il calcolo degli scarti. I dati di produzione sono forniti in 12 file, ognuno dei quali corrisponde ad un mese del 2018. All'interno di ogni file viene specificata:

- Data e ora della misura;
- Codice_UP dell'impianto;
- Energia misurata.

L'energia è misurata con cadenza oraria. Ciò fa sì che il profilo di produzione risulti discretizzato. Si utilizzerà in maniera indistinta sia l'espressione *energia oraria misurata* [kWh/h], sia quella di *potenza oraria misurata* [kW]. Le misure sono inoltre fornite in numeri interi. Per questo motivo i profili degli impianti più piccoli perdono risoluzione e certe volte sono approssimati a 0 kW quando invece si produce qualcosa in più.

Prima di procedere al filtraggio, è stato necessario effettuare un ordinamento di questi dati poiché i vari file contenevano un numero di impianti diverso l'uno dall'altro. Attraverso uno script *Matlab*, basato su calcoli di intersezione tra i diversi

file, è stata ottenuta la matrice annuale contenente i dati di produzione oraria per quei soli impianti di cui si aveva a disposizione la produzione oraria per ogni mese. Alla fine di questa operazione si ottengono i dati di produzione di 11113 impianti, circa il 21% dell'intera popolazione di impianti presenti in *Anagrafica*. Si hanno invece 213 impianti di cui non si hanno a disposizione i dati produzione per almeno un mese dell'anno. Questi ultimi non vengono quindi presi in considerazione.

2.4.2 Filtraggio e geolocalizzazione

Dai dati di produzione degli 11113 impianti, attraverso un'operazione di filtraggio, si sono voluti ottenere i profili più significativi in maniera tale da dare più veridicità al modello previsionale. I filtri adoperati si sono basati sui seguenti aspetti:

1. Presenza in *Anagrafica*;
2. Assenza di produzione notturna;
3. Produzione ogni giorno dell'anno;
4. Produzione specifica;
5. Potenza specifica massima.

Il filtraggio è stato settato su un apposito codice *Matlab* richiamante le funzioni di ogni filtro. Vi è una certa elasticità all'interno del programma in quanto vi è la possibilità di modificare i limiti del filtraggio. I filtri sono cinque, ognuno dei quali ha il compito di scartare tutti i profili che non rispecchiano il proprio requisito. Nel *filtro 1* ci si assicura che i profili di produzione si riferiscano ad impianti presenti all'interno dell'*Anagrafica*. Il *filtro 2* scarta invece tutti gli impianti che risultano produrre almeno un'ora durante le ore notturne. Ciò è fisicamente impossibile e può essere dovuto a malfunzionamenti delle strumentazioni di misura. Come intervallo notturno di osservazione, si è scelta la fascia oraria 23:00-04:00. Il *filtro 3* si occupa di scartare gli impianti che risultano non produrre per almeno un giorno consecutivo. Nel *filtro 4* si pone l'attenzione sulla produzione specifica ovvero il rapporto tra l'energia annua prodotta e la potenza nominale. Questa grandezza rappresenta anche il numero di ore equivalenti annue per cui si produce alla potenza nominale. Coerentemente alle caratteristiche tecniche e geografiche, si è deciso di scartare tutti gli impianti che avessero potenza specifica al di fuori del range compreso tra 1000 e 1700 kWh/kWp. Se un impianto non rientra in questo intervallo potrebbe essere stato installato non correttamente o le sue tecnologie costruttive potrebbero essere malfunzionanti. Infine, il *filtro 5* verifica che la

potenza specifica massima di ogni impianto, rapporto tra l'energia oraria massima misurata e la potenza nominale, non superi l'unità. Raramente un impianto si ritrova nelle condizioni di riuscire a produrre oltre la propria potenza nominale. Ciò può accadere in condizioni metereologiche molto favorevoli e rare, che possono ricrearsi durante pochissime ore dell'anno. Si vuole evitare questa situazione al fine di ottenere impianti confrontabili in termini di prestazione.

Si riporta di seguito, per ogni filtro, il numero di impianti scartati e il numero di impianti rimanenti.

Tabella 2-2: Numero impianti rimossi e rimanenti per filtro

<i>Filtro applicato</i>	<i>Descrizione verifica</i>	<i>Impianti rimossi</i>	<i>Impianti rimanenti</i>
Filtro 1	Presenza in anagrafica	0	11113
Filtro 2	Assenza di produzione notturna	4096	7017
Filtro 3	Produzione ogni giorno dell'anno	6773	244
Filtro 4	Produzione specifica $1000 < (\text{kWh/anno})/\text{kWp} < 1700$	24	220
Filtro 5	Potenza specifica massima $(\text{kWh/h})/\text{kWp} \leq 1$	2	218
<i>Impianti rimanenti "filtrati"</i>			218

Come si può notare dai risultati, la maggior parte degli impianti sono stati eliminati nel secondo e nel terzo filtro.

Alla procedura di filtraggio segue un ultimo filtro di tipo manuale basato sulla geolocalizzazione degli impianti ottenuti. Quest'operazione è necessaria sia per verificare eventuali anomalie costruttive, danneggiamenti e ombreggiamenti, sia per ricavare per ogni impianto gli angoli di tilt e azimuth e le coordinate geografiche, ovvero latitudine e longitudine. La geolocalizzazione è stata svolta

attraverso *Google Earth* basandosi sulle informazioni relative al Comune e all'indirizzo presenti nell'*Anagrafica*. Al termine della verifica, gli impianti rimasti sono risultati essere 154, circa l'1.4% degli impianti di cui TERNA forniva i dati di produzione. Sono quindi stati scartati 64 impianti, la maggior parte per via del fatto che non si è riusciti a rintracciare la posizione dell'impianto. Per molti impianti infatti gli indirizzi forniti sono risultati troppo approssimativi e vaghi. Qualche impianto invece è stato scartato poiché presentava diverse inclinazioni e orientazioni dei moduli. Questo comportamento è tipico di quegli impianti installati su tetto.

Avendo adesso a disposizione gli impianti da utilizzare nel modello, vediamo come sono distribuiti all'interno delle varie classi. Si può osservare come non vi siano impianti appartenenti alle classi 1, 2 e 3. La motivazione può essere dovuta al fatto che, essendo classi caratterizzanti piccoli impianti, le misure effettuate possono essere risultate meno attendibili rispetto a quelle effettuate per impianti di taglia più grande. Un'altra causa può essere trovata nell'arrotondamento in numeri interi dei risultati che, come già detto, può aver portato ad approssimare a zero la produzione degli impianti più piccoli. Le classi più numerose sono invece la sesta e l'ottava.

Tabella 2-3: Numero impianti del campione per classe di potenza

Classe [kW]	4 $12.5 < P \leq 25$	5 $25 < P \leq 70$	6 $70 < P \leq 120$	7 $120 < P \leq 500$	8 $500 < P \leq 1200$	9 $1200 < P \leq 3600$	10 $P > 3600$
# impianti	2	8	68	15	45	7	9

Confrontando per ogni classe le distribuzioni degli impianti ottenuti in seguito al filtraggio, con le gaussiane ottenute per tutti gli impianti di *Anagrafica* durante la definizione delle classi, si nota come i primi abbiano una distribuzione di potenza non proprio fedele ai secondi. Infatti, osservando gli istogrammi in arancione, ottenuti per gli impianti filtrati, si può notare come la colonna “massima” sia quasi sempre spostata rispetto al picco della gaussiana, calcolata invece per gli impianti dell'*Anagrafica*.

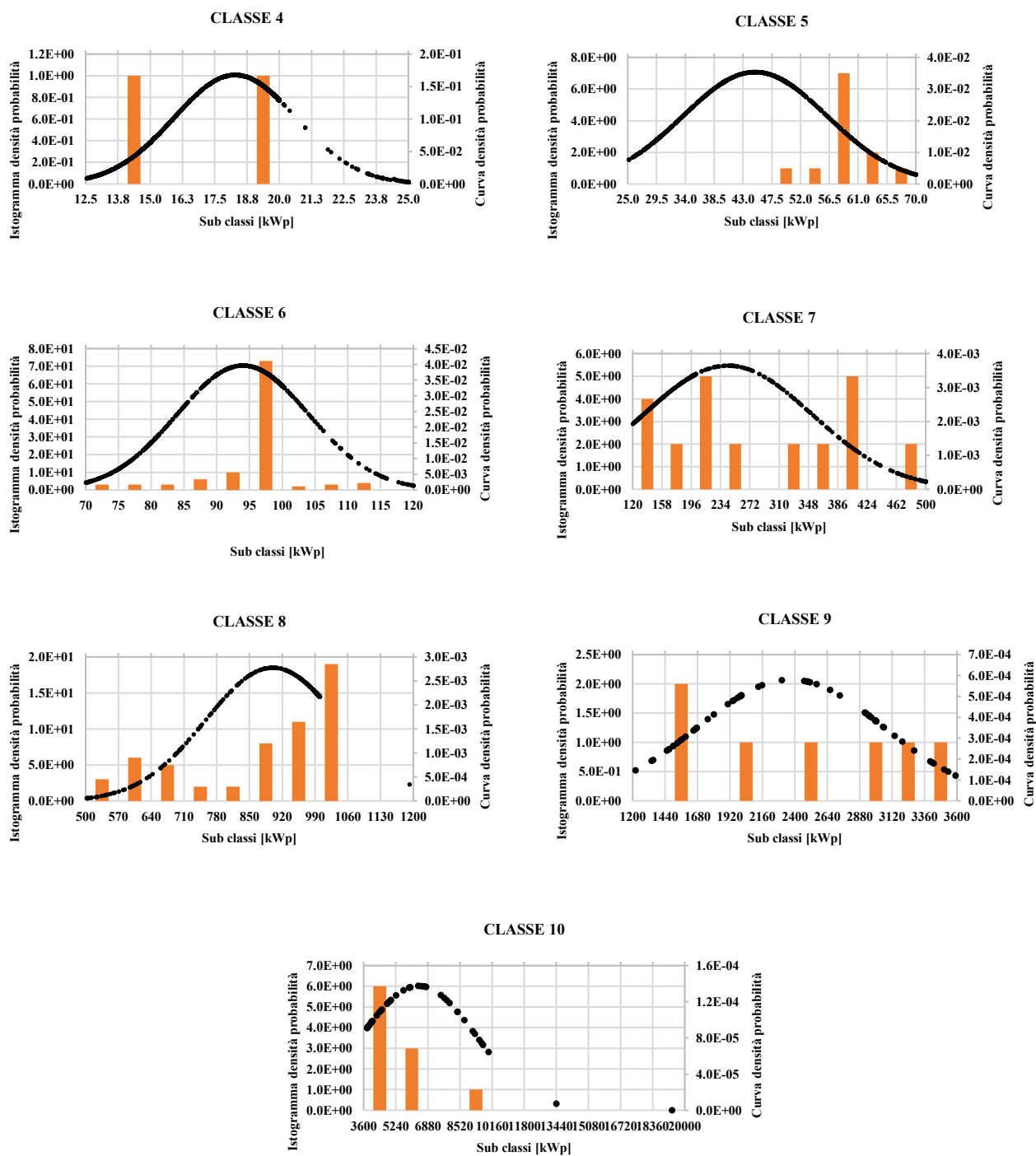


Figura 2-5: Distribuzione impianti campione (arancione) a confronto con distribuzione impianti popolazione, classe per classe

2.5 Campionamento stratificato

Si vuole adesso sviluppare una metodologia che permetta di stabilire se il campione ottenuto dal filtraggio sia capace di rappresentare statisticamente l'intera popolazione di impianti della Sicilia. Tale verifica è indispensabile per:

1. La validazione del modello;
2. La previsione della produzione per l'anno 2018 in Sicilia.

Il primo punto è quello che riguarda il lavoro di tesi. Per farlo si ricorre alla tecnica del campionamento stratificato. La procedura si basa sull'analisi dell'intera popolazione di impianti e del campione ottenuto in seguito ai filtri. Viene calcolata per l'intera popolazione la media e la varianza del numero di impianti presenti all'interno di ogni classe. Il campionamento stratificato permette quindi di conoscere, per ogni classe del campione, il numero di impianti necessario per rappresentare statisticamente l'intera classe della popolazione. Si tratta di una sorta di ripartizione in classi, un procedimento di allocazione basato sulla seguente formula:

$$n_h = n \cdot \frac{N_h \cdot \sigma_h \cdot \sqrt{\frac{N_h}{N_h - 1}}}{\sum_{h=1}^H N_h \cdot \sigma_h \cdot \sqrt{\frac{N_h}{N_h - 1}}} \quad (2.9)$$

In cui:

- n_h è il numero di impianti restituito dalla ripartizione per la classe h ;
- σ_h è espressa come rapporto tra la varianza e la media degli impianti della popolazione appartenenti alla classe h ;
- n è il numero di impianti del campione;
- N_h è il numero di impianti della popolazione appartenenti alla classe h .

Se il numero di impianti n_{vh} presenti all'interno della classe del campione, ottenuto dal filtraggio, risulta essere minore del rispettivo valore di n_{vh} , tutte le analisi svolte per quella classe non avranno valenza statistica. Di seguito si

riportano i risultati della stratificazione al variare del numero n di impianti del campione.

Tabella 2-4: Numero n_{vh} di impianti ripartiti nelle classi di potenza al variare del numero n di impianti del campione

Classi [kWp]	n_{vh}	n	23	58	70	85	90	100	120	124	130	140	150	154
1 $P \leq 3.5$	0	n_1	0	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2
2 $3.5 < P \leq 6.5$	0	n_2	1	3	4	5	5	5	6	7	7	8	8	8
3 $6.5 < P \leq 12.5$	0	n_3	0	1	1	2	2	2	2	3	3	3	3	3
4 $12.5 < P \leq 25$	2	n_4	1	2	2	2	3	3	4	4	4	4	4	5
5 $25 < P \leq 70$	8	n_5	1	3	3	4	4	5	6	6	6	6	7	7
6 $70 < P \leq 120$	68	n_6	1	2	2	3	3	3	4	4	4	4	5	5
7 $120 < P \leq 500$	15	n_7	3	7	9	10	11	12	15	15	16	17	18	19
8 $500 < P \leq 1200$	45	n_8	4	9	11	13	14	16	19	19	20	22	24	24
9 $1200 < P \leq 3600$	7	n_9	3	7	9	11	11	13	15	16	17	18	19	20
10 $P > 3600$	9	n_{10}	9	23	28	34	36	40	48	49	52	56	60	61

Si effettuano le seguenti considerazioni:

- Si osserva che la dimensione massima del campione, che fa sì che tutte le classi siano validate statisticamente, è pari a:

$$n_{max} = 23$$

Per questo valore di n_{max} , la classe marginale, ovvero quella classe per cui si ha la minima differenza tra n_{vh} e n_h , risulta essere la 10;

- Utilizzando un valore di n superiore ai 124 impianti si ottiene una ripartizione che restituisce per la classe 10 oltre 49 impianti. Ciò rappresenta un errore in quanto 49 è il numero di impianti presenti in quella classe per l'intera popolazione;
- La classe 9 viene convalidata solo se si sceglie un numero n di impianti non superiore a 58;
- La classe 4 è invece convalidata solo se non si sale sopra gli 85 impianti;
- Non si può fare nulla per le prime 3 classi poichè non sono presenti impianti nelle rispettive classi del campione;
- Tutte le altre classi risultano convalidate.

Si decide comunque di scegliere come numero n di impianti, il numero ottenuto in seguito alle operazioni di filtraggio e geolocalizzazione. Si sceglie quindi il numero più alto possibile di impianti per cercare di ottenere dal modello delle soluzioni più realistiche. Infatti, più il campione è numeroso, più le soluzioni dell'ottimizzazione risultano essere fedeli alla realtà. Così facendo si rinuncia però a validare statisticamente alcune delle classi del campione, come si può osservare dalla Tabella 2-3. Nel lavoro di tesi svolto viene quindi sacrificata la validazione statistica di alcune classi, al fine di ottenere dei risultati più accurati.

Tabella 2-5: Condizione validazione delle classi di potenza

<i>Classi [kW]</i>	4 $12.5 < P \leq 25$	5 $25 < P \leq 70$	6 $70 < P \leq 120$	7 $120 < P \leq 500$	8 $500 < P \leq 1200$	9 $1200 < P \leq 3600$	10 $P > 3600$
n_{vh}	2	8	68	15	45	7	9
n_h	5	7	5	19	24	20	61
Condizione validazione	vera	vera	vera	falsa	vera	falsa	falsa

2.6 Scaricamento semiautomatico dei dati ed elaborazione dati meteo

E' la procedura che permette di ottenere per ciascun impianto del campione i valori orari, nell'anno 2018, di: irradianza, temperatura dell'aria e velocità del vento. Queste variabili meteorologiche sono ricavate da appositi database online che, oltre ad assicurare l'attendibilità dei dati stessi, permettono il cosiddetto scaricamento semiautomatico. Lo scaricamento semiautomatico dei dati avviene iscrivendosi al servizio online del sito del database che permette di effettuare il download dei dati meteo per diverse postazioni geografiche, grazie ai valori di latitudine e longitudine ottenuti dalla geolocalizzazione degli impianti.

I database consultati sono:

- *Solar Radiation Data (SoDa)* attraverso il servizio *Copernicus atmosphere monitoring service (CAMS)* [6];
- *National aeronautics and space administration (NASA)* attraverso il servizio *Goddard earth sciences data and information service center (GES DISC)* [7].

SODA è utilizzato per i dati di irradianza, NASA per quelli di temperatura dell'aria e velocità del vento.

2.6.1 Irradianza (SoDa)

I dati di irradianza forniti dal database di *SoDa* hanno una risoluzione temporale che può andare dal minuto al mese e una risoluzione spaziale di 5 km con un'interpolazione automatica delle coordinate geografiche. Lo scaricamento dei dati può avvenire sia in maniera manuale che semiautomatica. Come detto, dato il numero non banale di impianti presenti nel modello, ci si affida a quest'ultima modalità. Lo scaricamento avviene tramite l'ausilio di uno script *Matlab* fornito dallo stesso sito, rielaborato successivamente per lo studio in esame. Lo script riceve in input le coordinate geografiche degli impianti geolocalizzati e la risoluzione temporale che si vuole ottenere, oraria nel nostro caso. Automaticamente si ottengono in output le diverse componenti di irradianza: GHI, BHI, DHI e BNI. Dato che *SoDa* permette di scaricare i valori per un massimo di 75 impianti al giorno, la procedura è stata condotta in tre giorni. Si è ricorso a un ulteriore script utilizzato per compattare in matrici, una per ogni componente di irradianza, i risultati ricavati nei diversi giorni. Ciascuna di queste matrici ha quindi dimensione 8760x154.

Le quattro componenti di irradianza sono indispensabili per determinare i valori di irradianza su piano inclinato dei diversi impianti, come previsto dalla formula (2.5).

2.6.2 Temperatura aria e velocità del vento (NASA)

Per quanto riguarda i dati di temperatura dell'aria e velocità del vento i procedimenti sono un po' più complessi. Non è infatti possibile ottenerli automaticamente inserendo latitudine e longitudine. Ciò che si fa, attraverso l'interfaccia grafica offerta dal servizio del sito della *NASA*, è ritagliare un rettangolo che circoscriva la regione di interesse, come mostrato in Figura 2-8. La Sicilia in questo caso. Così facendo si ottiene una griglia, una sorta di matrice avente come righe le coordinate di latitudine e come colonne quelle di longitudine. Se ad esempio il rettangolo ha dimensioni 6x8, significa che si hanno 6 valori di latitudine e 8 valori di longitudine all'interno del rettangolo. Si ha quindi a che fare con 48 punti di riferimento. Per questi 48 punti il database di *NASA* ci fornisce i valori di temperatura e velocità del vento ora per ora per tutto l'anno 2018. La risoluzione spaziale tra una coordinata di latitudine e la successiva è di 0.5° . Quella tra una coordinata di longitudine e la successiva è invece di 0.625° .

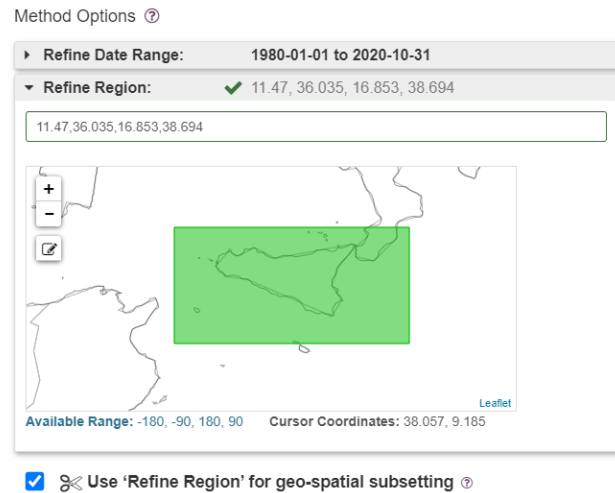


Figura 2-6: Interfaccia grafica database NASA per la selezione dell'area di estrapolazione dei dati meteo

L'elaborazione dei dati scaricati è affidata ad uno script *Matlab* che consente di ordinare in matrici, i valori di temperatura dell'aria e velocità del vento di questi 48 punti, insieme alle loro coordinate geografiche.

Questi dati vengono successivamente riutilizzati come input, insieme alla latitudine e longitudine degli impianti filtrati, in un secondo script. Lo script restituisce in output i valori orari di temperatura dell'aria e velocità del vento per gli impianti del nostro campione. La procedura è basata sul confronto delle coordinate degli impianti del campione con quelle del rettangolo andando ad assegnare per ogni impianto i valori della posizione di riferimento più vicina. Anche qui si ottengono due matrici aventi dimensione 8760x154.

2.7 Ottimizzazione

Nei precedenti paragrafi è stata descritta la formula generale utilizzata dal modello per effettuare la previsione della produzione. La maggior parte dei parametri al suo interno sono stati determinati assegnando dei valori dettati dall'esperienza, sapendo che la tecnologia predominante è quella del silicio policristallino. Tuttavia, si può facilmente incorrere a imprecisioni qualora si dovesse avere a che fare con impianti di differente tipologia e/o installati e

funzionanti in maniera diversa. Per questo motivo si ricorre ad un'ottimizzazione. Si vogliono compensare le imprecisioni presenti nel modello andando a stimare, in maniera indiretta, i valori più corretti per alcuni dei parametri presenti nell'espressione di calcolo.

L'ottimizzazione scelta per il modello è non lineare multi-variabile. Si basa sulla minimizzazione della funzione obiettivo tenendo conto dei vincoli di disuguaglianza delle variabili da ottimizzare:

$$\min_x f(x) \quad (2.10)$$

$$s.t : \mathbf{lb} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{ub} \quad (2.11)$$

Dove:

- $\mathbf{x}$ è il vettore delle variabili dell'ottimizzazione che minimizzano la funzione obiettivo;
- $\mathbf{lb}$ è il vettore dei limiti inferiori delle variabili dell'ottimizzazione;
- $\mathbf{ub}$ è il vettore dei limiti superiori delle variabili dell'ottimizzazione;
- $f(x)$ è la funzione obiettivo da minimizzare.

Si definisce adesso la funzione obiettivo. La sua definizione è sicuramente legata allo scarto tra energia prevista e misurata. Bisogna però dare delle specifiche ulteriori, in quanto il risultato dello scarto dipende fortemente sia dall'orizzonte temporale sia dal numero di impianti presi in considerazione. Come orizzonte temporale si sceglie l'anno, in questo caso il 2018. Operando in questo modo, l'ottimizzazione considererà di pari importanza sia le stagioni fredde che quelle calde. Si potrebbe anche pensare di restringere l'analisi temporale ai soli periodi caldi per far sì che il modello riesca a prevedere in maniera più precisa i profili delle giornate serene, durante le quali viene prodotta la maggior parte dell'energia annuale. Tuttavia, in questa sezione, si vuole rimanere coerenti i passaggi attuati per il caso Lazio, mantenendo quindi l'orizzonte temporale dell'ottimizzazione fissato sull'anno. Per quanto riguarda invece il numero di impianti considerati, viene effettuata un'ottimizzazione di classe. Ciò significa che, anziché calcolare lo scarto su tutti gli impianti del campione, viene calcolato uno scarto per ogni classe. L'ottimizzazione viene quindi "frammentata". Al termine del processo iterativo, come risultato dell'ottimizzazione, ogni classe avrà il suo set di parametri

ottimizzati. In questo modo si tiene conto dell'inevitabile diversità di taglia degli impianti. Andare a raggruppare nell'ottimizzazione tutti gli impianti del campione porterebbe infatti ad avere dei parametri eccessivamente mediati.

Così facendo invece si ottengono non solo dei parametri con maggiore significato fisico, ma si riduce ulteriormente lo scarto.

Si può quindi esprimere la funzione obiettivo nel modo seguente:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^J \sqrt{\frac{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (P_{AC,prevista,i} - P_{misurata,i})^2}{P_{STC}}} \quad (2.12)$$

Si utilizza uno scarto di tipo quadratico, piuttosto che in valore assoluto, per dare più importanza agli scarti orari che superano l'unità. Per ogni impianto j-esimo appartenente alla classe di potenza considerata, si effettua quindi il calcolo dello scarto quadratico medio della differenza tra gli i-esimi valori di potenza previsti dal modello e quelli misurati, nell'arco temporale di $T=8760$ ore. Lo scarto viene normalizzato rispetto alla taglia dell'impianto. Il valore assunto dalla funzione obiettivo è quindi pari alla sommatoria degli scarti di ogni impianto.

Per quanto riguarda il vettore $\mathbf{x}$ delle le variabili dell'ottimizzazione, sono stati scelti i seguenti quattro parametri:

- $\gamma_T \%$: coefficiente temico di potenza;
- G_0 : irradianza solare limite;
- C_A : coefficiente di adattamento;
- $NOCT$: temperatura di cella nelle condizioni NOCT.

Fatta eccezione per G_0 , questi parametri influenzano linearmente la produzione. Il *Modello NOCT ottimizzato a 3 parametri* e il *Modello con velocità del vento a 3 parametri* utilizzano per l'ottimizzazione soltanto le prime tre variabili. Viene invece tenuto conto anche della temperatura NOCT nel *Modello NOCT ottimizzato 4 parametri*. Si osserva che, eccetto il coefficiente di adattamento C_A , i parametri derivano tutti dalla particolare tecnologia costruttiva degli impianti. Invece, il coefficiente di adattamento, tenuto costante e unitario nelle configurazioni senza ottimizzazione, assume significato proprio nell'ottimizzazione. Come già detto, questo coefficiente tiene conto di tutte le imprecisioni relative agli altri parametri del modello.

Tra i parametri più soggetti a errori si possono menzionare:

- La *potenza nominale*, di cui il costruttore dell'impianto fornisce il valore con un'incertezza del $\pm 3\%$;
- Il *rendimento globale*, termine che incorpora vari parametri determinati dall'esperienza. Sotto condizioni differenti, può assumere un diverso valore;
- I *rendimenti del convertitore e del trasformatore*, anch'essi fissati dall'esperienza.

Come è stato già spiegato, l'ottimizzazione modifica i parametri presenti nel vettore $\mathbf{x}$, assegnando dei valori che non oltrepassino i limiti stabiliti dai vincoli di disuguaglianza, $\mathbf{lb}$ e $\mathbf{ub}$. Tali limiti vengono imposti basandosi su valori bibliografici, almeno per quanto riguarda i parametri costruttivi del vettore $\mathbf{x}$, ovvero $\gamma_T \%$, G_0 e $NOCT$, per evitare che si ottengano soluzioni troppo discostanti dalla realtà. Per il coefficiente di adattamento C_A si fa un discorso diverso. Essendo infatti un parametro matematico di ottimizzazione, risulta complicato fissare dei limiti basandosi su criteri fisici. Per questo motivo si preferisce rilassare tali limiti per far sì che non risulti troppo vincolato. Di seguito si riportano i valori scelti per $\mathbf{x}_0$ (vettore dei valori iniziali), $\mathbf{lb}$ e $\mathbf{ub}$:

$$\mathbf{x}_0 = [\gamma_{T\%,0}; G_{0,0}; C_{A,0}; NOCT_0] = [-0.0050; 17.7; 1; 47] \quad (2.13)$$

$$\mathbf{lb} = [\gamma_{T\%}; G_0; C_A; NOCT]_{lb} = [-0.0061; 10; 0.01; 43] \quad (2.14)$$

$$\mathbf{ub} = [\gamma_{T\%}; G_0; C_A; NOCT]_{ub} = [-0.0030; 50; 10; 50] \quad (2.15)$$

2.7.1 Clustering soluzioni

Dalle analisi effettuate per il Lazio ci si era accorti che le soluzioni ottenute dai modelli di ottimizzazione, ovvero i 3-4 parametri ottimizzati, dipendevano dai valori iniziali inseriti. Per esempio, si è notato che la soluzione relativa all'irradianza limite G_0 seguiva il valore iniziale scelto. Questo rappresenta un comportamento indesiderato dovuto alla non linearità del problema. Per sopperire a questa problematica si è cercato di capire quali fossero i migliori dati iniziali per cui si potessero ottenere le soluzioni più veritiere. Attraverso uno script *Matlab* si è quindi effettuata un'operazione di clustering delle soluzioni. Lo si è svolta

andando ad osservare le soluzioni dell'ottimizzazione al variare del valore iniziale di G_0 , parametro che è risultato essere il più “fastidioso”, quello che influenza maggiormente le soluzioni. La procedura deve quindi ricercare i valori iniziali di irradianza limite da utilizzare nei modelli di ottimizzazione. L'algoritmo dello script funziona nel modo seguente:

1. Per ogni classe, viene lanciata l'ottimizzazione più volte, facendo variare il valore di G_0 tra 10 e 50 W/m^2 (con passo di uno). Per ogni valore iniziale si ottiene così un set di soluzioni per ciascun modello;
2. Osservando le soluzioni relative al G_0 , si nota come queste tendono a seguire il valore iniziale scelto. Vi è quindi una certa linearità. Sono presenti però delle soluzioni al di fuori della linearità che tendono a ripetersi per diversi valori iniziali. Questi valori iniziali vengono conservati poichè portano ad ottenere un'identica soluzione che molto probabilmente coincide con la soluzione reale.
3. Bisogna quindi scegliere il valore iniziale tra quelli rimasti. Per farlo, si prende quello che restituisce le soluzioni di $\gamma_{T\%}$ più vicine tra un modello e l'altro.

Si ottengono così, per ogni classe, i seguenti valori iniziali di G_0 :

Tabella 2-6: Valori iniziali di irradianza limite ottenuti dalla procedura di clustering

<i>Classi [kW]</i>	<i>$G_{0,0} [W/m^2]$</i>
4 12.5<P≤25	50
5 25<P≤70	11
6 70<P≤120	47
7 120<P≤500	48
8 500<P≤1200	12
9 1200<P≤3600	12
10 P>3600	49

Risultati ottimizzazione e analisi degli scarti

Nei precedenti paragrafi sono stati definiti sia il modello con le sue configurazioni, sia il campione di impianti rappresentativo dell'intero parco fotovoltaico siciliano. Si vogliono adesso riportare i principali risultati ottenuti dal modello. In particolare, si osservano:

- Le variabili ottimizzate dai modelli di ottimizzazione, ovvero i parametri presenti all'interno del vettore x ;
- Gli scarti delle energie previste dai modelli rispetto alle misure fornite da Terna.

In Figura 2-8, infine, viene riassunto in un flowchart il funzionamento del programma del modello:

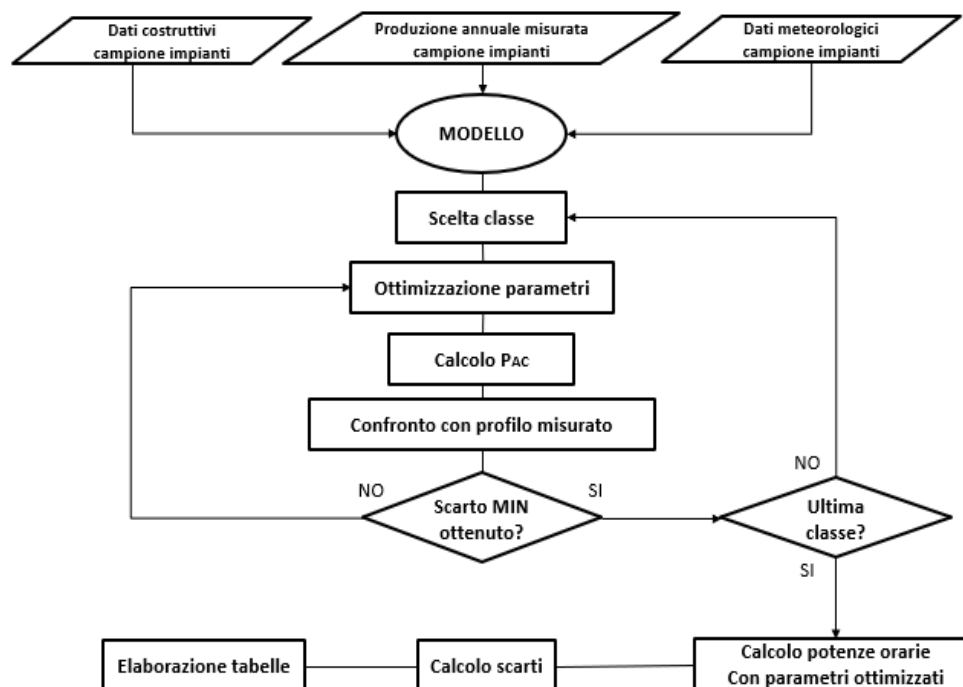


Figura 2-7: Flowchart programma modello di ottimizzazione

2.7.2 Ottimizzazione parametri

Nella tabella sottostante si riportano le soluzioni dell'ottimizzazione, ovvero i set dei parametri ottimizzati ottenuti, per ogni classe, dai tre modelli di ottimizzazione. Come è stato già detto, queste soluzioni rappresentano i valori che il modello utilizza all'interno della propria espressione di calcolo per far sì che i profili di energia calcolati possano essere vicini a quelli misurati da Terna.

Tabella 2-7: Parametri ottimizzati dai modelli di ottimizzazione

	Parametri	4 $12.5 < P \leq 25$	5 $25 < P \leq 70$	6 $70 < P \leq 120$	7 $120 < P \leq 500$	8 $500 < P \leq 1200$	9 $1200 < P \leq 3600$	10 $P > 3600$
NOCT 3 parametri	$\gamma_{T\%}$	-0.0059	-0.0041	-0.0050	-0.0048	-0.0042	-0.0047	-0.0046
	G_0	49.1	45.0	19.5	27.5	19.2	29.1	42.0
	C_A	0.955	1.126	1.022	0.970	1.045	1.107	1.085
VENTO 3 parametri	$\gamma_{T\%}$	-0.0041	-0.0046	-0.0051	-0.0051	-0.0042	-0.0048	-0.0046
	G_0	48.7	31.9	17.8	27.6	11.0	26.5	29.9
	C_A	0.892	1.053	0.969	0.928	0.990	1.053	1.012
NOCT 4 parametri	$\gamma_{T\%}$	-0.0059	-0.0048	-0.0051	-0.0048	-0.0041	-0.0048	-0.0046
	G_0	49.1	49.0	19.5	12.0	11.0	27.5	42.0
	C_A	0.955	1.151	1.026	0.939	1.025	1.101	1.085
	$NOCT$	47.0	47.0	47.7	47.0	47.0	45.8	47.0

E' importante che per ogni classe vi sia una certa somiglianza tra le soluzioni ottenute dai tre modelli. Più i loro valori sono vicini e più ci si accerta che i tre modelli di ottimizzazione stimano correttamente i valori medi reali rappresentativi degli impianti della classe. Per verificare quanto detto si ricorre alla Figura 2-8, in cui, per ogni classe, si riportano le soluzioni ottenute dai vari modelli, normalizzate rispetto ai loro valori iniziali.

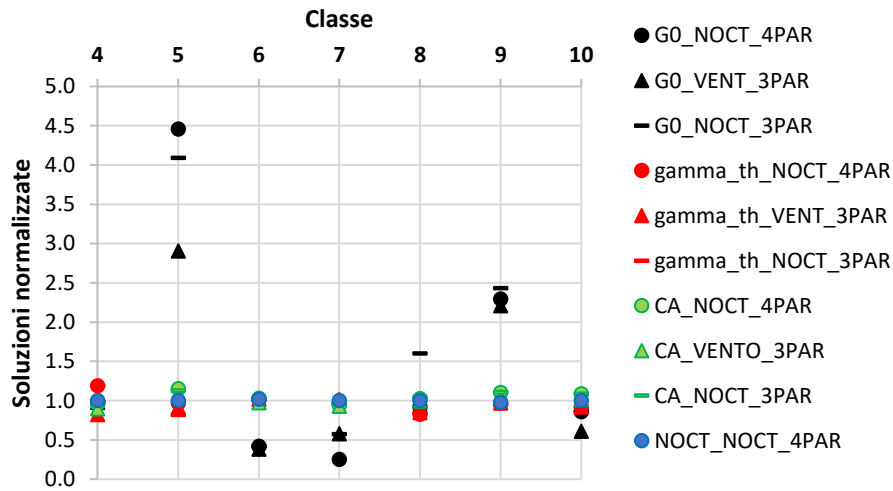


Figura 2-8: Confronto soluzioni ottimizzazione normalizzate rispetto al valore iniziale

Dai risultati sopra riportati si deduce che:

- I parametri ottenuti dai modelli risultano essere vicini tra loro;
- I parametri che si discostano maggiormente dal rispettivo valore iniziale sono quelli di G_0 , soprattutto per la classe 5;
- Si nota una certa diversità tra i valori di $\gamma_{T\%}$ nella classe 4. Il motivo può essere dovuto al fatto che la classe è composta da soltanto due impianti, quindi poco significativa;
- Le soluzioni ottenute dal *modello NOCT 3 parametri* e dal *modello NOCT 4 parametri* risultano essere le più vicine;
- Il coefficiente di adattamento C_A è sempre prossimo al valore unitario. Il fatto che non si allontani troppo da tale soglia dimostra che esso non stravolge il modello. Al contrario, rappresenta un parametro di compensazione delle piccole imprecisioni presenti al suo interno.

2.7.3 Analisi scarti

I parametri ottimizzati ottenuti e mostrati in Figura 2-5 sono quindi utilizzati dai modelli per effettuare la previsione di energia nell'anno 2018 per i 154 impianti del campione. Si ottengono per ciascun impianto 5 profili di produzione oraria, corrispondenti ai profili calcolati da ogni modello. Si verifica la bontà di ciascun profilo confrontandolo con quello misurato da Terna. Il confronto è realizzato attraverso il calcolo dello scarto, definito su vari orizzonti temporali a seconda del tipo di analisi che si vuole compiere. A prescindere dal periodo temporale considerato, l'errore sulla previsione calcolata dal modello rispetto alla produzione misurata da Terna viene calcolato nel modo seguente:

$$S_{\%} = \frac{\sum_i E_{Modello} - \sum_i E_{Terna}}{\sum_i E_{Terna}} \quad (2.16)$$

Lo scarto è quindi calcolato come rapporto tra:

- differenza tra le sommatorie delle energie orarie previste dal modello e quelle misurate da Terna nel periodo considerato;
- energia misurata da Terna nel periodo considerato.

Questa definizione di scarto è applicabile sia se si considera il singolo impianto, sia se si considerano tutti i 154 impianti del campione.

In Tabella 2-6 è riportato lo scarto annuale per ogni modello, calcolato tenendo conto dell'energia di tutti gli impianti del campione.

Tabella 2-8: Valori scarti annuali per modello

	Energia [kWh/anno]	Scarto [%]
Terna	157344425.00	-
NOCT	147044137.92	-6.55
Vento	154543167.94	-1.78
NOCT 3 par	156662002.22	-0.43
Vento 3 par	157019411.84	-0.21
NOCT 4 par	156685937.82	-0.42

Osservando la tabella ci si rende subito conto che i cinque modelli restituiscono risultati con scarti annuali molto bassi, in particolare i tre modelli ottimizzati, con uno scarto molto vicino allo zero. Ciò è sicuramente giustificato da come l'ottimizzazione è stata definita. Come si è visto infatti lo scarto quadratico, all'interno della funzione obiettivo, è stato impostato tenendo conto dell'intero periodo annuale. Il modello che restituisce i valori più distanti dallo zero è il *modello NOCT* non ottimizzato, quello più preciso è invece il *modello vento 3 parametri*. In generale, tutti e cinque i modelli, sottostimano la produzione annuale.

Considerando lo scarto annuale in questi termini, non si riesce però a capire di quanto sbaglia il modello nella previsione di ogni singolo impianto. Infatti, per come è stato definito lo scarto in (2.16), anche se risulta complessivamente essere vicino allo zero, può accadere che all'interno del campione vi siano uno o più impianti con dei profili di energia molto diversi rispetto ai rispettivi profili misurati. A tal proposito si può esaminare la *cumulativa degli scarti annuali* in Figura 2-9 in cui, in ordine crescente, per ogni modello vengono riportati gli scarti annuali di ogni singolo impianto del campione.

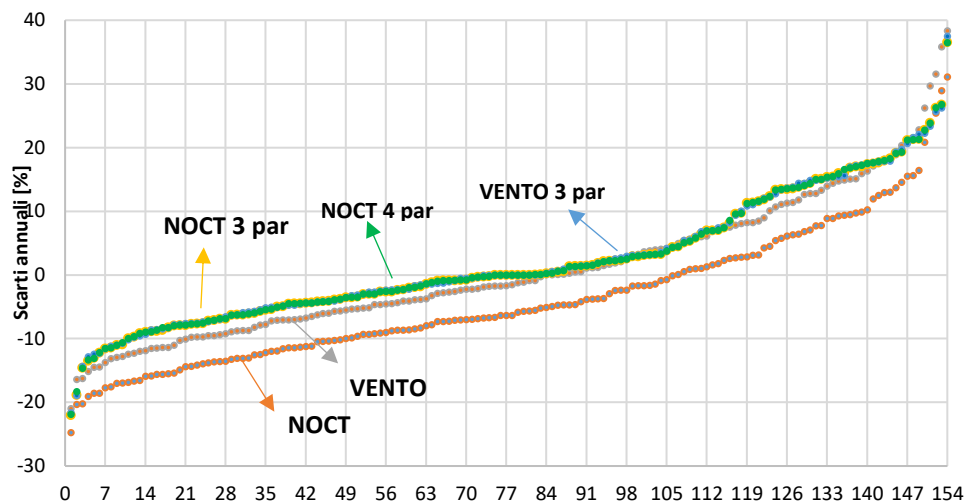


Figura 2-9: Distribuzione crescente scarto annuale per modello

Dal grafico si evince che:

- i profili degli scarti dei modelli non ottimizzati si trovano sempre al di sotto di quelli ottimizzati. Sottostimano la produzione annua per la maggior parte degli impianti;
- i profili degli scarti dei modelli ottimizzati sono molto vicini tra loro, quasi si sovrappongono. Per questi, il numero di impianti con scarti positivi pare controbilanciare quello degli impianti con scarto negativo;
- in generale gli scarti sembrano assestarsi entro il $\pm 25\%$, con qualche impianto che si spinge poco più in là di questo range.

Si cerca di stimare adesso uno scarto che possa tener conto del valore assoluto dello scarto annuale di ogni singolo impianto, per vedere mediamente di quanto sbagliano i vari modelli nel prevedere la produzione di ogni impianto del campione. Si calcola quindi, per ogni classe, la media degli scarti assoluti di ciascun impianto. Estendere la media a tutti gli impianti sarebbe sbagliato in quanto, ragionando in termini energetici, i vari scarti avrebbero differente peso a seconda della taglia dell'impianto. Mediando per classe invece si effettua un'analisi tra impianti simili in termini di prestazione. Di seguito è riportato l'istogramma rappresentante i valori mediati degli scarti assoluti annuali degli impianti appartenenti ad ogni classe.

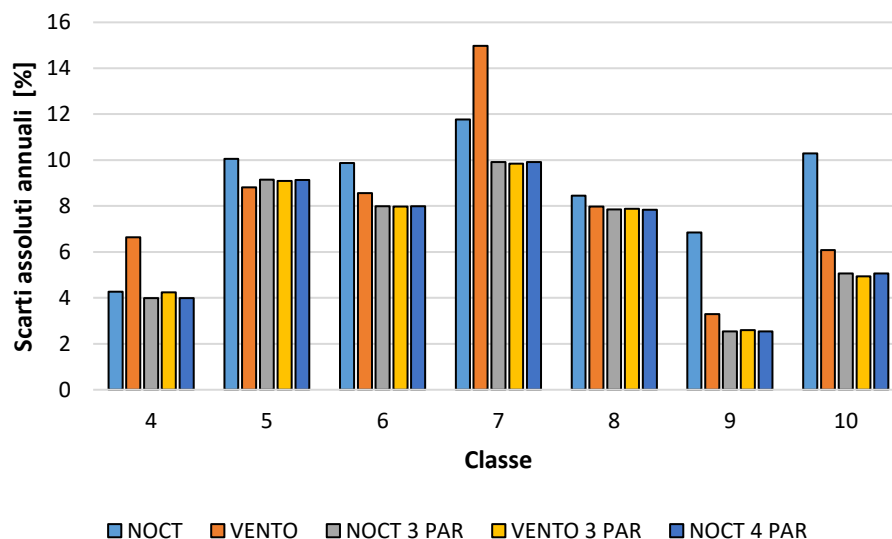


Figura 2-10: Scarto assoluto annuale medio di classe per i diversi modelli

Dall'analisi del grafico si nota che:

- gli scarti dei modelli ottimizzati risultano sempre essere i migliori. Per alcune classi il miglioramento è lieve, per altre, soprattutto per le classi più alte dove sono presenti gli impianti con taglie più grandi, il miglioramento è notevole.
- Gli scarti massimi non superano il 15%. Osservando i soli modelli di ottimizzazione, non superano il 10%.
- La classe peggiormente ottimizzata è la settimana, la migliore invece è la nona.

Si analizzano adesso gli scarti mensili, calcolati per ogni modello tenendo conto dell'energia dell'intero campione:

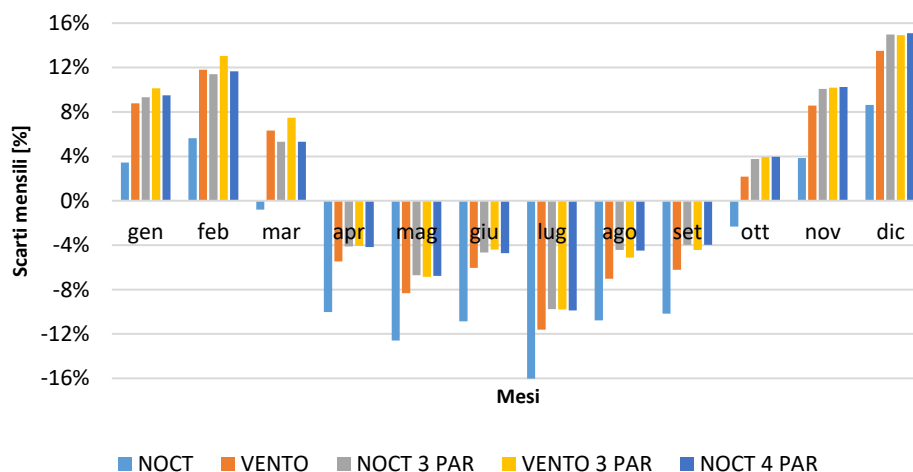


Figura 2-11: Scarti mensili ottenuti dai diversi modelli

Si osserva che i modelli ottimizzati sono i migliori nei mesi centrali dell'anno, in particolare tra aprile e settembre. Nei mesi più estremi avviene invece l'opposto. Ciò è spiegabile dal fatto che l'ottimizzazione è effettuata sulla produzione di energia, che risulta essere più ingente durante i mesi caldi. Per questo motivo l'ottimizzazione tende ad assecondare maggiormente i profili durante questi mesi a discapito dei mesi più freddi.

A fronte di questi ragionamenti, si analizzano gli scarti semestrali ottenuti dai cinque modelli. Ci si concentra sul semestre “estivo” che va da aprile a settembre e sul semestre “invernale” che invece è costituito dal periodo tra ottobre e marzo. Nella Tabella 2-7 si riportano gli scarti semestrali per i cinque modelli.

Tabella 2-9: Valori scarti semestre estivo e semestre invernale per modello

	<i>Apr-Set</i>	<i>Ott-Mar</i>
Modello	Scarti semestrali [%]	
NOCT	-11.91	2.63
Vento	-7.61	8.19
NOCT 3 par	-5.78	8.71
Vento 3 par	-5.94	9.60
NOCT 4 par	-5.84	8.85

I risultati evidenziati in tabella confermano quanto dedotto dall’analisi degli scarti mensili. Si può infatti affermare che:

- i modelli ottimizzati risultano i migliori nei mesi caldi, ovvero nel semestre *apr-set*;
- i modelli non ottimizzati hanno gli scarti più bassi nel semestre *ott-mar*;
- il *modello NOCT 3 parametri*, tra i modelli ottimizzati, risulta essere il migliore nel semestre estivo e in quello invernale, anche se non vi è una grande differenza rispetto agli altri due;
- il *modello NOCT* non ottimizzato è il peggiore nel semestre estivo e il migliore in quello invernale.

Come fatto per gli scarti annuali, si osserva adesso, per ogni classe, la media degli scarti medi assoluti semestrali ottenuti dai vari impianti per i diversi modelli.

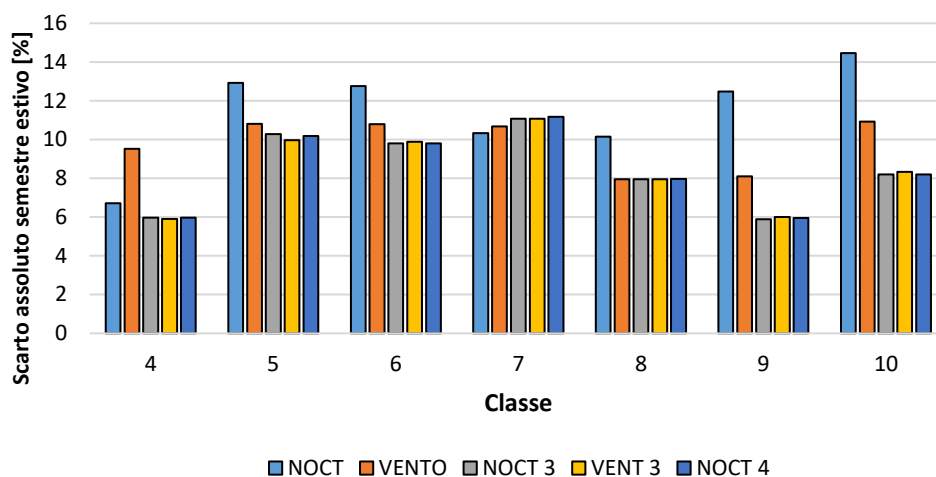


Figura 2-12: Scarto assoluto medio semestre estivo di classe per i diversi modelli

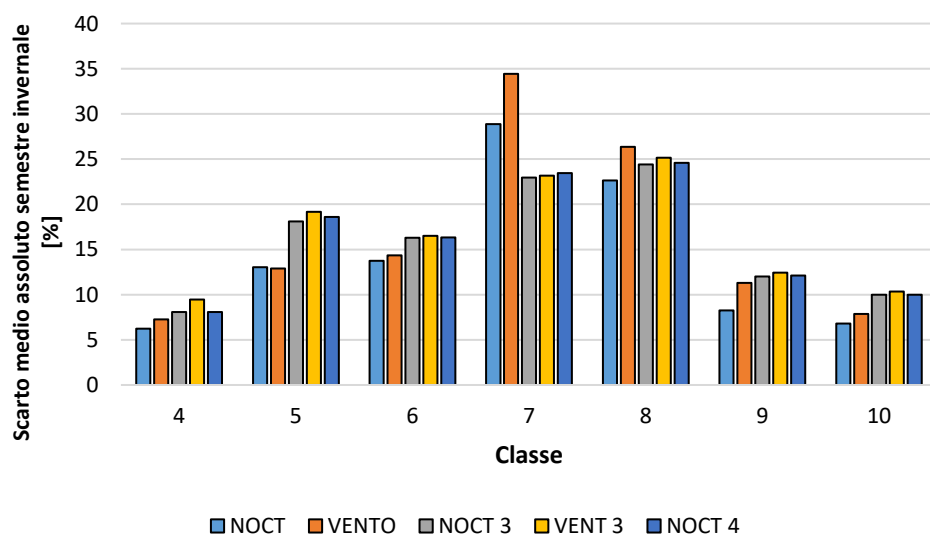


Figura 2-13: Scarto assoluto medio semestre invernale di classe per i diversi modelli

Anche dalle analisi per classe si ottengono conferme su quanto detto precedentemente:

- i modelli con ottimizzazione hanno gli scarti più bassi durante il semestre *apr-set*. Fatta eccezione per la classe 7, il miglioramento rispetto ai modelli non ottimizzati è sempre evidente;
- i modelli non ottimizzati funzionano in maniera migliore nel semestre *ott-mar*. Fatta eccezione per la classe 7, si nota infatti come vi è sempre almeno uno dei due modelli non ottimizzati con scarti più bassi rispetto a quelli ottenuti dai modelli ottimizzati;
- i tre modelli con ottimizzazione risultano avere scarti molto simili;
- il modello NOCT è il modello migliore nel semestre invernale e il peggiore in quello estivo.

Si analizzano infine i profili giornalieri di produzione ottenuti dai diversi modelli. Si considera un impianto del campione e si confrontano i diversi profili ottenuti, con il profilo misurato da Terna, prendendo in considerazione due giornate serene (22 gennaio, 28 giugno) e due nuvolose (7 gennaio, 22 agosto). L'impianto considerato ha le seguenti caratteristiche:

- Classe: 10;
- Potenza nominale: 3792.8 kWp;
- Silicio policristallino;
- Tilt: 35°;
- Azimuth: 0°;
- Latitudine: 37.6029;
- Longitudine: 14.328207.

Nelle pagine successive sono riportati i diversi profili di produzione ottenuti per le giornate sopra citate.

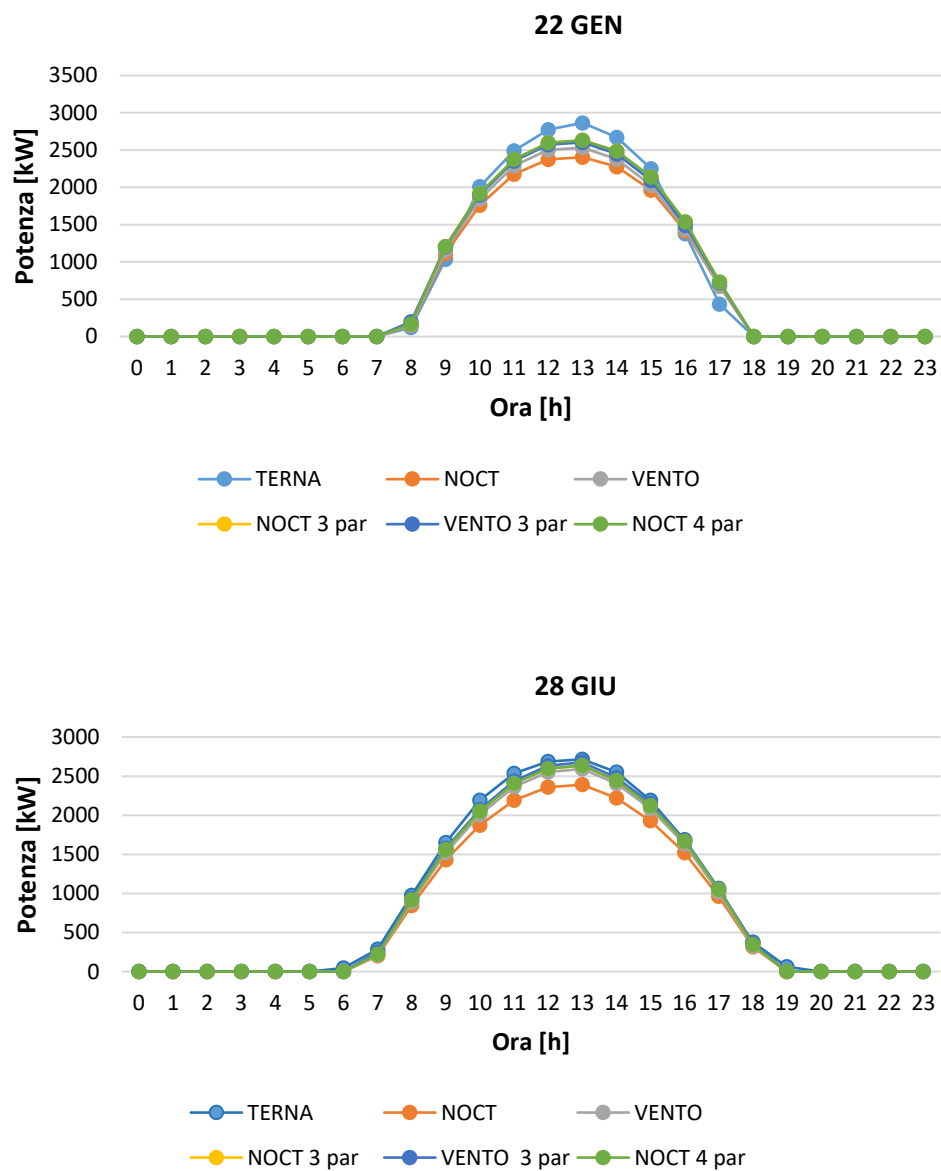


Figura 2-14: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate serene del 22 gennaio e del 28 giugno

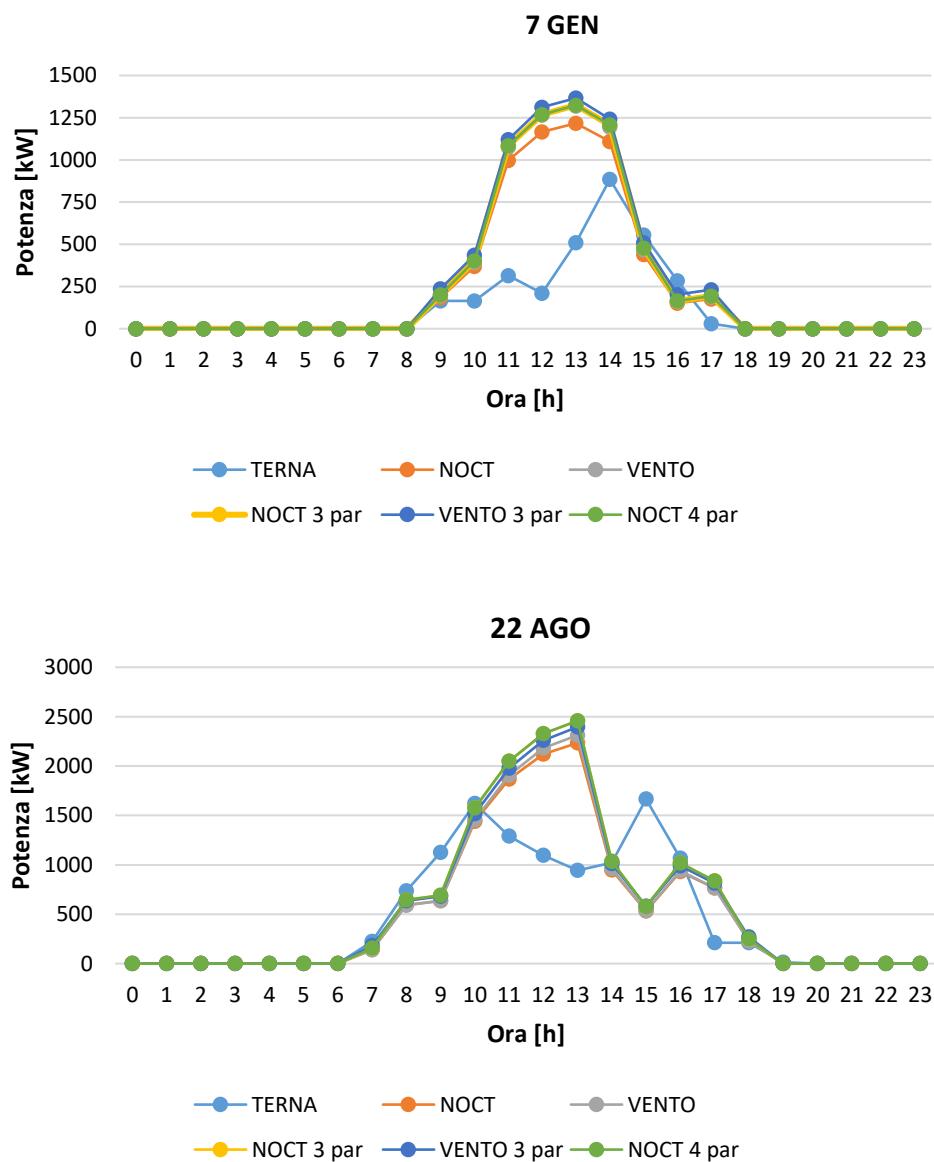


Figura 2-15: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate non serene del 7 gennaio e del 22 agosto

Dai grafici si desume che:

- durante le giornate non serene i profili previsti dai modelli sono quasi sempre al di sopra del profilo misurato da Terna, e tendono ad assumere un'andatura diversa da quella reale. In queste condizioni, il modello NOCT non ottimizzato sembra essere il più vicino al profilo di Terna;
- nelle giornate serene i profili dei modelli ottimizzati, simili tra loro, riescono a seguire molto bene il profilo misurato da Terna, al contrario del modello NOCT che è sempre più al di sotto.

Da queste due considerazioni si deduce il perché della differenza negli scarti semestrali dei vari modelli. Nel semestre ottobre-marzo il modello NOCT non ottimizzato è il migliore perché questo è il periodo maggiormente caratterizzato da giornate non serene. Al contrario nel semestre aprile-settembre funzionano meglio i modelli ottimizzati proprio perché tendono a conformarsi maggiormente con il profilo di Terna. Queste riflessioni sono concordi ai risultati ottenuti dagli scarti annuali. Il NOCT senza ottimizzazione è risultato infatti il modello che più sottostima la produzione. Tende ad avere un profilo sempre più “basso” rispetto agli altri, motivo che spiega il perché si trovi più vicino al profilo reale durante una giornata con bassi valori di irraggiamento.

Le differenti analisi osservate fin qui e condotte sui risultati ottenuti dai vari modelli previsionali, hanno evidenziato diversi aspetti. In riferimento ai modelli di ottimizzazione si può asserire che:

- tutti e tre i modelli evidenziano risultati molto simili;
- globalmente, a livello annuale, riescono a restituire un valore di energia vicino al totale misurato da Terna, con uno scarto molto prossimo allo zero;
- a livello del singolo impianto, lo scarto annuale si assesta nel range di $\pm 25\%$;
- funzionano meglio nel semestre estivo piuttosto che in quello invernale. Nel semestre estivo tendono a sottostimare l'energia, in quello invernale invece a sovrastimarla;
- durante le giornate non serene i profili previsti di energia si trovano spesso al di sopra dei profili misurati provocando un'importante sovrastima;

- il *modello vento 3 parametri* sembra essere il più preciso durante giornate con condizioni metereologiche favorevoli.

Il motivo per cui si riscontra una sovrastima invernale e una sottostima estiva rispetto alle energie misurate da Terna, può essere ricercato nell'arco temporale adottato dall'ottimizzazione. Impostare l'ottimizzazione su base annua porta ad ottenere dei parametri mediati tra i due diversi periodi. Tali parametri fanno sì che i profili di produzione previsti stiano al di sopra dei profili misurati durante il periodo invernale, al di sotto durante quello estivo, per far sì che annualmente lo scarto risulti essere vicino allo zero. Si crea quindi una sorta di compromesso. Di conseguenza può risultare interessante andare a modificare l'orizzonte temporale dell'ottimizzazione, qualora ad esempio si voglia diminuire lo scarto in un determinato periodo dell'anno.

Capitolo 3

3 Nuove configurazioni del modello previsionale di produzione

3.1 Introduzione

Nel capitolo precedente è stato mostrato l'adattamento del modello previsionale della produzione fotovoltaica al caso del parco impianti siciliano. Il lavoro è stato condotto a specchio rispetto a quello portato avanti per il Lazio, seguendo gli stessi step che hanno permesso di ottenere un campione di impianti su cui tarare il modello e su cui osservarne le prestazioni. I risultati ottenuti, e le diverse analisi sugli scarti calcolati rispetto ai profili misurati da Terna, hanno fatto sorgere diverse riflessioni. A seguito di queste considerazioni, ci si è posto l'obiettivo di migliorare il modello di ottimizzazione, laddove vi fossero i margini, e di modificarlo al fine di osservarne le diverse risposte e i diversi aspetti. Naturalmente tutte le modifiche apportate hanno avuto sempre come minimo comune multiplo l'intento di ottenere un profilo di produzione sempre più fedele a quello reale misurato.

A partire da questo capitolo, saranno quindi mostrate le modifiche effettuate al modello, con i relativi risultati. In particolare, in questo capitolo sarà discussa l'introduzione di due principali variazioni:

1. La possibilità di variare l'arco temporale dell'ottimizzazione. Oltre alla già osservata ottimizzazione annuale, è stata implementata un'ottimizzazione sul semestre estivo, che va da aprile a settembre, e una sui 3 mesi estivi di giugno, luglio e agosto;
2. L'aggiunta di nuovi modelli del vento caratterizzati dall'introduzione di nuovi parametri di ottimizzazione al già utilizzato *modello vento 3 parametri*.

Si spiegano adesso nel dettaglio le due novità, insieme alle motivazioni che hanno spinto a muoversi verso la loro implementazione.

3.2 Intervallo temporale ottimizzazione

L'aver utilizzato fino a qui un'ottimizzazione su base annua ha permesso di ottenere dei parametri ottimizzati capaci di restituire i profili di produzione mediati sull'intero anno. In questo modo, i valori di energia annuale ottenuti dalla simulazione sono risultati molto vicini a quelli misurati, con uno scarto annuale prossimo allo zero. Andando però ad analizzare gli scarti su altri range temporali, ci si è accorti di come lo scarto risultasse più importante. Questo è ad esempio quello che si è notato osservando gli scarti sul semestre invernale ed estivo. Essendo infatti l'anno caratterizzato da momenti freddi e piovosi e da altri caldi e sereni, l'ottimizzazione si ritrova a dover mediare tra questi due periodi, causando quindi una sovrastima della produzione durante i mesi invernali e una sottostima durante quelli estivi. Il valore medio di produzione prevista è infatti strettamente collegato all'intervallo temporale utilizzato dall'ottimizzazione. Se ad esempio si dovesse scegliere come intervallo di tempo il mese di luglio, mese caratterizzato da elevati valori di temperatura dell'aria e di irraggiamento, si otterrebbero dei valori di produzione molto più alti rispetto a quelli ottenuti ad esempio utilizzando il mese di dicembre. La scelta di andare a modificare l'arco temporale dell'ottimizzazione va dunque incontro all'esigenza di voler calcolare in maniera più precisa la previsione della produzione in uno specifico range temporale.

A fronte di quanto detto, si è deciso di sviluppare un'ottimizzazione basata su periodi caratterizzati da giornate serene. Tale scelta è giustificata dalla necessità di avere un modello che possa prevedere la produzione nelle condizioni meteorologiche più favorevoli possibili. L'attenzione quindi è spostata sui mesi più caldi dell'anno, ovvero quelli centrali. E' proprio durante questo periodo che si ha la fetta più importante della produzione fotovoltaica annua. Inoltre, andare a scegliere come intervallo temporale dell'ottimizzazione il periodo invernale, caratterizzato da un'importante variabilità meteorologica, porterebbe ad un'alterazione dei parametri di ottimizzazione e quindi della produzione prevista. Nell'analisi dei profili giornalieri effettuata nel precedente capitolo, si è potuto infatti notare che il modello tende a sovrastimare la produzione nelle giornate nuvolose, restituendo dei profili non fedelissimi a quelli misurati da Terna. Sono quindi state sviluppate due nuove tipologie di ottimizzazione. Una è l'ottimizzazione sul semestre estivo che va da aprile a settembre, l'altra si basa invece sui tre mesi di giugno, luglio e agosto. La prima è sicuramente più soft, in quanto, basandosi su un periodo più ampio, abbraccia anche mesi primaverili e

autunnali caratterizzati da qualche giornata nuvolosa e piovosa e da temperature e valori di irraggiamento un po' più bassi. Ci si aspetta quindi che i profili di produzione stimati da questo tipo di ottimizzazione possano avere un valore medio più alto rispetto a quello già ottenuto dall'ottimizzazione annuale e più basso rispetto a quello che presumibilmente si andrà ad ottenere con la più "aggressiva" ottimizzazione sui tre mesi.

3.3 Variazione modello di calcolo temperatura di cella

Attraverso l'analisi degli scarti e l'osservazione dei profili giornalieri di produzione effettuati nel precedente capitolo si è visto come i modelli ottimizzati funzionino molto bene, soprattutto durante le giornate serene, in cui i profili calcolati dai tre modelli di ottimizzazione risultano essere molto vicini tra loro. Inoltre, si è osservato che passando dal *modello NOCT 3 parametri* al *modello NOCT 4 parametri*, non si raggiunge un netto miglioramento, anzi, i risultati ottenuti sono praticamente quasi identici. Prendendo spunto da queste considerazioni si è voluto andare a incrementare il numero di parametri di ottimizzazione del *modello vento 3 parametri*. Tale scelta è stata giustificata anche dal fatto che la regione sotto esame, la Sicilia, è una regione molto ventosa, caratterizzata da velocità del vento superiori rispetto a quelle registrate dalle altre regioni, il che ha portato ad ipotizzare un importante miglioramento del modello. In Figura 3-1 si riporta la mappa della velocità media annua del vento dell'Italia elaborata dall'RSE [8].

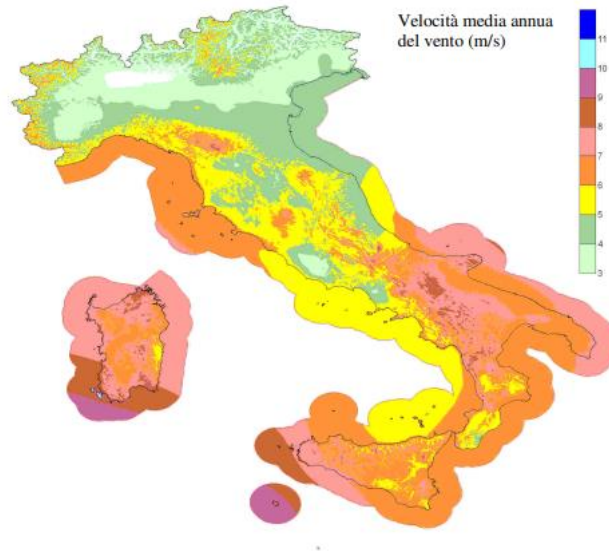


Figura 3-1: Mappa velocità media annua del vento Italia

Come si può notare, la Sicilia risulta tra le regioni più ventose insieme alla Puglia e alla Sardegna. In generale si osserva come la zona centro-meridionale abbia valori di velocità media nettamente superiori rispetto a quella settentrionale.

I nuovi parametri di ottimizzazione sono quindi stati ricercati all'interno della formula di calcolo della temperatura di cella, utilizzando lo stesso approccio già adottato per passare dal *modello NOCT 3 parametri* a quello a 4 parametri. All'interno del calcolo della temperatura di cella del modello NOCT infatti era stata ottimizzata la stessa temperatura NOCT, unico parametro ottimizzabile in quanto gli altri termini presenti erano variabili meteorologiche non dipendenti dal modulo fotovoltaico e non modificabili. Questo è anche il motivo per cui non si è andati ad aggiungere ulteriori parametri di ottimizzazione al *modello NOCT 4 parametri*. La struttura della formula di calcolo della temperatura di cella del modello vento offre invece interessanti margini di miglioramento per quanto riguarda l'ottimizzazione. Si è visto infatti che l'espressione della temperatura di cella (2.8) è formata da tre termini: uno relativo alla temperatura dell'aria, un altro all'irradianza incidente sul modulo e un altro ancora alla velocità del vento. Ciascun termine è quindi costituito dalla corrispondente variabile meteorologica moltiplicata per un relativo coefficiente correttivo. Sono proprio tali coefficienti (a , b , c) a costituire i nuovi parametri dell'ottimizzazione da aggiungere ai tre già utilizzati dal precedente modello del vento.

Si introducono così quattro nuovi modelli:

- *Modello vento 6 parametri.* Va ad ottimizzare i seguenti parametri:
 1. $\gamma_{T\%}$;
 2. G_0 ;
 3. C_A ;
 4. a ;
 5. b ;
 6. c .
- *Modello vento 4 parametri _temperatura.* Ottimizza:
 1. $\gamma_{T\%}$;
 2. G_0 ;
 3. C_A ;
 4. a .
- *Modello vento 4 parametri _irradianza.* Ottimizza:
 1. $\gamma_{T\%}$;
 2. G_0 ;
 3. C_A ;
 4. b .
- *Modello vento 4 parametri _vento.* Ottimizza:
 1. $\gamma_{T\%}$;
 2. G_0 ;
 3. C_A ;
 4. c .

Sono stati quindi sviluppati un modello a sei parametri, aggiungendo tutti i coefficienti all'interno dell'espressione della temperatura di cella, e tre modelli a quattro parametri, che prendono il nome dei relativi coefficienti correttivi di cui viene effettuata l'ottimizzazione. Questa distinzione tra i sei e i quattro parametri è stata voluta per verificare il miglioramento nel passaggio da un numero minore di parametri a un numero maggiore. Inoltre, questo confronto permette di riscontrare quale dei tre coefficienti è il più rilevante ai fini dell'ottimizzazione, e quindi dei risultati.

All'interno del programma del modello sono stati allora aggiornati e modificati i vettori dei valori iniziali $\mathbf{x}_0$, e dei vincoli inferiori e superiori di disuguaglianza $\mathbf{lb}$ e $\mathbf{ub}$. Si riportano quelli relativi al *modello vento 6 parametri* dato che al loro interno sono presenti i valori utilizzati dagli altri tre modelli a quattro parametri.

$$\mathbf{x}_0 = [\gamma_{T\%,0}; G_{0,0}; C_{A,0}; a_0; b_0; c_0] = [-0.0050; 17.7; 1; 0.943; 0.028; 1.528] \quad (3.1)$$

$$\mathbf{lb} = [\gamma_{T\%}; G_0; C_A; a; b; c]_{lb} = [-0.0061; 10; 0.01; 0.4715; 0.014; 0.764] \quad (3.2)$$

$$\mathbf{ub} = [\gamma_{T\%}; G_0; C_A; a; b; c]_{ub} = [-0.0030; 50; 10; 1.886; 0.056; 3.056] \quad (3.3)$$

Naturalmente i valori di partenza dei tre coefficienti a , b e c corrispondono ai valori di default, già utilizzati per il *modello vento 3 parametri*. Per quanto riguarda il valore iniziale dell'irradianza limite G_0 , bisogna specificare che esso corrisponde a quello utilizzato nel precedente capitolo prima del processo di clustering. In realtà sono stati scelti gli stessi valori ottenuti in seguito al clustering dipendenti dalla classe per cui viene effettuata l'ottimizzazione. Si è deciso infatti di non sviluppare un nuovo clustering con l'aggiunta dei nuovi modelli per rimanere coerenti con quanto fatto precedentemente, in modo tale da poter realizzare un confronto più autentico con i vecchi risultati.

3.4 Analisi risultati

3.4.1 Definizione scarto

Si analizzano adesso le nuove configurazioni aggiunte, attraverso lo studio dei risultati e quindi degli scarti. Lo scarto che viene riportato in questo paragrafo fa fede all'espressione riportata in (2.16). Esso corrisponde quindi al rapporto tra la differenza dell'energia prevista e misurata, e la stessa energia misurata, in un determinato orizzonte temporale, scelto in base al periodo che si vuole attenzionare. Detto ciò, per fornire una corretta comprensione dei risultati, viene definito e caratterizzato ulteriormente lo scarto. Esso può essere espresso in base a:

1. Orizzonte temporale scelto;
2. Numero di impianti considerati.

Riguardo al primo punto si può quindi distinguere tra:

- *scarto annuale*: calcolato sull'intero anno;
- *scarto sul semestre estivo*: calcolato sui mesi che vanno da aprile a settembre;
- *scarto sul semestre invernale*: calcolato sui mesi che vanno da ottobre a marzo;
- *scarto mensile*: calcolato sul singolo mese;
- *scarto giornaliero*: calcolato su una singola giornata.

Per quanto riguarda il numero di impianti considerati, si può discernere tra:

- *scarto globale*: calcolato prendendo in riferimento tutti gli impianti del campione;
- *scarto di classe*: calcolato prendendo in riferimento tutti gli impianti appartenenti ad una classe di potenza;
- *scarto impianto*: calcolato prendendo in riferimento un singolo impianto del campione.

Ognuna di queste tre ultime tipologie di scarto esprimono una diversa informazione. Lo scarto globale può essere ad esempio utile per stabilire quale tra le diverse configurazioni di modello riesce, in linea di massima, a stimare in maniera più efficace la produzione fotovoltaica. In questo modo non si ha però un'informazione su ciò che avviene all'interno di ogni classe, dove magari la situazione può essere più variegata. Per esempio, se per la classe 6 il miglior modello risulta essere il *modello_vento_6_parametri*, non è infatti detto che esso lo sia anche per un'altra classe. Se si vuole un'informazione di questo tipo si preferisce allora osservare lo scarto di classe. Anche all'interno di ogni classe potrebbe esserci un comportamento differente a seconda dell'impianto. Utilizzando quindi la stessa logica, si potrebbe essere più interessati ad esaminare lo scarto del singolo impianto. Questo è quello che si fa quando ad esempio si osservano i profili giornalieri.

3.4.2 Risultati globali

Cominciamo quindi con il riportare gli scarti globali. Le prossime tabelle mostrano gli scarti annuali, semestrali estivi e semestrali invernali ottenuti dai vari modelli, ottimizzando sui tre diversi orizzonti temporali: sull'anno, sul semestre estivo e sui tre mesi.

Tabella 3-1: Scarti annuali, semestrali estivi e semestrali invernali globali nelle diverse ottimizzazioni temporali per i diversi modelli

Modello	Scarto annuale [%]		
	Ott. annuale	Ott. semestrale	Ott. tre mesi
NOCT 3 par	-0.43%	4.93%	5.99%
Vento 3 par	-0.21%	4.97%	6.03%
NOCT 4 par	-0.42%	4.93%	5.99%
Vento 6 par	-0.10%	6.58%	7.38%
Vento 4 par_irr	-0.10%	5.95%	6.67%
Vento 4 par_temp	-0.24%	5.34%	6.92%
Vento 4 par_vent	-0.20%	5.50%	6.35%

Modello	Scarto semestre estivo [%]		
	Ott. annuale	Ott. semestrale	Ott. tre mesi
NOCT 3 par	-5.78%	-0.80%	0.28%
Vento 3 par	-5.94%	-0.81%	0.21%
NOCT 4 par	-5.84%	-0.79%	0.28%
Vento 6 par	-6.62%	-0.58%	0.64%
Vento 4 par_irr	-6.41%	-0.65%	0.39%
Vento 4 par_temp	-6.39%	-0.86%	0.49%
Vento 4 par_vent	-5.89%	-0.65%	0.36%

Modello	Scarto semestre invernale [%]		
	Ott. annuale	Ott. semestrale	Ott. tre mesi
NOCT 3 par	8.71%	14.73%	15.76%
Vento 3 par	9.60%	14.85%	15.98%
NOCT 4 par	8.85%	14.71%	15.76%
Vento 6 par	11.05%	18.82%	18.90%
Vento 4 par_irr	10.68%	17.24%	17.42%
Vento 4 par_temp	10.29%	15.93%	17.93%
Vento 4 par_vent	9.52%	16.01%	16.58%

Concentrandosi sul tipo di ottimizzazione, le tabelle evidenziano ciò che ci si poteva aspettare. Osservando lo scarto annuale si notano infatti i valori molto vicini allo zero per l'ottimizzazione annuale. Spostandosi verso destra invece i valori tendono ad aumentare in sovrastima. Si osserva così una differenza netta nel passaggio dall'ottimizzazione annuale a quella sul semestre estivo, differenza che risulta meno evidente, ma non trascurabile, quando si passa da quest'ultima a quella sui tre mesi. Chiaramente questa progressiva sovrastima è dovuta al fatto che, ottimizzando sui mesi più produttivi da un punto di vista energetico, il modello si ritrova ad avere una visione molto più ottimistica dei mesi invernali, reputandoli quindi in grado di restituire un apporto energetico molto fedele a quello fornito dai mesi estivi. L'ottimizzazione annuale invece restituisce uno scarto così basso proprio per sua definizione, in quanto riesce a mediare molto bene i parametri dell'ottimizzazione sui diversi periodi dell'anno.

Andando invece ad osservare la tabella relativa allo scarto sul semestre estivo, la situazione cambia. Sono adesso le ottimizzazioni sui mesi caldi a restituire gli scarti più vicini allo zero. Questa volta però la differenza tra l'ottimizzazione sul semestre estivo e quella sui tre mesi risulta trascurabile e, paradossalmente, nonostante lo scarto sia calcolato proprio nel periodo in cui è sviluppata la prima, è la seconda ad avere i valori più vicini allo zero. Per quanto riguarda invece l'ottimizzazione annuale, questa restituisce dei significativi scarti in sottostima, in relazione al ragionamento, ma opposto in questo caso, fatto sullo scarto annuale relativo alle ottimizzazioni sul semestre estivo e sui tre mesi.

Infine, analizzando la tabella sullo scarto invernale, ciò che salta all'occhio, indipendentemente dal tipo di ottimizzazione, sono gli elevati valori in sovrastima. Naturalmente si possono fare le stesse considerazioni già fatte per lo scarto annuale. Passando infatti dall'ottimizzazione annuale verso quella sui tre mesi, lo scarto si fa sempre più importante. Stupisce però la non simmetria dei risultati, per quanto riguarda l'ottimizzazione annuale, tra lo scarto sul semestre estivo e quello sul semestre invernale, più elevato in valore assoluto del primo. A fronte del tipo di ottimizzazione ci si aspettava infatti, un'eguale spartizione dello scarto, in segno opposto, tra i due semestri. Il motivo per cui ciò non avviene è dovuto al fatto che l'ottimizzazione è portata avanti in maniera tale che i parametri ottimizzati restituiscano un apporto di energia pari a quello misurato durante l'intero anno. Il fatto che lo scarto estivo sia più basso in valore assoluto rispetto a quello invernale, evidenzia che i parametri sono stati mediati più sui mesi estivi che su quelli

invernali. Il contributo maggiore di energia lo si ha infatti nei mesi caldi e questo porta inesorabilmente a questo disequilibrio. Se invece i parametri fossero mediati tra i due periodi, l'influenza delle giornate nuvolose del periodo invernale avrebbe fatto sì che i profili previsti portassero ad un apporto di energia annuale più basso rispetto a quello misurato. Lo scarto annuale, in questo caso, avrebbe presentato una più importante sottostima, effetto indesiderato per l'ottimizzazione annuale che ha appunto l'obiettivo di restituire uno scarto il più possibile vicino allo zero, risultato che invece riusciamo ad ottenere. Queste considerazioni sono ancora più avvalorate dalle condizioni climatiche sotto cui stanno gli impianti esaminati. In Sicilia l'eliofania, ovvero il numero di ore di sole nell'anno, è tra le più alte in Europa. In alcune province si registra una media annua di 7.3 ore di sole giornaliere, media più alta d'Italia. Inoltre, l'indice di nuvolosità è anch'esso tra i più bassi dell'intera nazione. Nonostante questo, però, i valori degli scarti invernali risultano essere quasi il doppio di quelli estivi, motivo che porta a pensare che ci possano essere delle cause di natura diversa. Ciò spiegherebbe anche l'eccessiva sovrastima ottenuta dalle altre due ottimizzazioni.

Dando invece un'occhiata agli scarti dalla prospettiva dei diversi modelli di ottimizzazione, risulta difficile invece effettuare una logica valutazione. A seconda del tipo di ottimizzazione e del tipo di scarto infatti la situazione cambia di caso in caso. Si osserva però che tendenzialmente, sono i due modelli NOCT a restituire gli scarti più bassi.

Nel successivo grafico vengono infine riportati gli scarti mensili globali ottenuti per i diversi tipi di ottimizzazione, prendendo come riferimento, per semplicità, il solo *modello NOCT 4 parametri* che, come detto, sembra essere generalmente il migliore.

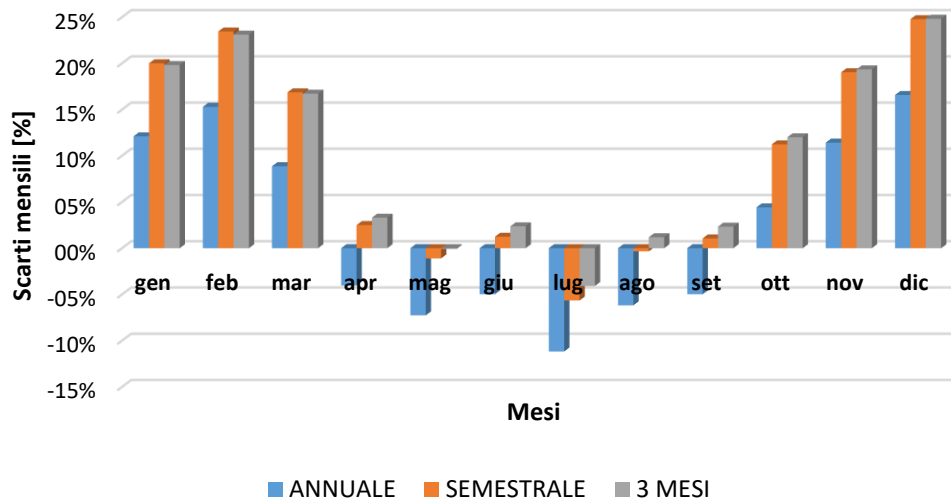


Figura 3-2: Scarti mensili globali per tipo di ottimizzazione

Il grafico evidenzia in maniera più dettagliata ciò che si era desunto dalle tre tabelle precedenti. Si nota così che l'ottimizzazione annuale presenta degli scarti mensili più o meno omogenei nel corso dell'anno, ma è visibile come nei mesi invernali lo scarto risulta essere un po' più alto in valore assoluto. Le altre due ottimizzazioni sembrano invece molto simili tra loro, con una forte discrepanza tra gli scarti sui mesi estivi e quelli sui mesi invernali. In generale, a prescindere dal tipo di ottimizzazione, spicca uno scarto sul mese di luglio molto più elevato in sottostima rispetto agli altri mesi estivi. Il motivo è dovuto al fatto che il mese di luglio è stato, da un punto di vista meteorologico, nettamente migliore rispetto agli altri due mesi estivi di giugno e agosto. Lo scarto mensile in assoluto peggiore lo si ha invece nel mese di dicembre.

3.4.3 Confronto modelli di ottimizzazione

Per dare invece un giudizio più dettagliato sui diversi modelli di ottimizzazione e, in particolare, sui nuovi modelli del vento introdotti, occorre adesso avere una visione più specifica. Non si osserva più l'intero campione ma si presta attenzione ad una classe di riferimento. Viene scelta la classe 8, ovvero la classe con impianti aventi potenza nominale nel range tra i 500 e i 1200 kW. Si sceglie questa come riferimento in quanto, oltre a possedere la percentuale più alta di potenza nominale

installata della popolazione, come si era mostrato in Figura 2-4, risulta essere tra le più significative all'interno del campione, con ben 45 impianti.

Si sceglie così un impianto rappresentativo della classe e si osserva il comportamento dei vari modelli attraverso un'analisi dei profili di produzione giornalieri. Successivamente si analizzano in maniera dettagliata gli scarti di classe calcolati su vari orizzonti temporali.

L'impianto scelto è il primo impianto della classe. Esso ha le seguenti caratteristiche:

- Potenza nominale: 504 kW;
- Tilt: 35°;
- Azimuth: 0°;
- Materiale: Silicio policristallino;
- Latitudine: 37.69;
- Longitudine: 12.85.

Si prendono adesso come riferimento due tipologie di giornate. Si esaminano i profili di produzione ottenuti durante una giornata soleggiata con bassi valori di velocità del vento (11 luglio), e una giornata soleggiata ma ventosa (23 luglio). L'obiettivo è quello di verificare se i modelli del vento, soprattutto quelli introdotti in questo capitolo, funzionino meglio dei modelli NOCT durante le giornate più ventose, avvalorando quindi le considerazioni precedentemente ipotizzate riguardo all'influenza della velocità del vento sulla produzione fotovoltaica in Sicilia. Nella successiva pagina si riportano i profili giornalieri di irradianza, temperatura dell'aria e velocità del vento di queste due giornate.

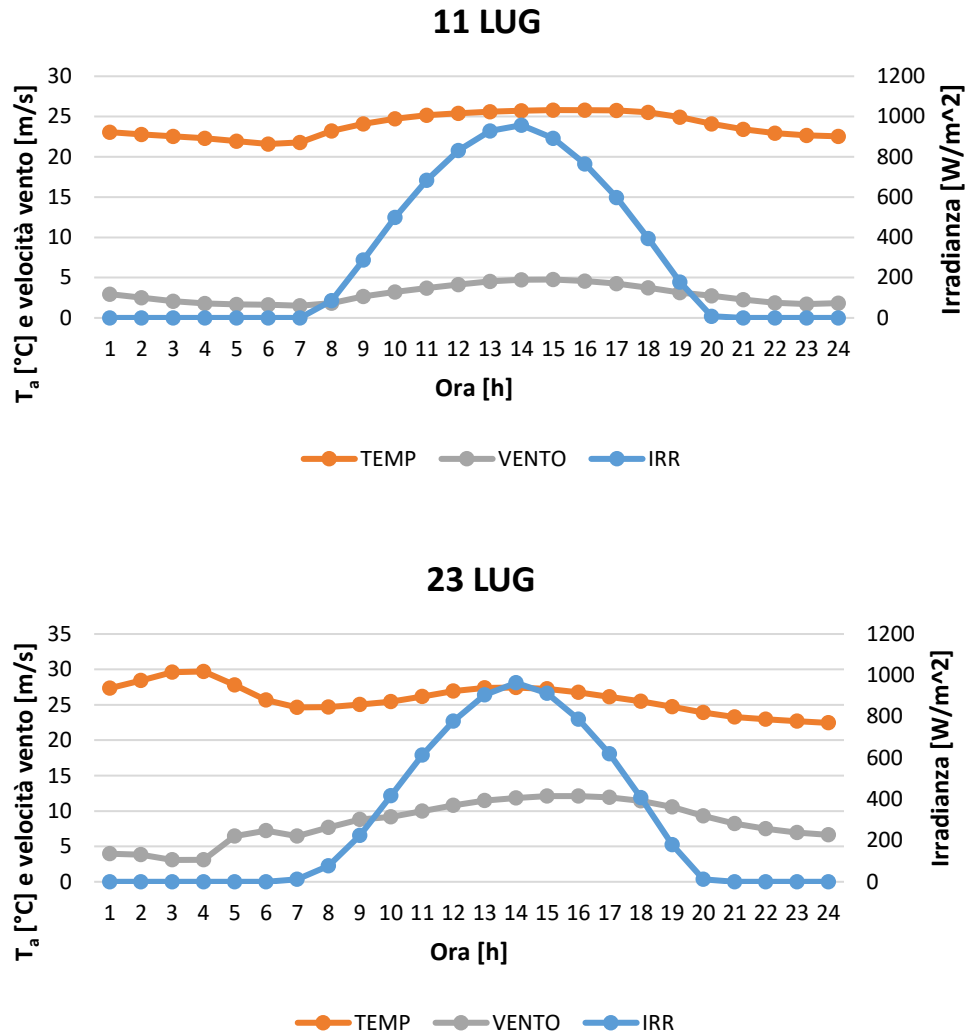


Figura 3-3: Profili giornalieri di temperatura dell'aria, velocità del vento e irraggiamento per una giornata poco ventosa (11 luglio) ed una ventosa (23 luglio)

Si nota chiaramente come nella giornata dell'11 luglio si raggiungono valori di velocità del vento non superiori ai 5 m/s, mentre per quanto riguarda quella del 23 luglio, si raggiungono valori superiori ai 10 m/s.

Partiamo con l'analizzare la giornata con vento lieve. Di seguito è riportata una tabella con gli scarti giornalieri dei vari modelli per ciascun tipo di ottimizzazione, che aiuta a capire quali sono i modelli che stimano più correttamente i profili.

Tabella 3-2: Scarto giornaliero impianto nelle diverse ottimizzazioni temporali per i diversi modelli, riferito alla giornata non ventosa dell'11 luglio

11 lug	Ott. annuale		Ott. semestrale		Ott. Tre mesi	
	Energia [kWh]	Scarto	Energia [kWh]	Scarto	Energia [kWh]	Scarto
Terna	2827	-	2827	-	2827	-
NOCT 3 par	2574	-9.0%	2698	-4.6%	2698	-4.5%
Vento 3 par	2559	-9.5%	2695	-4.7%	2677	-5.3%
NOCT 4 par	2564	-9.3%	2704	-4.4%	2699	-4.5%
Vento 6 par	2545	-10.0%	2671	-5.5%	2668	-5.6%
Vento 4 par_irr	2520	-10.8%	2671	-5.5%	2668	-5.6%
Vento 4 par_temp	2583	-8.6%	2692	-4.8%	2674	-5.4%
Vento 4 par_vent	2577	-8.9%	2694	-4.7%	2683	-5.1%

Dalla tabella emergono dei trend già riscontrati durante l'analisi dei risultati globali. Passando infatti dall'ottimizzazione annuale a quella semestrale, lo scarto diminuisce notevolmente in valore assoluto. Ciò non si può affermare confrontando invece i risultati dell'ottimizzazione semestrale e quella sui tre mesi dove i vari modelli restituiscono degli scarti molto simili. Vi sono comunque delle piccole differenze. Alcuni modelli funzionano meglio nell'ottimizzazione semestrale e peggiorano in quella sui tre mesi, si fa invece il ragionamento opposto per altri modelli. In linea di massima si nota però che i modelli che stimano in maniera migliore i profili di produzione sono i modelli NOCT, molto simili tra loro, e il *modello vento 4 parametri_vento*. Prendiamo quindi quest'ultimo come modello di riferimento insieme al *modello NOCT 4 parametri* e osserviamo i corrispondenti profili, ottenuti con l'ottimizzazione semestrale, a confronto con il profilo misurato da Terna. Osserviamo anche il profilo ottenuto dal *modello vento 3 parametri* per verificare se è riscontrabile una netta differenza con il nuovo modello del vento a quattro parametri. Si riportano i profili nel successivo grafico, insieme a uno zoom sulle ore più produttive della giornata per rendere più visibili le eventuali differenze tra i modelli.

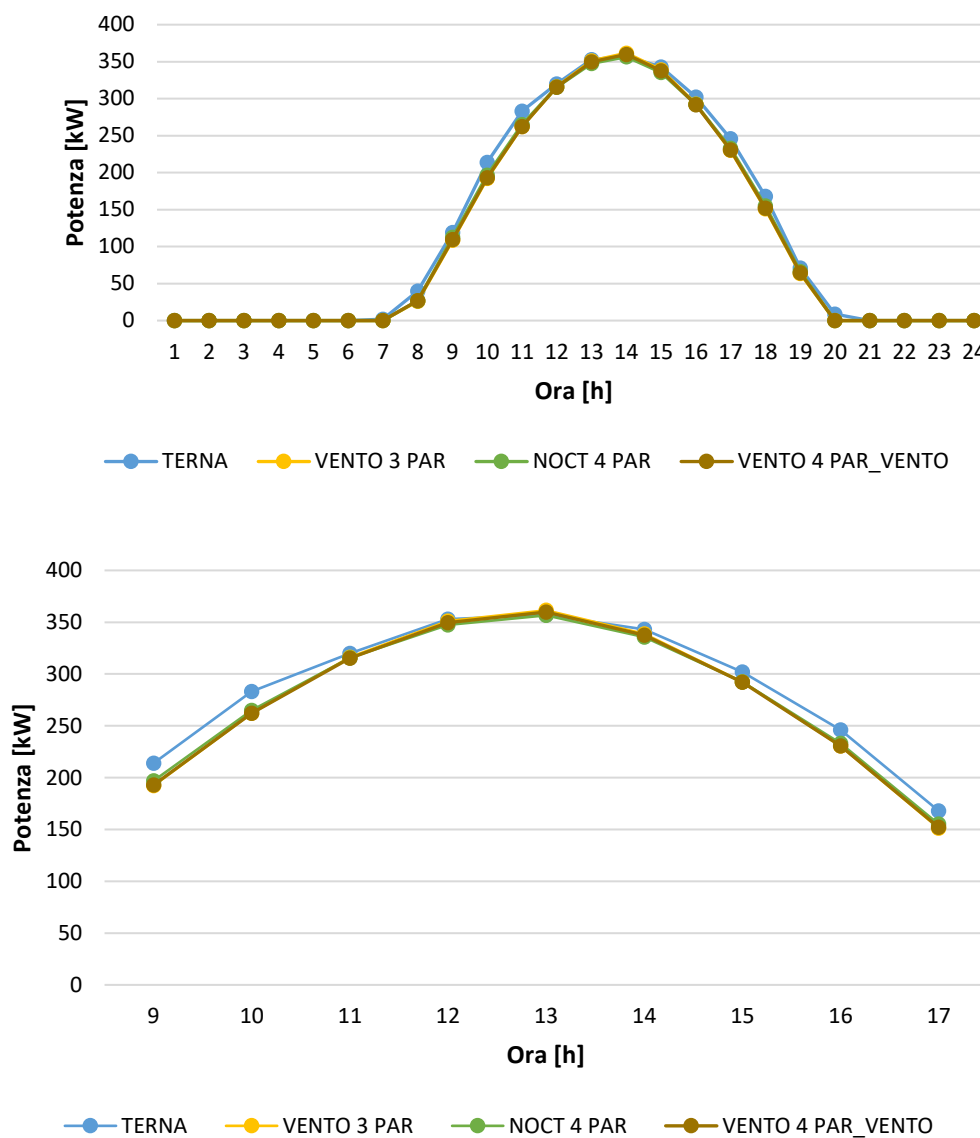


Figura 3-4: Confronto tra profili di produzione prevista e profilo di produzione misurata per la giornata non ventosa dell'11 luglio

Osservando il grafico si nota l'evidente somiglianza fra i tre modelli di ottimizzazione. Tutti e tre riescono ad approssimare molto bene la curva di Terna nelle ore più calde della giornata, andando però in sottostima nelle rimanenti.

Cerchiamo adesso di capire se si possono evidenziare delle differenze durante una giornata ventosa, andando ad esaminare gli scarti giornalieri ottenuti dai vari modelli nella giornata del 23 luglio.

Tabella 3-3: Scarto giornaliero impianto nelle diverse ottimizzazioni temporali per i diversi modelli, riferito alla giornata ventosa del 23 luglio

11 lug	Ott. annuale		Ott. semestrale		Ott. Tre mesi	
	Energia [kWh]	Scarto	Energia [kWh]	Scarto	Energia [kWh]	Scarto
Terna	2729	-	2729	-	2729	-
NOCT 3 par	2477	-9.2%	2599	-4.8%	2598	-4.8%
Vento 3 par	2588	-5.2%	2700	-1.1%	2686	-1.6%
NOCT 4 par	2470	-9.5%	2603	-4.6%	2598	-4.8%
Vento 6 par	2613	-4.3%	2693	-1.3%	2677	-1.9%
Vento 4 par_irr	2579	-5.5%	2702	-1.0%	2686	-1.6%
Vento 4 par_temp	2611	-4.3%	2711	-0.7%	2688	-1.5%
Vento 4 par_vent	2603	-4.6%	2694	-1.3%	2647	-3.0%

Osservando la tabella riportata sopra si possono fare diverse considerazioni. E' sempre possibile notare un miglioramento nel passaggio dall'ottimizzazione annuale a quella semestrale. Questa volta però sembra esserci un leggero peggioramento generale nel passare dall'ottimizzazione semestrale a quella sui tre mesi. Andando invece ad analizzare i vari modelli è riscontrabile questa volta una netta differenza tra i modelli NOCT e i modelli del vento. Questi ultimi sembrano infatti i migliori per distacco. Funzionano molto bene, restituendo degli scarti molto bassi, anche per l'ottimizzazione annuale. Tra i vari modelli del vento, il migliore sembra il *modello vento 4 parametri_temperatura* che restituisce uno scarto del -0.7% con l'ottimizzazione semestrale, contro invece uno scarto del -4.6% dato dal *modello NOCT 4 parametri*. Come fatto in precedenza, prendiamo come riferimento questi due modelli insieme al *modello vento 3 parametri* e osserviamo i loro profili a confronto con quello misurato da Terna.

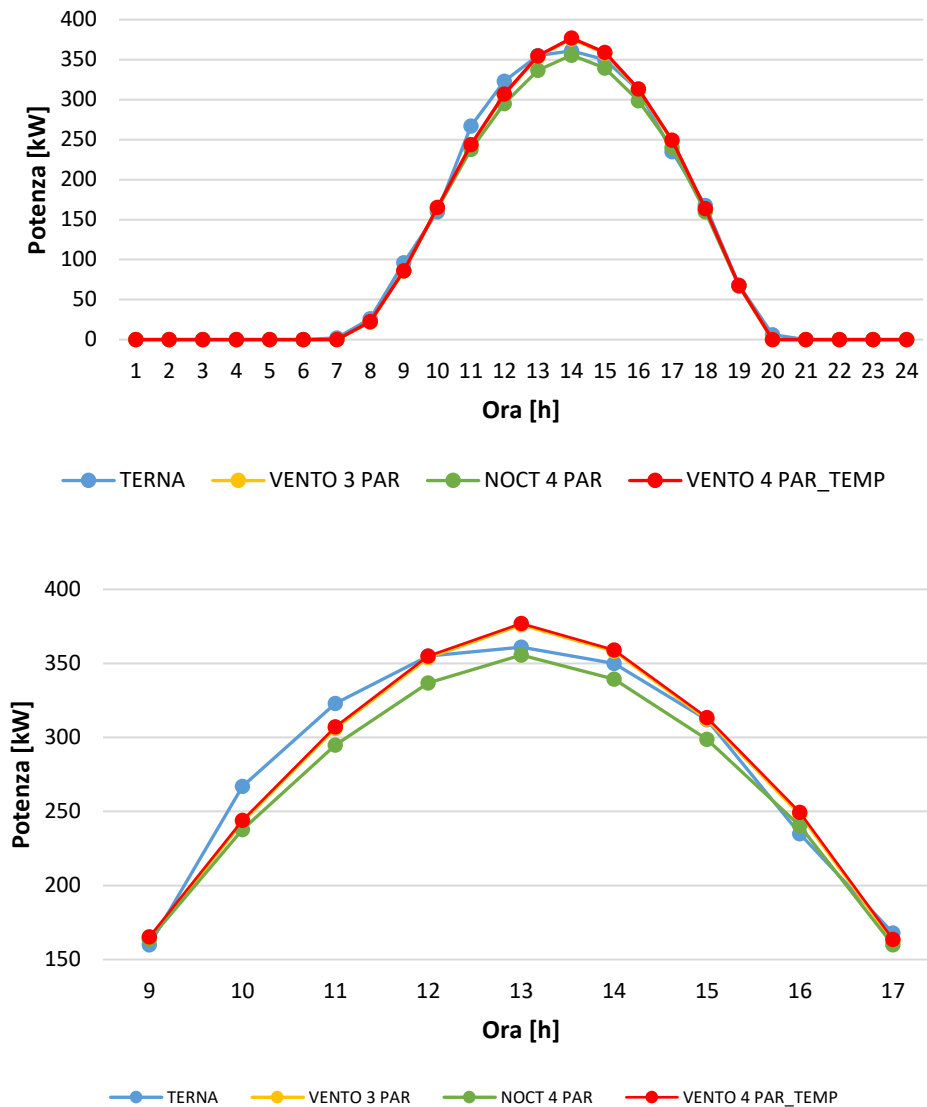


Figura 3-5: Confronto tra profili di produzione prevista e profilo di produzione misurata per la giornata ventosa del 23 luglio

I profili evidenziano come, rispetto al profilo del modello NOCT, i due modelli del vento, che risultano quasi identici e sovrapposti, siano più vicini alle misure reali durante la maggior parte delle ore più produttive della giornata. Fa eccezione la produzione prevista per le ore 13:00, in cui si registra una pronunciata sovrastima e dove invece il modello NOCT sembra funzionare molto bene. In definitiva, però, si può sostenere che i modelli del vento durante le giornate ventose si differenziano

nettamente dai modelli NOCT, riuscendo ad approssimare in maniera più accurata i profili di produzione.

Per avere adesso una visione più completa, si mostrano i principali risultati calcolati per l'intera classe 8. Vengono quindi riportati gli scarti di classe calcolati sull'anno, sul semestre estivo e sui vari mesi prendendo come riferimento sempre l'ottimizzazione semestrale.

Tabella 3-4: Scarti annuali e semestrali estivi per la classe 8, con ottimizzazione sul semestre estivo per i diversi modelli

Modello	Scarto annuale	Scarto semestre estivo
NOCT 3 par	6.30%	0.46%
Vento 3 par	5.60%	0.12%
NOCT 4 par	6.21%	0.45%
Vento 6 par	5.99%	0.09%
Vento 4 par_irr	6.37%	0.10%
Vento 4 par_temp	5.38%	0.09%
Vento 4 par_vent	5.92%	0.23%

Osservando gli scarti in tabella, si può riscontrare come il *modello 4 parametri temperatura* funzioni molto bene anche per l'intera classe. Esso infatti restituisce lo scarto annuale più basso e, insieme al *modello vento 6 parametri*, lo scarto sul semestre estivo più vicino allo zero. Lo si prende quindi come riferimento per avere una panoramica sugli scarti mensili. Ci si avvale di uno strumento chiamato "Scatola e baffi", una rappresentazione grafica utilizzata per mostrare la distribuzione degli scarti mensili degli impianti del campione appartenenti alla classe.

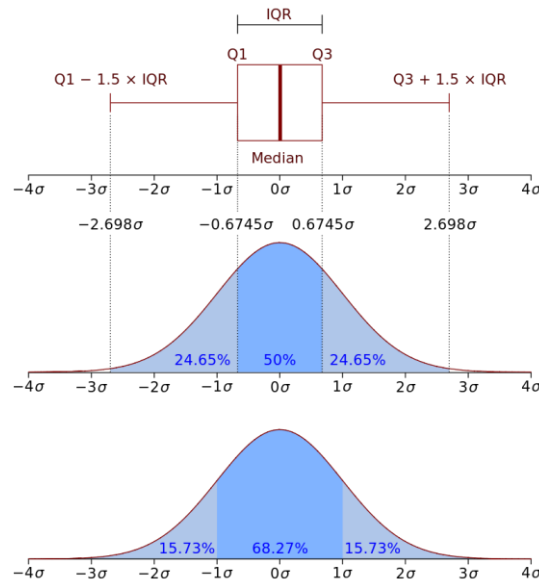


Figura 3-6: Correlazione tra “Scatola e baffi” e la funzione di densità di probabilità di una popolazione normale con $N(0,1\sigma^2)$

Nella figura riportata sopra si ha una spiegazione matematica di questo strumento. Il rettangolo, ovvero la scatola, è delimitato dal primo e terzo quartile, e diviso all'interno dalla mediana. I segmenti, ovvero i baffi, sono delimitati invece dal minimo e dal massimo dei valori. Come si osserva dall'immagine, all'interno del rettangolo è presente il 50% dell'intera popolazione, popolazione che nel nostro caso coincide con gli scarti mensili degli impianti della classe. Vengono esclusi dalla rappresentazione, e mostrati come punti distaccati, tutti gli outsider, ovvero quei valori fuorvianti che sono molto distanti dagli altri a disposizione.

Dopo aver spiegato il funzionamento del “Scatola e baffi”, se riporta il grafico nella pagina successiva, relativo agli scarti mensili.

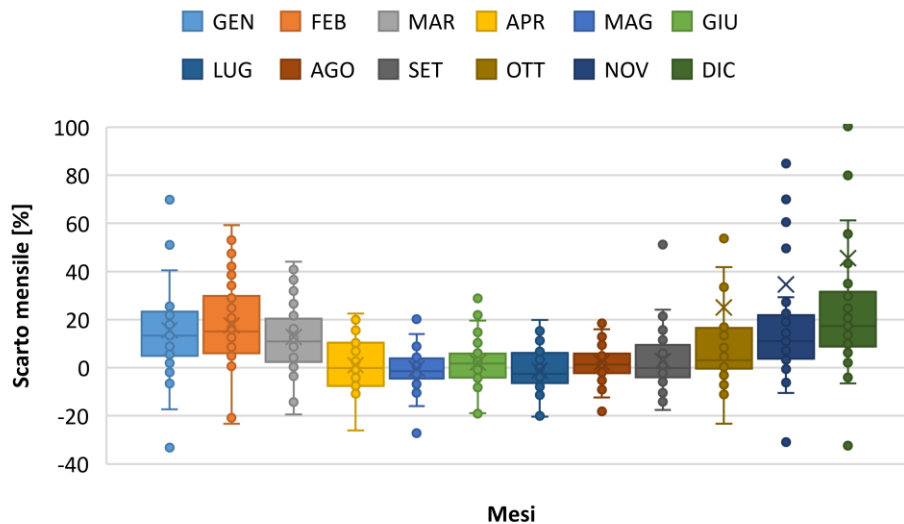


Figura 3-7: Rappresentazione “Scatola e baffi” degli scarti mensili dei singoli impianti appartenenti alla classe 8

Dal grafico si osserva più o meno lo stesso trend già evidenziato negli scarti mensili globali. Il modello sotto esame riesce infatti a restituire degli scarti mensili estivi molto vicini allo zero e con poca varianza, come può dimostrare la bassa altezza delle scatole per i mesi interessati. Nei mesi invernali gli scarti si aggirano invece attorno a valori positivi, a conferma dell’importante sovrastima che era stata già rilevata nelle precedenti analisi. Inoltre, per questi mesi, l’altezza delle scatole si fa più rilevante. Ciò indica una più elevata dispersione dei risultati, dovuta sicuramente ad una variabilità meteorologica più alta rispetto a quella del periodo estivo.

In conclusione, in merito all'introduzione delle migliorie presentate in questo capitolo, si può sostenere che:

- Le nuove ottimizzazioni temporali hanno restituito dei risultati consoni alla loro configurazione. Ottimizzare sui mesi più caldi dell'anno ha permesso infatti di ottenere un'importante riduzione dello scarto nel periodo estivo, a discapito di un peggioramento in quello invernale;
- Non si è intravisto un netto miglioramento nei mesi estivi, nel passaggio dall'ottimizzazione sul semestre estivo a quella sui tre mesi. Più evidente invece è risultato il peggioramento nei mesi invernali nel passare dalla prima alla seconda;
- I nuovi modelli del vento introdotti non sembrano aver portato ad un netto miglioramento dei risultati a livello globale. Tuttavia, sembrano funzionare molto bene in determinate classi, come la 8;
- L'essere passati da un modello vento tre parametri, ad un modello quattro e sei parametri, non sembra aver portato ad un progressivo e netto miglioramento;
- I nuovi modelli del vento funzionano molto bene durante le giornate ventose. I relativi profili di produzione calcolati sono infatti caratterizzati da uno scarto molto più basso rispetto a quello restituito dai modelli NOCT. Le loro prestazioni non sembrano invece differire molto da quelle dei modelli NOCT durante le giornate non particolarmente ventose;

Le analisi effettuate hanno inoltre evidenziato:

- Un'eccessiva sovrastima nel semestre invernale, in particolare nel mese di dicembre;
- Un'importante sottostima nel semestre di luglio, registrata anche per le ottimizzazioni estive, legata probabilmente a dei mesi di giugno e agosto più variabili da un punto di vista meteorologico rispetto al più costante e soleggiato luglio.

Capitolo 4

4 Configurazioni del modello per la riduzione dello scarto invernale

4.1 Introduzione

Le analisi effettuate nel precedente capitolo hanno fornito delle precise indicazioni riguardo alle prestazioni di ogni singolo modello e di ciascun tipo di ottimizzazione. Indipendentemente dalla tipologia di configurazione scelta, il risultato comune che si è osservato è stato quello relativo alla sovrastima presentata durante il periodo invernale. In questo capitolo vengono illustrate le soluzioni adottate per la riduzione di questa sovrastima. Si è deciso di attuare due strategie:

1. Ottimizzare il modello quadratico dell'inverter presente all'interno dell'espressione di calcolo del modello;
2. Introdurre dei fattori correttivi da ottimizzare, relativi al tipo di giornata per la quale viene effettuata la previsione della produzione fotovoltaica.

Queste due soluzioni vengono trattate separatamente. Tuttavia, ognuna di queste viene aggiunta all'ottimizzazione dei parametri già osservata nei precedenti capitoli per i vari modelli.

Per rendere più comprensibili le analisi da effettuare per queste due soluzioni, si preferisce scegliere un solo arco temporale su cui effettuare l'ottimizzazione. Si sceglie quindi l'ottimizzazione sul semestre estivo in quanto si ha un maggiore interesse nell'ottenere una buona previsione sui periodi con il contributo più significativo di produzione fotovoltaica. Si preferisce questo tipo di ottimizzazione rispetto a quella sui tre mesi perché per quest'ultima non si ha un netto miglioramento sul periodo estivo e, inoltre, evidenzia un peggioramento sull'anno. Allo stesso tempo, è stato scelto un unico modello di riferimento su cui implementare le nuove ottimizzazioni. Ciò che è emerso nei precedenti capitoli è che tutti i modelli, ognuno dei quali caratterizzato dal proprio set di parametri di

ottimizzazione, sembrano avere delle performance non molto diverse l'uno dall'altro. Tuttavia, si possono notare delle differenze a seconda del periodo temporale osservato, della classe o dell'impianto preso in considerazione. La scelta di un modello rispetto all'altro dipende quindi dal tipo di analisi che si vuole effettuare. Il criterio qui adottato è quello di un modello che abbia nel complesso uno scarto basso sia sul semestre estivo che sull'anno. Per questo motivo è stato scelto il *modello_NOCT_4_parametri* che è sembrato il più equilibrato nel calcolare la produzione fotovoltaica nei diversi periodi dell'anno.

Prima di passare però all'analisi delle due nuove configurazioni, si vuole avere un'idea di quali possano essere le cause della sovrastima invernale generata dal modello. Sono state individuate principalmente due cause:

- Ombreggiamento tra le file di moduli fotovoltaici per i grandi impianti messi a terra;
- Peggioramento dell'efficienza di conversione, che tende ad abbassarsi durante le giornate nuvolose.

Si fornisce adesso una spiegazione dettagliata dei due fenomeni nei successivi paragrafi.

4.2 Ombreggiamento tra file di moduli

L'ombreggiamento tra le file di moduli fotovoltaici avviene nel momento in cui l'ombra generata da una fila, va a coprire parte della successiva. Ciò accade quando, in sede di progettazione, non si tiene tenuto conto della giusta distanza tra una fila e l'altra. Le ombre rappresentano una delle principali cause di mismatch. Esso è un fenomeno elettrico che in un impianto fotovoltaico può determinare una forte riduzione della potenza elettrica generata, dovuta ad una disomogenità dei diversi moduli che compongono l'impianto stesso. Il mismatch per ombreggiamento può quindi avere più rilevanza nel periodo invernale per via del fatto che le ombre, soprattutto nel mese di dicembre, raggiungono la loro massima lunghezza. Non tenere conto del mismatch, se presente, porta quindi il modello a sovrastimare l'energia prodotta degli impianti che ne sono coinvolti.

Come verifica della presenza di questo fenomeno all'interno del campione analizzato, si decide di misurare, per una classe di riferimento, la distanza tra le file degli impianti. Quest'operazione viene fatta sulle immagini satellitari fornite dal software *Google Earth*. Si vuole quindi verificare che la distanza misurata tra una fila e l'altra sia maggiore o uguale della distanza minima teorica calcolata con l'ausilio di apposite formule trigonometriche qui riportate:

$$D_t = H \cdot \tan(\delta_m + L) \quad (4.1)$$

$$H = O \cdot \tan(\beta) \quad (4.2)$$

Dove:

- D_t [m] è la distanza teorica minima per far sì che non si crei ombreggiamento tra una fila e l'altra;
- V [m] è la proiezione verticale dell'altezza H del modulo fotovoltaico;
- O [m] è la proiezione orizzontale dell'altezza H del modulo fotovoltaico;
- δ_m [°] è il massimo valore dell'angolo di declinazione solare durante l'anno. Corrisponde al valore del 21 dicembre, giorno in cui le ombre raggiungono la loro massima lunghezza;
- L [°] è il valore di latitudine dell'impianto su cui è effettuata la verifica;
- β [°] è l'angolo di tilt del modulo fotovoltaico.

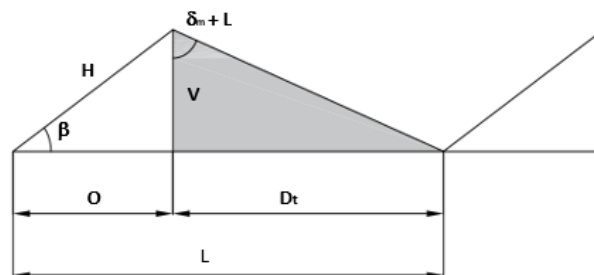


Figura 4-1: Rappresentazione ombra generata da modulo fotovoltaico

Affinché la distanza sia rispettata vogliamo quindi che D , distanza misurata, sia maggiore/uguale di D_t . La verifica viene fatta sulla classe 10, classe che caratterizza gli impianti con maggiore potenza. In Tabella 4-1 si riporta per ogni impianto la distanza misurata D e quella teorica calcolata D_t .

Tabella 4-1: Distanza misurata e distanza minima teorica tra diverse file di moduli

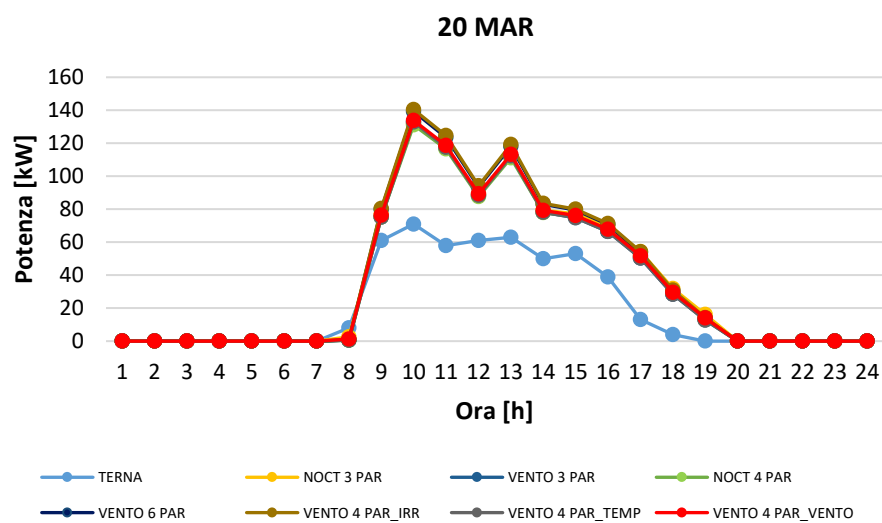
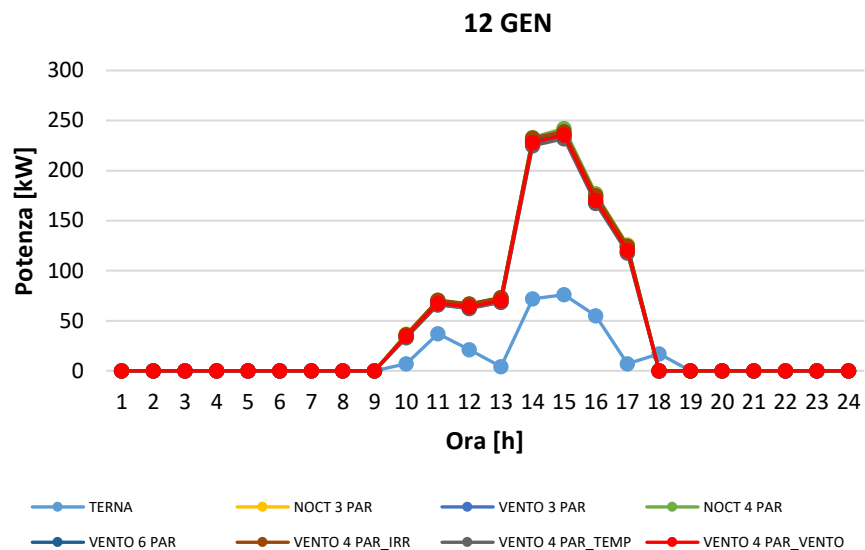
CLASSE 10			
# Impianto	Distanza effettiva	Distanza teorica	Vincolo Soddisfatto?
1	3	2.4	SI
2	5.5	7.5	NO
3	3.1	3.7	NO
4	3	0	SI
5	3.3	2.9	SI
6	4.8	5.9	NO
7	3.7	3.7	SI
8	2.9	2.9	SI
9	3.5	5.5	NO

Come si nota dalla condizione del vincolo, quattro impianti su nove risultano mal progettati. Ciò contribuisce a generare un'importante sovrastima durante i periodi invernali. Inoltre, non è assolutamente da escludere che questo possa verificarsi anche per le altre classi di potenza.

4.3 Efficienza modulo sotto radiazione diffusa

L'espressione della potenza oraria prevista, riportata in (2.1), tende a sovrastimare la produzione durante le giornate nuvolose. Il motivo è dovuto al fatto che l'efficienza di conversione, che esprime la quantità di potenza elettrica generata da un modulo rispetto all'irradianza incidente su di esso, tende a diminuire quando è presente la radiazione diffusa tipica di un cielo nuvoloso, caratterizzato quindi dalle diverse gradazioni di grigio. Il modello adottato invece tiene conto di un'efficienza del modulo più alta, tipica delle giornate serene. Il modello è infatti costruito per esser maggiormente preciso nella stima delle giornate più produttive. Questa problematica è facilmente riscontrabile dai profili di produzione ottenuti nelle giornate con bassi valori di irraggiamento. Confrontando i profili con il profilo misurato da *Terna*, ci si rende subito conto della netta differenza e della visione ottimistica del modello durante questo tipo di giornate.

Si prende come riferimento lo stesso impianto analizzato nel precedente capitolo, ovvero il primo impianto della classe 8. Dopo aver verificato che le file di moduli dell'impianto avessero un'adeguata distanza reciproca, si riportano di seguito i profili ottenuti dai diversi modelli di ottimizzazione per alcune giornate nuvolose. Le giornate mostrate sono quelle del 12 gennaio, 20 marzo e 24 agosto. Sono state scelte queste giornate per dimostrare che il problema è causato dalle particolari condizioni meteorologiche e non da un determinato periodo dell'anno. Per dare ulteriore forza a questa affermazione, si riportano inoltre i profili relativi alla giornata del 6 gennaio, giornata serena invernale per cui il modello ha restituito dei profili di produzione vicini alle misure riportate da *Terna*. I profili sono mostrati nelle successive pagine.



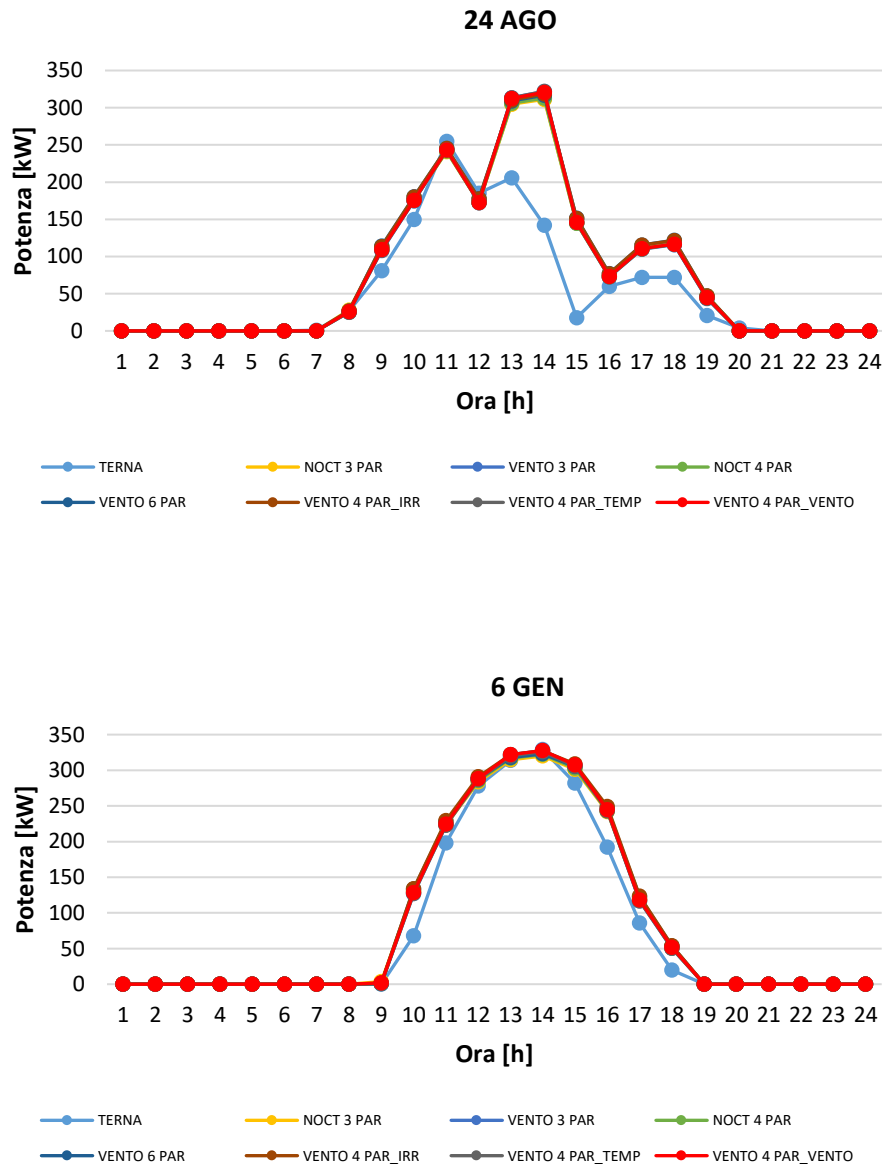


Figura 4-2: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate del 12 gennaio, 20 marzo, 24 agosto e 6 gennaio

Si illustrano adesso le soluzioni adottate per cercare di ottenere una riduzione della sovrastima invernale.

4.4 Ottimizzazione modello quadratico inverter

4.4.1 Descrizione modello

Nel capitolo 2 si era accennato, molto sinteticamente, al modello quadratico dell'inverter, in riferimento al calcolo del rendimento del convertitore η_{CONV} . Se ne riporta adesso una descrizione più dettagliata, spiegando come questo opera all'interno del modello di ottimizzazione.

Si esprime il rendimento del convertitore nel modo seguente:

$$\eta_{CONV} = \frac{P_{AC}}{P_{DC}} = \frac{P_{AC}}{P_{AC} + P_{AC,losses}} \quad (4.3)$$

dove P_{AC} è la potenza in corrente alternata generata dal convertitore, P_{DC} è invece la potenza in corrente diretta prodotta dall'impianto fotovoltaico esprimibile a sua volta come somma tra la P_{AC} e l'insieme delle perdite che si hanno nel processo di conversione tra corrente diretta e alternata. Esplicitando ulteriormente il termine relativo alle perdite di potenza si ottiene quindi:

$$\eta_{CONV} = \frac{P_{AC}}{P_{AC} + P_0 + C_L \cdot P_{AC} + C_Q \cdot P_{AC}^2} \quad (4.4)$$

Compaiono così, a denominatore, i termini relativi alle perdite a vuoto, alle perdite lineari e a quelle quadratiche. Si osserva quindi come il rendimento dipenda fortemente dalla potenza prodotta e dai coefficienti di perdita. Si può ottenere una rappresentazione grafica del rendimento in funzione della potenza in DC erogata dal singolo impianto. Si ottiene una curva fortemente caratterizzata dai coefficienti dei vari termini di perdita. Varia da impianto a impianto. Lo sviluppo di un modello quadratico nasce dall'esigenza di assegnare un'unica curva di rendimento per i diversi impianti del campione. Nella realtà la situazione è più complessa. Ogni impianto è caratterizzato dalla sua potenza nominale e da una specifica tipologia di convertitore. Il modello quadratico dell'inverter fa invece riferimento ad un convertitore equivalente per l'intero campione di impianti.

Il modello viene messo su attraverso i seguenti step:

- Si genera l'asse dei valori della P_{AC} in termini percentuali. Lo si fa fissando la potenza nominale del convertitore al 100% e il numero di punti del modello a 100;
- Per ogni punto di P_{AC} , si calcola il rispettivo rendimento η_{CONV} attraverso la formula (4.2), utilizzando dei valori prefissati per i vari coefficienti di perdita;
- Il rendimento del convertitore dipende in realtà dal valore di P_{DC} dell'impianto considerato. Si genera così l'asse dei valori percentuali della P_{DC} attraverso la seguente formula:

$$P_{DC\%} = \frac{P_{AC\%}}{\eta_{CONV} \cdot P_{CONV,nom\%}} \quad (4.5)$$

dove $P_{CONV,nom\%}$ è la potenza nominale del convertitore che era stata fissata al 100%. Dai valori $(P_{AC\%}, \eta_{CONV})$ si arriva ad ottenere la coppia di valori $(P_{DC\%}, \eta_{CONV})$. Si ricava così il grafico seguente:

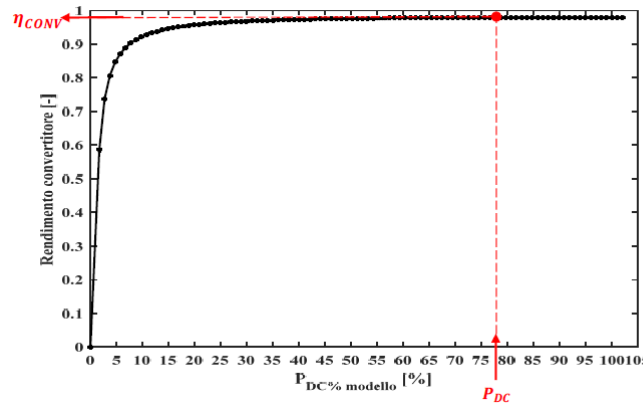


Figura 4-3: Rappresentazione modello quadratico inverter

Questo modello è utilizzabile da un qualunque impianto di qualsiasi taglia e, con prefissati valori di perdita, ha un rendimento massimo del 97,9%, ottenibile quando l'impianto lavora alla sua potenza nominale.

Il modello quadratico dell'inverter così costruito è utilizzato all'interno del programma del modello previsionale durante il calcolo della potenza in AC del singolo impianto. In particolare, il modello analizza ora per ora la potenza in DC fornita dall'impianto e la riporta in termini percentuali rispetto al valore di potenza nominale. Viene quindi effettuata un'interpolazione, confrontando il valore percentuale così ottenuto con i punti dell'asse dei valori percentuali della P_{DC} del modello quadratico dell'inverter. Si ricava quindi, per ogni valore orario della potenza in DC fornita dall'impianto, il rispettivo valore di η_{CONV} . Infine, si ottiene il profilo orario di potenza in corrente alternata:

$$P_{AC} = P_{DC} \cdot \eta_{CONV} \quad (4.6)$$

4.4.2 Ottimizzazione parametri modello

Dopo aver osservato la struttura del modello quadratico dell'inverter e il suo funzionamento all'interno del modello previsionale, se ne descrive l'ottimizzazione. Come si è detto, il modello restituisce una correlazione tra potenza in DC e rendimento, fortemente caratterizzata dai termini di perdita a vuoto, lineare e quadratica. Questi termini sono stati fin qui ipotizzati univoci per tutti gli impianti del campione. Di conseguenza, ciò ha portato ad ottenere un unico convertitore equivalente. L'ottimizzazione invece riguarda proprio i termini di perdita, i cui coefficienti diventano adesso i nuovi parametri di ottimizzazione che vanno ad aggiungersi ai precedenti, già presenti nei modelli osservati nei capitoli precedenti. Viene quindi effettuata, classe per classe, l'ottimizzazione simultanea dell'intero set di parametri.

I nuovi parametri dell'ottimizzazione sono quindi i tre termini:

- P_0 : perdite a vuoto [%]. Sono indipendenti dalla potenza prodotta;
- C_L : coefficiente perdite lineari [%/W]. Moltiplicato per P_{AC} costituisce il termine di perdita lineare;
- C_Q : coefficiente perdite quadratiche [%/W²]. Moltiplicato per P_{AC}^2 costituisce il termine di perdita quadratica.

Prima dell'ottimizzazione, i tre parametri sono stati fissati in modo che ogni rispettiva perdita fosse dello 0.7% rispetto alla potenza nominale. Sapendo che la potenza nominale equivale al 100% nel modello quadratico dell'inverter, i tre parametri corrispondevano quindi ai valori di 0.7 %, 0.007 %/W e 0.00007 %/W². Si riportano invece i loro valori iniziali e i limiti inferiori e superiori scelti per l'ottimizzazione:

$$\mathbf{x}_0 = [P_{0,0}; C_{L,0}; C_{Q,0}] = [0; 0; 0] \quad (4.7)$$

$$\mathbf{lb} = [P_0; C_L; C_Q]_{lb} = [0; 0; 0] \quad (4.8)$$

$$\mathbf{ub}_{2\%} = [P_0; C_L; C_Q]_{ub} = [2; 0.02; 0.0002] \quad (4.9)$$

$$\mathbf{ub}_{10\%} = [P_0; C_L; C_Q]_{ub} = [10; 0.10; 0.0010] \quad (4.10)$$

Come si può notare, sono stati inseriti i tre valori iniziali pari a zero, partendo quindi da una condizione senza perdite. Questa scelta è stata attuata per verificare se l'ottimizzazione operasse in maniera corretta allontanandosi dai valori iniziali, chiaramente erronei da un punto di vista fisico. Inoltre, si osservano due vettori dei limiti superiori. L'ottimizzazione infatti è stata eseguita due volte. Una volta ipotizzando una perdita massima del 2% rispetto alla potenza nominale, per ciascun termine, e un'altra ipotizzandone una del 10%. Chiaramente quest'ultima rappresenta un caso estremo abbastanza inverosimile. Si è comunque voluto provare questa soluzione per osservare la risposta dell'ottimizzazione sia nell'assegnare il valore dei parametri da ottimizzare sia nel calcolo del rispettivo profilo di produzione.

Al termine dell'ottimizzazione, ogni classe del campione ha così a disposizione il proprio modello quadratico dell'inverter caratterizzato dai tre parametri ottimizzati.

4.4.3 Analisi risultati e scarti

Si riportano adesso i risultati dell'ottimizzazione. Per prima cosa vengono mostrati, classe per classe, i tre termini di perdita del modello quadratico dell'inverter, espressi in termini percentuali rispetto alla potenza nominale. Per rendere più comprensibile la lettura, si riportano i valori ottenuti da un solo modello

di ottimizzazione, avendo verificato che non ci sia un'evidente discrepanza di risultati tra un modello e l'altro. Nello specifico si osservano quelli relativi al *modello_NOCT_4_parametri*, che, come abbiamo visto nel precedente capitolo, risulta il migliore in termini globali. Nella tabella sottostante sono presenti i parametri ottenuti sia con **ub_{2%}** che con **ub_{10%}**.

Tabella 4-2: Perdite a vuoto, lineari e quadratiche, a potenza nominale, per le varie classi di potenza, ottenute dal modello NOCT 4 parametri

Classe	Perdite a potenza nominale [%]					
	Valori ottimizzati (ub_{2%})			Valori ottimizzati (ub_{10%})		
	P ₀	P _L	P _Q	P ₀	P _L	P _Q
4	0.6	1.0	1.1	0.1	2.0	4.1
5	1.3	1.0	0.9	8.1	5.2	4.4
6	0.6	1.0	1.1	0.9	5.1	7.0
7	1.0	1.0	1.0	3.2	5.1	5.3
8	0.6	1.0	1.1	1.0	5.1	6.7
9	1.1	1.0	1.0	6.9	5.0	5.1
10	0.9	1.0	1.0	4.0	5.1	5.7

Per come erano stati fissati i coefficienti dei tre termini di perdita, prima dell'ottimizzazione si aveva una perdita totale, a potenza nominale, del 2.1%. Il convertitore era quindi caratterizzato da un rendimento massimo del 97,9%. Osservando invece i valori della tabella, si nota come per le varie classi si ottengono adesso delle perdite maggiori. Concentrandosi sui risultati ottenuti nell'ottimizzazione con **ub_{2%}**, si nota come la somma delle perdite va da un valore del 2.7% a uno del 3.2%. In particolare, mentre le perdite lineari e quadratiche sembrano assestarsi attorno all'1%, le perdite a vuoto sono quelle che più variano di classe in classe. I valori ottenuti dall'ottimizzazione con **ub_{10%}** sono invece peggiori. L'aver impostato un elevato limite superiore ha infatti influenzato notevolmente l'ottimizzazione restituendo dei valori, non prossimi al limite, ma sicuramente significativamente alti. Sommando le tre componenti di perdita si va da un valore minimo del 6.2%, rispetto sempre alla potenza nominale, ad un massimo del 17.7%. E' comprensibile che tali valori sono molto distanti da quelli riscontrabili nella realtà. Dalla figura 4-2, si osserva come il massimo rendimento del convertitore, ottenuto ottimizzando in questo modo, si aggira attorno a valori

nettamente più bassi rispetto a quelli di un comune inverter. Nonostante sia abbastanza chiaro che tale configurazione sia molto distante dal reale funzionamento di un inverter, si decide comunque di analizzare la risposta dei profili di produzione ottenuti da quest'ultima ottimizzazione.

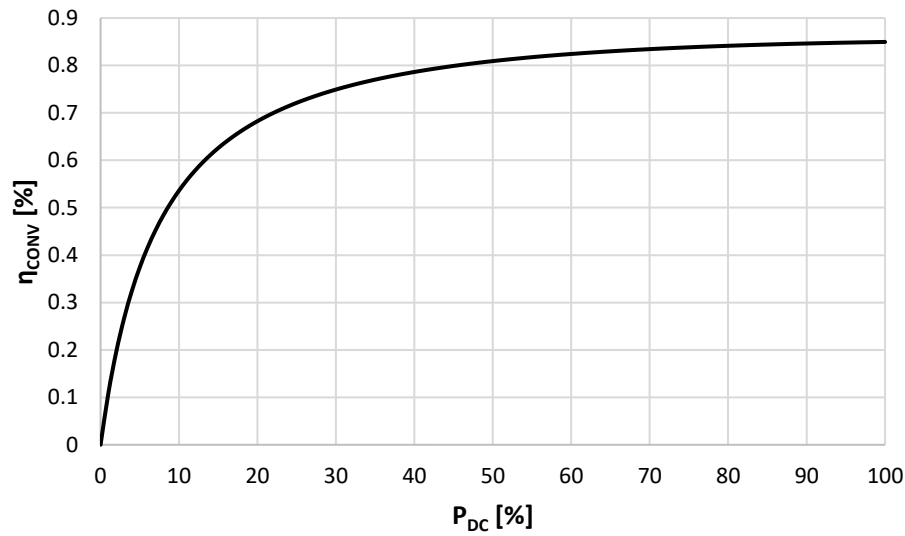


Figura 4-4: Curva inverter P_{DC} - η_{CONV} per la classe 5, ottenuta ottimizzando con $ub_{10\%}$

Adesso si passa all'analisi degli scarti. Di seguito sono riportati i valori relativi allo scarto annuale, sul semestre estivo e su quello invernale ottenuti dal modello per le due ottimizzazioni performate: quella con ***ub*_{2%}** e con ***ub*_{10%}**. Inoltre, per verificare la presenza di un miglioramento o peggioramento nei risultati, si riporta anche il caso base, ovvero quello ottenuto senza l'ottimizzazione dei parametri dell'inverter.

Tabella 4-3: Scarti annuali, sul semestre estivo e sul semestre invernale, ottenuti con diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri

Ottimizzazione	Scarto [%]		
	Anno	Semestre estivo	Semestre invernale
Base	4.8%	-0.8%	14.5%
Inverter (<i>ub</i>_{2%})	5.0%	-0.8%	14.9%
Inverter (<i>ub</i>_{10%})	4.6%	-0.9%	13.9%

Osservando i risultati si nota come l'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter non porti ad un miglioramento dei risultati. L'ottimizzazione con i limiti superiori al 2% di perdita sembra addirittura portare ad un peggioramento, come si può notare dando uno sguardo allo scarto annuale e sul semestre invernale. Questi due scarti sembrano migliorare invece con l'ottimizzazione con **ub_{10%}**, ma il miglioramento non pare così netto da giustificare tale soluzione, che, come abbiamo già detto, restituisce dei parametri distanti da quelli che possono caratterizzare un comune inverter.

Per verificare se l'ottimizzazione riesce ad essere più performante per alcune classi, si osservano adesso gli scarti di classe. Si attenzionano in particolare gli scarti annuali e sul semestre estivo.

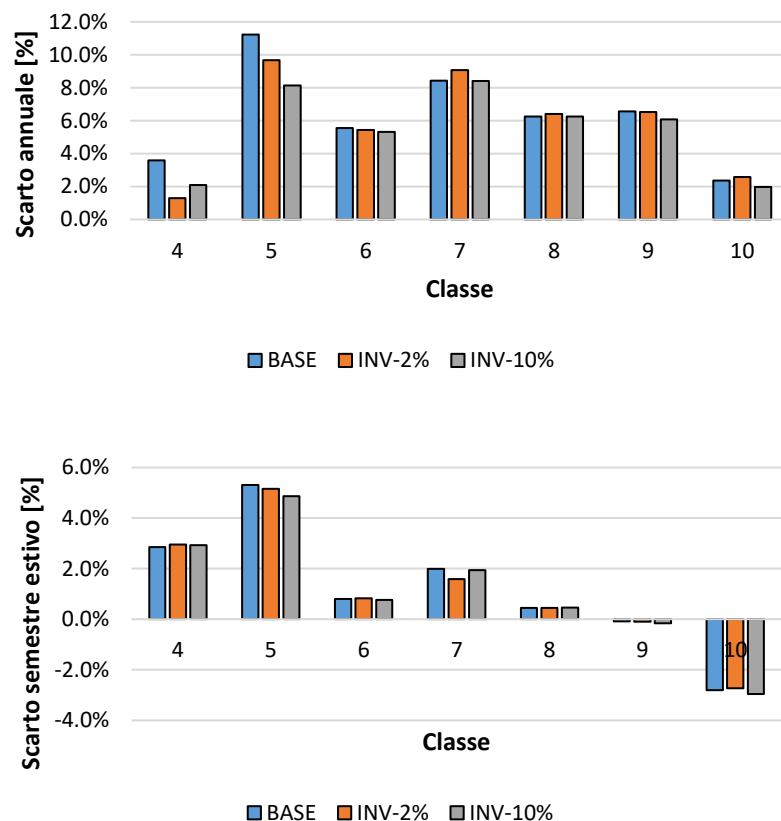


Figura 4-5: Scarto annuale e semestrale estivo per classe, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri

Osservando i grafici ci si rende conto che l'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter ha portato ad un miglioramento, seppur lieve, nelle prime classi, ovvero quelle con potenze nominali più basse. Per le classi con potenze nominali più elevate si ha invece un lieve peggioramento. Questo è sicuramente un effetto indesiderato in quanto queste ultime sono proprio le classi che contribuiscono alla maggior parte della potenza installata in Sicilia, come si era già visto in Figura 2-4, e quindi le più significative in termini di apporto energetico.

Infine, si osservano gli scarti mensili globali, calcolati quindi tenendo conto dell'energia dell'intero campione di impianti. Anche qui è presente il confronto tra le due ottimizzazioni dell'inverter e quella "base".

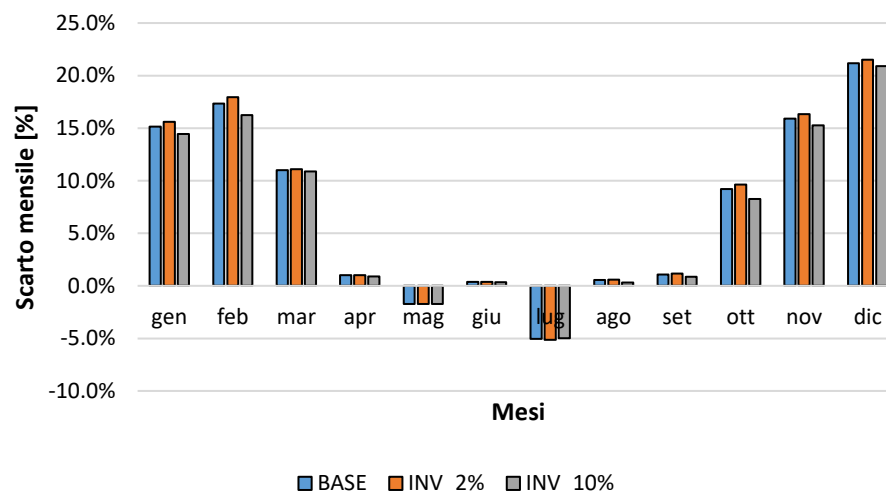


Figura 4-6: Scarti mensili, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri

Il grafico evidenzia come l'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter non ha portato al risultato desiderato, ovvero la riduzione dello scarto mensile nel periodo invernale. Questo infatti aumenta utilizzando l'ottimizzazione con **ub_{2%}**, diminuisce di poco invece utilizzando quella con il più spinto **ub_{10%}**.

Infine, per completezza, si riportano anche i profili orari ottenuti con le due diverse configurazioni. Come riferimento viene preso lo stesso impianto analizzato nel capitolo 3, appartenente all'ottava classe, una delle più significative da un punto di vista statistico e con la più alta percentuale di potenza installata rispetto al totale della popolazione fotovoltaica siciliana. I profili si riferiscono alla giornata del 25

ottobre e vengono messi a confronto sia col profilo misurato da Terna, sia con il profilo ottenuto dalla configurazione senza ottimizzazione dei parametri dell'inverter.

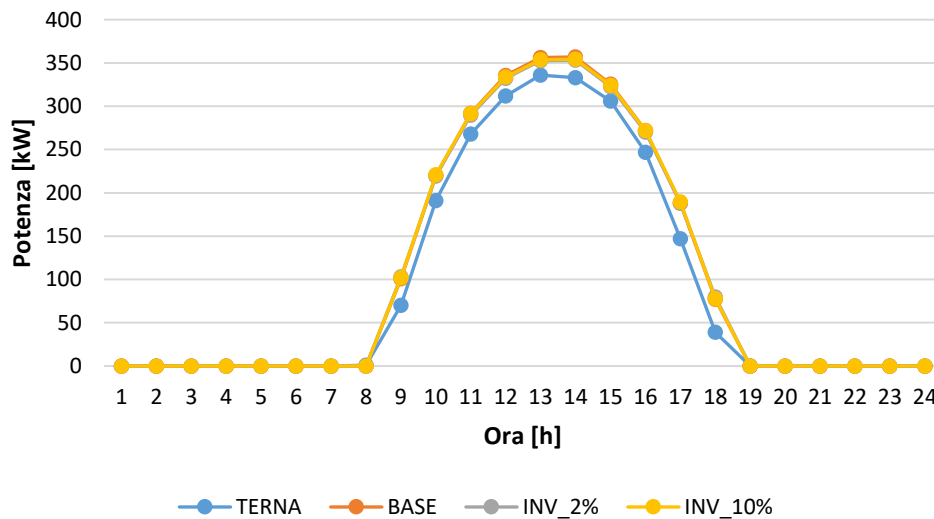


Figura 4-7: Confronto tra profili orari previsti dalle diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri e profilo misurato da Terna per il 25 ottobre

Osservando il precedente grafico, si nota come i diversi profili di produzione previsti siano sovrapposti l'uno all'altro. La differenza tra questi risulta minima. Anche questa analisi ci porta quindi a ribadire che l'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter non ha portato ad un miglioramento del modello previsionale.

4.5 Ottimizzazione fattori correttivi di giornata

4.5.1 Descrizione fattore correttivo di giornata

Si è discusso in precedenza sui motivi che potevano essere causa dell'importante sovrastima invernale rilevata. Uno delle cause è stata associata al fatto che il modello fosse tarato più sulle giornate serene che su quelle nuvolose. Esso infatti è messo su per stimare in maniera più accurata la produzione fotovoltaica durante le giornate più produttive.

Per questo motivo è stato introdotto un fattore correttivo moltiplicativo variabile da giornata in giornata. Questo fattore moltiplicativo viene denominato fattore correttivo di giornata f_g e viene introdotto nell'espressione di calcolo della potenza in AC:

$$P_{AC} = P_{DC} \cdot (1 - f_g) \cdot \eta_{CONV} \cdot \eta_{TRASF} \quad (4.11)$$

Il fattore correttivo di giornata è calcolato, per ogni impianto e per ogni giornata i -esima, con la seguente relazione quadratica:

$$f_{g,i} = a \cdot \text{scarto giornaliero}_i^2 + b \cdot \text{scarto giornaliero}_i + c \quad (4.12)$$

Dove a , b e c sono i coefficienti dell'espressione quadratica. Lo *scarto giornaliero* è invece un termine che deriva dal confronto tra l'irraggiamento totale giornaliero misurato e quello totale giornaliero calcolato in condizioni di cielo sereno. Si riporta la sua espressione:

$$\text{scarto giornaliero}_i = 1 - \frac{(IRR_{clear\ sky,giorno,i} - IRR_{giorno,i})}{IRR_{clear\ sky,giorno,i}} \quad (4.13)$$

Per ogni impianto del campione viene quindi calcolato il profilo orario di irraggiamento a cielo sereno per l'intero 2018 e successivamente viene determinato lo scarto giornaliero per ogni i -esimo giorno dell'anno tramite il confronto con i profili di irraggiamento su piano orizzontale, ovvero quelli estrapolati dal database di *SoDa*, che si hanno già a disposizione. Questa procedura è stata effettuata con l'ausilio dello script Matlab *Estrapolazione_scarto_giornaliero* che riceve in input le informazioni costruttive e geografiche degli impianti e restituisce in output i loro profili orari di irraggiamento a cielo sereno con i rispettivi scarti giornalieri. Per quanto riguarda i profili, si ottiene una matrice di dimensioni 8760x154, gli scarti hanno invece dimensione 360x154.

4.5.2 Ottimizzazione relazione quadratica

La nuova configurazione di ottimizzazione va ad ottimizzare i tre coefficienti presenti nell'espressione (4.10) del fattore correttivo di giornata, ovvero a , b e c . L'ottimizzazione continua a lavorare anche sui vecchi parametri, compresi quelli relativi ai termini di perdita del modello quadratico dell'inverter (variati utilizzando $\mathbf{ub}_{2\%}$). Questa volta però non si effettua un'ottimizzazione simultanea, ma si eseguono due step di ottimizzazione. Il primo step riguarda proprio i “vecchi” parametri, il secondo, invece, i tre parametri a , b e c . Queste due ottimizzazioni vengono compiute su due diversi orizzonti temporali. Il primo step è effettuato sul semestre estivo, il secondo invece sul semestre invernale. Si è scelto di “splittare” in due l'ottimizzazione per assicurare che:

- I vecchi parametri fossero ottimizzati sul semestre estivo affinché restituissero, per i mesi estivi, gli ottimi scarti ottenuti in precedenza;
- I nuovi parametri di ottimizzazione andassero ad incidere sui mesi invernali dove il modello sovrastimava eccessivamente la produzione.

Un'altra peculiarità di questa configurazione è che i fattori correttivi di giornata, vengono introdotti nell'espressione di calcolo della produzione oraria, soltanto per i mesi del semestre invernale. Si è deciso di operare in questo modo perché si era notato che, introducendoli anche per il semestre estivo, andavano a peggiorare le ottime performance ottenute in precedenza.

Di seguito si riportano i valori dei vettori $\mathbf{x}_0$, $\mathbf{lb}$ e $\mathbf{ub}$ dei soli nuovi parametri a , b e c , avendo già mostrato nei precedenti paragrafi quelli relativi ai vecchi parametri di ottimizzazione.

$$\mathbf{x}_0 = [a_0; b_0; c_0] = [0.3; 0.2; 0] \quad (4.14)$$

$$\mathbf{lb} = [a; b; c]_{lb} = [0; 0; -0.2] \quad (4.15)$$

$$\mathbf{ub} = [a; b; c]_{ub} = [0.9; 0.9; 0.2] \quad (4.16)$$

4.6 Risultati e analisi degli scarti

Si riportano adesso i risultati ottenuti dall'ottimizzazione dei fattori correttivi di giornata. Come è stato fatto per le analisi effettuate nei precedenti capitoli, vengono prima mostrati i valori dei parametri ottimizzati dal modello e successivamente i profili di produzione stimati con i relativi scarti. Prima di passare all'analisi dei risultati, in Figura 4-5 viene riportato il flowchart che riassume il processo di ottimizzazione adottato dalla configurazione con i fattori di giornata.

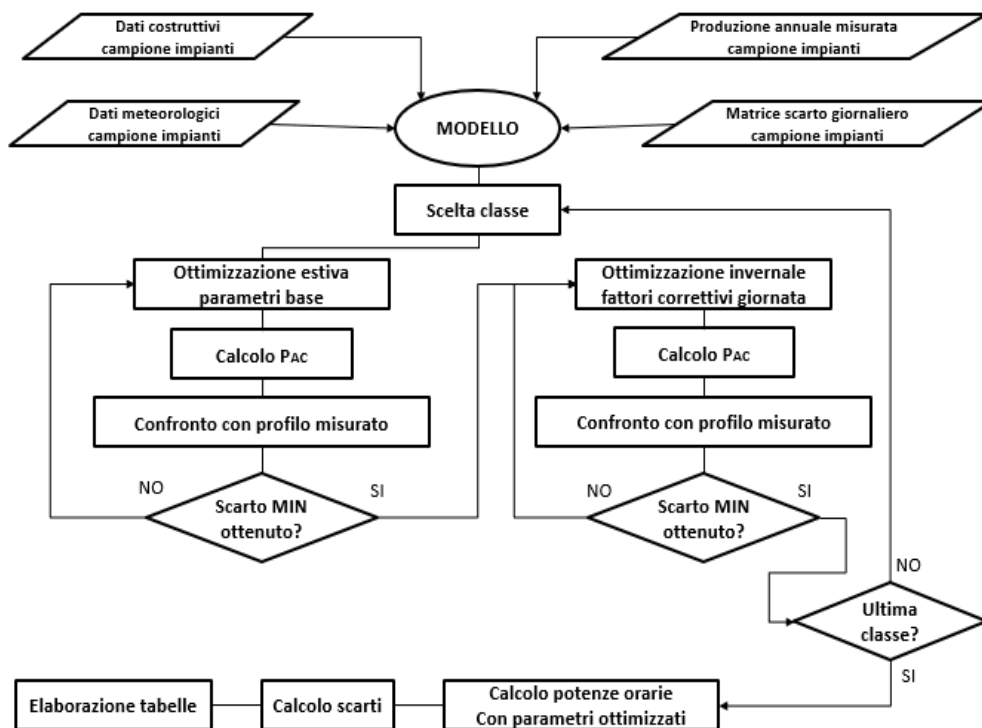


Figura 4-8: Flowchart programma modello con doppia ottimizzazione

4.6.1 Ottimizzazione parametri

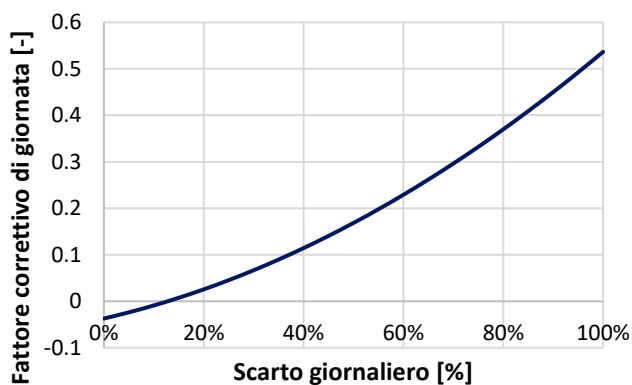
Dato che l'ottimizzazione è stata condotta in due step, si riportano soltanto i valori dei nuovi parametri di ottimizzazione, dato che sui precedenti si è già discusso nelle precedenti analisi. Vengono così mostrati i parametri ottimizzati a , b e c per le diverse classi, ricordando sempre che, per semplicità, i risultati sono riferiti al solo *modello NOCT 4 parametri*.

Tabella 4-4: Parametri a , b e c ottimizzati dal modello NOCT 4 parametri

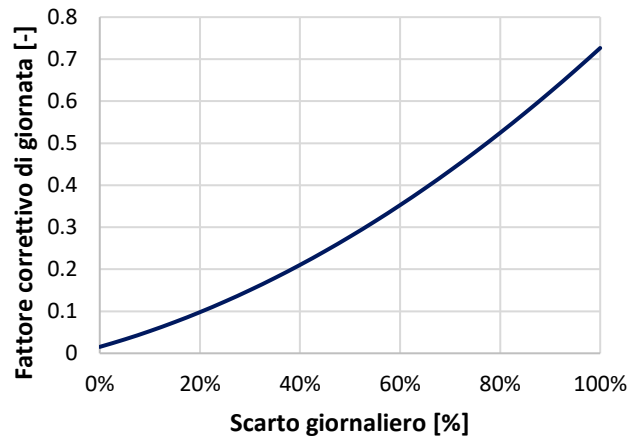
Classe	Parametri ottimizzati		
	a	b	c
4	0.325	0.249	-0.037
5	0.373	0.338	0.015
6	0.722	0.307	-0.019
7	0.260	0.252	0.115
8	0.765	0.037	0.043
9	0.201	0.150	0.077
10	0.464	0.225	0.034

Per avere una migliore opinione di questi valori, si rappresenta, per ogni classe, il relativo fattore correttivo di giornata f_g in funzione dello scarto giornaliero. Ogni curva è quindi caratterizzata dai tre parametri ottenuti dall'ottimizzazione.

Classe 4



Classe 5



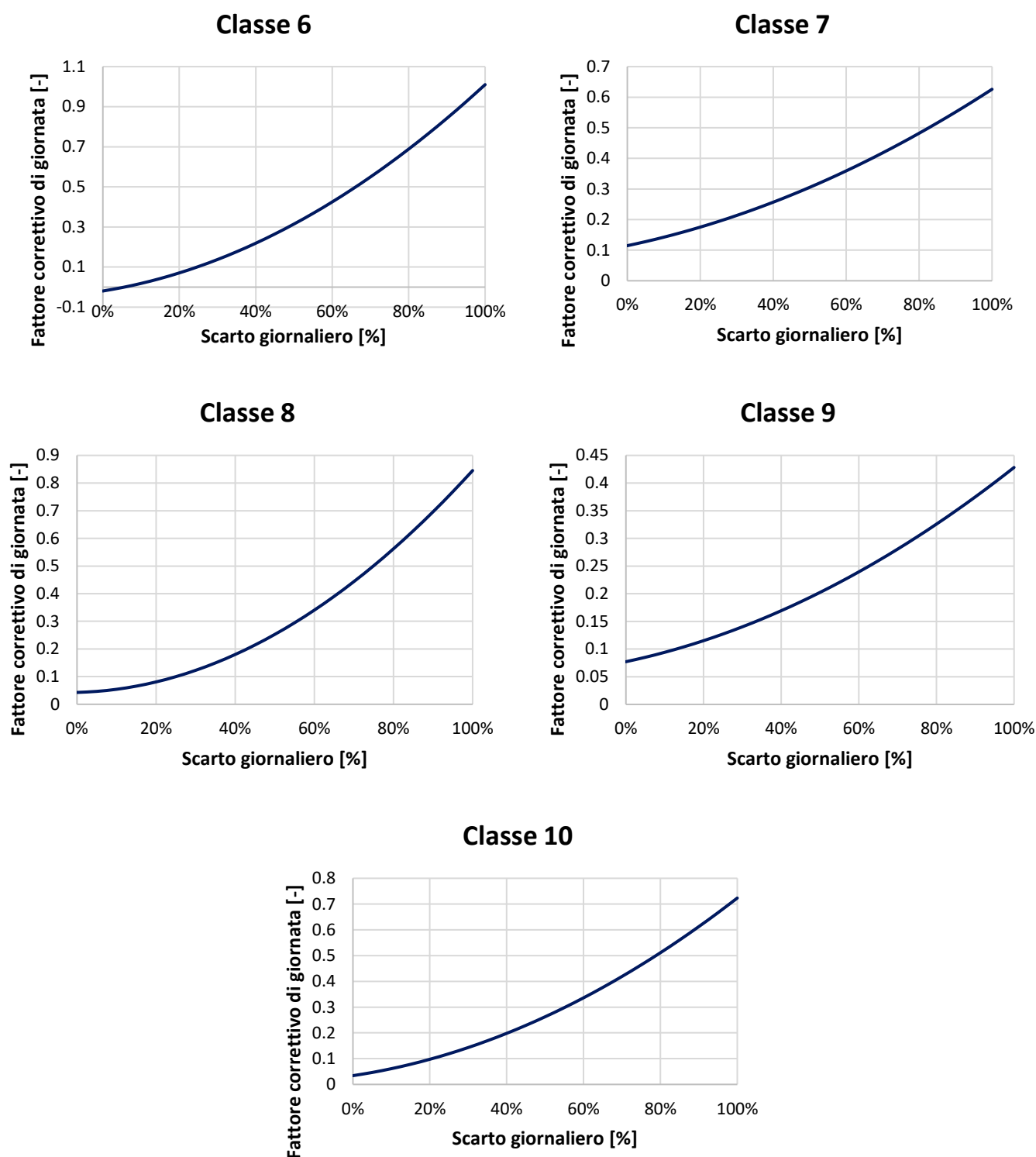


Figura 4-9: Fattori correttivi di giornata al variare dello scarto giornaliero per le diverse classi

Osservando i grafici del fattore f_g per le varie classi, si notano delle evidenti differenze tra una classe e l'altra. Si passa da classi in cui l'azione del fattore sembra essere moderata, come per la quarta e la nona, e altre in cui risulta più importante, come per la sesta e la settima. Se ad esempio si prende come riferimento la classe 7, con uno scarto giornaliero del 50% si ottiene un f_g pari a circa 0.31. Ciò significa che si ottiene una riduzione della potenza giornaliera del 31%. Questa riduzione non sembra però eccessiva se si considerano i profili precedentemente osservati nel paragrafo 4.3.

4.6.2 Profili di produzione e analisi degli scarti

Si passa adesso all'analisi degli scarti ottenuti confrontando i risultati della produzione prevista dal modello con quella misurata da *Terna*. Per verificare che l'introduzione dei fattori correttivi di giornata abbia portato ad un effettivo miglioramento del modello previsionale, i risultati ottenuti con questa nuova ottimizzazione vengono affiancati da quelli ottenuti con la configurazione base, ovvero quella senza l'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter e del fattore correttivo di giornata.

Tabella 4-5: Scarti annuali, sul semestre estivo e sul semestre invernale, ottenuti con diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri

	Ottimizzazione	
	Base	Fattori giornata
Scarto annuale [%]	4.93%	-0.39%
Scarto sem. estivo [%]	-0.79%	-0.81%
Scarto sem. invernale [%]	14.71%	0.31%

I risultati in tabella mostrano un netto miglioramento dello scarto annuale e dello scarto sul semestre invernale. Per entrambi si riesce infatti ad ottenere un valore molto vicino allo zero. Lo scarto sul semestre estivo rimane invece pressappoco costante in quanto, come è stato detto, il fattore correttivo di giornata è applicato soltanto sul periodo invernale. La piccola differenza nello scarto è invece causata dal fatto che nella configurazione base non è presente

l'ottimizzazione dei parametri del modello quadratico dell'inverter, presente invece nella configurazione con f_g .

Si riportano adesso i risultati di classe relativi allo scarto annuale e allo scarto sul semestre invernale. Non si riporta quello relativo al semestre estivo in quanto, per il discorso fatto in precedenza, non si evidenzierebbero grosse differenze tra le due configurazioni.

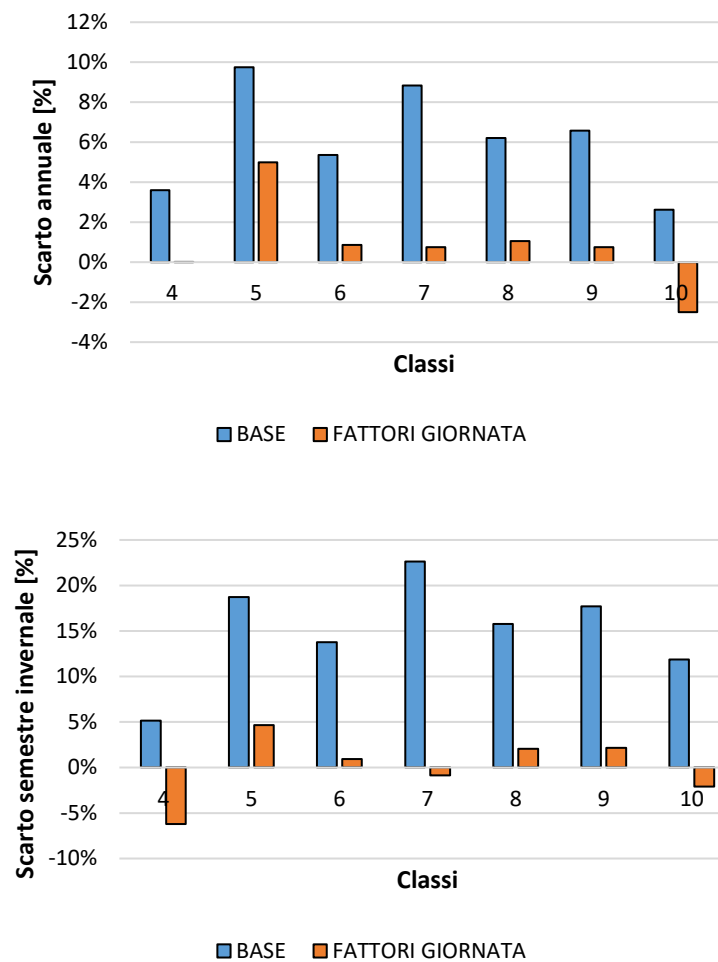


Figura 4-10: Scarto annuale e semestrale invernale per classe, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri

I grafici mostrano che in tutte le classi, l'introduzione dei fattori correttivi di giornata ha portato ad un generale miglioramento dello scarto annuale e dello scarto sul semestre invernale. Un discorso a parte lo si fa per la classe 4, dove l'ottimizzazione di f_g ha portato ad una sottostima leggermente più alta, in valore assoluto, della sovrastima ottenuta con la configurazione base. Il valore dello scarto annuale è invece migliorato per via di una probabile sovrastima della produzione estiva che di conseguenza è stata compensata dalla sottostima invernale prima descritta.

Sotto invece sono mostrati gli scarti mensili ottenuti a livello globale, considerando quindi l'energia mensile prodotta da tutti gli impianti del campione.

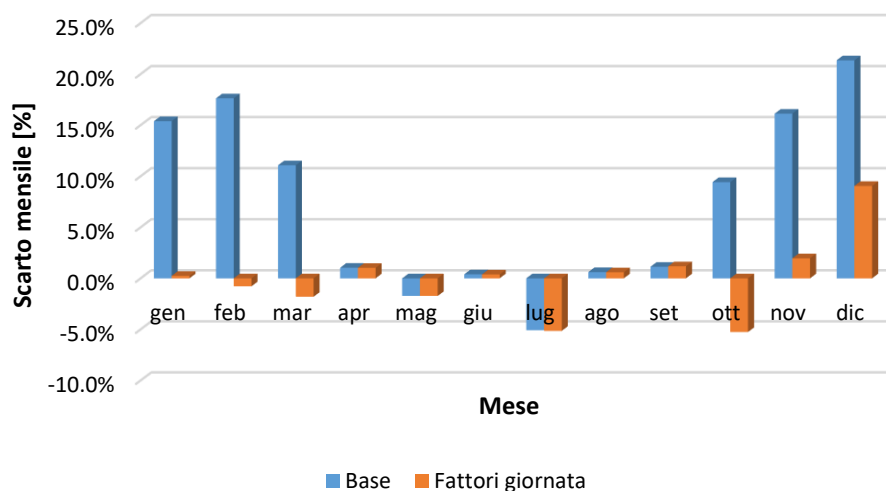


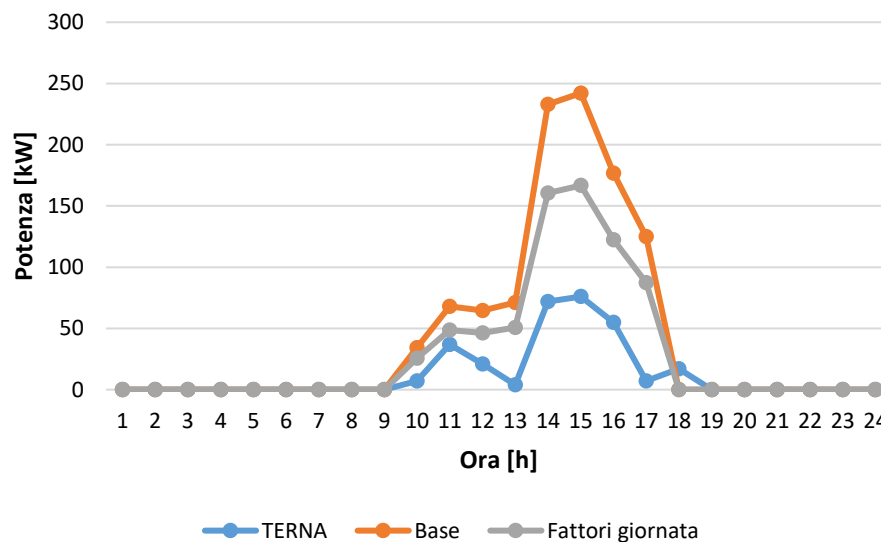
Figura 4-11: Scarti mensili, ottenuti con le diverse configurazioni del modello NOCT 4 parametri

I risultati del grafico mostrano il chiaro miglioramento ottenuto con il passaggio dalla configurazione base a quella con i fattori correttivi di giornata. Gli scarti mensili nel periodo estivo chiaramente risultano invariati per il fatto che per questi mesi l'ottimizzazione rimane identica. Osservando però i rimanenti mesi, la riduzione dello scarto appare evidente. Le importanti sovrastime registrate in precedenza sono adesso rimosse, fatta eccezione per il mese di dicembre in cui è ancora presente uno scarto che si aggira al valore del 9%. Nonostante sia ancora presente un'importante sovrastima per questo mese, la riduzione rispetto al caso base è stata notevole considerando che si aveva uno scarto del circa 21%. La

sovrastima che ancora permane è probabilmente legata al problema delle ombre, che come già detto, si rivela più dannoso proprio durante il mese di dicembre in cui le ombre raggiungono la loro massima lunghezza.

Anche i risultati ottenuti per ottobre appaiono diversi da quelli ottenuti per gli altri mesi del semestre invernale. La configurazione con il fattore correttivo di giornata ha infatti restituito uno scarto non banale in sottostima del circa -5%. Vi è comunque un miglioramento in termini assoluti dato che in precedenza si registrava una sovrastima attorno al valore del 9.5%.

Si passa adesso all'analisi dei profili giornalieri. Si confrontano i profili ottenuti dalla configurazione base e da quella con i fattori correttivi di giornata, con il profilo misurato da *Terna*. Come riferimento viene sempre preso il primo impianto della classe 8. Le giornate analizzate sono invece le stesse osservate nel paragrafo 4.3, ovvero le giornate del 12 gennaio, 20 marzo e 6 gennaio, quest'ultima caratterizzata da un cielo sereno.



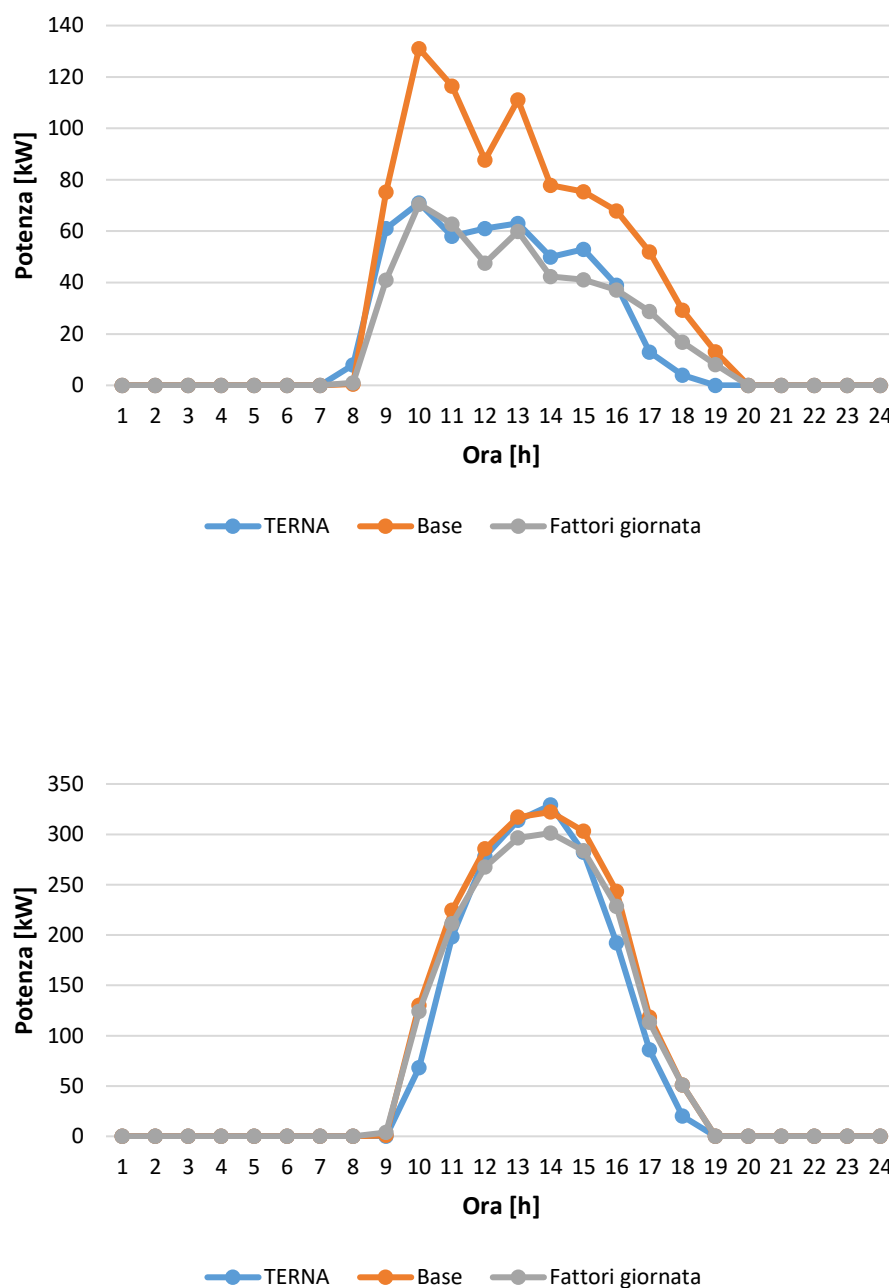


Figura 4-12: Profilo di produzione misurato e profili calcolati dai modelli per le giornate del 12 gennaio, 20 marzo e 6 gennaio

I profili mostrano come l'ottimizzazione dei fattori di giornata porti ad un importante avvicinamento verso la curva di *Terna* nelle giornate meno produttive. Osservando i profili ottenuti per il 20 marzo si può addirittura notare una sovrapposizione, per alcune ore della giornata, tra il profilo ottenuto con l'ottimizzazione del fattore f_g e quello misurato da *Terna*. Analizzando invece la giornata serena del 6 gennaio, si osserva un leggero peggioramento durante le ore centrali della giornata in cui la produzione viene sottostimata. Tuttavia, nel calcolo dello scarto giornaliero, questa sottostima riesce a compensare la sovrastima registrata nelle ore mattutine e pomeridiane. Lo scarto giornaliero misurato con la configurazione con i fattori di giornata è infatti del 6%, quello ottenuto con quella base è invece del 13%.

4.7 Panoramica definitiva parametri del modello

Dopo aver verificato l'efficacia dell'ultima configurazione, ovvero quella relativa all'ottimizzazione dei fattori correttivi di giornata, si riporta in definitiva l'espressione finale di calcolo utilizzata dal modello per il calcolo della produzione oraria P_{AC} , evidenziando in rosso i parametri coinvolti nell'ottimizzazione:

$$P_{AC} = [P_{STC} \cdot \frac{G - G_0}{G_{STC}} \cdot 1 + \gamma_{T\%} \cdot (T_{cella} - T_{STC}) \cdot \eta_G \cdot C_A] \cdot (1 - f_g) \cdot \eta_{CONV} \cdot \eta_{TRASF} \quad (4.17)$$

Dove la temperatura di cella T_{cella} , il rendimento del convertitore η_{CONV} e il fattore correttivo di giornata f_g sono calcolati nel modo seguente:

$$T_{cella} = T_a + \frac{NOCT - T_{NOCT}}{G_{NOCT}} \cdot G \quad (4.18)$$

$$\eta_{CONV} = \frac{P_{AC}}{P_{AC} + P_0 + C_L \cdot P_{AC} + C_Q \cdot P_{AC}^2} \quad (4.19)$$

$$f_{g,i} = a \cdot \text{scarto giornaliero}_i^2 + b \cdot \text{scarto giornaliero}_i + c \quad (4.20)$$

Si ricorda inoltre di impostare ad un valore pari a 0, il fattore correttivo di giornata durante il semestre estivo. Infine, nella successiva tabella, si riportano i parametri restituiti dall'ottimizzazione per le varie classi.

Tabella 4-6: Parametri ottimizzati dal modello di ottimizzazione per le varie classi

<i>Parametri</i>	<i>4</i> <i>12.5 < P ≤ 25</i>	<i>5</i> <i>25 < P ≤ 70</i>	<i>6</i> <i>70 < P ≤ 120</i>	<i>7</i> <i>120 < P ≤ 500</i>	<i>8</i> <i>500 < P ≤ 1200</i>	<i>9</i> <i>1200 < P ≤ 3600</i>	<i>10</i> <i>P > 3600</i>
$\gamma_{T\%}$	-0.0061	-0.0046	-0.0049	-0.0044	-0.0042	-0.0051	-0.0048
G_0	48.99	48.95	22.51	12.00	11.53	27.95	42.00
C_A	1.026	1.206	1.064	1.029	1.080	1.189	1.155
$NOCT$	47.00	46.99	47.17	47.00	47.03	46.59	47.00
P_0	0.900	0.933	0.561	0.900	0.441	1.000	0.896
C_L	0.00925	0.01012	0.01005	0.01004	0.01006	0.01004	0.01005
C_Q	1.01E-04	9.59E-05	1.09E-04	1.01E-04	1.08E-04	1.00E-04	1.03E-04
a	0.325	0.373	0.722	0.260	0.765	0.201	0.464
b	0.249	0.338	0.307	0.252	0.037	0.150	0.225
c	-0.037	0.015	-0.019	0.115	0.043	0.077	0.034

Conclusioni

Nel lavoro di tesi sono stati mostrati i risultati ottenuti dalle diverse configurazioni del modello previsionale. Le analisi svolte hanno portato ad evidenziare le peculiarità e le carenze di ciascuna configurazione. Nel secondo capitolo sono stati mostrati risultati ottenuti dall'ottimizzazione annuale dei modelli del vento a 3 parametri e dei due modelli NOCT a 3 e 4 parametri. Lo scarto annuale globale, calcolato tenendo conto dell'energia complessiva degli impianti del campione, ottenuto dai tre modelli di ottimizzazione, è risultato essere molto basso con dei valori molto vicini allo 0%. Calcolando però lo scarto sul semestre estivo e sul semestre invernale, si sono ottenuti rispettivamente dei valori del -5.8% e dell'8.8%. Per il semestre invernale si ottiene una sovrastima più elevata, in valore assoluto, della sottostima registrata per il semestre estivo, per via del fatto che i mesi invernali sono caratterizzati da un'elevata variabilità metereologica e da un numero maggiore di giornate nuvolose. Il modello tende infatti a sovrastimare la produzione durante le giornate non serene. Questo fenomeno è stato maggiormente evidenziato dall'analisi dei profili di produzione giornalieri ottenuti dai modelli di ottimizzazione.

Le stesse dinamiche sono state osservate nel terzo capitolo, analizzando i modelli del vento a 4 e a 6 parametri. L'aumento del numero dei parametri nel modello del vento non ha portato ad evidenti miglioramenti nella stima della produzione oraria. Tuttavia, i nuovi modelli del vento hanno mostrato una maggiore precisione nel calcolo della produzione per le giornate più ventose. Per queste giornate infatti, le previsioni effettuate dai modelli del vento si sono dimostrate più precise rispetto a quelle ottenute dai modelli NOCT.

Nel capitolo 3 sono state inoltre introdotte l'ottimizzazione sul semestre estivo e l'ottimizzazione sui 3 mesi. Entrambe hanno contribuito alla diminuzione dello scarto semestrale estivo degli impianti del campione. Tuttavia, tra le due, l'ottimizzazione semestrale è sembrata la migliore. L'ottimizzazione sui 3 mesi è parsa infatti esageratamente ottimistica, andando a sovrastimare in maniera eccessiva l'energia durante gran parte dell'anno. Si è deciso di prendere in considerazione la sola ottimizzazione semestrale che rende molto precisa la stima della produzione durante le giornate più produttive. Applicando l'ottimizzazione semestrale al modello NOCT 4 parametri, modello che è sembrato complessivamente il migliore, si è quindi passati da uno scarto del -5.8%, sul

semestre estivo, ad uno del -0.79%. Inevitabilmente si passa da uno scarto annuale del -0.43% ad uno del 4.93%. Il valore dello scarto sul semestre invernale passa invece da un valore dell'8.8% ad uno del 14.7%. Reputando eccessiva la sovrastima registrata per i mesi invernali, sono state individuate due principali cause: l'ombreggiamento generato tra le file di moduli e il peggioramento dell'efficienza di conversione dei moduli fotovoltaici durante le giornate nuvolose.

Soddisfatti delle performance ottenute nel periodo estivo, per cercare di migliorare la stima della produzione invernale, al modello previsionale è stata aggiunta l'ottimizzazione del modello quadratico dell'inverter. Tuttavia, la nuova configurazione non ha portato ad una migliore stima della produzione. Per cercare di avvicinare i profili di produzione calcolati dal modello a quelli misurati da *Terna* durante le giornate nuvolose, si è deciso allora di introdurre dei fattori correttivi di giornata che andassero a correggere i profili proprio durante il periodo invernale. E' stata quindi effettuata un'ottimizzazione sul semestre invernale del fattore correttivo. Il modello così costruito ha restituito dei risultati interessanti. Lo scarto annuale è infatti passato da un valore del 4.93% ad uno del -0.39%. Lo scarto semestrale invernale è invece sceso da un valore del 14.7% ad uno dello 0.31%. Anche le analisi sui profili giornalieri hanno evidenziato questo netto miglioramento. Con l'introduzione del fattore correttivo di giornata, i profili di produzione stimati dal modello si sono infatti avvicinati notevolmente al profilo misurato da *Terna* anche durante le giornate nuvolose, per cui si registrava in precedenza un'importante sovrastima.

Riferimenti

- [1] <https://unfccc.int/>
- [2] Data.GISS: GISS Surface Temperature Analysis (GISTEMP v4)
- [3] <https://www.gse.it/>
- [4] <https://www.terna.it/it>
- [5] <https://webthesis.biblio.polito.it/14018/>
- [6] <http://www.soda-pro.com/web-services/radiation/cams-radiation-service>
- [7] https://gmao.gsfc.nasa.gov/reanalysis/MERRA-2/data_access/
- [8] <http://tritone.rse-web.it/map.phtml>