



UNIVERSITÀ DELLA CALABRIA

*Dipartimento di Ingegneria Meccanica Energetica e Gestionale
Dottorato di Ricerca in Scienze e Ingegneria dell'Ambiente, delle
Costruzioni e delle Energie*

CICLO XXX

Tesi di Dottorato

*Modelli per la gestione ed il controllo dei sistemi di
accumulo distribuito in ambiente Power Cloud*

Settore Scientifico Disciplinare ING-IND 33

Coordinatore

Prof. Salvatore Critelli

Supervisori

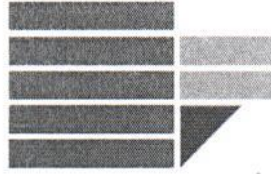
Prof. Daniele Menniti

Ing. Nicola Sorrentino

Ing. Anna Pinnarelli

Dottorando

Pasquale Vizza



UNIVERSITÀ DELLA CALABRIA

*Dipartimento di Ingegneria Meccanica Energetica e Gestionale
Dottorato di Ricerca in Scienze e Ingegneria dell'Ambiente, delle
Costruzioni e delle Energie*

CICLO XXX

Tesi di Dottorato

*Modelli per la gestione ed il controllo dei sistemi di
accumulo distribuito in ambiente Power Cloud*

Settore Scientifico Disciplinare ING-IND 33

Coordinatore

Prof. Salvatore Critelli

Supervisor

Prof. Daniele Menniti

Ing. Nicola Sorrentino

Ing. Anna Pinnarelli

Dottorando

Pasquale Vizza

Il presente lavoro di ricerca è stato finanziato da:
Ministero dell'Istruzione, dell'Università e della Ricerca (MIUR)
attraverso il PROGRAMMA OPERATIVO NAZIONALE (PON)
Ricerca e Competitività 2007-2013
ASSE I - SOSTEGNO AI MUTAMENTI STRUTTURALI

Progetto PON03PE_0050_2
Distretto DOMUS
Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo

A chi la Ricerca ha donato la Vita
A chi ha donato la Vita alla Ricerca

INTRODUZIONE	7
CAPITOLO 1 CONTESTO DI RIFERIMENTO	9
1.1 GENERALITÀ	9
1.2 ACCORDO DI PARIGI	10
1.3 SITUAZIONE ENERGETICA EUROPEA	11
1.4 SITUAZIONE ENERGETICA ITALIANA	12
1.4.1 <i>Strategia Energetica Nazionale - SEN 2017</i>	14
1.5 DIFFUSIONE DELLE FONTI RINNOVABILI E NUOVE PREROGATIVE DEL SISTEMA ELETTRICO	15
1.6 POSSIBILI AZIONI SUL SISTEMA ELETTRICO ITALIANO	17
1.6.1 <i>Progetto Domus - Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo: “power-cloud” e possibile soluzione alle problematiche esposte</i>	19
CAPITOLO 2 STATO DELL’ARTE	21
2.1 STATO DELL’ARTE MODELLI PREVISIONALI PRODUZIONE FOTOVOLTAICO	21
2.1.1 <i>Generalità</i>	21
2.1.2 <i>Caratterizzazione dei metodi previsionali in funzione del differente orizzonte temporale</i>	24
2.1.2.1 Previsioni Infragiornaliere	25
2.1.2.2 Total Sky Imagery	26
2.1.2.3 Satellite Cloud Motion Vector Approach	26
2.1.2.4 Tecniche di apprendimento stocastico	27
2.1.3 <i>Previsioni da 6 ore ad un giorno prima</i>	27
2.1.4 <i>Variabili che influenzano l’accuratezza delle previsioni</i>	29
2.1.4.1 Dipendenza della produzione PV dalle variabili meteorologiche	30
2.1.5 <i>Aspetti economici delle previsioni da PV</i>	32
2.2 STATO DELL’ARTE MODELLI PREVISIONALI DEL CARICO ELETTRICO	34
2.2.1 <i>Premessa</i>	34
2.2.2 <i>Classificazione dei modelli previsionali del carico elettrico</i>	37
2.2.3 <i>Previsione della domanda elettrica attraverso l’utilizzo di reti neurali</i>	39
2.2.4 <i>Previsione del carico elettrico nel breve termine</i>	39
2.2.5 <i>Caratteristiche del carico elettrico giornaliero</i>	40
2.2.6 <i>Selezione dei dati di input e possibili correlazioni per l’implementazione dei modelli predittivi</i>	41
2.2.7 <i>Classificazione delle tecniche previsionali</i>	42
2.2.8 <i>Influenza del prezzo dell’energia sul profilo di carico elettrico</i>	43
2.2.9 <i>Modelli previsionali nel medio e lungo termine</i>	44
2.3 CENNI SUL MERCATO ELETTRICO ITALIANO	46
2.3.1 <i>Generalità</i>	46
2.3.2 <i>Rete di Trasmissione</i>	47
2.3.3 <i>Principi di Mercato Elettrico</i>	48
2.3.3.1 Il mercato elettrico del giorno prima	51
2.3.3.2 Il mercato infragiornaliero	52
2.3.3.3 Il mercato dei servizi di dispacciamento (MSD)	53
2.3.3.4 Piattaforma Conti Energia	54
2.3.4 <i>Definizione degli oneri di dispacciamento</i>	55
2.3.4.1 Disciplina degli Sbilanciamenti: concetti di base	56
2.4 RUOLO DEI SISTEMI DI ACCUMULO A SUPPORTO DEL SISTEMA ELETTRICO	58
2.4.1 <i>Generalità</i>	58
2.4.2 <i>Servizi forniti dai sistemi di accumulo</i>	58
2.4.3 <i>Classificazione dei sistemi di accumulo</i>	59
2.4.3.1 Cenni sui sistemi d’accumulo elettrochimici	59
2.4.4 <i>Evoluzione del mercato dei sistemi di accumulo</i>	61
2.5 ANALISI DEI DATI DI CARICO ELETTRICO E DI PRODUZIONE DA FOTOVOLTAICO	63
2.5.1 <i>Analisi dei dati – generalità</i>	63

2.5.2	<i>Analisi dei dati storici del carico elettrico</i>	63
2.5.2.1	Analisi del profilo di carico	68
2.5.2.2	Analisi dei consumi in funzione delle ore della giornata	69
2.5.2.3	Analisi del carico in funzione dei giorni della settimana e dei mesi	71
2.5.2.4	Analisi dei dati storici di carico sugli altri cubi	73
2.5.2.5	Analisi del carico negli anni	77
2.5.3	<i>Analisi del profilo di produzione da fotovoltaico</i>	78
2.5.3.1	Analisi della produzione in funzione del mese e dei differenti giorni del mese	79
2.5.3.2	Analisi della produzione in funzione della condizione meteo	80
2.5.4	<i>Analisi e ricerca Bad Data</i>	81
2.5.4.1	Analisi dei dati produzione da PV	81
2.5.4.2	Analisi dei dati carico elettrico	82

CAPITOLO 3 IMPLEMENTAZIONE DEI MODELLI PREDITTIVI E DEI MODELLI PER LA GESTIONE OTTIMALE DEI SISTEMI DI ACCUMULO.....84

3.1	IMPLEMENTAZIONE DEL MODELLO PREDITTIVO DELLA PRODUZIONE DA PV	84
3.1.1	<i>Generalità</i>	84
3.1.2	<i>Modelli preliminari implementati</i>	84
3.1.2.1	Modello con condizioni meteo giornaliere	84
3.1.2.2	Modello avente come input l'irraggiamento	85
3.1.2.3	Modello con dati meteo orari – stazione meteo non in prossimità del sito	87
3.1.3	<i>Modello previsionale a due giorni prima</i>	88
3.1.3.1	Fase di training e di forecasting	90
3.1.3.2	Risultati nell'utilizzo del modello	92
3.1.4	<i>Implementazione dei modelli previsionali "adattativo e multi-orientazione"</i>	94
3.1.4.1	Modello previsionale adattativo	94
3.1.4.2	Modello multi-Orientazione	95
3.1.4.3	Scomposizione delle potenze degli impianti	96
3.1.4.4	Analisi di sensibilità	97
3.1.4.5	Simulazioni e risultati del modello Multi-Orientazione	97
3.1.4.6	Aggregazione degli impianti	99
3.1.5	<i>Implementazione del modello ibrido adattativo</i>	100
3.1.6	<i>Modello previsionale nel breve periodo</i>	102
3.2	IMPLEMENTAZIONE MODELLO PREVISIONALE DEL CARICO ELETTRICO	105
3.2.1	<i>Introduzione</i>	105
3.2.2	<i>Modello di previsione preliminare</i>	107
3.2.3	<i>Implementazione modello previsionale del carico elettrico per un'utenza terziaria</i>	108
3.2.3.1	Specifiche del modello	108
3.2.3.2	Addestramento ANN	112
3.2.3.3	Test ANN	113
3.2.3.4	Test al variare dei parametri impiegati come input	116
3.2.3.5	Modello previsionale differente per forza motrice e illuminazione	117
3.2.4	<i>Implementazione del modello predittivo per un'utenza domestica</i>	120
3.2.4.1	Modello Adattativo	120
3.2.4.2	Implementazione del servizio di previsione del carico su piattaforma	121
3.2.5	<i>Profilazione del profilo di carico di utenze con potenza inferiore a 55 kW</i>	122
3.3	UTILIZZO DELLO STORAGE E GESTIONE DEGLI SBILANCIAMENTI	127
3.3.1	<i>Analisi sbilanciamenti derivanti dall'impiego del metodo previsionale della produzione da PV</i>	127
3.3.1.1	Valutazione del modello previsionale	128
3.3.1.2	Confronto con altri metodi	129
3.3.1.3	Valutazioni Economiche	130
3.3.1.4	Analisi di sensibilità	133
3.3.2	<i>Utilizzo dei sistemi di accumulo per ridurre gli sbilanciamenti</i>	135
3.3.2.1	Caso studio	137
3.3.2.2	Risultati Numerici	138
3.3.2.3	Stima della vita utile della batteria	139
3.3.3	<i>Analisi economica nell'utilizzo dei sistemi di accumulo per limitare gli sbilanciamenti</i>	139

3.3.3.1	Caso Studio	140
3.3.3.2	Accuratezza delle previsioni e oneri di sbilanciamento senza utilizzare l'ESS	141
3.3.3.3	Accuratezza delle previsioni e sbilanciamenti: utilizzo ESS.....	142
3.3.3.4	Analisi di sensibilità sulla capacità dello storage e accuratezza delle previsioni.....	142
3.3.4	<i>Metodo di gestione ottimale dello storage per la riduzione dei flussi di potenza con la rete.....</i>	<i>146</i>
3.3.4.1	Simulazioni.....	147
3.3.5	<i>Prove effettuate presso il Dimostratore Domus e caratterizzazione dello Storage</i>	<i>152</i>
3.3.5.1	Descrizione del dimostratore.....	152
3.3.5.2	Caratterizzazione del sistema di accumulo.....	155
3.3.5.3	Prove effettuate sullo storage	157
CONCLUSIONI		162
BIBLIOGRAFIA.....		164
APPENDICE A – CENNI MODELLI MATEMATICI UTILIZZATI PER LE PREVISIONI		168
	IL METODO DELLA MEDIA SEMPLICE E MOBILE.....	168
	MODELLO AUTOREGRESSIVO A MEDIA MOBILE - ARMA.....	169
	MODELLO AUTOREGRESSIVO A MEDIA MOBILE - ARIMA.....	170
	RETI NEURALI ARTIFICIALI	170

Introduzione

Il cambiamento climatico che si sta osservando negli anni è diventato ormai centrale nelle discussioni a livello mondiale, analogamente agli interventi e alle politiche per poterlo limitare che si sono susseguiti nell'ultimo ventennio. Tali politiche hanno avuto come primo impatto quello di aumentare l'efficienza dei sistemi energetici e di favorire la produzione di energia da fonti rinnovabili.

Ciò ha portato ad una rapida diffusione di tali fonti, soprattutto per quanto concerne la generazione di piccola taglia presso l'utente finale, che da semplice consumatore diventa prosumer, consentendo tale diffusione di raggiungere e superare gli obiettivi prefissati per il 2020. La continua diffusione delle fonti rinnovabili ha portato ad una netta trasformazione del sistema elettrico, il quale si trova a gestire una produzione di energia sempre più variabile e difficilmente prevedibile.

I problemi si possono quindi sintetizzare in una maggiore presenza di fonti rinnovabili non programmabili, sebbene predicibili, che dovranno alimentare un profilo di carico elettrico sempre maggiore e che da sempre risulta essere predicibile sebbene con una certa aleatorietà. Il sistema elettrico sarà quindi sottoposto a sollecitazioni maggiori dovute sia agli errori sul profilo di potenza del carico elettrico che della produzione da fonti non programmabili. Tale aleatorietà porta le centrali abilitate ad intervenire effettuando la regolazione dei flussi di potenza, per cui si hanno sia maggiori difficoltà tecniche nella gestione di questa ulteriore aleatorietà che un aggravio sull'economicità dell'intero sistema.

Per tale ragione, si sono definite diverse soluzioni al fine di poter sfruttare al meglio la potenza derivante da fonti energetiche rinnovabili e aumentarne la penetrazione nel sistema elettrico: anzitutto cercare di ottenere un profilo di potenza il più possibile prevedibile, portando a considerare tali risorse come programmate (sebbene non programmabili); inoltre un'ulteriore soluzione è rappresentata dall'impiego dei sistemi di accumulo per gestire al meglio la produzione da fonti rinnovabili non programmabili. Infatti l'impiego dei sistemi di accumulo consente di sfruttare il surplus di energia prodotta da fonti rinnovabili accumulandola e utilizzandola in istanti in cui si ha un deficit di potenza, inoltre consente di sopperire ad eventuali errori nella previsione di produzione e del carico elettrico, rendendo tali profili programmabili.

Inoltre l'aggregazione di più utenti, consumatori e produttori, consentirebbe di ridurre i costi energetici, nonché ottimizzare la gestione dei flussi energetici al fine di massimizzare l'utilizzo di energia da fonti rinnovabili e minimizzare quello da fonti tradizionali, impiegando programmi di Demand-Response per permettere un utilizzo più razionale dell'energia. C'è bisogno però di un'ulteriore trasformazione del sistema elettrico che coinvolga più attivamente i prosumer.

Ogni utente potrà essere in possesso di un sistema di accumulo proprio o servirsi di un sistema di accumulo centralizzato, ogni istante si verificherà se vi è surplus di potenza prodotta dagli impianti alimentati da fonte rinnovabile, così gli utenti, che siano prosumer o semplici consumatori, potranno verificare se attivare eventuali carichi controllabili oppure accumulare l'energia.

Per fare ciò diventano necessari oltre a sistemi di automazione che rendano l'utente finale attivo, modelli predittivi sia del carico che della produzione di energia, sia per i singoli utenti che per l'intera aggregazione. Sono necessari quindi dei modelli previsionali specifici, sia a lungo che breve termine, sia per approvvigionare la giusta quantità di energia in anticipo, sia per programmare eventuali sistemi di produzione programmabile e gestire in modo ottimale sistemi di accumulo.

Quanto espresso è stato sviluppato nell'ambito del progetto PON03PE_0050_2 DOMUS Energia-Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo, che ha finanziato la presente attività di ricerca, portando ad implementare quanto di seguito descritto.

In particolare, sono stati elaborati i modelli previsionali del carico e della generazione da fonti rinnovabili, da tali modelli vengono generati in cloud i profili di produzione e carico per ogni utente; sempre in ambiente cloud vengono utilizzati tali profili per gestire in maniera ottimale i flussi di energia e quindi i sistemi di accumulo presenti, calcolando i flussi di potenza da dover scambiare con il sistema di accumulo.

Quanto elaborato è stato descritto nel lavoro di tesi il quale è suddiviso in due sezioni principali: la prima è relativa allo stato dell'arte dei modelli predittivi della produzione da fotovoltaico e del carico elettrico, descrivendo alcuni concetti riguardanti il sistema elettrico e il mercato elettrico; la seconda è relativa alla descrizione dei modelli predittivi implementati, sia del carico che della produzione, per diversi orizzonti temporali, utilizzandoli successivamente per la realizzazione di modelli di gestione dello storage, secondo le specifiche richieste.

Capitolo 1 Contesto di riferimento

1.1 Generalità

La penetrazione raggiunta dalle fonti energetiche rinnovabili (FER) nella rete elettrica italiana ha superato le aspettative che si avevano all'inizio del XXI secolo [1]. Il cambiamento climatico e di conseguenza le politiche attuate per poterlo limitare sono divenute parte centrale nella discussione sugli aspetti energetici e climatici a livello mondiale.

Infatti, già a partire da metà anni 1990, i firmatari della convenzione quadro delle Nazioni Unite sui cambiamenti climatici (UNFCCC) affermarono la necessità di disposizioni più severe per ridurre le emissioni, approvando nel 1997 il protocollo di Kyoto, che ha introdotto obiettivi di riduzione delle emissioni giuridicamente vincolanti per i Paesi sviluppati. Nel 2015 si è avuta la ratifica dell'emendamento di Doha al protocollo di Kyoto, che riguarda gli impegni relativi al secondo periodo, dal 2013 al 2020, nell'ambito del quale i Paesi partecipanti si sono impegnati a ridurre le emissioni di almeno il 18% rispetto ai livelli del 1990. L'UE si è impegnata a diminuire le emissioni in tale periodo del 20% rispetto ai livelli del 1990 [2].

Dal 30 novembre al 12 dicembre 2015 è stata organizzata a Parigi dall'UNFCCC la conferenza sui cambiamenti climatici (COP 21), consentendo agli stati partecipanti di raggiungere il 12 dicembre un nuovo accordo globale riguardante le azioni da attuare per la riduzione dei cambiamenti climatici. Come linea principale da perseguire, si ha la limitazione del riscaldamento globale al di sotto dei 2 °C rispetto ai livelli preindustriali e di proseguire gli sforzi per limitarlo a 1.5 °C.

La Commissione Europea ha quindi varato un accordo con orizzonte 2030, approvando l'obiettivo di riduzione delle emissioni di gas a effetto serra. L'obiettivo vincolante di riduzione interna di almeno il 40% sarà raggiunto collettivamente dall'UE con la partecipazione di tutti gli Stati membri.

Secondo le stime del World Energy Outlook 2016 [3] la domanda di energia globale è stimata in crescita di circa il 18% fino al 2030. Tale crescita è però inferiore a quella registrata fino ad ora. Infatti, sebbene vi sia un costante aumento del benessere economico globale, l'aumento dell'efficienza dei diversi dispositivi porta ad una riduzione della percentuale di crescita della domanda energetica. Infatti l'efficienza energetica attualmente ha e continuerà ad avere sempre più un ruolo chiave: nel 2015, nonostante il basso costo dell'energia e l'aumento costante del PIL, l'intensità energetica globale è migliorata di 1.8%, contribuendo anche alla riduzione della crescita di emissioni di CO₂ [4].

Per attuare tali accordi, le fonti rinnovabili sono risultate lo strumento essenziale, consentendo di produrre un'interessante aliquota di energia ed allo stesso tempo di ridurre la necessità di fonti fossili, rispettando i vincoli imposti sulle emissioni climalteranti. Una delle prerogative dei vari stati, in particolare quella dello Stato Italiano [4], è quella di arrivare alla totale de-carbonizzazione per il 2030, permettendo di contenere la crescita delle emissioni. Grazie alla riduzione dei costi delle rinnovabili (del settore elettrico),

dovuto in particolare all'ottimizzazione del processo tecnologico, si avrà una diffusione di tali tecnologie ancora più pronunciata, mettendo sempre più in crisi la rete elettrica.

1.2 Accordo di Parigi

Dal 30 novembre al 12 dicembre 2015 si è tenuta a Parigi la Conferenza di sui cambiamenti climatici, COP 21, rappresentando la 21^a sessione annuale della conferenza delle parti della Convenzione quadro delle Nazioni Unite sui cambiamenti climatici (UNFCCC) del 1992. L'obiettivo di tale conferenza è stato quello di giungere ad un accordo vincolante tra le diverse nazioni.

L'accordo definisce un piano d'azione globale, che ha come fine principale quello di evitare i cambiamenti climatici pericolosi e limitare il riscaldamento globale ben al di sotto dei 2 °C, fino a 1.5 °C.

Esso si sviluppa a partire da tre questioni importanti [5], si ha un obiettivo a lungo termine a cui ottemperare, si ha la possibilità di modificare nel tempo le azioni necessarie per perseguire l'obiettivo, infine si devono sostenere i Paesi in via di sviluppo alla transizione energetica e ad affrontare i cambiamenti climatici.

Anzitutto gli obiettivi nel lungo periodo sono necessari per definire la linea d'azione da seguire per i singoli interventi. Si è già avuto, a causa dell'impiego di combustibili fossili per la produzione di energia, l'aumento della temperatura globale del pianeta di circa 1 °C. Ciò ha portato ad eventi estremi di elevato rischio per l'ambiente e gli esseri umani, l'incremento della siccità e il conseguente aumento delle aree desertificate, inondazioni ed eventi meteo sempre più estremi. Con l'aumento dei consumi energetici, dovuto sia all'aumento di persone che potranno usufruire dell'energia, sia all'aumento dei dispositivi che sono alimentati da energia, la temperatura globale continuerà ad aumentare, portando a far verificare sempre più eventi estremi. Per tale ragione i Paesi firmatari dell'accordo hanno espresso la volontà di mantenere l'incremento di temperatura al di sotto di 1.5 °C rispetto ai livelli preindustriali. Sebbene tale valore sembri essere limitato, bisogna osservare che limitare l'aumento della temperatura globale a 1.5 °C ridurrebbe notevolmente i rischi riguardo ai cambiamenti climatici. L'articolo 3 di tale accordo prevede che i Paesi firmatari cerchino di raggiungere il picco delle emissioni di gas serra il più presto possibile e che si prosegua successivamente a ridurle, giungendo ad un equilibrio delle emissioni entro il 2050. Questo rappresenta uno degli aspetti più significativi dell'accordo, portando alla fine dell'utilizzo del combustibile fossile e accelerando notevolmente la crescita della produzione di energia da fonti rinnovabili.

Quasi tutti i Paesi hanno sottoscritto degli impegni a ridurre le loro emissioni nei prossimi 10-15 anni. Attraverso l'accordo di Parigi si rileva che gli attuali obiettivi sono insufficienti per raggiungere l'obiettivo sopracitato, per cui le misure intraprese dovranno esse modificate nella direzione di intensificazione degli sforzi. Per tale ragione si prevede, attraverso l'articolo 4 dello stesso accordo, un meccanismo attraverso il quale gli obiettivi potranno essere continuamente modificati ed incrementati. In tal modo viene salvaguardato l'obiettivo a lungo termine prefissato, portando i governi ad attuare in tempo i dovuti accorgimenti. Per tale ragione i Paesi dovranno riunirsi ogni cinque anni per stabilire gli obiettivi in base alle conoscenze scientifiche, riferire agli altri Stati membri e all'opinione pubblica le misure intraprese per raggiungere gli obiettivi fissati, segnalare i progressi compiuti verso l'obiettivo a lungo termine.

Per raggiungere l'obiettivo imposto c'è bisogno che oltre a ridurre le emissioni dei Paesi sviluppati, vengano portati i Paesi in via di sviluppo in condizioni tali da poter produrre la propria energia da fonti pulite. L'accordo prevede, attraverso gli articoli 8 e 9, che i Paesi sviluppati forniscano le risorse finanziarie per aiutare i Paesi in via di sviluppo ad abbandonare i combustibili fossili e ad adattarsi ai cambiamenti climatici. Tali Paesi si impongono di fornire di 100 miliardi di dollari l'anno, con un piano globale per raggiungere l'obiettivo. Tale somma deve essere stanziata fino al 2020, anno dopo il quale dovrà essere incrementata.

1.3 Situazione energetica europea

Per definire le variazioni da apportare al sistema elettrico e in quale direzione bisogna lavorare, si deve valutare l'attuale situazione energetica europea.

Anzitutto vengono considerati tutti i consumi energetici, per i singoli impieghi. È infatti noto che sebbene gli attuali consumi energetici dovuti a fonti diverse da quella elettrica, saranno nei prossimi anni alimentati dal vettore elettrico. Infatti nell'evoluzione del sistema elettrico europeo si prevede di utilizzare l'energia elettrica per tutti gli impieghi energetici per i quali attualmente non è utilizzata. Da sottolineare che i dati utilizzati sono estratti dal rapporto [6] pubblicato nel 2017, ma con riferimento ai dati del 2015; con i dati riferiti al 2017 non si ha particolare differenza, a meno di una maggiore penetrazione delle fonti rinnovabili (1%).

Attualmente i Paesi dell'unione europea, sul totale dell'energia consumata per gli svariati usi, ne importano circa il 53%. L'energia impiegata dai Paesi all'interno dell'unione europea è ottenuta dai seguenti vettori energetici (Figura 1) [6]:

- 16.1% è ricavato da combustibili fossili solidi;
- 34.4% è dovuto a combustibili liquidi derivati dal petrolio;
- 22% è ricavato dal gas naturale;
- 13.6% è ottenuto da fonte nucleare;
- 12.9% è ottenuto da fonti rinnovabili;
- 1% circa da rifiuti e da scambi di energia elettrica con altri Paesi confinanti.

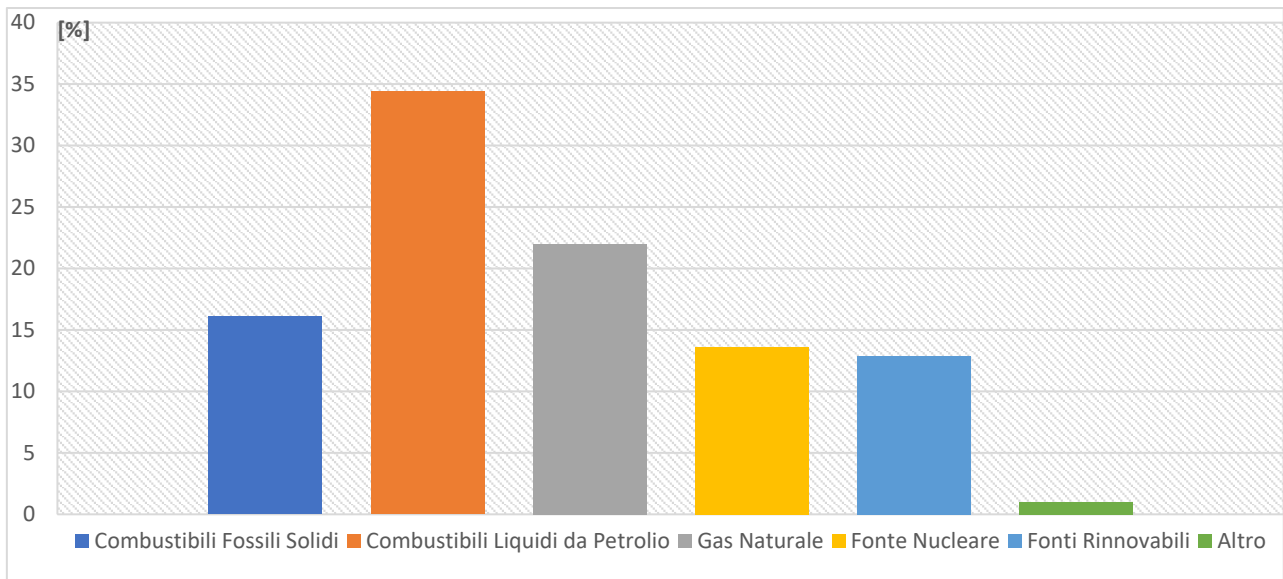


Figura 1 Ripartizione fonti energetiche in Europa

Come si osserva, i consumi legati ai combustibili derivanti dal petrolio sono quelli più elevati: di essa, a meno di una piccola aliquota utilizzata nel settore industriale, residenziale e per impieghi in ambito non energetici, viene quasi totalmente impiegato nel settore dei trasporti, in particolar modo nel settore dei trasporti su strada. Mentre il gas naturale, oltre ad essere impiegato per la produzione di energia elettrica, viene anche utilizzato per uso residenziale e terziario.

Si può inoltre effettuare la distinzione riguardo all'impiego dell'energia per i diversi settori, tenendo comunque in considerazione che i diversi settori sono tra loro dipendenti, ad esempio il settore agricolo o il settore industriale non sono indipendenti dal settore dei trasporti, si dovrà tenere conto di ciò in un'analisi globale dei vari settori. I consumi per singolo settore sono così suddivisi:

- 26% utilizzato nel settore industriale;
- 34% utilizzato nel settore dei trasporti;
- 14% utilizzato nel settore terziario;
- 26% utilizzato nel settore residenziale.

Si osserva inoltre come nell'ambito del settore dei trasporti si abbia il maggiore consumo di energia, prelevata prevalentemente da combustibili derivati dal petrolio e dal gas naturale.

1.4 Situazione energetica italiana

Per quanto riguarda l'Italia, si osserva anzitutto come il fabbisogno energetico della nazione sia prevalentemente soddisfatto dall'importazione di energia dai Paesi esteri; il fabbisogno energetico italiano è per il 77% soddisfatto dall'importazione di energia da altri Paesi, sotto diverse forme. Infatti i consumi di energia sono così ripartiti tra le diverse fonti:

- 7.8% da combustibili fossili solidi;
- 36.6% da combustibili liquidi derivati dal petrolio;
- 35.4% è ricavato dal gas naturale;

16.8% è ottenuto da fonti rinnovabili;

3.5% circa da rifiuti e da scambi di energia elettrica con altri Paesi confinanti.

Si osserva come in Italia l'aliquota di energia da combustibili liquidi derivati da petrolio sia pressoché in linea con quanto ottenuto per l'intera unione europea; mentre si nota naturalmente la mancanza dell'aliquota dovuta all'energia da nucleare, alla quale si sopperisce con l'aliquota maggiore di energia da gas naturale e da fonti rinnovabili. Come per l'unione europea, anche l'Italia utilizza quasi la totalità dei derivati del petrolio per il settore dei trasporti. Mentre l'utilizzo del gas naturale viene prevalentemente impiegato per la generazione di elettricità (nelle centrali a ciclo combinato), ma anche per il riscaldamento delle utenze residenziali e terziarie.

Effettuando invece la ripartizione dell'energia per i diversi usi si ottiene che:

il 23.2% utilizzato nel settore industriale;

il 34.8% utilizzato nel settore dei trasporti;

il 13.4% utilizzato nel settore terziario;

il 28.6% utilizzato nel settore residenziale.

Anche in questo caso, il settore dei trasporti e quello residenziale sono quelli con maggiore consumo energetico. Entrambe queste aliquote, che attualmente sono alimentate da derivati del petrolio e gas naturale, si prevede nei prossimi anni siano alimentate prevalentemente da energia elettrica. I settori che attualmente sono maggiormente interessati da tali fonti sono il settore dei trasporti e quello residenziale (con riferimento maggiore all'utilizzo di gas naturale per il riscaldamento). È interessante osservare come sono suddivisi i contributi delle diverse fonti per i singoli settori; in particolare considerando il solo contributo diretto dovuto ai combustibili da idrocarburi (derivati petrolio e gas), senza considerare l'aliquota di energia trasformata e quindi trasferita dal vettore elettrico, si osserva che circa il 45% dei consumi diretti di idrocarburi sono attribuibili al settore dei trasporti, mentre il settore industriale ne impiega solo il 14% (Figura 2).

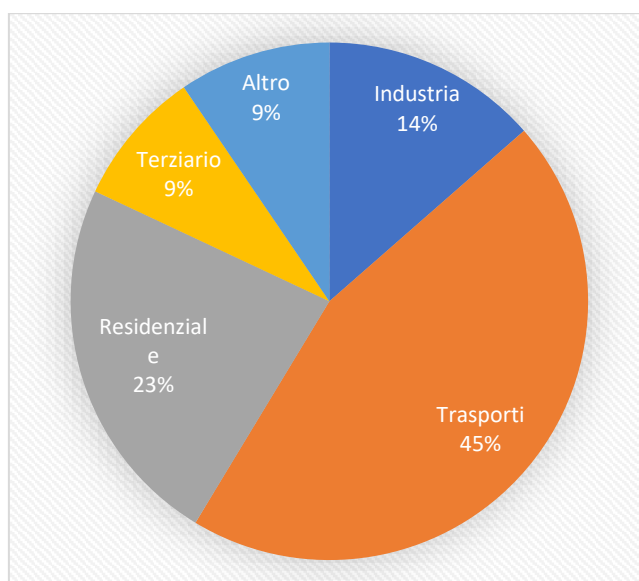


Figura 2 Ripartizione consumi diretti di energia derivante da idrocarburi

Qualora si volesse sostituire l'utilizzo diretto di tali fonti con l'impiego dell'energia elettrica, bisognerà effettuare delle modifiche anche rilevanti sulla rete elettrica al fine di poter gestire tali utilizzi. Infatti la rete elettrica risulterà sempre più soggetta a stress di carico quindi a maggiori sollecitazioni.

1.4.1 Strategia Energetica Nazionale - SEN 2017

A partire dall'accordo di Parigi, sono state effettuate alcune manovre volte a realizzare gli obiettivi previsti dall'accordo, oltre che prevedere delle misure per il miglioramento generale del sistema energetico italiano, ad esempio attraverso la Strategia Energetica Nazionale [4].

La manovra è suddivisa in 6 macro filoni, tutti concorrenti verso l'unico obiettivo globale; naturalmente tale suddivisione è semplicemente illustrativa, come si nota infatti vi sarà una correlazione tra i diversi filoni.

Il primo filone riguarda lo sviluppo delle rinnovabili, infatti sebbene l'Italia abbia già raggiunto e superato il target di rinnovabili prefissato per il 2020 (17%), essa ha come obiettivo quello di aumentare tale aliquota al 27% entro il 2030. Si dovranno quindi attuare degli interventi sui vari settori consentendo uno sviluppo di tali fonti energetiche; l'obiettivo più ambizioso sembra essere quello rivolto al settore dei trasporti, per il quale viene richiesto il passaggio dal 6.4% di contributo dell'energia rinnovabile nel 2015 al 19% entro il 2030. Sempre per il 2030 viene richiesto il contributo delle rinnovabili nel settore elettrico fino al 50% e nel settore termico fino al 30%.

Il contributo maggiore delle fonti rinnovabili al fabbisogno energetico italiano sarà certamente dato dalla maggiore maturità tecnologica che avranno tali fonti. Si dovranno inoltre impiegare nuovi strumenti incentivanti al fine di supportare sia i grandi che piccoli impianti, favorendo per questi ultimi l'autoconsumo, supportare inoltre gli impianti eolici al repowering, grazie allo sviluppo delle nuove tecnologie più performanti.

Per poter ottenere che nel campo dei trasporti si arrivi ad un contributo delle fonti rinnovabili pari al 19% entro il 2030, a meno di una piccola percentuale dei veicoli alimentata da bio-combustibili, la gran parte dei veicoli dovrà essere alimentata dal vettore elettrico. Si dovrà quindi necessariamente provvedere allo sviluppo dei veicoli elettrici. Per questi ultimi si prevede un ampliamento del mercato mondiale con la conseguente riduzione dei costi grazie al miglioramento delle tecnologie, aumentando il ruolo che avrà la mobilità elettrica nel prossimo futuro.

Ulteriore punto di rilievo nella strategia è rappresentato dall'efficienza energetica e dallo sviluppo di tecnologie energetiche che vanno in tale direzione. Gli accordi europei intrapresi prevedono che l'Italia diminuisca i propri consumi dell'1-1.5% all'anno, si dovranno quindi attuare degli interventi in tale direzione, per i quali non si potranno trascurare i costi ad essi associati.

Tali interventi si possono suddividere per i diversi settori: industriale, residenziale e dei trasporti. Generalmente il settore industriale è quello che contribuisce maggiormente alla riduzione dei consumi, consentendo di distribuire i risultati ottenuti in tale settore, anche sugli altri settori con un notevole impulso all'innovazione. Infatti nel settore residenziale, gli strumenti impiegati nell'ambito di efficienza energetica sono poco efficaci. Nel settore residenziale sono infatti previsti dei meccanismi di finanziamento/detraazione

fiscale, atti a favorire l'efficientamento energetico delle abitazioni; per rendere più strutturale ed efficace tale misura, tali strumenti devono essere riorganizzati. Allo stesso modo per quanto riguarda il settore dei trasporti, si dovrà provvedere a riorganizzare gli strumenti di incentivazione al fine di continuare l'impegno verso la efficientamento energetico. Nel settore dei trasporti invece si deve favorire sia il miglioramento del parco veicolare italiano, la mobilità sostenibile, ciclo-pedonale e smart al fine di ridurre se non addirittura eliminare il traffico urbano.

Uno degli aspetti risultanti dall'accordo di Parigi e presente anche nella SEN2017 riguarda la decarbonizzazione del sistema elettrico entro in 2030. Nonostante infatti la promozione dell'utilizzo del vettore elettrico, l'Italia come altri Paesi europei ha previsto il completo shut-down delle centrali a carbone. Ciò richiede anche una grande presenza di investimenti sia sulla rete ma soprattutto su nuovi impianti che dovranno sopperire ad erogare tale potenza.

Ulteriore aspetto non trascurato è quello riguardante l'evoluzione dei mercati sia elettrico che del gas.

Il mercato elettrico dovrà essere più competitivo e garantire l'introduzione delle fonti rinnovabili nel meccanismo di mercato elettrico, agevolando sempre più la generazione distribuita. Si dovrà modificare il meccanismo di comunicazione tra TSO e DSO, rivedendo il ruolo di entrambi gli operatori. Si dovrà formulare un nuovo concetto di mercato elettrico in cui si vede il singolo consumatore come possibile operatore, favorendo eventuali meccanismi di demand-response.

Altro punto fondamentale riguarda la ricerca e l'innovazione; queste sono necessarie a sviluppare nuove tecnologie per perseguire gli obiettivi chiariti precedentemente. Sono infatti previste diverse misure di finanziamento atte a garantire la ricerca e lo sviluppo in quest'ambito, raddoppiando le risorse pubbliche finora stanziare per tali scopi.

Infine, si rende necessario, dopo tutte le varie misure necessarie al miglioramento del sistema elettrico italiano discusse nei precedenti punti, garantire l'operatività in sicurezza del sistema elettrico italiano. Infatti la maggiore diffusione delle fonti rinnovabili, soprattutto quelle distribuite, porta a maggiori difficoltà di gestione del sistema. Infatti l'evoluzione dei sistemi di generazione, del mercato elettrico, del carico elettrico, porta alla necessità di potenziare e ammodernare sia le reti di trasmissione che di distribuzione, potenziare le interconnessioni della rete con l'estero.

1.5 Diffusione delle fonti rinnovabili e nuove prerogative del sistema elettrico

Quanto visto nei punti precedenti porta ad una necessaria diffusione delle fonti energetiche rinnovabili che, soprattutto per le tecnologie di piccola taglia, mette sempre più in difficoltà il sistema elettrico, che perde la propria struttura centralizzata a favore di una distribuita. Il sistema elettrico deve quindi essere pronto a fronteggiare tale produzione non programmabile e non controllabile, richiedendo una maggiore flessibilità e capacità nel controllare tale produzione non programmabile. Tali requisiti si riportano automaticamente a quelli richiesti al gestore della rete di trasmissione.

Infatti il Transmission System Operator (TSO) eroga dei servizi definiti di dispacciamento per poter regolare tali potenze e mantenere l'equilibrio sulla rete. Tali servizi vengono generalmente forniti dai grandi gruppi di generazione (con potenza almeno maggiore a 10 MVA), ai quali sono corrisposti dei costi di dispacciamento. Tali costi negli ultimi anni sono drasticamente aumentati, andando a colpire maggiormente i piccoli produttori e i consumatori.

Infatti negli ultimi anni, con l'aumento del contributo energetico dovuto alle fonti rinnovabili e il lento aumento dei consumi energetici, si sta verificando spesso la copertura del fabbisogno energetico attraverso le fonti rinnovabili, superando mediamente il 60 % di copertura da rinnovabili per molte ore della giornata.

Ciò ha portato a ridurre notevolmente il prezzo dell'energia nel Mercato del giorno prima (Mgp), rendendolo non particolarmente remunerativo per i produttori tradizionali, da centrali termoelettriche, cosicché tali produttori hanno spostato gran parte delle proprie offerte dal Mgp al Mercato dei Servizi di Dispacciamento (MSD) dal momento che risulta maggiormente remunerativo.

Per tale ragione dall'AEEGSI (Autorità per l'Energia Elettrica il Gas e il Sistema Idrico) ha attuato diverse misure, tra cui quella di introdurre il mercato della capacità cercando di garantire al sistema elettrico la disponibilità di capacità produttiva di energia elettrica nel lungo periodo. Infatti come evidenziato in [4], tra gli obiettivi al 2030 vi è quello di dotare il sistema elettrico di strumenti innovativi per garantire l'adeguatezza e il mantenimento degli standard di sicurezza, utilizzando strumenti di mercato necessari ad orientare i comportamenti degli operatori, rendere sempre più magliata la rete di trasmissione, quindi aumentarne la sicurezza in conseguenza ad eventi di guasto, nonché aumentare l'interconnessione con gli altri stati esteri. Viene richiesta quindi una maggiore flessibilità che dovrà essere garantita da un maggiore sviluppo tecnologico, con la richiesta di una resilienza del sistema elettrico ad eventi estremi.

Per tali obiettivi il capacity market è una delle principali soluzioni già messe in campo dall'AEEGSI per garantire l'adeguatezza del sistema elettrico, superando le difficoltà legate al mantenimento di adeguati margini di riserva in condizioni di stress, permettendo al TSO di approvvigionarsi di risorse a medio-lungo termine con procedure meno onerose per il sistema. Tale strumento potrà essere utilizzato, oltre che dai gruppi di generazione tradizionali, anche da altre tecnologie. Infatti oltre a mantenere la disponibilità della potenza elettrica derivante dalle centrali elettriche a gas, dando priorità alle centrali con un grado di flessibilità maggiore, attraverso il capacity market viene richiesto anche alle fonti rinnovabili, ai sistemi di accumulo, di aumentare la propria flessibilità.

Bisogna inoltre osservare che la SEN2017 favorisce l'alimentazione dei carichi anche termici attraverso il vettore elettrico. Ciò porta ad incrementare notevolmente la richiesta di energia elettrica che dovrà essere trasportata dalle reti elettriche (sia di trasmissione che di distribuzione). Inoltre, considerando che la SEN2017 prevede che il settore dei trasporti sia alimentato da fonti rinnovabili per una percentuale pari al 19% entro il 2030, sebbene un contributo minimo sarà erogato da bio-combustibili, gran parte di esso sarà erogato dal vettore elettrico, si aggravano le condizioni in cui si troverà la rete di trasmissione e distribuzione nei prossimi anni.

1.6 Possibili azioni sul sistema elettrico italiano

I problemi evidenziati si possono quindi sintetizzare in una maggiore presenza di fonti rinnovabili non programmabili che dovranno alimentare un profilo di carico elettrico sempre maggiore e difficilmente prevedibile, portando di conseguenza alla necessità di reti di trasmissione capaci di trasferire quantitativi di potenza sempre maggiori, con il rischio di sovraccarico delle stesse linee in particolari orari. Si potrà avere che la produzione di energia in particolari orari non coincida con quella del profilo di carico elettrico, andando a sovraccaricare la rete di trasmissione. Inoltre essendo tali profili non programmabili, si potranno avere istanti in cui si hanno dei discostamenti dei profili previsti, per cui le centrali abilitate dovranno intervenire effettuando la regolazione, con dei costi associati. Si avrà quindi la necessità di sfruttare al meglio tale potenza, cercando di ottenere un profilo più possibile prevedibile (attraverso la gestione opportuna di sistemi di accumulo) per evitare di sovraccaricare la rete.

Per ovviare a tale inconvenienti si possono attuare diverse soluzioni, che naturalmente non sono istantanee, ma presentano delle tempistiche abbastanza lunghe, sia per quanto riguarda l'evoluzione delle tecnologie necessarie a sviluppare tali soluzioni, sia per le tempistiche necessarie all'attuazione delle stesse.

In questo contesto l'edificio o la singola unità immobiliare non possono più essere visti semplicemente come sistemi passivi ma come sistemi capaci di ridurre il proprio fabbisogno energetico, garantito da una migliore efficienza energetica, capaci di contribuire attivamente sia alla generazione di energia che al corretto funzionamento di tutta la rete a cui è collegato. Per fare ciò è necessario, oltre che disporre delle tecnologie attuative utili allo scopo, interagire sia con la rete che con i diversi edifici a cui si è connessi.

Si passa quindi ad un concetto diverso di utente, il quale sarà smart e avrà come prerogativa quella di interfacciarsi con gli altri utenti al fine di controllare il funzionamento in sicurezza della rete elettrica. Il sistema elettrico per come descritto, sebbene caratterizzato da utenze capaci di interagire, sarà strutturalmente distribuito, portando alla ben nota generazione distribuita e ai problemi ad essa connessi.

Sebbene questo nuovo utente, "prosumer", sia "Smart", esso non riesce ad integrarsi perfettamente nella nuova visione della rete, rimanendo pressoché un utente passivo. Si dovrà avvalere quindi dei nuovi sistemi di gestione delle utenze e del mercato che porteranno alla riduzione dei costi energetici nonché la salvaguardia del sistema elettrico.

Una delle soluzioni da attuare per poter risolvere le problematiche evidenziate è l'impiego del sistema di accumulo per gestire al meglio sia la produzione da fonti non programmabili che per alimentare i carichi elettrici, evitando possibili congestioni sulla rete di trasmissione.

Il sistema di accumulo può essere gestito in differente modo, per accumulare l'eventuale surplus di potenza derivante dalla produzione da fonti non programmabili e renderlo disponibile in intervalli di tempo in cui si ha un deficit di potenza, oppure per effettuare operazioni di arbitraggio, qualora si conosca il prezzo dell'energia. Considerando inoltre un insieme di utenze, che possono essere provviste di impianti di produzione da fonti non programmabili e/o di sistemi di accumulo, esse possono essere gestite in un'aggregazione tale da

farle cooperare per il raggiungimento del miglior beneficio economico nonché per la gestione e la salvaguardia della sicurezza della rete elettrica.

Tali utenze, che possono essere semplici consumatori (consumer), produttori (producer), o prosumer, potranno avere la disponibilità di un sistema di accumulo. La coordinazione di tali utenze avviene considerando i differenti profili di generazione e di carico. Un'utenza che avrà un surplus di potenza prodotta potrà fornirlo o ad un'utenza che in quell'istante temporale avrà invece un deficit di potenza, potrà accumulare tale surplus in un sistema di accumulo, rendendo disponibile l'energia accumulata in un secondo momento, oppure fornirlo ad altre utenze provviste di storage, per consentirgli di accumularlo e averlo disponibile successivamente. Naturalmente, in quest'ottica non si può trascurare la domotica, la quale, opportunamente impiegata, consente di gestire eventuali carichi programmabili in presenza di surplus o deficit di potenza per la singola utenza o comunque nell'aggregazione di utenze.

Così operando si minimizza lo scambio di potenza con la rete, evitando in tal modo possibili congestioni, inoltre vengono minimizzati i costi associati all'utilizzo dell'energia e massimizzati i profitti derivanti dalla produzione di energia, riuscendo ad utilizzare la stessa solo negli istanti in cui se ne ha realmente necessità, evitando di cederla alla rete a prezzi bassi (causando possibili congestioni) oppure di acquistarla a costi più elevati, negli istanti in cui si ha un basso contributo delle fonti rinnovabili. Gli stessi prosumer possono essere indotti a gestire attivamente la propria domanda energetica. In tal modo si potrà evitare di sovradimensionare la rete di distribuzione e migliorare la situazione economica del consumatore. Infatti sistemi di accumulo elettrico in costruzioni residenziali permettono agli utenti di accumulare energia elettrica dai generatori locali e di utilizzarla quando necessario, aumentando in tal modo la percentuale di autoconsumo, riducendo la potenza richiesta alla rete. Inoltre potrà essere prevista l'aggregazione di più utenze facenti parte di un "Virtual Energy District", come descritto in [7] dove viene proposto un metodo di gestione dell'energia per più prosumer aggregati nell'Energy District, coordinati attraverso un'unità centrale di controllo.

Come si evince, elemento essenziale per poter operare in tale direzione sono i sistemi di accumulo e allo stesso tempo sistemi capaci di gestire i flussi di potenza, rispondendo ad opportuni input derivanti da programmi di gestione ottimale dell'energia.

Per poter gestire in maniera ottimale i flussi di potenza e ottimizzare le prestazioni dell'accumulo, sono necessari modelli di previsione sia della produzione da PV che del carico elettrico. In tal modo il sistema di accumulo, nella disponibilità dell'utenza o comunque presente presso altre utenze dell'energy district, potrà essere gestito con metodologia predittiva, ottimizzando i flussi di potenza scambiati con la rete. Inoltre si riescono anche a gestire e minimizzare gli sbilanciamenti di potenza, minimizzando gli oneri corrispondenti, utilizzando lo storage per seguire eventuali profili programmati di potenza.

1.6.1 Progetto Domus - Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo: “power-cloud” e possibile soluzione alle problematiche esposte

Una delle possibili azioni da attuare riguarda l’aggregazione e la gestione di più utenti, per consentire loro sia di ridurre i costi energetici, nonché ottimizzare la gestione dei flussi energetici al fine di massimizzare l’utilizzo di energia da fonti rinnovabili e minimizzare quello da fonti tradizionali. Infatti l’idea di aggregare più utenti trova affermazione anche in letteratura [8] e in misura più o meno vasta risultano essere già operativi. Alla base dei meccanismi di aggregazione vi sta la necessità di impiegare programmi di Demand-Response, che portino soprattutto l’utente ad un utilizzo più razionale dell’energia.

Tali considerazioni partono anzitutto dalla liberalizzazione del mercato elettrico avuta negli ultimi anni, oltre alla trasformazione dell’utente che non è più un semplice produttore o consumatore, ma è diventato un prosumer. Nonostante tale evoluzione, i prosumer si possono ancora considerare passivi rispetto alla rete elettrica; c’è bisogno quindi di una ulteriore trasformazione che coinvolga attivamente tale utente.

Per tale ragione il servizio di brokeraggio energetico che si vuole implementare dovrebbe far interagire i singoli utenti, che siano producer, consumer o prosumer in modo che possano variare i propri consumi in funzione dell’energia prodotta, scambiare energia in eccesso con altri utenti senza ulteriori intermediari, acquistando come aggregazione l’energia all’ingrosso riuscendo ad ottenere economie in termini tariffari, nonché gestire i propri carichi in maniera dinamica. Per fare ciò è necessario l’impiego di sistemi di automazione che rendano l’utente finale attivo, capace di interfacciarsi con il gestore dell’aggregazione, per gestire i flussi di potenza in funzione della disponibilità di risorse energetiche.

Oltre a gestire i singoli carichi, i sistemi di automazione e controllo dovranno interfacciarsi con la piattaforma cloud, con la quale dovranno scambiare dati di potenza dei carichi e dei sistemi di produzione, conoscere le previsioni di carico e produzione per il giorno successivo e le ore successive, nonché scambiare i dati relativi ai costi dell’energia; partendo da tali dati si può procedere attraverso i modelli di gestione, ricavando le variabili del modello che massimizzano i risparmi economici e l’utilizzo di energia prodotta da fonti rinnovabili.

Per realizzare quanto esposto, si potranno pensare i vari utenti, sia producer, consumer e prosumer, in un’ottica di power cloud. I diversi utenti che fanno parte di questo power cloud saranno indotti a gestire i propri flussi di potenza affinché rimangano all’interno dell’aggregazione, sia a livello di transazioni puramente economiche che anche valutando i reali flussi di potenza.

Ciò consentirebbe agli utenti produttori (o prosumer) di vendere l’energia a prezzi più competitivi rispetto al caso in cui tali utenti dovessero cedere l’energia alla rete ai prezzi stabiliti dal Gestore dei Servizi Energetici (GSE), mentre consentirebbe agli utenti consumatori di acquistare l’energia a prezzi inferiori rispetto a quelli di mercato, ottenendo in tal modo un duplice vantaggio. Se all’interno dell’aggregazione vi fosse la possibilità di accumulare eventuali surplus di energia, sia a livello distribuito che centralizzato, sarebbe

un ulteriore vantaggio; infatti in questo modo si riuscirebbe ad utilizzare l'energia nei momenti in cui vi è la necessità, minimizzando lo scambio con la rete.

Ogni utente potrà essere in possesso di un sistema di accumulo proprio o servirsi di un sistema di accumulo centralizzato, ogni istante si verificherà se vi è surplus di potenza prodotta dagli impianti alimentati da fonte rinnovabile, così gli utenti, che siano prosumer o semplici consumatori, potranno verificare se attivare eventuali carichi controllabili (attraverso sistemi di automazione) oppure accumulare energia in eventuali sistemi di accumulo. Se l'utente è un prosumer, esso stesso potrà gestire i carichi o eventuali sistemi di accumulo al fine di massimizzare l'energia auto prodotta; mentre se l'utente è un semplice consumatore, esso conoscerà se nell'aggregazione, nella comunità energetica di cui fa parte, vi è surplus o deficit di potenza, da ciò decidere se modificare i propri carichi o utilizzare opportunamente i sistemi di accumulo. Naturalmente a tali flussi di potenza corrisponderanno dei flussi economici, dei segnali di prezzo, che influenzeranno i comportamenti degli utenti e quindi i reali flussi di potenza. È naturale pensare che nei periodi in cui si ha surplus locale di potenza i prezzi dell'energia saranno inferiori per indurre l'utente ad acquistare l'energia, viceversa nei periodi in cui vi è deficit di potenza.

Oltre alla gestione in tempo reale dei consumi e di eventuali sistemi di accumulo, sarà necessario, qualora si vogliano ottimizzare i flussi energetici, considerare anche la previsione dei profili sia di carico (sebbene parzialmente modificabile attraverso sistemi home-automation) che di generazione da fonti rinnovabili (non programmabili). Sono necessari quindi degli specifici modelli previsionali, sia a lungo che breve periodo, sia per approvvigionarsi della giusta quantità di energia in anticipo, sia per programmare eventuali sistemi di produzione programmabile e gestire in modo ottimale sistemi di accumulo.

Nell'ambito del progetto PON03PE_0050_2 - DOMUS Energia-Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo è stato implementato quanto sopra esposto. In particolare, sono stati implementati i modelli previsionali del carico e della generazione da fonti rinnovabili, da tali modelli vengono generati in cloud i profili di produzione e carico per ogni utente; sempre in ambiente cloud vengono utilizzati tali profili per gestire in maniera ottimale i flussi di energia e quindi i sistemi di accumulo presenti, calcolando i flussi di potenza da dover scambiare con il sistema di accumulo.

Nel presente lavoro di tesi, sono stati implementati tali modelli previsionali, che lavorano attualmente sulla piattaforma cloud; sono stati implementati inoltre alcuni modelli di gestione dello storage aventi diverse finalità, minimizzazione degli scambi di energia con la rete, minimizzazione (eliminazione) di eventuali sbilanciamenti di potenza e degli oneri associati; tali modelli sono stati implementati dopo aver opportunamente analizzato il sistema di accumulo al quale tali modelli si riferiscono.

Capitolo 2 Stato dell'arte

2.1 Stato dell'arte modelli previsionali produzione fotovoltaico

2.1.1 Generalità

Recentemente con la Conferenza delle Nazioni Unite sui Cambiamenti Climatici (COP21), i 196 Paesi partecipanti hanno firmato il cosiddetto accordo di Parigi che è diventato un punto di riferimento per la lotta al riscaldamento globale. Il punto fondamentale dell'accordo è quello di ridurre il riscaldamento globale di almeno 1.5 °C rispetto al livello preindustriale, richiedendo in particolare nuovi edifici ad emissioni zero: ciò porta in particolare ad elettrificare gli attuali sistemi che utilizzano il vettore termico come fonte energetica, con le conseguenti incombenze sia a livello di energia primaria da utilizzare per lo scopo sia a livello impiantistico.

A livello impiantistico si dovranno concepire nuove tipologie di attuatori (che siano generalmente "smart" e gestibili da remoto), si dovranno dimensionare i vari dispositivi e le varie linee per potenze molto più elevate.

A livello energetico invece si dovrà verificare se esistono i presupposti affinché le fonti attualmente presenti riescano a soddisfare tutti i carichi elettrici e termici (alimentati dal vettore elettrico).

Ciò che prevede inoltre l'accordo internazionale è la necessità di passare ad una generazione sempre più da fonti rinnovabili, cercando quindi il modo per integrare e gestire tali fonti sull'attuale sistema elettrico.

Per quanto concerne la tecnologia solare/fotovoltaica negli ultimi anni si è osservata una elevata espansione di tale tecnologia, con una proiezione di crescita sempre maggiore nei prossimi anni.

Infatti il prezzo degli impianti fotovoltaici è diminuito significativamente negli ultimi anni, attestandosi negli ultimi 10 anni ad un costo pari al 20% per i singoli pannelli e minore del 50% per l'intero impianto rispetto a quello che aveva in origine [9]. Oltre alla diminuzione dei costi di tali sistemi si è osservato un sostanziale incremento dell'efficienza di tali pannelli, superando anche la soglia del 18%. Ciò ha contribuito ad una crescita ed espansione del mercato di tali tecnologie.

Sebbene negli ultimi anni ci sia una maggiore presenza di sistemi stand-alone, sia per necessità (non raggiungibili dalla rete elettrica) sia per motivi economici (volendo rendersi indipendenti dalla rete elettrica), quasi la totalità di tali sistemi sono connessi con la rete, superando una percentuale di sistemi connessi alla rete pari al 90%.

A causa della elevata penetrazione di tali sistemi nella rete elettrica e a causa della loro non programmabilità, le previsioni di produzione da fonte solare, sia a breve termine che a lungo termine sono necessarie per permettere al sistema elettrico di potenza di operare in sicurezza. Oltre alle previsioni a lungo periodo (mesi, anni) per programmare eventuali strategie energetiche nazionali ed internazionali, sono necessarie le previsioni a breve e brevissimo termine, da qualche giorno a pochi minuti prima. Queste ultime

sono necessarie per garantire l'operatività in tutta sicurezza del sistema elettrico, sia per poter assegnare le potenze di produzione alle singole unità, per determinare eventuali richieste di riserve e infine per le operazioni di bilanciamento di potenza in tempo reale. Considerando invece il mercato elettrico in cui tali impianti si trovano ad operare, le previsioni a breve termine (giorno prima) sono utilizzate per programmare strategie di vendita dell'energia per minimizzare eventuali oneri ai quali sono sottoposti [10].

Gli stessi metodi previsionali possono essere utilizzati per migliorare l'efficienza del sistema elettrico minimizzando eventuali sprechi energetici, per fare ciò si ha però la necessità di utilizzare metodi di previsione anche del carico elettrico nonché strategie di gestione sia di eventuali sistemi di accumulo presenti, sia di eventuali carichi.

Per quanto concerne la previsione di produzione da fotovoltaico, essa dipende principalmente dalla radiazione solare incidente sul pannello, la quale non è uniforme nel tempo, sono diverse le variabili da cui dipende.

La variabilità di tale fonte e l'incertezza associata con le previsioni rappresentano il problema principale per poter garantire la stabilità della rete elettrica. La capacità di effettuare previsioni abbastanza precise è di grande importanza ed è stato definito come uno dei più grande problemi per l'integrazione della fonte fotovoltaica nella rete elettrica [11].

Le eventuali deviazioni tra il profilo di potenza previsto e quello realmente prodotto deve essere bilanciato da altre tecnologie presenti nel sistema elettrico, in particolare dalle unità che operano da generatori di riserva. Perciò una previsione accurata di produzione da fotovoltaico può far diminuire il numero di unità che operano per la regolazione, per il bilanciamento delle potenze, facendo in modo da ridurre anche il numero delle centrali che operano in standby, restando pronte a fornire eventuali richieste di potenza, riducendo conseguentemente il costo operativo per l'intero sistema elettrico.

Una buona accuratezza delle previsioni, per le motivazioni sopra esposte, non è solamente efficace per il sistema elettrico, ma consente di far ridurre eventuali oneri per gli utenti dovuti agli errori di previsione di produzione, oltre a riuscire a programmare e quindi transare una corretta quantità di energia.

In funzione dell'utilizzo che ne viene effettuato sono richieste diverse tipologie di previsioni di produzione da fotovoltaico (PV). Le previsioni si possono effettuare per un singolo impianto PV, o piuttosto su una aggregazione di impianti sparsi su una definita porzione geografica. I metodi previsionali dipendono anche dagli strumenti e dalle informazioni che si hanno a disposizione, quali dati derivanti dalle previsioni meteo, dati tecnici sugli impianti fotovoltaici, dati sull'area in cui gli impianti sono installati.

Una principale suddivisione dei metodi previsionali è quella effettuata suddividendo i metodi che utilizzano un approccio deterministico e quelli che utilizzano un approccio statistico. In particolare l'approccio deterministico utilizza dei modelli delle celle fotovoltaiche e dei modelli solari, mentre gli approcci statistici utilizzano dati storici per addestrare modelli previsionali, senza dipendere da modelli delle celle PV [12]. Analogamente, si classificano due approcci utilizzati: uno diretto (o ad un solo step) uno indiretto (o due step). L'approccio indiretto è formulato in due passaggi: attraverso il primo si prevede la radiazione solare, dopo di

che attraverso particolari modelli degli impianti PV si ottiene la potenza prodotta. Mentre l'approccio diretto consente di prevedere la potenza prodotta in un solo passaggio.

Molti studi si basano sulla previsione della sola radiazione solare dal momento che è generalmente l'elemento più difficile da modellare e prevedere, inoltre essa ha altre applicazioni oltre alla previsione di produzione, viene infatti utilizzata anche per effettuare delle verifiche di produzione degli impianti.

Le principali variabili che influenzano la produzione degli impianti PV sono l'irraggiamento globale sul piano dei pannelli PV e la temperatura sul retro delle celle PV. Mentre per gli impianti a concentrazione diventa interessante la radiazione diretta piuttosto che quella globale.

Per l'implementazione dei metodi previsionali possono essere utilizzate altre variabili, quali radiazione diretta, incidenza sul piano dei pannelli, velocità del vento, umidità, e molte altre ancora, sebbene metodi previsionali aventi elevate accuratèzze sono stati implementati senza utilizzare tali variabili [13]. Che si utilizzi o meno un metodo statistico o deterministico, il modello del PV può essere effettuato con dati storici [14] o sulle specifiche tecniche del modulo [15], in funzione della disponibilità dei dati.

Poiché né la radiazione globale sul piano del pannello né la temperatura sul retro delle celle sono forniti dalle previsioni meteorologiche, essi possono essere ottenuti invece da particolari modelli solari e del PV che li stimano in funzione delle specifiche del PV e in funzione delle previsioni meteo, partendo da parametri quali: irraggiamento globale sulla superficie orizzontale, che può essere successivamente scomposto sulle differenti angolazioni, tenendo conto dei coefficienti di albedo, dell'aliquota diretta e quella diffusa; temperatura ambiente, la quale insieme ad altri parametri come velocità del vento e irraggiamento diretto aiuta a stimare la temperatura sul retro della cella PV [12].

La radiazione solare dipende da numerose variabili, principalmente dalla copertura nuvolosa; infatti in condizioni di cielo sereno è possibile approssimare la radiazione solare. Tale valore può essere utilizzato per calcolare eventuali indici per ottenere la previsione in condizioni stazionarie [16]. Tali modelli sono utilizzati per differenti scopi, ad esempio per dare al modello di previsione complessivo la conoscenza del periodo temporale considerato per la previsione [17]. Esiste una grande varietà di modelli a cielo sereno che differiscono in funzione degli input utilizzati in ogni modello. Generalmente non viene utilizzato un metodo rispetto all'altro in funzione del modello fisico da adottare, piuttosto viene scelto in funzione degli input che si hanno a disposizione.

Partendo da tali considerazioni si può schematizzare il processo previsionale partendo dalle variabili a disposizione e avendo come output la potenza generata dal fotovoltaico (Figura 3).

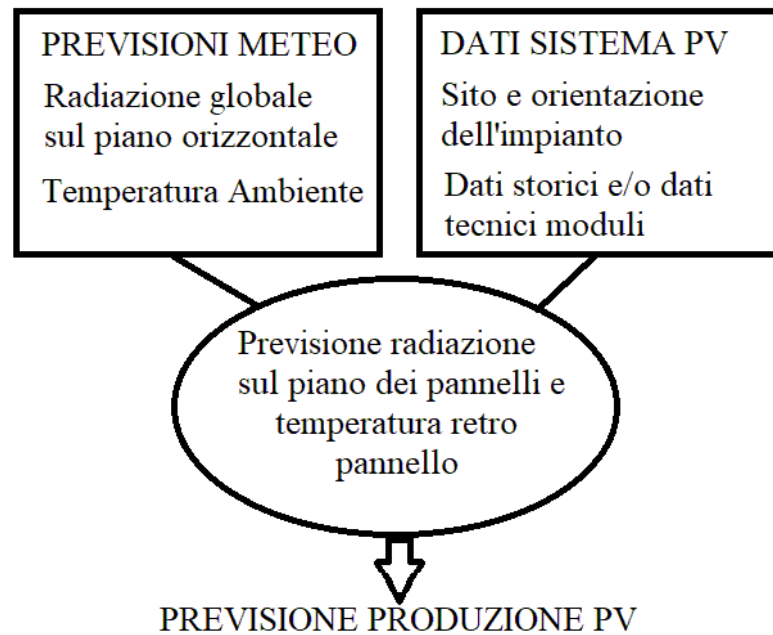


Figura 3 Struttura Modelli previsionali da PV

Qualora venissero considerati più impianti PV per i quali effettuare la previsione di produzione, si potrebbe sia implementare un modello per ogni impianto oppure si possono scalare e adattare opportunamente le previsioni partendo da modelli previsionali implementati per gli impianti più significativi, come in [18] oppure in [19] dove viene stimata la produzione di piccoli impianti partendo da stime empiriche di impianti vicini.

Gli approcci statistici non utilizzano particolari modelli per la stima della temperatura e della radiazione solare sul piano del pannello, come per gli step rappresentati in Figura 3. Si necessita di un grande numero di dati storici: anzitutto la potenza prodotta dall'impianto, nonché diversi input che possono essere utilizzati nel metodo statistico da implementare: radiazione solare, temperatura ambiente e radiazione solare registrate, copertura nuvolosa. Tali dati sono utilizzati per la fase di addestramento del metodo, il quale può utilizzare differenti architetture matematiche quali serie temporali, regressioni lineari multiple, autoregressioni, reti neurali o altri strumenti del tipo machine learning.

2.1.2 Caratterizzazione dei metodi previsionali in funzione del differente orizzonte temporale

Prima di effettuare le considerazioni sui vari modelli predittivi in funzione del periodo d'interesse, bisogna introdurre tre concetti fondamentali che sono: l'orizzonte temporale, la risoluzione delle previsioni, l'intervallo delle previsioni. L'orizzonte temporale indica l'intervallo tra il tempo attuale in cui viene fatta la previsione e l'effettivo periodo a cui la previsione si riferisce. La risoluzione delle previsioni descrive la frequenza per cui la previsione è effettuata, mentre l'intervallo delle previsioni indica il range temporale delle previsioni.

2.1.2.1 Previsioni Infragiornaliere

Le previsioni di produzione da PV possono essere classificate in funzione dell'orizzonte temporale al quale le stesse sono riferite, infatti in funzione dell'orizzonte temporale sono differenti i fattori che interessano. Le previsioni effettuate sulle differenti scale temporali sono tutte importanti per la stabilità e l'operatività del sistema elettrico.

Per quanto riguarda le previsioni infragiornaliere, che interessano un intervallo temporale inferiore a 6 ore, sono importanti per garantire la stabilità della rete elettrica e consentire l'integrazione delle fonti rinnovabili non programmabili nella stessa.

Naturalmente per l'integrazione di tali risorse, è necessaria anzitutto una previsione di produzione del "giorno prima", che nel mercato elettrico italiano viene comunicata entro le 11.30 del giorno prima a quello a cui le previsioni sono riferite. Tale metodo previsionale è necessario per l'operatività degli impianti sia alimentati da fonti convenzionali che da fonti non programmabili.

Oltre alla previsione effettuata il giorno prima, sono utilizzate le previsioni infragiornaliere, per adattare il profilo stimato il giorno prima alle nuove condizioni meteorologiche. Inoltre per bilanciare i flussi di potenza, sono necessarie le previsioni di produzione dell'ora successiva, nonché del quarto d'ora successivo [20].

Sebbene il valore economico delle previsioni effettuate il giorno prima sia maggiore rispetto a quelle infragiornaliere o orarie, con una sempre maggiore penetrazione di tali impianti sulla rete elettrica, e una necessità sempre crescente di bilanciamento di potenze in tempo reale, con i relativi costi, avere dei profili di produzione abbastanza accurati è diventato necessario; per cui le previsioni infragiornaliere stanno diventando uno strumento essenziale e con un particolare valore economico.

Si possono utilizzare differenti metodi, quali tecniche di apprendimento stocastico, che identificano particolari variazioni sia con una specifica variabile che tra differenti variabili e l'uscita; grazie a tali tecniche l'irraggiamento e quindi la potenza prodotta viene prevista addestrando particolari algoritmi che utilizzano dati storici.

L'immagine del cielo (conosciuta come total sky-imagery) può essere utilizzata per la previsione in tempo reale, scala temporale minore di 30 minuti; vengono applicate tecniche di processamento delle immagini del cielo con le relative tecniche di tracciamento delle nubi, valutandone la direzione la velocità e la consistenza [20].

Le immagini satellitari, sono utilizzate in metodi molto simili a quelli che utilizzano il total sky imagery: si può sia calcolare la copertura nuvolosa partendo dall'immagine delle nubi e dal calcolo della velocità e direzione, ottenendo la quantità di radiazione che attraversa le nubi dalla misura della quantità riflessa dalla stessa, che rappresenta il complementare della radiazione che attraversa le nubi. Naturalmente, data la bassa risoluzione spaziale, tale strumento non consente di avere elevata accuratezza, rispetto al total sky imagery, considerando una scala temporale minore dell'ora, piuttosto consente di ottenere una maggiore accuratezza per range temporali maggiori dell'ora [21], [22].

In [23] i dati storici di produzione e la previsione di radiazione solare sono utilizzati in un modello auto-regressivo con input esterni (ARX), essa genera la previsione di produzione 6 ore avanti.

In [24] viene utilizzata una trasformata di wavelet insieme ad una Radial Basis Function Neural Network per generare la previsione di potenza da PV per l'ora successiva. Tra gli input del metodo vi sono la potenza in uscita dall'impianto, la radiazione solare, la temperatura; attraverso tale metodo si riesce ad ottenere un Mean Absolute Percentage Error (MAPE) inferiore al 14%, con dipendenza dal periodo considerato.

2.1.2.2 Total Sky Imagery

I metodi che si basano sull'acquisizione dell'intera immagine del cielo sono implementati attraverso diverse fasi: acquisizione dell'immagine del cielo in prossimità del sito in esame, analisi di tale immagine per individuare la possibile presenza di nubi, stima del movimento delle nubi utilizzando più immagini successive, stima della posizione delle nubi nel breve periodo quindi la copertura nuvolosa e l'irraggiamento. Tale metodo ha il vantaggio di conoscere dettagliatamente l'estensione, la struttura e il movimento delle nubi presenti nell'intervallo temporale d'interesse. Tali dati sono utilizzati per effettuare delle previsioni di produzione nel brevissimo periodo, diventando efficaci per il bilanciamento in tempo reale delle potenze. L'elevato dettaglio che si riesce a raggiungere nel brevissimo periodo porta ad essere del tutto inaccurato il metodo per le previsioni in un periodo più lungo, dal momento che le immagini del cielo non coprono una grande scala spaziale; ciò si potrebbe risolvere ad esempio utilizzando più immagini del cielo nelle vicinanze, in differenti siti e, attraverso particolari tecniche di triangolazione, ricostruire il movimento e la posizione delle nubi. Altra problematica è rappresentata dalle caratteristiche dei differenti strati di nubi: infatti in funzione del livello a cui si trovano le nubi, si può avere più o meno oscuramento. Inoltre, il livello a cui si trovano le nubi e la loro velocità influenza anche la scala temporale d'interesse: all'aumentare della velocità delle nubi, diminuisce l'orizzonte temporale d'interesse, viceversa al diminuire della velocità delle nubi; mentre per quanto riguarda l'altezza delle nubi, più sono alte maggiore è l'orizzonte temporale interessato, più sono basse minore è l'orizzonte temporale d'interesse [12].

In [25] vengono utilizzate le reti neurali e degli indici di nuvolosità per effettuare le previsioni. Il lavoro utilizza in particolare "total Sky Imager" che fornisce le immagini del cielo ogni minuto. Da tali immagini sono calcolati degli indici di nuvolosità, suddivisi in tre macro gruppi: cielo sereno, poco nuvoloso e molto nuvoloso. La rete neurale utilizza tale input insieme alla radiazione solare per prevedere la produzione iterativamente ogni minuto.

2.1.2.3 Satellite Cloud Motion Vector Approach

L'analisi del movimento delle nubi attraverso le immagini satellitari è molto simile al metodo precedentemente descritto, sebbene l'orizzonte spaziale sia più ampio, il che rappresenta un vantaggio per tale metodo. Inoltre è ormai più semplice ottenere immagini satellitari del cielo in tutto il mondo, nonché analizzarle attraverso strumenti ad infrarossi. La copertura nuvolosa può essere calcolata in differente modo dall'osservazione delle immagini acquisite, ma se è richiesta un'accuratezza maggiore si può misurare la quantità di radiazione riflessa dallo strato nuvoloso [22].

Come per il total sky imagery, anche per l'utilizzo delle immagini satellitari, si riesce a costruire il movimento delle nubi analizzando immagini successive dal satellite, assumendo che la conformazione delle nubi non vari tra una acquisizione e la successiva.

Tale metodo può essere utilizzato congiuntamente a quello visto precedentemente o a metodi numerici, per aumentarne l'accuratezza, soprattutto quando la velocità e quindi la variazione della conformazione delle nubi risulta essere elevata.

Oggi per avere una previsione su tutte le 24 ore, non solamente nelle ore in cui c'è una certa visibilità, vengono impiegati strumenti che utilizzano i raggi infrarossi. Ciò viene fatto anche per prevedere la velocità e direzione del vento, che per la previsione di produzione da eolico è necessaria per tutte le 24 ore; in tal modo si ha anche una certa storicità su cui viene basata la previsione della radiazione solare.

Il vantaggio di avere un elevato orizzonte temporale rappresenta però uno svantaggio quando si va a considerare la risoluzione spaziale: ciò infatti lo rende meno efficace dell'analisi delle immagini del cielo per orizzonti temporali molto brevi.

Bisogna quindi utilizzare tale metodo congiuntamente ad altre tecnologie per aumentare l'accuratezza complessiva senza diminuire l'orizzonte temporale d'interesse.

Tale metodo utilizzato per la stima della radiazione solare è abbastanza noto in letteratura, ad esempio in [26] viene utilizzato lo studio delle immagini satellitari, calcolando un indice di nuvolosità per effettuare le previsioni di produzione da PV nel breve periodo.

2.1.2.4 Tecniche di apprendimento stocastico

Per orizzonti temporali brevi (massimo 2-3 ore) le tecniche di apprendimento stocastico, senza l'utilizzo di ulteriori variabili, possono essere molto competitive, sia relativamente all'accuratezza che alla facilità di implementazione. Possono essere utilizzati strumenti quali reti neurali artificiali, algoritmi genetici, regressioni convenzionali. Tali strumenti garantiscono ottime prestazioni già singolarmente senza l'utilizzo di altri metodi, riuscendo a effettuare il riconoscimento delle differenti configurazioni; qualora venissero utilizzate variabili esterne, quali immagini del cielo, velocità del vento, l'accuratezza del metodo aumenterebbe.

2.1.3 Previsioni da 6 ore ad un giorno prima

Uno degli utilizzi più importanti delle previsioni solari e di produzione da PV è la previsione di produzione del giorno successivo. Generalmente, dato il largo orizzonte temporale, si considera la previsione di produzione oraria. Nel contesto italiano tali previsioni vengono effettuate alle ore 11.30 del giorno prima e coprono dalla mezzanotte fino alle 23.00 del giorno successivo, estendendosi quindi per un arco temporale di circa 36 ore. Tale arco temporale può anche estendersi per più di 36 ore in funzione delle condizioni del mercato elettrico di riferimento. Negli altri mercati europei, infatti, tale arco temporale si estende anche fino a 40 ore, dovendo comunicare il profilo di produzione entro le ore 8.30 del giorno precedente a quello a cui la previsione è riferita.

Per effettuare le previsioni di produzione del giorno successivo, diventano necessarie le previsioni meteorologiche, rispetto alle previsioni infragiornaliere per le quali sono necessari i dati registrati, piuttosto che quelli previsti. Per cui è fondamentale avere dei modelli abbastanza accurati di previsione delle variabili meteorologiche, piuttosto che modelli fisici del sistema PV su cui effettuare la previsione.

Non si può quindi prescindere dalla conoscenza dei modelli di previsione meteorologica.

I *Modelli di previsione meteorologica* sono essenzialmente basati su equazioni dinamiche che prevedono l'evoluzione dell'atmosfera per diversi giorni. Si parte anzitutto da modelli globali che coprono l'intero globo terrestre, dalla superficie della terra fino agli strati più alti dell'atmosfera, interessando in tal modo i vari strati di nubi.

In funzione dell'accuratezza e del grado di "attualizzazione" che si desidera, tali modelli vengono fatti operare più volte in un giorno; naturalmente l'ideale sarebbe quello di fare operare il modello più volte possibile in modo da avere dati sempre aggiornati, ciò però non è possibile a causa dell'elevato costo computazionale di tali modelli. Dal momento che interessano l'intero globo terrestre, per acquisire i dati iniziali per l'implementazione delle equazioni che modellano il comportamento delle variabili atmosferiche si devono stabilire delle condizioni iniziali che possono essere fornite o dalle stazioni meteo dislocate in vari punti sulla terra, oppure più semplicemente osservando le acquisizioni delle immagini satellitari. Naturalmente per tali modelli si utilizza una griglia computazionale con una bassa risoluzione; per aumentare la risoluzione si possono utilizzare modelli più accurati che interessano una zona geografica molto più limitata. Tale modello ovviamente parte dai risultati ottenuti attraverso il modello globale (da cui si intuisce come il modello globale debba comunque fornire dei risultati abbastanza accurati) come dati iniziali e successivamente li utilizza come input dal modello locale. Inoltre i dati ottenuti dai modelli locali possono essere utilizzati dai modelli globali per migliorarne i risultati.

Qualora si abbia bisogno di previsioni molto precise si possono inoltre analizzare i micro-climi interni, utilizzando i dati delle stazioni meteo locali; in tal modo il costo computazionale nonché operativo è piuttosto elevato e può essere giustificato da grandi impianti PV su cui effettuare le previsioni [12].

I metodi previsionali presenti in letteratura possono essere suddivisi in funzione di diversi fattori, quali variabili utilizzate, metodi matematici impiegati, step utilizzati nella previsione; di seguito vengono riportati alcuni di tali metodi caratterizzati dai differenti fattori.

In [27] i dati storici di potenza e la previsione di temperatura sono utilizzati in una rete neurale ricorrente per effettuare la previsione della potenza 24 ore in avanti, ottenendo un errore percentuale medio assoluto pari al 16.83%. La particolarità di tale metodo è il non utilizzo della radiazione solare come input al modello.

In [28] viene effettuata la previsione utilizzando dati quali radiazione solare, temperatura dell'aria, umidità relativa, velocità e direzione del vento, nuvolosità, durata del giorno, pressione dell'aria, attraverso una rete neurale. I risultati ottenuti vengono classificati in base alle condizioni meteo dei giorni in esame: per giorni soleggiati il MAPE varia dal 8.29% al 10.8%, per giorni nuvolosi varia dal 6.36% al 15.08% e per giornate piovose varia dal 24.16 al 54.44%.

Molto spesso i metodi previsionali implementati si differenziano in base alle condizioni meteo per le quali sono utilizzati, cioè vengono implementati dei metodi previsionali appositamente per le condizioni di cielo sereno e altri per cielo nuvoloso. In [29] sono implementati tre differenti metodi che prevedono la produzione del giorno successivo attraverso tre feedforward ANN, come elemento per effettuare la classificazione viene utilizzata la temperatura, riuscendo ad ottenere un MAPE inferiore al 18.89%; analogamente viene effettuato in [30] dove il fattore discriminante per la classificazione dei differenti metodi previsionali è la condizione meteo.

In [31] vengono utilizzate due tipologie di ANN (ricorrente e feed-forward) che hanno come input principali la radiazione solare a cielo sereno e la condizione meteo; attraverso tali input riesce a prevedere la produzione del giorno successivo con un MAPE tra il 16.47% e il 30.72%.

In [32] la previsione di potenza di tre differenti siti viene effettuata. Tra i differenti siti vi è Catania, dove sono stati ottenuti i seguenti risultati: per giorni con cielo sereno è ottenuto un errore medio assoluto normalizzato alla potenza nominale (nMAE) pari al 4%, mentre per giornate non serene si ottiene un nMAE pari al 13%.

2.1.4 Variabili che influenzano l'accuratezza delle previsioni

Ovviamente i modelli previsionali, come osservato precedentemente, possono essere suddivisi in funzione delle variabili utilizzate (influenzandone l'orizzonte temporale di riferimento nonché l'accuratezza delle previsioni): se sono variabili derivate da serie temporali, da dati storici sugli impianti PV oppure modelli che usano dati derivanti da misure locali, da informazioni sull'immagine del cielo ricavate da terra o da immagini satellitari.

Infatti la previsione di produzione da PV è influenzata da numerosi fattori, generalmente tutti dipendenti dalle condizioni meteorologiche, piuttosto che dalle condizioni di installazione, che rimangono generalmente fissate.

Essa dipende dalle condizioni meteorologiche globali ma soprattutto dal microclima locale, dall'estensione del sito e dall'orizzonte temporale d'interesse.

Vi è inoltre la dipendenza oltre che dalle condizioni meteo-climatiche, soprattutto dall'accuratezza delle previsioni meteo, infatti per siti dove le condizioni meteo sono maggiormente variabili durante l'anno, l'accuratezza è minore rispetto a siti in cui si ha una minore variabilità [33].

La dipendenza dall'estensione del sito considerato per la previsione è spesso un fattore abbastanza rilevante. Infatti maggiore è l'area d'interesse maggiore è l'accuratezza delle previsioni di produzione. Viceversa se l'interesse ricade su un'area abbastanza limitata, la previsione di produzione risulta essere meno accurata. Ciò dipende anzitutto dalla bassa risoluzione utilizzata nei modelli meteorologici, quindi dall'elevata variabilità meteo che si ha nei microclimi interni. Considerando invece delle aree più estese si ottiene una sorta di autocompensazione tra i possibili errori di previsione che si hanno nelle singole aree.

L'orizzonte temporale rappresenta uno dei fattori maggiormente influenti per l'accuratezza delle previsioni di produzione; maggiore è l'orizzonte temporale d'interesse, minore è l'accuratezza. Ciò poiché per

previsioni effettuate nel breve periodo sono utilizzati maggiormente i dati misurati piuttosto che quelli previsti, riuscendo quindi ad ottenere una maggiore accuratezza. Qualora invece le previsioni si estendano su più giorni si ottiene una accuratezza della previsione abbastanza limitata. Ciò non rappresenta un problema grave per il sistema elettrico dal momento che le previsioni effettuate su lungo periodo, sono successivamente adattate dalle previsioni infragiornaliere e infra-orarie [12].

2.1.4.1 Dipendenza della produzione PV dalle variabili meteorologiche

La dipendenza della produzione da PV dalle variabili meteo è un fattore abbastanza rilevante; sono stati condotti differenti studi per valutare l'efficacia di alcune variabili nella previsione di produzione da PV. Tra questi studi si evidenzia [13], nel quale gli autori hanno registrato differenti mesi di dati meteorologici correlandoli con la radiazione solare.

Le variabili di interesse nello studio sono state in particolare la temperatura, il punto di rugiada, la velocità del vento, la copertura del cielo, la probabilità di precipitazioni e l'umidità relativa. La copertura nuvolosa viene stimata in percentuale di nuvolosità dell'atmosfera. Data l'elevata dipendenza dall'ora del giorno nonché dal periodo dell'anno, tale studio viene parametrizzato considerando entrambi i fattori.

L'analisi effettuata non riguarda la produzione da PV, quanto la correlazione tra le singole variabili e la radiazione solare. Infatti sebbene la produzione da PV dipenda da differenti variabili, è dimostrato in molti lavori come in [34] e sarà osservato anche nei risultati sperimentali riportati di seguito, che la produzione da PV è proporzionale alla radiazione solare e la correlazione è abbastanza elevata (superiore al 90%). Inoltre osservando la sola radiazione solare si può generalizzare l'analisi, piuttosto che utilizzare la produzione da PV su un definito sistema.

Il lavoro [34] mette in evidenza come la previsione della radiazione solare dipenda dalla combinazione di differenti variabili meteorologiche e non è facilmente correlabile ad una sola variabile meteorologica. La complessità nella previsione della radiazione solare e la sua dipendenza da numerosi parametri giustifica l'impiego di differenti architetture matematiche utilizzate per la previsione, nonché l'impiego di tecniche sofisticate di intelligenza artificiale.

Una prima analisi effettuata da Sharma et al. in [34] mette in evidenza la correlazione con il periodo dell'anno, in particolare come in funzione della stagione considerata la radiazione solare diminuisca (nel periodo invernale) o aumenti (nel periodo estivo). Ovviamente la radiazione solare oltre che dal periodo considerato, dipende dalla nuvolosità registrata: infatti si potrà avere una giornata invernale serena con una radiazione solare maggiore di una giornata nuvolosa estiva. Di ciò ne va tenuto conto nell'analisi di confronto tra le differenti variabili, evitando che il periodo dell'anno ne alteri i risultati.

I grafici (Figura 4, Figura 5, Figura 6) riportano la correlazione tra le differenti variabili meteo e la radiazione solare: in particolare si osserva come la velocità del vento, il punto di rugiada e la temperatura non siano particolarmente correlati con la radiazione solare. La radiazione solare varia uniformemente da valori bassi a valori elevati per ogni valore della velocità del vento. Si può quindi ritenere la velocità del vento praticamente non correlata alla radiazione solare. Per quanto riguarda invece la temperatura e il punto di rugiada, si osserva una certa correlazione per elevati valori delle stesse, viceversa non si osserva correlazione

alcuna tra tali variabili e la radiazione solare per bassi valori delle stesse. Ciò può essere spiegato facilmente dal fatto che le temperature elevate generalmente si misurano in estate, proprio quando la radiazione solare è elevata; inoltre in estate l'elevata radiazione solare fa aumentare la temperatura ambiente, ciò invece si verifica meno o non si verifica per niente in inverno [34].

Dagli altri tre grafici si osserva invece come la copertura nuvolosa, l'umidità relativa e la probabilità di precipitazioni siano particolarmente correlate con la radiazione solare; infatti si ha una correlazione negativa tra tali variabili, per cui all'aumentare delle stesse diminuisce la radiazione solare.

È stato comunque osservato che c'è la possibile correlazione con altri fattori, giacché nonostante vi sia una elevata copertura nuvolosa e umidità relativa, la radiazione solare registrata è comunque elevata.

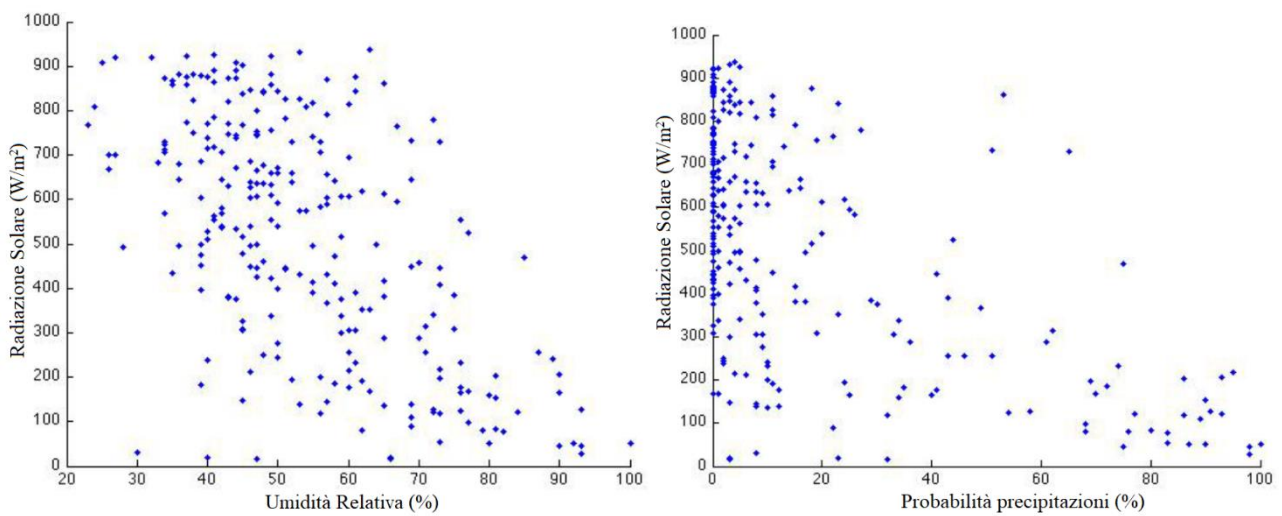


Figura 4 Relazione Radiazione solare con a)Umidità Relativa b)Probabilità Precipitazioni [34]

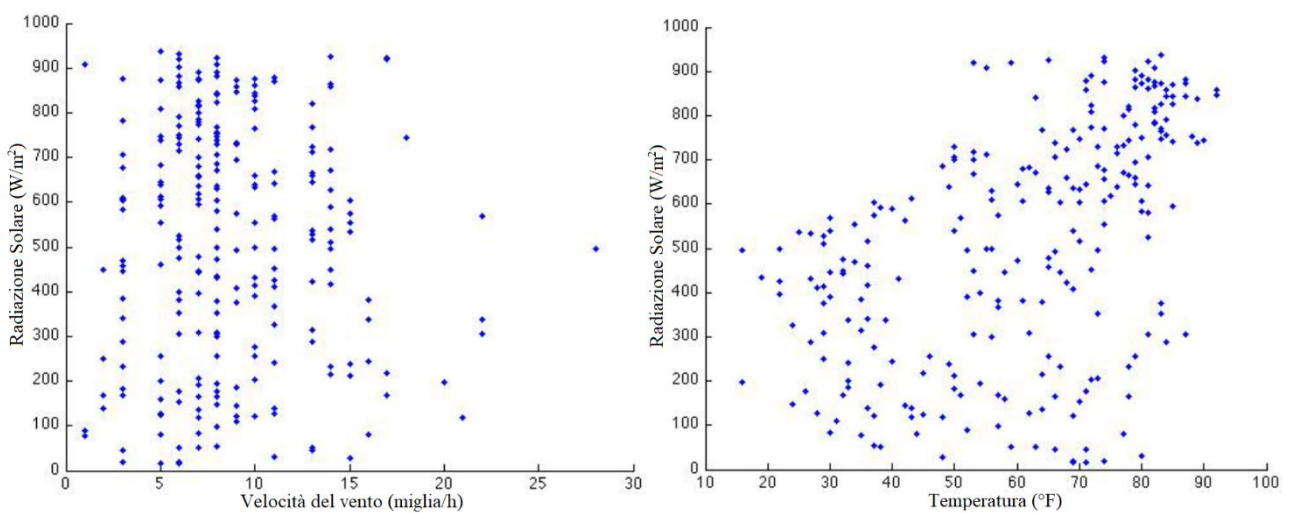


Figura 5 Relazione Radiazione solare con a)Velocità del vento b)Temperatura [34]

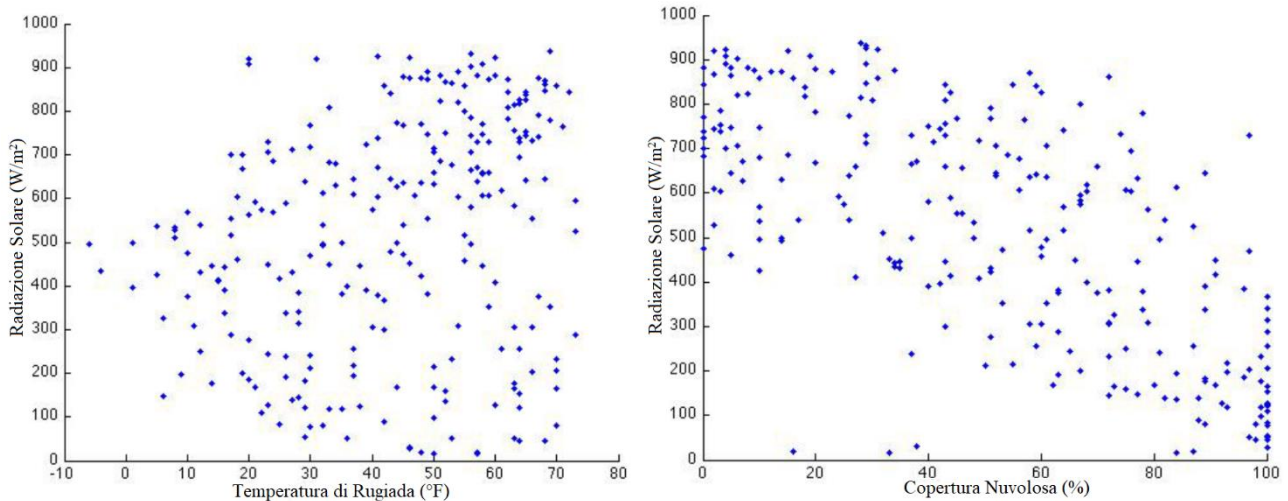


Figura 6 Relazione Radiazione solare con a)Temperatura di Rugiada b)Copertura Nuvolosa [34]

Inoltre è stato effettuato uno studio sulle possibili correlazioni tra le diverse variabili meteo, in modo tale da riuscire ad ottenere una stima migliore della radiazione solare. Ad esempio è stata osservata una elevata correlazione tra umidità relativa, probabilità di precipitazioni e copertura nuvolosa.

Grazie alla elevata correlazione che esiste tra le variabili meteorologiche e la dipendenza della radiazione solare da differenti parametri diventa evidente come l'utilizzo di differenti variabili sia essenziale all'implementazione di un modello previsionale abbastanza accurato. Allo stesso tempo però l'utilizzo di un numero elevato di variabili anche non correlate può portare ad inficiare le previsioni di produzione. Per tale motivo è essenziale utilizzare tecniche di intelligenza artificiale e apprendimento automatico per l'implementazione di metodi previsionali abbastanza accurati.

2.1.5 Aspetti economici delle previsioni da PV

Lo scopo principale di avere delle previsioni da fotovoltaico abbastanza accurate, oltre a consentire l'integrazione di tali impianti nell'attuale rete elettrica riducendo la variabilità di produzione a cui tali fonti sono soggette, consente una minimizzazione dei costi dovuti a tale variabilità.

Bisogna considerare che l'espansione di tale tecnologia, sebbene abbia portato ad una maggiore quantità di energia derivante da fonte non fossile, porta ad un maggiore impatto di eventuali errori di previsione di produzione, con maggiori problematiche associate alla rete elettrica.

Infatti in molti mercati energetici (come anche quello italiano) i produttori di energia, anche da fonti rinnovabili, sono soggetti ad oneri che sono proporzionali alla differenza tra il profilo di potenza previsto e quello realmente prodotto. In tal modo i produttori sono sempre più spinti ad effettuare previsioni di produzione più accurate possibili in modo da massimizzare i ricavi.

A causa della diffusione della tecnologia solare, possono beneficiare delle previsioni da fotovoltaico non solo i singoli produttori, ma anche gli operatori di distribuzione e di trasmissione, in modo da gestire in maniera ottimale la produzione da altre fonti energetiche.

Tale variabilità nella produzione e l'incertezza associata alle previsioni portano alla necessità di riserve nel sistema elettrico che consentono di risolvere le eventuali differenze tra produzione e domanda di energia. La variabilità di produzione da fonte solare causa forti diminuzioni o incrementi di potenza pressoché istantanei, chiedendo al sistema elettrico di soddisfare delle rampe di potenza abbastanza elevate, che possono essere fornite solo da impianti capaci di fornire determinati requisiti in potenza.

Tali variazioni possono essere sia previste (attraverso le previsioni infragiornaliere), per cui in anticipo si possono programmare e gestire eventuali unità che devono sopperire a tali richieste di potenza, ma allo stesso tempo possono essere non previste a causa della difficile prevedibilità di alcune condizioni meteorologiche.

Una buona previsione non implica la necessità di utilizzare ulteriori riserve di potenza a meno che non si abbiano elevati gradienti di potenza, che le centrali più grandi non riuscirebbero a soddisfare. Mentre se il fenomeno non è previsto si richiedono delle risorse di regolazione aggiuntive che riescono a fornire elevati gradienti di potenza, capaci di agire in automatico.

Ad esempio durante il tramonto e l'alba, gli impianti tradizionali sono soggetti rispettivamente ad una rampa crescente e decrescente di potenza, procedendo ad una regolazione della potenza anche durante l'arco della giornata in funzione della potenza prodotta da solare [35].

Sono differenti gli studi che prendono in esame gli aspetti economici concernenti le previsioni da produzione solare: essi però prendono in esame dei casi studio particolari non potendo modellare l'intero sistema elettrico, o addirittura simulando dei casi isolati, simulando inoltre eventuali oneri a cui sarebbero stati soggetti nel caso di violazione o delle richieste di regolazione di potenza o di errata previsione [36], [37].

Si può inoltre osservare che il prezzo dell'energia con la presenza della fonte solare assume una elevata variabilità, soprattutto in funzione delle previsioni. Infatti una previsione di produzione da solare abbastanza elevata porta ad attribuire alle centrali convenzionali delle potenze di produzione basse o addirittura nulle, ciò determinando dei costi abbastanza ridotti dell'energia. Viceversa se si ha una previsione ridotta di potenza, si rischia una eccessiva attribuzione di potenze alle singole centrali convenzionali, con elevati costi di produzione. Inoltre una elevata penetrazione dei sistemi di generazione alimentati da fonte solare, provvisti di un opportuno sistema di previsione rende alcuni degli impianti convenzionali non più convenienti, con una potenza di generazione richiesta molto minore della potenza nominale di tali impianti [16], [35].

2.2 Stato dell'arte modelli previsionali del carico elettrico

2.2.1 Premessa

Per il funzionamento corretto ed in sicurezza del sistema elettrico è utile una gestione che garantisca il controllo di particolari variabili quali frequenza, tensione di rete in modo da mantenerli in range adeguati, minimizzando il rischio di eventuali blackout, e alimentando tutti i carichi. Infatti il Sistema elettrico è influenzato da numerose variabili che vanno tenute sotto controllo per il corretto funzionamento; esso risulta essere influenzato in maniera non trascurabile dalle condizioni meteo-climatiche, sia per quanto concerne la generazione che la domanda di energia elettrica.

Infatti per una gestione corretta del sistema elettrico l'implementazione di metodi di previsione della produzione e del carico risultano essere indispensabili.

La previsione del carico elettrico gioca un ruolo fondamentale nella gestione dei sistemi energetici ma anche per la pianificazione delle operazioni sul sistema elettrico di potenza.

Negli anni passati sono stati proposti differenti studi riguardanti la previsione del carico elettrico nel breve periodo, soprattutto sull'impatto che tali modelli apportano sul sistema elettrico di potenza e sull'economia. Essi assicurano al sistema elettrico l'operatività in sicurezza garantendo l'alimentazione priva di black-out, consentendo di effettuare l'assegnazione delle potenze di generazione in maniera ottimale [38], [39]. Sono effettuate differenti decisioni in funzione di un'accurata previsione del carico elettrico, sia in funzione della previsione nel breve periodo ma soprattutto utilizzando la previsione nel lungo periodo. Infatti una programmazione accurata delle diverse risorse presenti sul sistema elettrico consente una corretta razionalizzazione dell'uso dell'energia e un notevole risparmio economico.

Come espresso in [40] e come si osserverà nel presente lavoro, l'utilizzo di accurati modelli previsionali è utile per l'implementazione e la gestione delle smart-grid, allo stesso tempo è essenziale per consentire la gestione di dispositivi di home-automation rendendo le abitazioni sempre più autosufficienti e ad impatto zero sull'intero sistema elettrico.

La previsione del carico elettrico può essere effettuata su diversi orizzonti temporali, con differenti scopi:

- 24 ore prima, per la programmazione dei vari generatori del giorno successivo (unit commitment);
- nel brevissimo periodo, da 1 ora prima a 15 minuti prima, per effettuare il bilanciamento delle potenze, per la gestione degli impianti di regolazione;
- a lungo termine, fino ad un anno, per l'approvvigionamento e la gestione delle risorse energetiche a lungo termine; per la pianificazione del sistema elettrico di potenza, considerando la domanda futura di energia elettrica, nonché per l'organizzazione di eventuali politiche energetiche di un intero stato.

Per effettuare la stima della domanda di energia elettrica si deve anzitutto avere conoscenza del tipo di utenze a cui si è interessati. Qualora l'interesse ricada sulle utenze industriali, la stima della domanda è

piuttosto semplice, dal momento che i cicli di lavorazione sono abbastanza ripetitivi, inoltre se si tratta di medio/grandi utenze industriali, sono esse stesse che devono fornire eventuali profili di carico a cui sono soggette. Per quanto concerne le utenze terziarie ma soprattutto le utenze domestiche, il profilo di carico è influenzato da fattori quali condizioni meteorologiche, condizioni sociali ed economiche delle utenze considerate, nonché fattori legati al periodo in esame, giorni festivi/feriali, particolari eventi in un periodo o ora particolare.

Effettuata la distinzione tra le differenti categorie di metodi previsionali, caratterizzati soprattutto in funzione dell'orizzonte temporale, bisogna sottolineare che in funzione dei differenti orizzonti temporali varia la tipologia di previsione che si può effettuare. Ovviamente se si tratta di una previsione a lungo termine, non si può richiedere di ottenere il profilo di potenza giornaliero, piuttosto si riesce ad ottenere una buona stima del fabbisogno energetico giornaliero/settimanale/mensile, non si riescono a prevedere eventuali picchi di potenza, soprattutto perché non si conoscono le condizioni meteo e i valori delle altre variabili che influenzano il carico. Nel lungo termine si possono ricavare solo gli andamenti medi del carico partendo dai dati storici, considerando le condizioni meteorologiche medie.

Inoltre in funzione dell'orizzonte temporale, varia il periodo di dati storici da utilizzare per implementare il relativo modello predittivo: ad esempio per previsioni nel lungo periodo si necessita di un periodo di dati storici superiore a 20 anni (maggiore è il periodo utilizzato maggiore sarà il dettaglio che si riuscirà ad ottenere nella previsione), mentre per previsioni nel breve periodo si può utilizzare un periodo di dati storici anche di 4-5 anni [41], [42].

Con la fluttuazione della domanda, le variazioni nelle condizioni meteorologiche e dei costi dell'energia, che aumentano notevolmente durante i picchi di potenza, le previsioni del carico diventano di notevole importanza, soprattutto nella gestione di smart-micro grid su cui sono interfacciati differenti carichi e sistemi di generazione.

Una grande varietà di metodi matematici e tecniche differenti sono stati utilizzati per la previsione del carico elettrico. L'implementazione di appropriati strumenti matematici porta allo sviluppo di tecniche previsionali più accurate. L'accuratezza delle previsioni di carico non dipende solamente dalle metodologie implementate ma anche dai dati di input utilizzati e dalla loro accuratezza.

Lo studio di tali variabili meteorologiche è quindi un aspetto da non sottovalutare nell'evoluzione e ammodernamento dell'attuale sistema elettrico.

Infatti insieme ad un'accurata previsione della generazione elettrica, la previsione della domanda elettrica consente un risparmio economico, riuscendo a gestire al meglio eventuali unità di produzione, e allo stesso tempo consente di salvaguardare la rete elettrica.

In letteratura esistono numerosi metodi utilizzati per la previsione della domanda elettrica; rispetto ai metodi previsionali della produzione da rinnovabili, tali metodi sono presenti da molto prima e per tale ragione, oltre alla natura abbastanza ripetitiva del carico, hanno una accuratezza maggiore.

Nella previsione del carico elettrico bisogna notare come esso dipenda da numerose variabili, soprattutto in funzione della tipologia di utenza considerata, molto spesso la dipendenza da tali variabili non è

univoca ma in genere si ha la dipendenza contemporanea da diverse variabili. Infatti per le previsioni nel breve termine sono differenti i fattori legati al tempo, ai dati meteorologici, alle possibili classi di utenti che possono essere considerati nella previsione. Per le previsioni nel medio e lungo termine entrano in gioco i dati storici, il numero di utenti nelle differenti categorie, la loro caratteristica, l'età, i dati economici e sociali nonché altri fattori di diversa natura [41].

Dalla letteratura si può osservare che vi è una elevata correlazione tra le variabili meteoroclimatiche e il profilo di carico elettrico [43]. Generalmente il carico elettrico aumenta durante la stagione estiva, dovuto ad un aumento di temperatura ambiente, e diminuisce durante l'inverno. Per tale ragione le variabili meteorologiche possono essere incluse nei modelli predittivi per ottenere una accuratezza delle previsioni più elevata possibile.

Nel rapporto [44] viene riportata una analisi dettagliata sulla dipendenza del carico dalle diverse variabili meteoroclimatiche.

In particolare è stata presa in considerazione la dipendenza della domanda elettrica dalle seguenti variabili meteoroclimatiche, temperatura, umidità, velocità del vento, copertura nuvolosa, presenza di precipitazioni.

Oltre alla previsione del carico elettrico, anche la previsione del carico termico sta divenendo essenziale per quanto concerne gli aspetti legati alla previsione del carico elettrico. Anche per la previsione del carico termico possono essere utilizzate le reti neurali artificiali, o modelli a serie temporali; come input al modello ci sarà certamente la temperatura esterna, poiché essa è legata al raffrescamento/riscaldamento degli ambienti. Uno degli aspetti legati al carico termico è rappresentato soprattutto dall'inerzia che esso presenta, quindi anche dalla storicità dei fattori legati allo stesso, come la temperatura, infatti in funzione dei valori storici di temperatura viene influenzato il carico termico anche del giorno in esame. Come input al modello dovrà essere considerato, oltre che la previsione di temperatura per il giorno in esame, anche la temperatura e/o il carico termico dei giorni precedenti.

Effettuata tale previsione del carico termico, essa potrà essere utilizzata singolarmente qualora vi siano sistemi di generazione di potenza termica non alimentati attraverso energia elettrica; se invece essi sono alimentati attraverso l'energia elettrica, il contributo del carico termico dovrà essere inglobato nel profilo della domanda di potenza elettrica.

Infatti tra le variabili meteorologiche, quella che presenta una maggiore influenza sul carico elettrico è proprio la temperatura. Essa regola gli apporti energetici di natura termica per le diverse utenze, in particolare essa sta diventando molto importante dal momento che il carico termico viene sempre più spesso alimentato dal vettore elettrico, soprattutto se si considerano gli aspetti legati all'Accordo di Parigi [5] per il quale si richiede il passaggio dell'alimentazione di tutte le utenze unicamente attraverso energia elettrica. Ciò detto, nonostante il carico termico abbia una elevata inerzia e si possa considerare su scala temporale più estesa, l'alimentazione di componenti adibiti a fornire energia termica attraverso il vettore elettrico porta certamente a dover soddisfare picchi di potenza in scala temporale ridotta.

La temperatura va ad influenzare sia la domanda di energia elettrica d'estate che d'inverno, nel primo caso per la refrigerazione nel secondo caso per il riscaldamento. L'umidità relativa entra invece in gioco soprattutto d'estate, quando una elevata percentuale richiede una maggiore richiesta per la refrigerazione, viceversa per la velocità del vento che determina un aumento della richiesta di energia in inverno, sebbene per le piccole utenze tali apporti possano essere trascurati rispetto alla temperatura.

La presenza di precipitazioni può invece alterare il carico sia aumentando l'umidità, quindi richiedendo un maggiore contributo per la refrigerazione, sia raffrescando l'aria d'estate, richiedendo un minore contributo energetico, ma oltre alla natura termica, possono alterare le abitudini degli utenti, risultando quindi come un contributo particolarmente aleatorio e difficile da considerare nell'analisi del carico elettrico.

La copertura nuvolosa, insieme alla presenza di precipitazioni porta ad alterare alcune abitudini degli utenti, come quello associato all'utilizzo dell'illuminazione diurna per gli ambienti, diventando in tal modo influente sia nel periodo estivo che quello invernale soprattutto in funzione della fascia oraria considerata.

In [42] viene ottenuta la correlazione tra la temperatura di bulbo secco e il carico, tra il punto di rugiada e il carico, evidenziando alcune fasce per le quali non si ha dipendenza del carico da tali parametri, ad esempio per il punto di rugiada tra 4 °C e 16 °C non si ha variazione del carico elettrico, inoltre per una temperatura esterna tra 7 °C e 16 °C si ha la minimizzazione del carico elettrico.

In [45] si evidenzia come nei lavori analizzati la maggior parte utilizza come parametro meteorologico la sola temperatura, pochi altri anche la temperatura o altri parametri meteorologici.

Un fattore fondamentale è anche rappresentato dal periodo temporale, dal mese e in particolare dalla tipologia di giorno in esame. Infatti è forte la dipendenza dalla tipologia di giorno, se lavorativo o meno, influenzando il comportamento dell'utente; se si considerano eventuali utenze industriali tale dipendenza diventa ancora più importante, dal momento che si va a modificare il ciclo lavorativo della stessa, generalmente riducendo drasticamente l'assorbimento di energia nei giorni non lavorativi. Ciò diventa influente anche quando si considera un intero mese, poiché la presenza di più o meno giorni lavorativi porta ad influenzare il carico elettrico dell'intero periodo considerato. Per fattori temporali si intende il periodo dell'anno, il giorno della settimana, l'ora del giorno. Nonostante i fattori temporali siano particolarmente importanti, bisogna notare che anche la tipologia di periodo considerato è di notevole importanza. Bisogna inoltre osservare che molte festività ed eventi speciali si possono verificare in periodi differenti, per tale ragione la mancanza di dati storici, dovuta all'infrequente occorrenza, ne rende difficile la previsione.

2.2.2 Classificazione dei modelli previsionali del carico elettrico

In [46] viene riportata una classificazione di differenti modelli previsionali, in particolare in [47] si effettua la suddivisione tra i modelli dipendenti dal tempo e modelli indipendenti dal periodo temporale considerato, dipendenti solo da variabili esterne.

I modelli indipendenti dal tempo, che risultano essere quelli meno utilizzati a meno di utenze particolari, prevedono il profilo di carico elettrico secondo una stima di una aliquota che rappresenta il carico base che è influenzato da differenti variabili e un'aliquota dipendente dalle condizioni meteo-climatiche.

I modelli dipendenti dal tempo in genere sono utilizzati per la previsione di tutte quelle utenze per cui il periodo temporale risulta essere fondamentale, quali utenze domestiche, terziarie, industriali, utenze per le quali il carico elettrico dipende dal giorno in esame e dall'ora del giorno.

I modelli che dipendono dal tempo possono essere utilizzati per la previsione a brevissimo termine (massimo 1 ora prima) ma anche quella a breve/medio termine (almeno 24 ore prima). Per i primi diventa necessario conoscere gli andamenti passati delle potenze; la dipendenza dal tempo non è solo in funzione del periodo considerato ma anche in funzione del carico negli istanti di tempo precedenti e delle previsioni di carico negli istanti precedenti; per la previsione nel breve termine, invece, non è necessario considerare anche i valori di potenza negli istanti precedenti: in letteratura tali modelli possono essere anche suddivisi come dinamici e non-dinamici.

Il modello non dinamico è molto più semplice computazionalmente, ma presenta risultati meno accurati. Esso può essere utilizzato per la previsione di carichi che non presentano una elevata variazione tra un periodo e l'altro analogo di riferimento. Ad esempio addestrando una particolare rete neurale (o qualsiasi altro modello) con un numero elevato di valori di carico di un periodo di riferimento (da uno a dieci anni di dati), può essere utilizzata la stessa rete per effettuare la previsione per uno o più giorni successivi, senza considerare l'evoluzione del carico negli istanti di tempo precedenti. Naturalmente si può migliorare la stima utilizzando altre variabili esogene, o utilizzando un periodo di riferimento analogo a quello per il quale si deve effettuare la previsione, scegliendo ad esempio giorni simili per caratteristiche di tipo calendariale, considerando eventi socio-economici simili.

I modelli dinamici invece devono utilizzare una architettura di tipo regressiva a serie temporali, in cui il carico in un determinato istante di tempo t dipende anche dagli istanti di tempo precedenti, per cui nel modello devono essere considerati anche i valori di potenza $t-1 \dots t-i$. I metodi basati sulle serie temporali assumono che i dati hanno una struttura interna, come un'autocorrelazione, una variazione stagionale.

Possono essere utilizzate reti neurali artificiali in cui alcuni dei nodi di input sono rappresentati proprio dai valori di potenza degli istanti precedenti, ma generalmente sono maggiormente utilizzati i modelli a serie temporali quali ARMA (modello autoregressivo a media mobile), ARIMA (modello autoregressivo integrato a media mobile), SARIMA (modello stagionale autoregressivo integrato a media mobile).

I modelli previsionali che utilizzano regressioni, serie temporali, filtri di Kalman, sono definite come tecniche tradizionali non più moderne; sebbene presentino una adeguata accuratezza nella previsione, attraverso tali modelli non si riescono ad approssimare perfettamente i legami non lineari che vi sono tra le variabili e il profilo di carico. Sono utilizzati infatti altri modelli matematici, come ad esempio tecniche di intelligenza artificiale, support-vector-machine, tecniche fuzzy, o combinazioni di differenti modelli.

Ulteriore classificazione che si può effettuare sui metodi previsionali è basata sulla modalità di calcolo del carico: vi sono metodi additivi come quello visto in [48] in cui le varie componenti che costituiscono il profilo di carico vengono sommate, oppure i modelli moltiplicativi per i quali vengono utilizzati una serie di fattori correttivi che moltiplicano il carico base per ottenere il carico complessivo come quello presentato in [49].

2.2.3 Previsione della domanda elettrica attraverso l'utilizzo di reti neurali

La maggior parte dei modelli di previsione del carico sono attualmente implementati attraverso l'utilizzo di reti neurali artificiali. Anche nel presente lavoro di tesi molte delle soluzioni adottate per la previsione del carico elettrico impiegano le reti neurali artificiali.

Come infatti esposto precedentemente, i fattori che influenzano la previsione del carico elettrico possono essere i più svariati possibili, ma soprattutto la dipendenza da un fattore piuttosto che un altro varia in funzione dell'utenza considerata. Per tale ragione l'implementazione di un accurato modello matematico che tenga conto di tali aspetti risulta essere piuttosto difficile, non conoscendo l'esatta influenza di ogni variabile. L'impiego di una rete neurale diventa infatti utile per effettuare una previsione della domanda elettrica che tenga conto delle più svariate variabili, attraverso un processo di addestramento automatico.

Per la previsione del carico elettrico possono essere utilizzati differenti tipologie di reti neurali, multilayer-perceptron feed-forward con uno o più strati nascosti, recurrent, e altre tipologie [50], [51].

La tipologia di rete neurale utilizzata maggiormente in letteratura, che è quella utilizzata anche in questo lavoro, è del tipo Multi-Layer-Perceptron feed forward. Per una descrizione più approfondita di tale architettura, più una descrizione generale sulle reti neurali, si rimanda all'Appendice A.

Grazie all'addestramento supervisionato in back-propagation si riesce ad ottenere un aggiornamento automatico dei pesi e quindi del legame tra le diverse variabili e il profilo di carico.

Come per gli altri modelli previsionali, anche quelli basati sulle reti neurali artificiali possono essere implementati per un periodo specifico, o una stessa rete può essere impiegata per differenti periodi. Ad esempio si può avere una rete neurale per ogni differente periodo stagionale, per ogni ora, per ogni tipologia di giorno, oppure avere una rete neurale adibita alla previsione in tutte le circostanze. Nel primo caso, sebbene più semplice da implementare, poiché ogni singolo periodo presenta un numero limitato di input da utilizzare, consente di ottenere risultati migliori, allo stesso tempo però necessita di un numero maggiore di dati storici da utilizzare nella previsione; viceversa se una stessa rete viene utilizzata per le differenti circostanze, essa ha bisogno di input differenti, al contrario però non si ha la necessità di un numero elevato di dati storici rispetto al caso precedente.

Una delle peculiarità delle reti di neurali, sebbene necessitino di una fase di pre-processing e standardizzazione dei dati di input, è la ridotta sensibilità ad eventuali anomalie nei dati. Per tale ragione, rispetto ad altre metodologie implementative, possono essere utilizzati i dati anche in presenza di qualche anomalia, qualora sia difficilmente individuabile.

2.2.4 Previsione del carico elettrico nel breve termine

Sebbene le previsioni del carico a lungo e medio termine risultino essere abbastanza importanti, esse sono diventate delle previsioni più di natura economica ed esistono numerosi modelli che ne effettuano una accurata modellazione; mentre la previsione nel breve e brevissimo termine sta diventando di maggiore

importanza negli ultimi anni. Ciò è dovuto alla necessità di ottimizzare l'unit commitment, per il controllo delle riserve di potenza e la valutazione dei contratti di vendita ed acquisto dell'energia [42].

La letteratura mostra come una grande varietà di articoli siano stati proposti per rendere la gestione del sistema elettrico più efficiente ed efficace possibile. Gli obiettivi di una accurata previsione nel breve periodo sono la schedulazione dei generatori del sistema elettrico di potenza, l'operatività sicura ed efficace degli impianti di potenza, dispacciamento economico delle differenti potenze.

La schedulazione delle potenze di generazione può essere effettuata per determinare la corretta allocazione delle risorse di generazione grazie all'utilizzo di un'accurata previsione del carico elettrico, considerando i vincoli della rete elettrica ed eventuali congestioni. Una accurata e precisa assegnazione delle potenze di generazione consente di gestire al meglio le unità di generazione da idroelettrico, infatti soprattutto in periodi di siccità, la corretta gestione delle potenze di generazione consente di minimizzare l'utilizzo della fonte idroelettrica e quindi della riserva di acqua disponibile. Per gli impianti convenzionali invece, l'utilizzo della previsione del carico elettrico consente di assegnare le potenze di generazione in modo da minimizzare i costi di produzione, cercando di far lavorare più impianti termoelettrici possibili ad un valore di potenza da massimizzare l'efficienza.

Una corretta previsione del carico, unitamente alla previsione degli impianti di generazione, consente di preparare il sistema elettrico a possibili azioni correttive, tenendo conto anche dei gradienti di carico, grazie alla stima del carico elettrico futuro, garantendo inoltre l'affidabilità del sistema elettrico soggetto ad elevate fluttuazioni di carico e di generazione. Infatti ci si può trovare in due condizioni opposte: una sovrastima o una sottostima del carico elettrico. Nel primo caso si dovrà ridurre la potenza di generazione attribuita ai vari impianti se non addirittura spegnerli, mentre nel secondo caso si dovranno gestire eventuali risorse di regolazione per farle intervenire [42].

Negli ultimi anni, soprattutto con riferimento all'anno 2017, tale argomento è risultato di forte interesse. Infatti le elevate temperature, la diminuzione della risorsa idrica, hanno portato rispettivamente la prima ad aumentare fortemente il carico elettrico la seconda a diminuire la risorsa pronta per la regolazione, richiedendo quindi una previsione di produzione (e generazione) più accurata possibile, diminuendo l'intervento delle fonti termoelettriche per l'eventuale regolazione.

2.2.5 Caratteristiche del carico elettrico giornaliero

Per poter implementare un modello previsionale del carico più accurato possibile, è necessario analizzare anzitutto la curva storica dello stesso sia nel lungo periodo ma soprattutto nel breve periodo. Infatti per le differenti tipologie di carico si osserva anzitutto una variabilità stagionale, da attribuire essenzialmente alle condizioni meteo-climatiche, inoltre vi è una variazione giornaliera del carico che risulta essere abbastanza ripetitiva. Per effettuare un'analisi comparativa tra le differenti tipologie di utenze è necessaria la normalizzazione dei dati di carico, prendendo ad esempio come riferimento la potenza nominale (potenza contrattuale) del carico, o anche la potenza massima del carico. I dati di input della rete possono essere classificati in differenti categorie in funzione delle proprie caratteristiche. Si possono avere diversi modelli in

base alle categorie di carico, ottenendo migliori prestazioni rispetto al caso in cui venga effettuato un unico modello per le differenti categorie di carico.

Anzitutto considerando sia la categoria del carico domestico che terziario, si osserva come nel periodo estivo si abbia una domanda maggiore di potenza rispetto al periodo invernale, ciò è dovuto all'alimentazione di apparecchiature di condizionamento nel periodo estivo.

Partendo invece dal carico elettrico giornaliero, si osserva come esso abbia una natura ciclica, qualsiasi sia l'utenza considerata. Ciò è dovuto principalmente alle abitudini degli utenti che giorno dopo giorno non subiscono eccessive variazioni. Il profilo di carico dipende essenzialmente dal periodo della giornata, quindi dalla giornata lavorativa/scolastica, dalle ore di luce presenti nella giornata, risulta essere poco dipendente dalle condizioni meteorologiche, se non dalla sola temperatura nel periodo estivo.

Perciò il carico elettrico varia sia durante l'intero arco della giornata in maniera ciclica, ma allo stesso tempo si osserva una variazione ciclica anche durante la settimana, differenziando il profilo di carico tra giorni lavorativi e giorni non lavorativi.

Il carico elettrico presenta in genere dei picchi di produzione durante le ore diurne, mentre presenta il minimo di carico durante la notte. Generalmente durante le prime ore del mattino, dalle 7.00, il carico aumenta fino a raggiungere un massimo intorno alle ore 9.00 circa, per poi decrescere leggermente ed aumentare nuovamente nella sera, dalle ore 19.00, per raggiungere un picco di potenza intorno alle 21.00, per poi decrescere nuovamente nella notte, raggiungendo il minimo. Ovviamente questo descritto è un andamento tipico del carico elettrico e può discostare dagli altri anche in funzione delle abitudini particolari degli utenti.

2.2.6 Selezione dei dati di input e possibili correlazioni per l'implementazione dei modelli predittivi

La previsione del carico elettrico dipende fortemente dalla quantità e dalla qualità dei dati di input utilizzati. Se vengono utilizzate le reti neurali come metodologia per implementare i modelli predittivi, si possono accettare anche delle anomalie o dei dati mancanti, sebbene una fase di pre-processing sia necessaria.

Per la previsione del carico non esiste un determinato set di dati da utilizzare per l'implementazione del modello, piuttosto una selezione accurata dei dati di input può essere effettuata grazie all'analisi dei dati storici ma soprattutto in funzione dell'esperienza tecnica. Si possono innanzitutto considerare le correlazioni tra i differenti input e da queste valutare se utilizzare i diversi input o ridurne il numero.

Per l'implementazione di un modello previsionale bisogna inoltre distinguere i dati utilizzati per l'addestramento, la ricerca dei parametri di correlazione, e i dati utilizzati per testare e validare il modello implementato. Infatti mentre nel primo caso si ha la necessità di dati storici abbastanza accurati e non soggetti a particolari correlazioni, nella seconda tipologia di dati non si ha la necessità di una particolare accuratezza nei dati storici impiegati.

In [42] è effettuato uno studio per analizzare la correlazione tra i differenti dati storici e trovare le possibili relazioni anche in funzione del periodo considerato. In [42] viene proposto un modello previsionale

del carico elettrico che utilizza una rete neurale i cui input sono i seguenti (Figura 7): giorno della settimana, tipologia di giorno (se lavorativo o festivo), da cui dipendono le abitudini degli utenti, ad esempio dei giorni festivi e nei weekend il carico risulta essere minore, inoltre nei weekend la curva di carico ha un incremento più ritardato rispetto agli altri giorni, poiché l'utente tende ad iniziare le varie attività più tardi; ora del giorno, poiché si osserva come il carico dipenda notevolmente dall'ora considerata; variabili meteorologiche, giacché si è visto che il carico dipende essenzialmente dalla temperatura dell'aria esterna e leggermente dall'umidità dell'aria; infine viene utilizzato il valore di carico riferito a periodi temporali precedenti (un'ora, un giorno, una settimana).

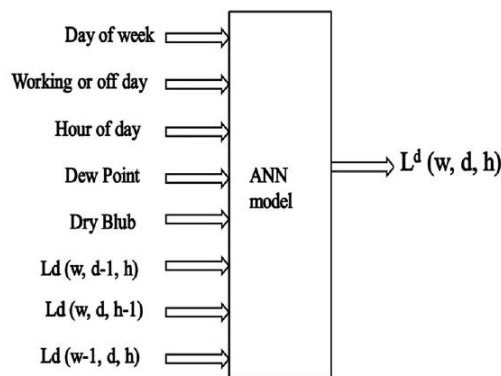


Figura 7 Parametri da cui dipende il carico elettrico

Visti gli input utilizzati, il modello può essere visto di tipo tempo dipendente e dinamico, dal momento che negli stessi input compare il carico in periodi precedenti. In funzione del periodo considerato il modello può essere impiegato per una previsione nel breve o brevissimo termine. Se infatti si utilizza nel modello previsionale come riferimento il carico dell'ora precedente, la previsione è a brevissimo termine, viceversa se si utilizza il carico nel giorno o nella settimana precedente.

2.2.7 Classificazione delle tecniche previsionali

Come espresso precedentemente, esistono numerose tecniche di previsione del carico elettrico, molte di esse sono utili per perseguire gli obiettivi di demand-response. Le tecniche che possono essere utilizzate sono così classificate: tecniche statistiche, che sono funzione quasi esclusivamente dei dati storici, e tecniche di intelligenza artificiale. Inoltre si possono avere delle tecniche previsionali ibride, che utilizzano in maniera opportuna entrambi gli approcci.

Le tecniche statistiche sono quasi esclusivamente basate sull'impiego di serie temporali, regressioni lineari, tecniche stocastiche [52], [53]. Tali tecniche possono essere utilizzate per la previsione del carico nel breve periodo quando non vi è eccessiva variazione delle condizioni socio-economiche, delle condizioni meteorologiche, della tipologia di giorno; viceversa se vi è un'eccessiva variazione delle condizioni ambientali, delle variabili socio-economiche, della tipologia di giorno, le tecniche statistiche non sono più efficaci, portando ad errori anche grossolani nella previsione. Tali tecniche diventano infatti molto efficaci

quando si deve effettuare la previsione nel brevissimo periodo, per cui non si hanno eccessive variazioni delle condizioni di riferimento.

Tra i vari metodi proposti per effettuare la previsione del carico nel breve periodo vi è un approccio, pressoché empirico, che si basa sulla ricerca di giorni con caratteristiche simili tra quelli monitorati. I parametri utilizzati per individuare le caratteristiche simili tra i diversi giorni sono la tipologia di giorno (festivo, lavorativo, infrasettimanale), la condizione meteorologica, il mese, il giorno considerato. Viene utilizzato come profilo di carico quello del giorno simile individuato. Qualora si considerino più giorni simili si può effettuare una combinazione tra differenti giorni simili, utilizzando coefficienti opportuni.

I metodi che utilizzano le reti neurali per effettuare le previsioni del carico sono ormai diventati quelli maggiormente utilizzati e aventi una accuratezza maggiore. Esse sono più efficaci dal momento che consentono di utilizzare più input contemporaneamente, senza conoscerne l'effettivo legame con il profilo di carico, soprattutto quando tale legame non è lineare, essa diventa molto più efficace di altri metodi. Oltre a poter implementare la rete neurale attraverso il processo di addestramento, implementando i legami lineari e non lineari tra le differenti variabili, la rete neurale consente un successivo autoapprendimento in funzione del comportamento del carico elettrico, qualora si utilizzino funzioni di autoapprendimento.

Purtroppo l'utilizzo delle tecnologie ad intelligenza artificiale richiede un numero maggiore di dati storici, i quali consentono l'addestramento ottimale della rete neurale. Infatti maggiore è il numero di dati migliore è l'addestramento; si deve però verificare che non vengano utilizzati dati anomali o ripetitivi per non alternarne l'addestramento [54].

Le reti neurali, se opportunamente addestrate, mostrano un ottimo comportamento anche per situazioni diverse da quelle utilizzate nella fase di training; ciò diventa possibile qualora venga evitato l'overfitting durante la fase di training, per il quale esistono diverse tecniche. In tal caso si riesce ad effettuare una buona generalizzazione del problema qualora gli input e output utilizzati nella fase di test siano compresi nel range di dati di input e output utilizzati nella fase di training.

Inoltre l'utilizzo delle stesse non richiede un'elevata conoscenza da parte degli operatori umani, i quali non possono influenzarne il comportamento all'esterno, rimanendo quindi un sistema robusto. Nella fase d'implementazione si richiede però una accurata scelta dei dati, della struttura corretta di rete neurale, il più adatto algoritmo di addestramento, diventando in questo modo necessaria una buona conoscenza di tali tecniche da parte degli operatori umani.

2.2.8 Influenza del prezzo dell'energia sul profilo di carico elettrico

Con la liberalizzazione del mercato energetico avutasi negli ultimi anni, la previsione del carico elettrico è divenuta di grande importanza non solo per i gestori dei sistemi di distribuzione e trasmissione, ma anche e soprattutto per gli operatori di mercato, così da attuare opportune strategie di acquisto e vendita dell'energia, per il dispacciamento ottimale delle potenze termoelettriche, per lo sviluppo delle diverse infrastrutture [41]. Come si osserverà nel prosieguo del lavoro, la previsione del carico, ma anche di produzione da rinnovabili, è diventata elemento importante nei sistemi di brocheraggio energetico [55]. Inoltre, la

previsione del carico è anche importante per la valutazione di contratti e di prodotti finanziari basati sul mercato elettrico.

In questo contesto oltre ad una elevata accuratezza nelle previsioni, è richiesta anche una elevata velocità computazionale, soprattutto per quanto concerne le operazioni di mercato. Per poter raggiungere tale obiettivo è necessario analizzare il carico ed identificare i principali fattori che lo influenzano. Oltre alle variabili viste precedentemente, quali fattori meteorologici, calendariali, sta diventando un fattore fondamentale il prezzo dell'energia elettrica. Esso influenza il carico e la relazione non è univoca, si tratta di una relazione abbastanza complicata, infatti se da un lato è il prezzo che influenza il profilo di carico, il profilo di carico stesso è influenzato dal prezzo dell'energia elettrica. In [48] viene riportato l'effetto del prezzo dell'energia elettrica sul profilo di carico, secondo [48] esso può essere schematizzato nel modo seguente:

$$L = L_n + L_w + L_s + L_r \quad (1)$$

dove le quattro principali aliquote sono così definite: una aliquota (L_n) principale che rappresenta la parte di carico che dipende dal giorno, dal tipo di giorno ed individua il profilo classico del carico; una seconda aliquota (L_w) che individua la parte del carico che dipende dalle condizioni meteorologiche, ed è anche dipendente dalla stagione dell'anno considerata; una aliquota (L_s) che dipende da eventuali eventi speciali che portano il profilo di carico a variare da quello che è il profilo originario; più un'aliquota random (L_r) che generalmente non è prevedibile e che per grandi aggregazioni di carico può essere considerata pressoché nulla.

Oltre a tali fattori, oggigiorno va considerato anche il prezzo dell'energia come fattore fondamentale, si deve considerare il prezzo dell'energia elettrica per le differenti zone, non il prezzo unico nazionale. Tale parametro è molto importante soprattutto per quelle utenze che hanno la possibilità di gestire i propri carichi in maniera automatica, in funzione dei parametri esterni come il prezzo. Infatti in un'ottica in cui ogni utente avrà un prezzo dell'energia variabile puntualmente, si osserveranno sempre più carichi che variano in funzione del prezzo.

In [48] viene mostrato come nonostante sia difficile approssimare la funzione non lineare che lega il prezzo dell'energia elettrica con il carico, inserire come ulteriore input in una rete neurale per la previsione del carico il costo dell'energia, porta ad ottenere dei risultati più accurati.

Bisogna inoltre sottolineare come, essendo carico e prezzo dell'energia legati l'un l'altro, l'utilizzo di tale parametro per la previsione del carico, va valutata in modo da non inficiarne i risultati. Infatti dal momento che il prezzo dell'energia stesso dipende dal carico elettrico, si potrebbe ottenere una relazione banale che lega carico e prezzo dell'energia. C'è bisogno quindi anzitutto di una accurata analisi a priori dei dati.

Inoltre tale previsione è utile ed efficace solo nel brevissimo termine dal momento che nel breve termine (più di 24 ore prima) la stessa previsione viene utilizzata per formulare il prezzo dell'energia, quindi non si avrebbe conoscenza puntuale del prezzo dell'energia prima delle 24 ore.

2.2.9 Modelli previsionali nel medio e lungo termine

Per le previsioni nel medio e lungo termine possono essere utilizzate modellazioni del tipo end-use, di tipo econometrico nonché la loro combinazione. I modelli del tipo end-use utilizzano come parametri di input

dati riguardanti gli elettrodomestici utilizzati dagli utenti, le dimensioni delle abitazioni, comportamento degli utenti, cambiamento e miglioramento delle tecnologie, dinamiche socio-economiche, mentre separatamente o in combinazione alla modellazione precedente si possono utilizzare variabili di tipo econometrico che utilizzano parametri quali livello occupazionale, prezzo dell'energia, e molti altri di natura economica.

L'approccio di tipo end-use stima direttamente il consumo energetico utilizzando informazioni riguardo l'impiego finale dell'energia, la tipologia e le caratteristiche di utenti finali. Le informazioni statistiche riguardo gli utenti sono la base per poter effettuare la previsione del carico elettrico a lungo termine. Tale approccio può riguardare differenti tipologie di utenze, sia residenziali, commerciali che industriali. Tali modelli si basano sul principio che la domanda di energia elettrica dipende essenzialmente dalle applicazioni finali. L'accuratezza del risultato dipende molto dalla qualità dei dati utilizzati nella modellazione, nonostante siano utilizzati pochi dati storici, o non siano utilizzati assolutamente, sono richieste molte informazioni riguardo le caratteristiche degli utenti [56].

L'approccio di tipo econometrico combina tecniche statistiche ed economiche per la previsione della domanda di elettricità. L'approccio stima la relazione tra i consumi energetici e i fattori che la influenzano. Vengono generalmente utilizzati approcci di tipo regressivo o a serie temporali, difficilmente vengono utilizzate tecniche di intelligenza artificiale.

I metodi descritti, quasi tutti di natura deterministica, richiedono una grande quantità di informazioni rilevanti riguardo le utenze e gli utenti, nonché informazioni di natura economica. Il loro utilizzo è complicato e richiede informazioni invasive e spesso non disponibili. Il problema ovviamente è maggiore qualora si debbano effettuare delle previsioni per un periodo molto più lungo per il quale non si hanno informazioni circa le utenze dell'area considerata.

Per poter effettuare la previsione anche senza utilizzare questa tipologia di dati, viene proposto in [41] un modello che ricava i parametri di modellazione del carico dai dati storici, in cui i diversi parametri del modello sono calcolati iterativamente.

2.3 Cenni sul mercato elettrico italiano

2.3.1 Generalità

Il sistema elettrico e in particolare quello italiano può essere visto come una serie di soggetti che concorrono al suo corretto funzionamento. L'attuale sistema elettrico nazionale è un sistema organizzato a rete in cui, in un contesto di libero mercato dell'energia, le diverse attività sono svolte da soggetti diversi. Nonostante ciò, tali soggetti sono dipendenti l'un l'altro al fine di garantire un corretto funzionamento. Bisogna distinguere quattro macro categorie: soggetti che producono l'energia elettrica, soggetti che si preoccupano della gestione dei flussi energetici reali (operatore del sistema elettrico di trasmissione e operatore del sistema elettrico di distribuzione), soggetti che si preoccupano di gestire al meglio i meccanismi di mercato che stanno alla base dei flussi energetici, soggetti atti a garantire la sicurezza l'economicità, l'efficienza e la concorrenza dei primi due soggetti.

La trasformazione delle fonti primarie di energia in energia elettrica avviene nelle centrali elettriche. La produzione di energia sottostà alle regole del libero mercato; viene trasformata la fonte primaria di energia in elettricità nelle singole centrali, che siano esse alimentate da fonti rinnovabili o centrali termoelettriche. L'energia prodotta deve essere poi trasferita ai centri di consumo attraverso il sistema di trasmissione e di distribuzione.

La gestione della trasmissione di energia elettrica ad alta tensione (380 kV - 220 kV - 150 kV) è la funzione che svolge Terna, la quale gestisce in sicurezza la rete elettrica nazionale e i flussi di energia attraverso la stessa, gestisce il dispacciamento e il bilanciamento dei flussi energetici sulla rete, si preoccupa di trasportare l'energia dai centri di produzione ai centri di distribuzione, quindi agli utenti finali [57]. Gli operatori di distribuzione invece sono diversi per le varie aree geografiche e di mercato considerate, l'attività di distribuzione consiste nella consegna dell'energia elettrica in media e bassa tensione agli utenti.

Il soggetto che si preoccupa di garantire la gestione del mercato energetico attraverso criteri di neutralità, trasparenza e concorrenza è il Gestore dei Mercati Energetici (GME), gestendo in particolare le transazioni economiche tra la produzione e la controparte dei consumatori.

Tra i soggetti che devono garantire la promozione, la concorrenza nonché l'efficienza del sistema elettrico, vi sono l'Autorità per l'energia Elettrica, il Gas e il sistema Idrico (AEEGSI), il ministero dello sviluppo economico (MISE) che definisce le strategie operative per garantire la sicurezza ed economicità del sistema elettrico nazionale, soprattutto nel lungo periodo, il Gestore dei Servizi Energetici (GSE) che gestisce i differenti meccanismi di incentivazione, favorendo soprattutto lo sviluppo delle fonti rinnovabili, mentre l'acquirente unico (AU) garantisce la fornitura dell'energia elettrica agli utenti in maggior tutela o in salvaguardia.

2.3.2 Rete di Trasmissione

La rete di trasmissione è l'insieme di linee che congiungono tra loro centri di produzione di rilievo a centri di consumo. Essa è costituita generalmente da conduttori nudi che formano una terna trifase di tensione, sebbene si possano avere tratti di linea che congiungono punti particolari alimentati in corrente continua. La rete di trasmissione è costituita proprio da una struttura ramificata che ne consente un maggiore grado di affidabilità. Tale rete collega differenti zone geografiche (e di mercato) consentendo il transito dei flussi energetici da una regione all'altra nonché da una nazione all'altra.

La rete di trasmissione italiana è costituita da una struttura magliata al Nord, mentre è caratterizzata da dorsali che percorrono il versante tirrenico e adriatico, le quali sono interconnesse per aumentare la sicurezza della trasmissione. L'interconnessione con la Sicilia e la Sardegna viene eseguita rispettivamente con una linea marittima in AC a 380 kV e una linea marina in continua a 200 kV. La rete di trasmissione nazionale è interconnessa con l'estero attraverso 22 linee: 4 con la Francia; 12 con la Svizzera; 1 con l'Austria; 2 con la Slovenia ed 1 cavo in corrente continua con la Grecia [58].

Il funzionamento della rete di trasmissione, insieme al funzionamento di tutto il sistema elettrico deve sottostare a diversi vincoli.

Dal momento che l'energia prodotta deve essere uguale a quella consumata, si deve garantire il bilanciamento continuo e istantaneo tra l'energia immessa in rete e quella prelevata, ciò viene effettuato anzitutto attraverso il controllo della frequenza e dell'ampiezza della tensione sulla rete in un intervallo limitato, tutelando la sicurezza degli impianti di generazione e di consumo. Infine si devono tenere sotto controllo i flussi di energia sui singoli tratti di rete, in particolare si deve controllare che le correnti non superino i limiti massimi del tratto di rete stesso, evitando sovracorrenti e quindi possibili guasti ed interruzioni sulle linee. Infatti scostamenti di tali parametri possono portare in crisi il sistema elettrico.

Per la struttura propria della rete, una volta immessa l'energia, ne vengono interessati tutti i singoli elettrodotti propagandosi su tutta la rete a causa di variazioni delle due variabili precedenti di ampiezza e frequenza della tensione, rendendo non noto il percorso dell'energia.

La trasformazione attuale del sistema elettrico rende sempre più difficile il controllo di tali parametri. Diventa inoltre più difficoltoso gestire il sistema elettrico, anzitutto la domanda elettrica è sempre più variabile, inoltre la generazione di energia è dovuta sempre più a fonti non programmabili, per cui diventa difficile prevedere la produzione di energia. Tale difficoltà si trasmette anche sulla difficoltà di gestire il sistema elettrico, quindi la rete di trasmissione.

Per rendere meno vulnerabile la rete di trasmissione, viene richiesto ai sistemi di produzione una previsione sempre più accurata, meno suscettibile ad errori. A tali errori di previsione dovranno infatti provvedere eventuali sistemi di regolazione e bilanciamento della potenza, con i costi e le difficoltà associate. Tali attività di controllo e regolazione del sistema elettrico e dei flussi di potenza sul sistema elettrico vengono svolti da un coordinatore centrale che, a causa della complessità della gestione dello stesso, deve assicurare il funzionamento nelle condizioni di sicurezza, garantendo la continuità del servizio. Tale coordinatore centrale effettua quelle operazioni che sono definite di dispacciamento, controllando che la tensione in ampiezza e

frequenza rimanga nei range prestabiliti, che non siano superati i limiti di portata delle reti, tenendo in conto limiti di potenza massima e minima dei vari generatori, dei vincoli dinamici e delle rampe di potenza degli stessi generatori. Tale controllo verrà effettuato attraverso i meccanismi di regolazione primaria, secondaria e terziaria, che fanno capo alle rispettive riserve e unità di produzione.

Viene definita come regolazione primaria della frequenza l'insieme delle operazioni necessarie a mantenere l'equilibrio tra produzione e consumo dell'energia elettrica. Ci si può trovare in due condizioni, o sovra-frequenza o sotto-frequenza; nel primo caso le Unità di Produzione (UP) dovranno diminuire la potenza complessivamente immessa in rete, viceversa le UP dovranno aumentare la potenza complessivamente immessa. Per fare ciò, le UP dovranno possedere rispettivamente un margine a salire o a scendere, tra il punto di funzionamento e la potenza minima tecnica dell'impianto e tra il punto di funzionamento e la potenza massima. Questo margine viene denominato riserva di regolazione primaria. Tale servizio è obbligatorio per le unità di produzione non rinnovabili con potenza non inferiore a 10 MVA, il loro intervento avviene in maniera automatica ed è regolato dal Codice di Rete [59]. La regolazione secondaria della frequenza invece interviene per riportare i valori di potenza e frequenza ai valori nominali. Essa interviene anche in automatico e su una riserva di regolazione secondaria che è differente da quella primaria ed è stabilita da TERNA. Dopo tale regolazione interviene la regolazione terziaria della frequenza che ristabilisce le riserve di potenza ai valori precedenti. Mentre le attività precedenti sono pressoché automatiche, la regolazione terziaria viene eseguita su specifiche richieste di TERNA, che invia alle unità di riserva terziaria ordini di accensione, aumento o riduzione della potenza erogata - solo quando i margini operativi dei sistemi di regolazione automatici sono inferiori agli standard di sicurezza al fine di reintegrarli; il suo tempo di intervento può infatti essere anche fino a 60 minuti.

2.3.3 Principi di Mercato Elettrico

Per poter effettuare tali operazioni sulla rete e poter erogare tali servizi, si rende necessario effettuare alcune operazioni di natura economica, in modo tale da poter remunerare i differenti servizi; per tale ragione è necessario usufruire del mercato elettrico. Il mercato elettrico italiano è un vero e proprio mercato fisico in cui avvengono operazioni di compravendita dell'energia, definendo dei profili di prelievo ed immissione dell'energia elettrica sulla rete.

Il mercato elettrico si articola in due mercati principali: il mercato dell'energia e quello dei servizi di dispacciamento. Attraverso il primo, come un vero mercato, vengono stabiliti i prezzi dell'energia a partire dalla domanda e dall'offerta di energia, affidando la negoziazione dei transiti di energia al GME, attraverso il quale non si determinano solo i prezzi e le quantità di energia ma anche i veri e propri programmi di immissione e prelievo. Attraverso il mercato dei servizi di dispacciamento, viene garantita da TERNA la disponibilità di una quantità di riserva di energia (primaria, secondaria e terziaria), selezionando le offerte di variazione dei programmi presentate dai vari operatori. Mentre il mercato di tali servizi viene sempre gestito dal GME, l'eventuale riserva è poi utilizzata da Terna nella fase di regolazione.

Il Mercato Elettrico è organizzato e gestito dal GME, principalmente si articola nei due mercati principali: Mercato Elettrico a Pronti (MPE) e Mercato Elettrico a Termine dell'energia elettrica (MTE).

Mercato elettrico a Pronti

Il Mercato elettrico a Pronti è essenzialmente riconducibile alla borsa elettrica, l'operatore in questo mercato vede come controparte il mercato stesso, non si ha l'incontro tra due parti, piuttosto si ha il classico incontro tra domanda ed offerta. Esso è articolato in tre sottomercati: Mercato del giorno prima (MGP), Mercato Infragiornaliero (MI) e Mercato dei Servizi di Dispacciamento (MSD). Naturalmente i tre sottomercati sono correlati l'un l'altro, influenzando anche i risultati: in particolare il risultato del MGP influenza quello del MI e del MSD, i risultati del MI influenzano il MSD.

Il Mercato del giorno prima è quello nel quale si registra la maggior parte delle transazioni di compravendita di energia elettrica. In tale mercato si effettuano le operazioni di contrattazione dell'energia su intervalli orari. Vengono effettuate le contrattazioni energetiche tenendo sempre in considerazione i vincoli di transito delle varie zone. Il Mercato Infragiornaliero, sulla base dei risultati del MGP, consente agli operatori di apportare modifiche ai programmi definiti in quest'ultimo effettuando ulteriori modifiche ai profili di prelievo o immissione. Il Mercato dei servizi di dispacciamento, come scritto precedentemente, è lo strumento attraverso il quale TERNA si approvvigiona delle risorse necessarie per la regolazione e bilanciamento dei flussi di potenza sulla rete elettrica. Esso è articolato in due fasi: la prima dedicata all'acquisto di tali servizi e della riserva (MSD ex-ante), la seconda fase di accettazione delle offerte al fine di effettuare il bilanciamento (MB). Sia MSD ex-ante che MB sono articolati in 6 differenti sessioni.

Zone di mercato

Prima di spiegare nel dettaglio il funzionamento del mercato elettrico, bisogna definire le diverse zone di mercato. Il sistema elettrico di trasmissione è suddiviso in diverse porzioni definite zone, tra le diverse zone contigue esistono dei limiti di transito dell'energia, necessari a garantire la sicurezza del sistema elettrico; tali limiti vengono determinati grazie a diversi modelli e sono dovuti principalmente ai limiti di capacità delle reti di trasmissione che connettono le diverse zone.

Per l'individuazione delle zone di mercato si tiene conto del piano di sviluppo triennale della Rete di trasmissione nazionale.

In [60] la zona di mercato viene definita come una porzione di rete di trasmissione nazionale per la quale esistono, ai fini della sicurezza del sistema elettrico, limiti fisici di scambio dell'energia con altre zone confinanti. I criteri adottati per l'individuazione delle zone di mercato sono i seguenti: capacità di trasporto di energia elettrica tra zone contigue deve risultare limitata nelle situazioni osservate di funzionamento più frequenti; l'attuazione dei programmi di immissione e prelievo di energia elettrica non deve, in generale, provocare congestioni significative al variare delle immissioni e dei prelievi di energia elettrica all'interno di ciascuna zona geografica; la dislocazione potenziale delle immissioni e dei prelievi di energia elettrica all'interno di ciascuna zona non devono avere significativa influenza sulla capacità di trasporto tra le zone. Le zone della rete rilevanti possono corrispondere ad aree geografiche fisiche, ad aree virtuali, oppure essere dei poli di produzione limitata.

Per individuare le zone della rete si prendono in esame: la struttura della RTN dai livelli di tensione pari a 380 kV a 150 kV, i flussi di potenza che statisticamente interessano la RTN, la dislocazione delle unità di produzione e i flussi di energia dall'estero.

Per effettuare tale analisi si è utilizzato il criterio di sicurezza alla N-1, prendendo in esame differenti configurazioni della rete elettrica e dell'ambiente esterno.

La struttura della rete di trasmissione italiana, per come descritta nel precedente paragrafo, presenta già naturalmente delle sezioni lungo le quali si potrebbero verificare delle congestioni.

In [60] viene infatti definita una sezione "strutturalmente critica" se esistono degli assetti di produzione all'interno delle zone che non consentono il libero transito dell'energia tra zone adiacenti, supponendo tutti gli elettrodotti in servizio o in seguito a situazioni di indisponibilità di qualche linea. La stessa rete può essere definita "operativamente critica" se la potenza che transita su di essa è superiore alle soglie di sicurezza definite per la stessa.

Attraverso l'individuazione di tali sezioni critiche è stata suddivisa la rete in diverse zone di mercato, alcune reali altre virtuali:

Zone virtuali di mercato estero	Zone virtuali con polo di produzione limitata	Zone reali
Zona Francia	Zona Monfalcone	Zona Nord
Zona Svizzera	Zona Foggia	Zona Centro Nord
Zona Corsica	Zona Brindisi	Zona Centro Sud
Zona Austria	Zona Priolo	Zona Sud
Zona Slovenia	Zona Rossano	Zona Sicilia
Zona Grecia		Zona Sardegna

In [61] vengono definiti i criteri generali per il calcolo dei limiti di transizione tra le differenti zone di mercato. Naturalmente i vincoli di transito sono calcolati in entrambe le direzioni. La verifica e la scelta del valore limite per il transito tra le zone viene effettuata nelle condizioni più gravose di analisi alla N-1, supponendo si verifichi una delle seguenti evenienze: sovraccarico di una linea al 120% del limite termico calcolato a regime permanente al verificarsi di un evento particolare, mentre il valore della corrente di linea deve essere minore o uguale all'80% del limite termico calcolato a regime permanente prima dell'occorrenza dell'evento particolare; sovraccarico degli autotrasformatori (ATR) al 110% della corrente nominale; diminuzione della tensione delle linee a 380 kV fino a 370 kV, e di quelle a 220 kV fino a 200 kV.

In presenza di una o più delle evenienze sopra elencate, il sistema può continuare a funzionare ipotizzando che, dopo il verificarsi del fuori servizio accidentale, non si verifichino ulteriori contingenze per il tempo strettamente necessario all'attuazione di tutte le contromisure che consentano di riportare gli altri componenti rimasti in servizio nei limiti di funzionamento.

Ogni zona di mercato è costituita da un insieme di punti di offerta, unità per le quali necessita definire i programmi orari di immissione e prelievo.

Generalmente i punti di offerta per i quali bisogna effettuare i programmi di immissione coincidono con le singole unità di produzione, cioè impianti destinati alla conversione di una qualsiasi fonte primaria di energia in energia elettrica; per ognuno dei punti di immissione deve essere definito il programma di immissione. Nel caso invece di punti di offerta in prelievo, si possono sia effettuare profili di prelievo per i

singoli punti che per aggregati di punti di prelievo. Per ogni punto di offerta, che sia di prelievo o immissione, si individua come responsabile verso Terna l'utente di dispacciamento: esso dovrà effettuare i programmi di immissione e prelievo ed eseguire eventuali ordini di dispacciamento, il non rispetto dei programmi effettuati porta l'utente a dover far fronte ad oneri di sbilanciamento, che saranno meglio definiti nei seguenti sottoparagrafi.

2.3.3.1 Il mercato elettrico del giorno prima

Il Mercato del Giorno Prima (MGP), è un mercato dove si negoziano blocchi orari di energia elettrica per il giorno successivo, definendo programmi di immissione e prelievo per il giorno successivo. Il MGP è organizzato secondo un modello di asta implicita, non è un mercato a contrattazione continua, nel quale vengono effettuate la maggior parte delle transazioni di compravendita di energia elettrica. La seduta del MGP si apre alle ore 8.00 del nono giorno antecedente il giorno di consegna e si chiude alle ore 12.00 del giorno precedente il giorno di consegna [62]. Le offerte sono accettate dopo la chiusura della seduta di mercato, sulla base del merito economico e nel rispetto dei limiti di transito tra le zone. Possono partecipare alle sedute del MGP gli operatori che abbiano la qualifica di "operatore del mercato elettrico"; la controparte centrale in questo mercato è costituita dal GME.

Gli operatori di mercato devono presentare offerte di acquisto dell'energia elettrica indicando il prezzo massimo di acquisto, nonché offerte di vendita dell'energia indicando il prezzo minimo di vendita. Tali offerte devono essere coerenti con le potenzialità dei punti di offerta, motivo per cui esse sono limitate da opportuni margini sia positivi che negativi. In particolare l'operatore che effettua un'offerta di vendita dell'energia elettrica ad un determinato prezzo, si rende disponibile a vendere al massimo la quantità di energia indicata e al prezzo minimo indicato. Viceversa l'operatore che effettua un'offerta di acquisto ad un determinato prezzo, si rende disponibile ad acquistare una quantità di energia non superiore a quella indicata e ad un prezzo non superiore all'offerta stessa.

A partire dalle offerte di vendita ed acquisto, e considerando i limiti di transito dell'energia tra le differenti zone, si ha l'accettazione delle diverse offerte, arrivando a definire il prezzo dell'energia. Per ogni ora del giorno successivo a quello di presentazione delle offerte, vengono accettate le offerte per massimizzare il valore delle contrattazioni. Anzitutto tutte le offerte di vendita sono ordinate secondo prezzo crescente, mentre le offerte di acquisto sono ordinate per prezzo decrescente: in tal modo sono generate due curve, una di offerte di vendita e una di acquisto. Le due curve vengono comparate e l'intersezione delle due curve determina il prezzo di equilibrio, le offerte di acquisto e vendita accettate, quindi i programmi di immissione e prelievo complessivi riferite alla stessa ora. Viene riportato di seguito il grafico (Figura 8) che mostra quanto spiegato precedentemente per le ore 14 del giorno 03/09/2017 [63].

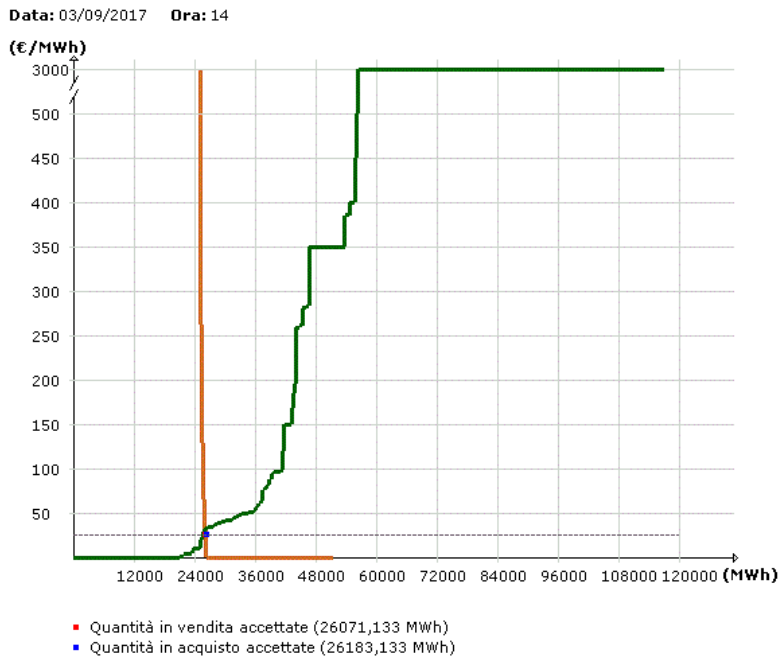


Figura 8 Grafico risoluzione MGP

Se dalla risoluzione del MGP non risulta che i vincoli violano i limiti di transito per nessuna zona, allora il prezzo di equilibrio è unico per tutte le zone ed è pari proprio a quello determinato con l'intersezione delle due curve. Se invece viene violato almeno un vincolo, si procede con operazioni di market splitting: vengono infatti suddivise le due zone (una in esportazione e una in importazione) di mercato, e si procede al processo di intersezione tra le curve di domanda e offerta come descritto precedentemente, per ogni singola zona, il prezzo di equilibrio ottenuto è il prezzo zonale ed è differente per le due zone di mercato. Se dopo tale suddivisione, risultano ancora violati i vincoli di transito, si procede con il processo di "market splitting" tra le differenti zone, procedendo con la costruzione delle due curve di prelievo e domanda, ottenendo il prezzo di equilibrio nuovamente dall'intersezione delle curve, fino ad ottenere un risultato che rispetti i vincoli di transito imposti.

Ottenuti i prezzi zionali di vendita dell'energia per ciascuna zona, si ricava un prezzo di acquisto unico dell'energia, dato dalla media dei prezzi di vendita zionali mediati sui consumi zionali; esso viene definito Prezzo Unico Nazionale (PUN). Esso si applica a tutte le offerte in prelievo nazionali, mentre non si applica a zone di offerta in immissione, alle quali viene applicato il relativo prezzo zonale (anche alle zone virtuali estere).

2.3.3.2 Il mercato infragiornaliero

Tale mercato è stato introdotto per permettere agli utenti di aggiornare le offerte di vendita e di acquisto effettuate attraverso il MGP, analogamente ad una negoziazione continua. Tale tipologia di negoziazione è basata principalmente sull'abbinamento delle offerte, con la possibilità di effettuare nuove offerte in modo continuo durante tutta la sessione. In tal modo si riescono ad apportare modifiche ai programmi di immissione e prelievo presentati nel MGP. Esso è suddiviso in sette sessioni, da MI1 a MI7, con orari di chiusura in

successione, attraverso le quali gli operatori possono effettuare un miglior controllo sugli impianti di produzione, nonché aggiornare i profili di consumo: MI1 apre la seduta alle ore 12.55 del giorno precedente e chiude alle ore 15.00 dello stesso giorno, MI2 apre alle 12.55 del giorno precedente il giorno e chiude alle ore 16.30 dello stesso giorno, MI3 apre alle ore 17.30 del giorno precedente e chiude alle ore 23.45 dello stesso giorno, MI4 apre alle ore 17.30 del giorno precedente e chiude alle ore 3.45 del giorno di consegna, MI5 apre alle ore 17.30 del giorno precedente e chiude alle ore 7.45 del giorno di consegna, MI6 apre alle ore 17.30 del giorno precedente e chiude alle ore 11.15 del giorno di consegna, MI7 apre alle ore 17.30 del giorno precedente e chiude alle ore 15.45 del giorno di consegna. Il meccanismo di formazione del prezzo è analogo a quello impiegato nel MGP, sebbene in questo caso le varie offerte siano valorizzate al prezzo zonale, e non venga calcolato il PUN. I risultati di ogni sessione sono utili sia a Terna, per la programmazione di eventuali servizi di dispacciamento, che agli operatori delle sessioni di mercato successive. Per evitare che vengano effettuate operazioni di arbitraggio, agli operatori vengono corrisposti dei corrispettivi di non arbitraggio pari alla differenza tra il PUN e il prezzo zonale.

2.3.3.3 Il mercato dei servizi di dispacciamento (MSD)

Il Mercato dei Servizi di Dispacciamento (MSD), come espresso precedentemente è lo strumento utilizzato da Terna per approvvigionarsi le risorse necessarie per il controllo, il bilanciamento e la sicurezza del sistema elettrico. Attraverso tale mercato, Terna stipula contratti di acquisto e di vendita per l'approvvigionamento delle risorse necessarie per il servizio di dispacciamento e, diversamente dal MGP e MI, è Terna stessa che agisce da controparte. Le offerte su tale mercato sono presentate direttamente dagli utenti che sono abilitati ad operare in tale mercato. Le offerte accettate in tale mercato vengono ripagate allo stesso prezzo che esse presentano e diversamente dagli altri mercati europei, gli utenti vengono remunerati solo se la risorsa messa a disposizione viene utilizzata (pay-as-bid) [62].

Esso è articolato in due specifiche sezioni, una dipendente dall'altra: una prima fase di programmazione (MSD ex-ante) e il Mercato di Bilanciamento (MB).

Il MSD ex-ante si articola in sei sotto-fasi nelle quali vengono selezionate le offerte di vendita e acquisto delle riserve di energia necessarie per il giorno successivo, o giorno stesso, in funzione della fase specifica. La seduta per la presentazione delle offerte sul MSD ex-ante si apre alle ore 12.55 del giorno precedente il giorno di consegna e si chiude alle 17.30 dello stesso giorno. Vengono però resi noti gli esiti di ciascuna sotto-fase in orari differenti: in particolare per le fasi MSD1, MSD2, MSD3, MSD4, MSD5, MSD6, gli esiti vengono resi noti rispettivamente alle 21.45 del giorno precedente il giorno di consegna, entro le ore 2.15 del giorno di consegna, entro le ore 6.15 del giorno di consegna, entro le ore 10.15, entro le ore 14.15 del giorno di consegna, entro le ore 18.15 del giorno di consegna.

Il MB è articolato in sei diverse sessioni nelle quali Terna seleziona offerte riferite a gruppi di ore del medesimo giorno in cui si svolge la relativa sessione del MB. Per la prima sezione del MB sono considerate le offerte relative al MSD1, mentre per le sessioni successive si aprono tutte alla 22.30 del giorno precedente a quello di consegna e si chiudono 1 ora e mezza prima della prima ora in cui si può avere la negoziazione. Il

MB è utilizzato da Terna per negoziare le offerte di vendita e acquisto di energia al fine di svolgere il servizio di regolazione secondaria per mantenere il bilanciamento di energia in tempo reale sulla rete.

2.3.3.4 Piattaforma Conti Energia

A partire dal processo di liberalizzazione del settore elettrico, nel 1999, in cui è stato istituito il mercato elettrico come sistema organizzato per l'acquisto e la vendita dell'energia elettrica, il quale consente di gestire le differenti sezioni di mercato, sono state concepite le contrattazioni bilaterali dell'energia, per dare ai differenti operatori la possibilità di operare in modo differente dalla borsa elettrica. Per i differenti operatori, infatti, non è necessario operare attraverso la borsa elettrica, l'energia può anche essere contrattata attraverso contratti bilaterali tra i diversi operatori, negoziando liberamente le quantità e prezzi. Anche in questo caso il GME svolge funzioni rilevanti, gestendo la piattaforma che consente tali contrattazioni; il GME, infatti, gestisce la Piattaforma dei Conti Energia a termine (PCE), ovvero la piattaforma attraverso la quale gli operatori che hanno concluso contratti bilaterali al di fuori del meccanismo della borsa elettrica, registrano le transazioni commerciali e i relativi programmi di immissione/prelievo di energia elettrica che si impegnano ad eseguire. Il GME svolge tale compito per conto di Terna, che è responsabile sia della registrazione delle transazioni commerciali che dei programmi fisici di scambio dell'energia.

I contratti bilaterali che vengono effettuati dai diversi operatori devono essere registrati per consentire l'esecuzione degli stessi. Per poter effettuare tale registrazione è stata innanzitutto introdotta la Piattaforma dei Bilaterali (PB), successivamente sostituita dalla Piattaforma Conti Energia (PCE), migliore della vecchia PB e con minori vincoli e maggiore flessibilità.

Grazie alla PCE i diversi operatori vengono gestiti con una maggiore flessibilità, sia per gli acquisti che le vendite di energia che sono stati effettuati attraverso contratti bilaterali. Ogni operatore viene classificato con un conto energia, in prelievo o immissione. Attraverso la PCE si possono registrare sia i programmi fisici di immissione o prelievo dell'energia che le relative transazioni commerciali. Le transazioni commerciali vengono effettuate tra due differenti operatori, successivamente possono essere registrati i relativi programmi fisici che gli operatori dovrebbero eseguire.

La negoziazione di energia tra le diverse parti è concretizzata dalla registrazione delle transazioni commerciali ed è svincolata dalla registrazione dei programmi fisici. La registrazione sia delle transazioni commerciali che dei programmi fisici di scambio dell'energia possono avere differente orizzonte temporale. Una volta registrate le transazioni commerciali (con orizzonte temporale massimo di due mesi), vi è la registrazione dei programmi fisici, attraverso i quali ciascun operatore dichiara la disponibilità a poter immettere o prelevare una determinata quantità di energia, in funzione della tipologia di unità se di produzione o di consumo. In funzione del tipo di unità, sono definiti dei margini a salire o a scendere, i quali limitano l'energia massima scambiabile attraverso le transazioni commerciali e quindi attraverso i programmi fisici, garantendo in tal modo che gli operatori non dichiarino di vendere o acquistare più energia di quanta effettivamente ne riescano a produrre o prelevare.

Il differimento temporale e la possibilità di poter registrare differenti transazioni commerciali dagli effettivi programmi di scambio di energia, consente agli operatori di effettuare alcune operazioni di trading,

grazie proprio alla possibile differenza tra il prezzo concordato tra gli operatori dei contratti bilaterali e il PUN. Tali operazioni sono quindi soggette a scambi puramente economici tra le parti, con evidenti rischi annessi. Per tale ragione da parte di Terna viene costantemente controllata la situazione finanziaria degli operatori, evitando che gli stessi mettano a rischio sia la sicurezza fisica che economica del sistema elettrico.

Gli operatori devono infatti corrispondere sia il denaro per coprire eventuali transazioni commerciali, sia il denaro per coprire gli oneri di sbilanciamento che quelli per coprire i Corrispettivi sulla Capacità di Trasporto (CCT). Per quanto riguarda gli oneri di sbilanciamento, essi sono dovuti alla differenza tra il programma fisico presentato e quello realmente attuato, per i quali vi saranno maggiori dettagli nella sezione di seguito; i CCT sono invece dovuti alla capacità limitata di trasporto delle linee tra zone differenti. Come espresso precedentemente, tra le diverse zone si ha una capacità di trasporto dell'energia elettrica limitata, che porta alla necessità di effettuare le operazioni di market splitting per poter risolvere il mercato, arrivando a determinare un prezzo di vendita di energia differente tra le diverse zone, avendo generalmente un prezzo inferiore per le zone in cui si ha una maggiore immissione, un prezzo maggiore per quelle in cui si ha un maggior prelievo. Il CCT viene determinato come la differenza tra il prezzo zonale e il PUN, ed è proporzionale all'energia programmata.

2.3.4 Definizione degli oneri di dispacciamento

Tutti i mutamenti che si sono verificati negli ultimi anni nel mercato elettrico, hanno reso necessaria una serie di cambiamenti al fine di andare incontro alle nuove esigenze del mercato. Sono state effettuate negli anni diverse valutazioni per quanto concerne la disciplina degli sbilanciamenti, nella misura di rendere la gestione del sistema elettrico sempre più sicura e mantenere una certa competitività fra i vari operatori. Di seguito dopo aver mostrato alcuni dei concetti che stanno alla base della disciplina degli sbilanciamenti, viene introdotta la normativa attualmente in vigore e infine viene spiegato come effettuare il calcolo degli oneri di sbilanciamento per il caso studio presentato di seguito.

Ogni utente del dispacciamento, titolare di un'unità di immissione o prelievo, è responsabile nei confronti di Terna dei relativi programmi di immissione o prelievo, dovendo presentare tali programmi almeno nel MGP, o comunque registrarli sulla PCE sempre un giorno prima di quello di consegna (prima delle 11.30 del giorno precedente a quello di consegna).

Lo scostamento tra tale programma e l'energia elettrica effettivamente immessa o prelevata dalla rete, viene definito sbilanciamento. Con riferimento ad un generico impianto di produzione lo sbilanciamento può essere positivo o negativo a seconda che sia stata, rispettivamente, immessa più o meno energia rispetto a quanto programmato. Il mancato rispetto dei programmi costituisce uno sbilanciamento che deve essere corretto da Terna mediante il ricorso ad azioni di modifica in tempo reale dell'immissione delle unità abilitate, utilizzando le disponibilità acquisite in MSD. Tale servizio viene valorizzato nei confronti del fornitore al prezzo di offerta ed è poi recuperato da Terna e ribaltato sugli utenti del dispacciamento in funzione dei propri sbilanciamenti secondo le regole di seguito descritte.

2.3.4.1 Disciplina degli Sbilanciamenti: concetti di base

Ai fini del dispacciamento, le unità di produzione (UP) vengono distinte in: unità abilitate o non abilitate a partecipare all'MSD, unità rilevanti o non rilevanti: in particolare, sono rilevanti se hanno una potenza superiore a 10 MVA, viceversa quelle non rilevanti. Solo parte delle unità di produzione rilevanti è abilitata a partecipare all'MSD.

Le unità rilevanti sono gestite impianto per impianto, mentre le unità non rilevanti sono gestite in modo aggregato a livello zonale. Il periodo rilevante, per cui vengono effettuate tali valutazioni per le unità di consumo e le unità di produzione non abilitate, è l'ora; mentre è il quarto d'ora per le unità di produzione abilitate, inoltre la valorizzazione degli sbilanciamenti è differente per unità di produzione abilitate e non abilitate [64], [65].

Il Gestore dei Servizi Energetici (GSE), in applicazione della delibera AEEG 426/2013/R/eel, ha deliberato di trasferire ai produttori aderenti al regime di ritiro dedicato (che interessa impianti FER non programmabili) una parte degli oneri di sbilanciamento, a partire da ottobre 2013, per tale ragione diventa sempre più importante per i produttori equipaggiarsi di un buono strumento di previsione.

Meccanismo di calcolo dei prezzi di sbilanciamento Single e Dual Pricing

Attualmente la valorizzazione dello sbilanciamento delle unità che partecipano al mercato elettrico è differente per unità abilitate e unità non abilitate. La quantificazione degli oneri di sbilanciamento si basa sul segno dello sbilanciamento zonale nonché sul segno dello sbilanciamento dell'unità. Per ciascuna unità abilitata vige un sistema di prezzi duali, ovvero tale per cui il prezzo pagato (o ricevuto) dall'unità per il proprio sbilanciamento dipende sia dal segno complessivo dello sbilanciamento della macrozona in cui l'unità si trova, sia dal segno dello sbilanciamento della singola unità, così come descritto nella Tabella 1 sottostante.

	Sbilanciamento Unità Positivo	Sbilanciamento Unità Negativo
Sbilanciamento Macrozonale Positivo	L'unità riceve Min (P_{MGP} , $P_{MB\downarrow}$ medio ponderato) L'energia immessa in eccesso è remunerata al prezzo più basso	L'unità paga P_{MGP} L'energia non immessa viene pagata dall'unità al prezzo zonale
Sbilanciamento Macrozonale Negativo	L'unità riceve P_{MGP} L'energia immessa in eccesso è remunerata al prezzo zonale	L'unità paga Max (P_{MGP} , $P_{MB\uparrow}$ medio ponderato) L'energia non immessa viene pagata dall'unità al prezzo più alto

Tabella 1 Funzionamento meccanismo di remunerazione degli sbilanciamenti - Dual Pricing

Il segno dello sbilanciamento aggregato zonale è dato dalla somma algebrica delle quantità di energia elettrica approvvigionate da Terna nel MSD, con riferimento ad un periodo rilevante e ad una macrozona; P_{MGP} è pari al prezzo zonale accettato nel mercato del giorno prima nel medesimo periodo rilevante, nella zona in cui è localizzata l'unità abilitata; $\text{Min } P_{MB\downarrow}$ è pari al prezzo più basso tra quelli delle offerte di acquisto accettate nel MB, nel medesimo periodo rilevante, nella macrozona in cui è localizzata l'unità abilitata; $\text{Max } P_{MB\uparrow}$ è pari al prezzo più alto tra quelli delle offerte di vendita accettate nel MB, nel medesimo periodo rilevante, nella macrozona in cui è localizzata l'unità abilitata.

Attraverso il meccanismo di remunerazione secondo Single Pricing gli oneri di sbilanciamento sono quantificati secondo un sistema di prezzi unici, il prezzo dipende esclusivamente dal segno complessivo dello

sbilanciamento della macrozona in cui l'unità si trova: la sua valorizzazione viene descritta dalla seguente Tabella 2, dove si definiscono le diverse variabili come nel caso precedente del Dual Pricing.

	Sbilanciamento Unità Positivo	Sbilanciamento Unità Negativo
Sbilanciamento Macrozonale Positivo	L'unità riceve Min (P_{MGP} , $P_{MB\downarrow}$ medio ponderato) L'energia immessa in eccesso è remunerata al prezzo più basso	L'unità paga Min(P_{MGP} , $P_{MB\downarrow}$ medio ponderato) L'energia non immessa viene pagata dall'unità al prezzo zonale
Sbilanciamento Macrozonale Negativo	L'unità riceve (P_{MGP} , $P_{MB\uparrow}$ medio ponderato) L'energia immessa in eccesso è remunerata al prezzo zonale	L'unità paga Max (P_{MGP} , $P_{MB\uparrow}$ medio ponderato) L'energia non immessa viene pagata dall'unità al prezzo più alto

Tabella 2 Funzionamento meccanismo di remunerazione degli sbilanciamenti - Single Pricing

Per la valorizzazione degli sbilanciamenti, soprattutto per quanto riguarda le unità alimentate da fonti rinnovabili non abilitate, sono state proposte diverse modifiche, tra cui la delibera 444/2016, per terminare con la delibera [66] attraverso la quale viene rivista la valorizzazione degli sbilanciamenti effettivi per tali impianti; viene introdotto il corrispettivo di non arbitraggio macrozonale, a partire da luglio 2017, sono modificate le modalità di calcolo dello sbilanciamento dell'aggregato zonale, con effetti da settembre 2017, consentendo il ripristino del meccanismo single pricing per la valorizzazione degli sbilanciamenti effettivi di tutte le unità non abilitate. In particolare, la delibera 419/2017/R/eel prevede che: siano introdotti i corrispettivi di non arbitraggio macrozonale, al fine di eliminare anche le distorsioni che derivano dalla determinazione dei prezzi di sbilanciamento a livello macrozonale in presenza di prezzi di mercato determinati a livello zonale; il ripristino del meccanismo "single pricing" per i punti di dispacciamento per unità non abilitate avvenga, a partire dall'1 settembre 2017, mantenendo nel frattempo in essere i meccanismi attualmente vigenti di contrasto (quali il sistema misto single-dual pricing) delle strategie di programmazione non diligente nei confronti del sistema.

Applicazione disciplina sugli sbilanciamenti al caso studio

Il caso studio del presente lavoro di tesi prende in esame le unità di produzione da fonte rinnovabile non programmabile e non abilitate.

Per le unità non abilitate da Fonti Rinnovabili non Programmabili (FRNP) è applicato un meccanismo di tipo single pricing ovvero tale per cui il prezzo pagato (o ricevuto) dall'unità per il proprio sbilanciamento dipende esclusivamente dal segno complessivo dello sbilanciamento della macrozona in cui l'unità si trova. Il periodo rilevante è pari ad un'ora, coerente con il sistema di rilevazione delle misure delle immissioni e dei prelievi per queste unità. Nel caso in esame, trattandosi di unità di produzione non abilitate alimentate da fonti rinnovabili non programmabili, vengono effettuate le valutazioni economiche utilizzando la disciplina degli sbilanciamenti allora in vigore [67] basato su bande differenziate per fonte, con valorizzazione degli sbilanciamenti effettivi interni alla banda a prezzo zonale con applicazione di una componente perequativa zonale; gli sbilanciamenti eccedenti la banda continuano, invece, ad essere regolati con i prezzi della disciplina standard. La banda di riferimento nel caso analizzato è dell'8% trattandosi di aggregati di produzione non rilevanti.

2.4 Ruolo dei sistemi di accumulo a supporto del sistema elettrico

2.4.1 Generalità

Per sopperire alle problematiche del sistema elettrico, tra cui: congestione delle reti, controllo della tensione della rete, regolazione primaria della frequenza, causata dalla diffusione delle fonti non programmabili, i sistemi di accumulo assumono un ruolo determinante, permettendo di elaborare una serie di applicazioni di importanza strategica per il sistema elettrico. L'accumulo permette inoltre di disaccoppiare temporalmente la produzione e il consumo di energia elettrica, favorendo in tal modo una maggiore penetrazione dei sistemi di generazione a fonte rinnovabile non programmabile [68], [69].

Di seguito si riportano i possibili ruoli che i sistemi di accumulo potrebbero avere nell'integrazione della generazione da fonti rinnovabili nonché i vantaggi tecnico-economici offerti dal loro impiego. Vengono inoltre riportate alcune caratteristiche di tali sistemi, necessarie per la modellazione del sistema di accumulo utilizzato nell'implementazione dei diversi modelli di gestione.

2.4.2 Servizi forniti dai sistemi di accumulo

Oggi, con la diffusione delle fonti rinnovabili, alle tradizionali funzioni che erano chiamati ad assolvere i sistemi di accumulo si sono aggiunte altre applicazioni di notevole importanza. Infatti i sistemi di accumulo permettono di sfruttare in maniera ottimale le risorse energetiche, essi possono fornire molti servizi, suddivisi in tre diverse classi [70]: la classe Time Shift, che include il peak-shaving, l'arbitraggio, la soluzione delle congestioni di rete, il differimento degli investimenti (load-levelling); le applicazioni di "bilanciamento della potenza", che includono l'accoppiamento con le rinnovabili e il load following; i "servizi ancillari di rete" che includono invece la regolazione di frequenza, regolazione di tensione, power quality.

Ciò consente di sfruttare al meglio la generazione di potenza esistente permettendo anche il differimento degli investimenti per il potenziamento della rete elettrica fornendo localmente al carico la quota di potenza e di energia che la rete elettrica non potrebbe fornire.

L'utilizzo dei sistemi di accumulo in ambito peak-shaving permette all'utente il dimensionamento del suo impianto su una potenza che non è quella massima richiesta, stipulando con l'ente fornitore un contratto con una potenza inferiore. In tale assetto il sistema di accumulo ha il compito di integrare la potenza richiesta dai carichi superiore alla potenza contrattuale.

Il Time Shift indica lo spostamento temporale degli assorbimenti di energia elettrica. In genere si considerano come applicazioni quelle per cui viene accumulata energia nei periodi a carico ridotto per utilizzarla successivamente quando il carico è maggiore, con vantaggi di tipo economico e tecnico, rispettivamente per effettuare l'arbitraggio, e per la risoluzione del problema delle congestioni di rete.

I sistemi di accumulo utilizzati per il power balancing devono garantire sia delle prestazioni in termini di energia, sia in termini di potenza richiedendo dei tempi di risposta rapidi.

L'inseguimento del carico richiede che l'accumulatore assorba o ceda energia alla rete in funzione del disequilibrio creatosi tra generatori e carichi.

I servizi ancillari consistono, in genere, nella compensazione rapida dei carichi, regolazione della frequenza e della tensione, e di miglioramento della qualità dell'energia trasmessa.

La regolazione istantanea della frequenza consiste nel compensare le variazioni di carico in modo da livellare il profilo del diagramma di carico limitando gli scostamenti della frequenza rispetto al suo valore nominale [71]. I sistemi di accumulo si adattano molto bene a fornire tale tipo di servizio; essi infatti hanno la capacità di rispondere con prontezza alle variazioni di frequenza (pochi secondi), inoltre essi hanno la capacità di passare dalle condizioni di scarica a quelle di carica celermente, offrendo delle prestazioni doppie rispetto ai sistemi di regolazione tradizionali.

2.4.3 Classificazione dei sistemi di accumulo

I sistemi di accumulo si distinguono in base alla forma di conversione impiegata; si hanno infatti: sistemi di accumulo meccanico (volani meccanici a bassa e alta velocità, tecnologia di compressione dell'aria compressa -CAES, pompaggio idroelettrico), sistemi di accumulo elettrochimico (batterie al Piombo, Litio, Zebra...), accumulatori elettrostatici (condensatori, supercondensatori), accumulatori elettromagnetici (induttori che operano a temperature critiche, SMES).

Gli impianti di pompaggio risultano, ad oggi, essere la tipologia di accumulo maggiormente impiegata a supporto del sistema elettrico, con una incidenza superiore al 90 %. Essi si trovano associati ai tradizionali impianti idroelettrici, permettendo, l'accumulo nelle ore di basso carico e la generazione nelle ore di picco.

I supercondensatori sono dispositivi in grado di accumulare energia elettrica sotto forma di carica elettrostatica. Essi sono noti come condensatori elettrochimici e hanno una capacità di accumulo inferiore a quella delle batterie ma superiore a quella dei condensatori elettrolitici, viceversa per il contributo in potenza. Essi sono caratterizzati da capacità molto elevate, dell'ordine delle migliaia di farad, una potenza specifica intorno a 10000W/kg e un numero di cicli superiore a 500000.

2.4.3.1 Cenni sui sistemi d'accumulo elettrochimici

Gli accumulatori elettrochimici sono dispositivi che convertono energia elettrica in energia chimica attraverso delle reazioni reversibili.

Essi sono costituiti da due elettrodi un catodo e un anodo, immersi in una soluzione elettrolitica, in base ai quali si differenziano le diverse categorie di accumulatori: si dividono in quattro categorie, ovvero gli accumulatori con elettrolita acquoso, le batterie a circolazione di elettrolita, le batterie ad alta temperatura, le batterie litio-ioni [70]. Questi sistemi sono caratterizzati da una flessibilità e modularità che ne permettono un'installazione rapida rispetto ai grandi sistemi d'accumulo.

Sebbene siano una tecnologia ben consolidata, gli accumulatori elettrochimici sono in continua evoluzione; si cerca di ottenere una capacità specifica sempre più elevata, cioè si cerca di avere a parità di ingombro un accumulo energetico maggiore, procedendo verso sistemi di accumulo aventi una durata

crescente. Gli accumulatori elettrochimici riescono a lavorare sia con prestazioni in energia che in potenza in dipendenza dalla tipologia considerata.

Essi attualmente rappresentano la tipologia di accumulo che si presta maggiormente alle operazioni di supporto del sistema elettrico, non solo come riserva pronta per la regolazione della frequenza ma anche per le nuove prerogative del sistema elettrico. Essi infatti sono il giusto compromesso tra i grandi sistemi di accumulo, che operano maggiormente con prestazioni in energia, e tra i piccoli sistemi d'accumulo che operano con prestazioni in potenza. Sono la tecnologia più utilizzata per i dispositivi custom power, riuscendo ad effettuare in tempi rapidi sia operazioni di carica che di scarica, erogare o assorbire una potenza. La potenza erogata ha solo dei limiti superiori legati alla capacità dell'accumulatore, mentre non si hanno limiti sulla minima potenza erogabile, per cui si riescono ad effettuare dei controlli molto precisi.

Dal momento che sono quelli più performanti, sia in potenza che energia, si riportano le prestazioni riguardanti gli accumulatori elettrochimici, in funzione della tipologia considerata.

Gli accumulatori elettrochimici più comuni sono le batterie al piombo acido, le batterie Nichel Cadmio e Nichel idruri metallici, ioni di litio.

Le batterie al piombo acido, rappresentanti la tipologia più vecchia di batterie, sono caratterizzate da una bassa energia specifica e un basso numero di cicli vita, sebbene si possano considerare dei sistemi robusti.

Le batterie NiCd sono una tecnologia ben nota, utilizzate quando si necessita di elevata durata, elevate correnti di scarica, temperature di lavoro estreme. Presentano una elevata velocità di carica con minimo stress della stessa. A causa degli aspetti ambientali, tali batterie sono state rimpiazzate con altre aventi composizione chimica differente, come le batterie NiMH. Tali batterie, meno tossiche delle precedenti, presentano anche una maggiore energia specifica.

Le batterie al litio in molte applicazioni stanno rimpiazzando le tipologie di accumulatori descritti precedentemente. Esse presentano un elevato numero di cicli di carica, ridotta necessità di manutenzione, elevata energia e potenza specifica, sebbene siano meno sicure delle precedenti, richiedendo appositi circuiti di sicurezza. Il termine polimero generalmente indica una determinata tipologia di batterie al litio sia che esse siano caratterizzate da una struttura polimerica ma anche quelle che non lo sono. Esse differiscono dalle altre batterie per l'elettrolita utilizzato. Sebbene si stiano diffondendo negli ultimi anni, esse sono una tecnologia abbastanza datata; mentre nel passato l'elettrolita polimerico si trovava in forma solido-plastica, con una bassa conduttività alla temperatura ambiente, per cui necessitava il riscaldamento almeno a 60 °C per poter lavorare, la tecnologia attuale utilizza un elettrolita a gel per consentire di lavorare anche a temperatura ambiente. La tecnologia litio-polimeri può essere costruita attraverso diversi sistemi, Litio-Cobalto, Litio-Nichel-Manganese, Litio ferro fosfato, e molti altri ancora, alcuni in via di sviluppo. La maggior parte di batterie che utilizzano tale tecnologia sono basate sulla chimica Li-Cobalto. Per quanto concerne le tecniche e caratteristiche di carica e scarica, le batterie ai polimeri di litio sono pressoché identiche a quelle agli ioni di litio [72].

Le caratteristiche di tali accumulatori sono sintetizzati in (Tabella 3).

Caratteristiche	Piombo acido	NiCd	NiMH	Li-cobalto	Li-manganese	NMC (Litio-Nichel-Manganese)	LiFePo4 (Litio-Ferro-Fosfato)	Litio Ossido di Nichel Cobalto Alluminio
Energia Specifica (Wh/kg)	30-50	45-80	60-120	150-200	100-150	150-220	90-120	200-260
Cicli Vita utile (80% DoD)	200-300	1000	300-500	500-1000	300-700	1000-2000	1000-2000	500
Tempi di carica (h)	8-16	1-2	2-4	3	3	3	1-2	1-2
Corrente nominale scarica (C-rate)	0.2C	1C	0.5C	1C	1-10C	1-2C	1-25C	1C
Efficienza	<90%	70-90%	70-90%	>90%	>90%	>90%	>90%	>90%

Tabella 3 Caratteristiche delle batterie ricaricabili comunemente usate [72]

A partire dai dati tecnici di tali accumulatori, dalle prestazioni, si possono definire quali funzioni gli stessi potrebbero essere maggiormente chiamati ad assolvere. Nel seguente grafico (Figura 9) sono infatti riportate alcune delle categorie di sistemi di accumulo, classificate secondo le diverse attività che possono effettuare a supporto della rete o dei singoli utenti.

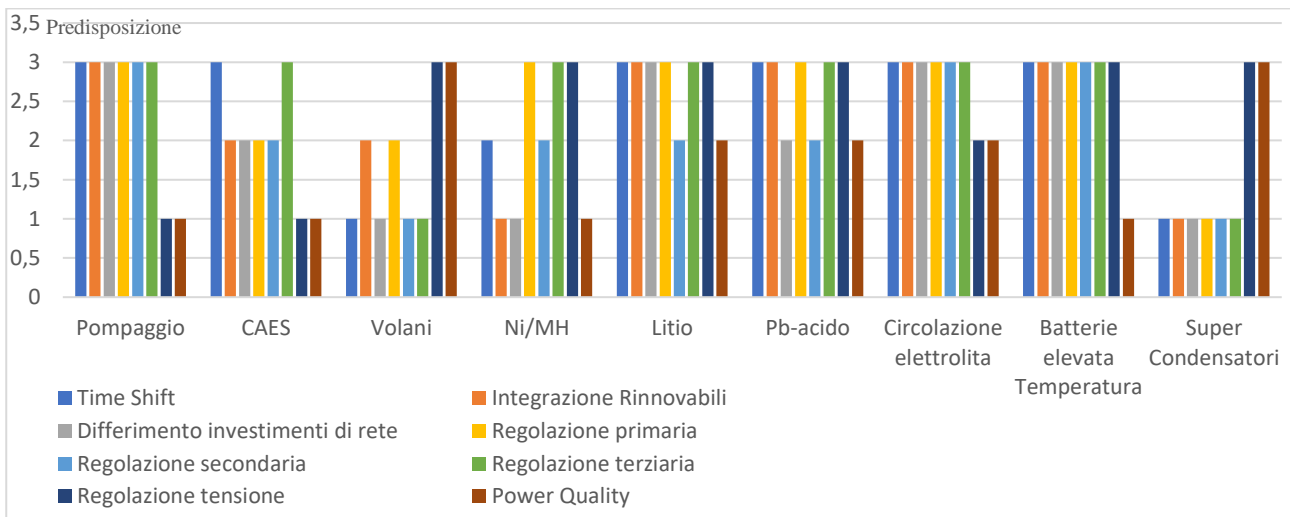


Figura 9 Comparazione sistemi di accumulo e attività a cui possono assolvere [70]

2.4.4 Evoluzione del mercato dei sistemi di accumulo

Nel 2016 risultano installati a livello globale oltre 170 GW di potenza di sistemi di accumulo, solo il 5% è però rappresentato da tecnologie chimiche, elettrochimiche (6 GW). Un tale squilibrio, è dovuto al ricorso al pompaggio idroelettrico, sebbene oggi gli investimenti in tale settore siano divenuti rari, sia a causa degli elevati costi e tempi di investimento. In forte crescita sono gli storage elettrochimici, in particolare con la diffusione a livello globale di “batterie” per usi domestici. Infatti oltre il 90% dei nuovi investimenti in sistemi di accumulo a livello globale riguarda le soluzioni elettrochimiche che, per le loro caratteristiche di scalabilità, sono anche quelle più adatte alla generazione distribuita.

Per quanto concerne i costi, come tecnologia più economica, vi sono le batterie al piombo, mentre quelle meno economiche sono rappresentate dalle batterie a circolazione di elettrolita, mentre quelle al litio, si inseriscono in una misura intermedia tra le due tipologie, sebbene siano più competitive, grazie alle caratteristiche tecniche che presentano. Le previsioni inoltre considerano in forte diminuzione i costi delle batterie a circolazione di elettrolita, ma ancora di più quelle al litio, portando quindi a renderle ancora più competitive [73].

La forma di impiego più nota dei sistemi di accumulo è quella come riserva di energia, essa interessa maggiormente il prosumer visto in un'ottica di generazione distribuita, oggi essa risulta essere la forma di impiego più utilizzata. Per quanto concerne invece l'impiego dei sistemi di accumulo per fornire servizi di rete, gli aspetti da considerare sono decisamente differenti. In particolare, diventa di notevole rilevanza il mercato dei servizi di dispacciamento, già descritto in precedenza, attraverso il quale i sistemi di accumulo diventano molto competitivi. Infatti sebbene al MSD possano partecipare solo gli impianti abilitati, oggi vi sono una serie di progetti pilota che consentono di impiegare i sistemi di accumulo e gli impianti a fonte non programmabile per operare nel MSD.

Tenendo in considerazione le nuove realizzazioni residenziali sviluppate secondo un'ottica di alimentazione delle diverse apparecchiature interamente dal vettore elettrico, e quelle non residenziali, il mercato potenziale dei sistemi di accumulo nei prossimi 10 anni può essere stimato in 150 milioni di euro.

Il mercato potenziale dei sistemi di accumulo per i "servizi di rete", nei prossimi 10 anni è stimato nella misura da circa 90 a 420 milioni di euro. Complessivamente si tratta di un mercato potenziale molto più vasto di quello per semplici utilizzi energetici dei sistemi di accumulo [73].

Una delle caratteristiche che sta alla base dell'evoluzione e diffusione dei sistemi di accumulo risiede nella richiesta di una sempre maggiore intelligenza all'interno di tali tecnologie, sia per la gestione della sicurezza che per garantire un'ottimizzazione della gestione. Si parla infatti sempre più di Smart Battery System, nelle quali vengono monitorati diversi parametri interni alle batterie, avendo come fine ultimo quello di ottenere lo stato di carica (SoC) delle stesse e anche definire i parametri di carica e scarica ottimali al fine di prolungare i cicli di vita utile delle stesse. Infatti per il semplice calcolo dello stato di carica esistono differenti tecniche, la più semplice è rappresentata dalla lettura della tensione delle stesse batterie, ma questa è influenzata da diversi parametri quali, corrente delle stesse, temperatura, nonché curva della tensione di scarica; alcuni sistemi di accumulo, infatti, presentano un andamento della tensione durante la scarica pressoché costante, rendendo quindi difficoltoso il calcolo preciso del SoC. Inoltre l'intelligenza richiesta a tali sistemi di accumulo risiede nella necessità di utilizzare ottimi sistemi di comunicazione tra batterie, sistemi di gestione e per comunicare con l'utente.

Ulteriori caratteristiche verso cui si sta spingendo l'evoluzione di tali tecnologie riguarda anche l'aumento sia della potenza che dell'energia specifica. Non è detto infatti che l'aumento di una delle caratteristiche porti all'aumento dell'altra, in genere viene scelto il giusto compromesso. Si stanno infatti sviluppando tecnologie Li-metalli, tecnologie al grafene, Litio-aria, Litio-solfuri, che hanno come obiettivo quello di incrementare il numero di cicli di vita utile, la potenza e l'energia specifica.

2.5 Analisi dei dati di carico elettrico e di produzione da Fotovoltaico

2.5.1 Analisi dei dati – generalità

Prima di implementare i modelli previsionali sia del carico elettrico che della produzione da fonti rinnovabili è necessaria una fase preliminare di analisi dei dati. Tale fase è necessaria al fine di ottenere un possibile legame tra i profili di potenze di carico e produzione ed eventuali variabili esogene. In tal modo si potranno valutare quali variabili utilizzare nel modello predittivo e quanto tali variabili sono influenti sui differenti profili. Infatti, dall'analisi dei dati storici si osserveranno le variabili da cui dipendono maggiormente i profili di carico e generazione, quali variabili sono invece ininfluenti e potrebbero inoltre alterare la previsione.

2.5.2 Analisi dei dati storici del carico elettrico

Per implementare un modello predittivo del carico elettrico che porti a buoni risultati, non si può trascurare l'analisi dei dati storici. Essa infatti consente di individuare le possibili correlazioni tra questi dati e le variabili che potrebbero influenzarne l'andamento. Inoltre, l'analisi dei dati storici è essenziale per individuare possibili bad-data ed eliminarli dal set di dati che altrimenti sarebbe utilizzato per implementare il modello. I bad-data sono quei dati che differiscono di almeno un ordine di grandezza dalla media degli altri dati oppure quei dati che compaiono nei giorni in cui il carico rimane per più di 12 ore pari a zero. Tali bad-data vengono di prassi eliminati.

Nella seguente analisi, si osserva un'utenza terziaria di cui si hanno a disposizione abbastanza dati storici. Tale utenza terziaria in questione è una struttura dell'Università della Calabria, adibita ad uffici.

Dopo aver depurato i dati da eventuali anomalie, sono state verificate eventuali correlazioni in funzione dei giorni della settimana, della tipologia di giorno, della temperatura, dei mesi e di altre grandezze. In particolare, essendo un'utenza terziaria, si è osservato l'appiattimento del carico nel fine settimana rispetto ai giorni infrasettimanali e del carico del mese di agosto rispetto agli altri mesi; inoltre, si è osservato come il carico dipenda dalla tipologia di giorno, se festivo o feriale e se pre/post festivo; infine, giacché l'utenza considerata utilizza il vettore elettrico anche per il condizionamento degli ambienti, si è osservata la dipendenza del carico dalla temperatura.

In Figura 10 viene riportato l'andamento del carico elettrico per una settimana di aprile (dal 7 al 13 aprile 2014): nei giorni infrasettimanali, l'andamento è piuttosto ripetitivo, mentre nel fine settimana si ha un appiattimento della curva di carico. Analizzando più settimane, si osserva come complessivamente l'andamento del carico elettrico per i giorni di lunedì e venerdì differisce dai giorni di martedì, mercoledì e giovedì: questo è dovuto al fatto che lunedì e venerdì sono giorni che seguono e precedono giorni non lavorativi e quindi si verifica una maggiore flessibilità negli orari di ingresso e di uscita dei lavoratori. Per tale ragione, nel modello predittivo si dovrà tenere in considerazione tale osservazione, utilizzando come input anche l'informazione sul giorno della settimana in questione.

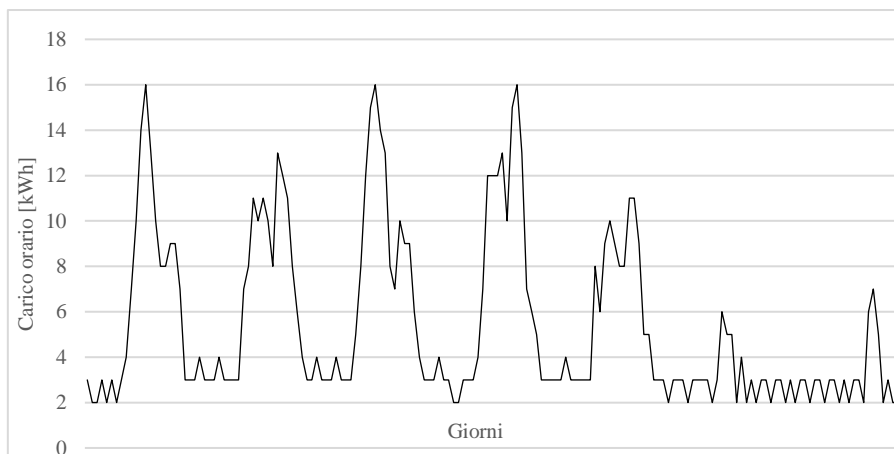


Figura 10 Andamento carico elettrico durante la settimana – 7/13 aprile

Un'ulteriore analisi effettuata riguarda la differenza del profilo di carico in funzione del mese. In Figura 11, vengono riportati i profili di carico elettrico per il lunedì (tra il 14° e 21° giorno) di ogni mese, da gennaio a dicembre; i differenti mesi sono rappresentati con un numero crescente. Come è naturale aspettarsi nelle prime 8 e nelle ultime 3 ore della giornata, l'andamento è indipendente dal mese considerato, mentre nel resto della giornata si osserva come l'andamento complessivo è pressoché variabile. Il mese di agosto differisce dagli altri poiché il profilo rimane pressoché piatto, dal momento che è un mese in cui il personale non è presente presso l'utenza.

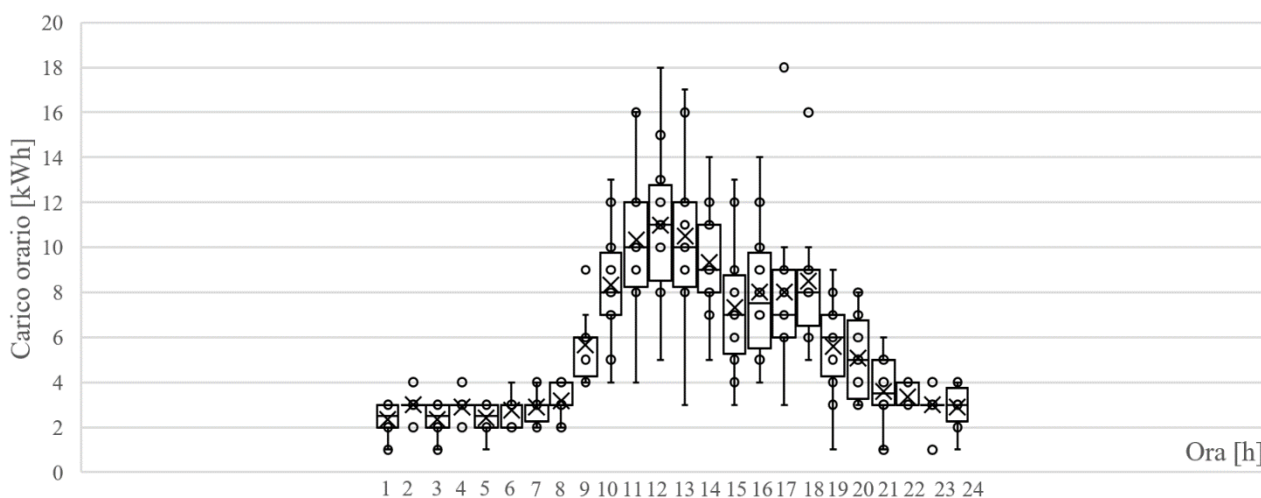


Figura 11 Andamento carico elettrico giornaliero per i differenti mesi

Il profilo di carico viene di seguito valutato prendendo in esame la differenza tra giorni feriali e giorni festivi. Essendo un'utenza di tipo terziario, ci si aspetta che per il giorno festivo il profilo sia piuttosto piatto; infatti in Figura 12, vengono confrontati un giorno feriale (30 aprile) e un giorno festivo (1 maggio) e si evince la sostanziale differenza tra i due profili, con un appiattimento del profilo del giorno festivo.

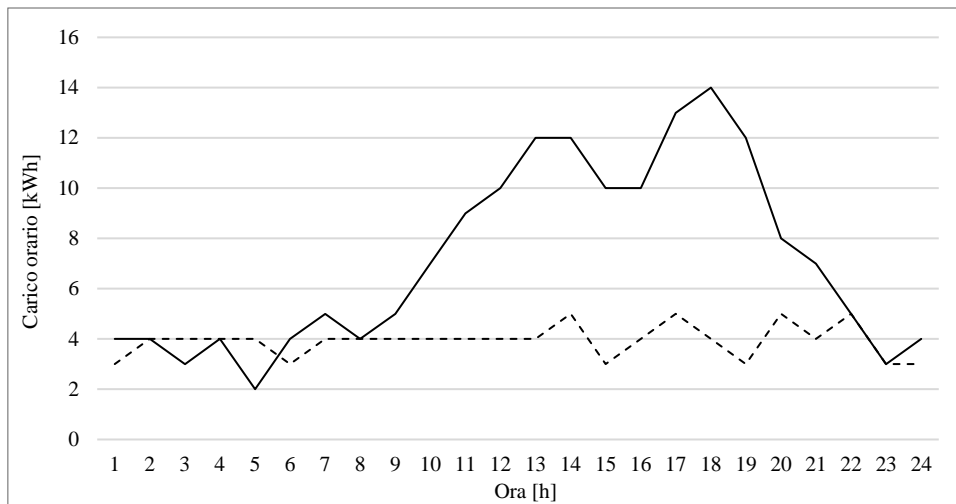


Figura 12 Andamento carico elettrico giornaliero per un giorno feriale (linea continua) e festivo (linea tratteggiata)

È necessario anche effettuare la valutazione della variazione del carico in funzione della temperatura esterna giornaliera; come accennato precedentemente, tale dipendenza deriva dal fatto che sempre più spesso il vettore elettrico viene utilizzato per la climatizzazione degli ambienti.

Nelle (Figura 13 - Figura 16), sono riportate le linee di tendenza che meglio interpolano i dati storici di consumo elettrico, per tutti i giorni del 2014, in funzione della temperatura, per le ore 7, 13, 15 e 21; la temperatura considerata è quella massima giornaliera. Per le ore 7 e 21, sebbene vi sia una minima dipendenza dalla temperatura, il profilo del carico è piuttosto piatto, mentre per le ore 13 e 15 si osserva una netta dipendenza del carico elettrico dalla temperatura.

Bisogna inoltre considerare che il carico elettrico in esame è costituito sia dall'aliquota di forza motrice che da quella di illuminazione, per cui, mentre l'aliquota forza motrice alimenta gli apparecchi di climatizzazione ed è quindi strettamente dipendente dalla temperatura, l'aliquota illuminazione è indipendente da tale parametro.

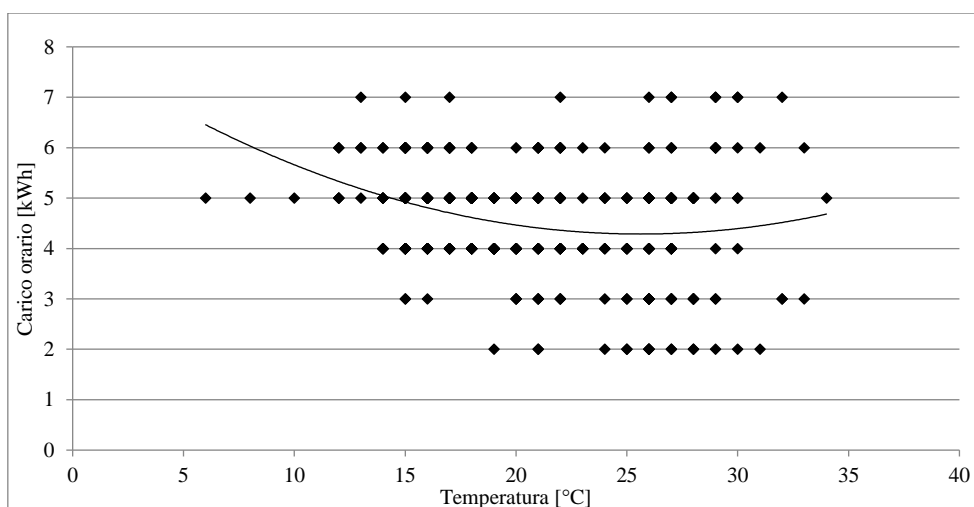


Figura 13 Carico elettrico alle ore 7, in funzione della temperatura massima giornaliera

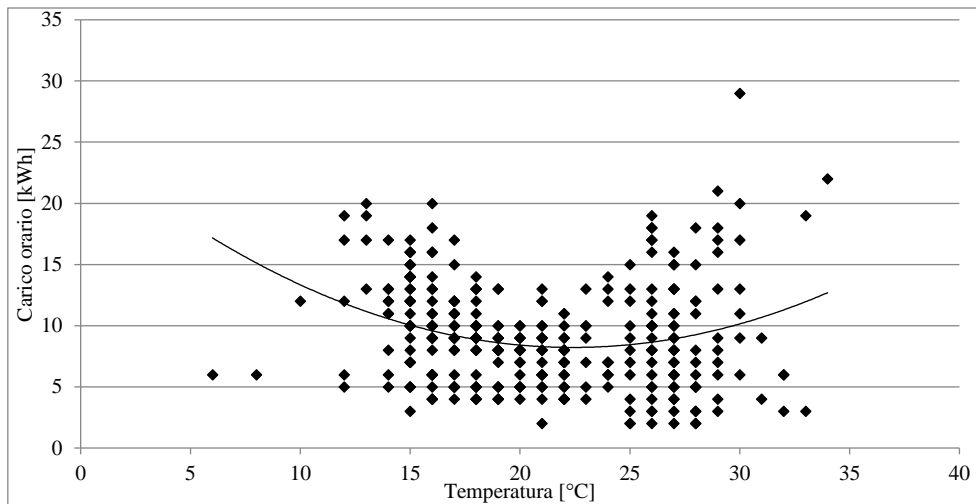


Figura 14 Carico elettrico alle ore 13 in funzione della temperatura massima giornaliera

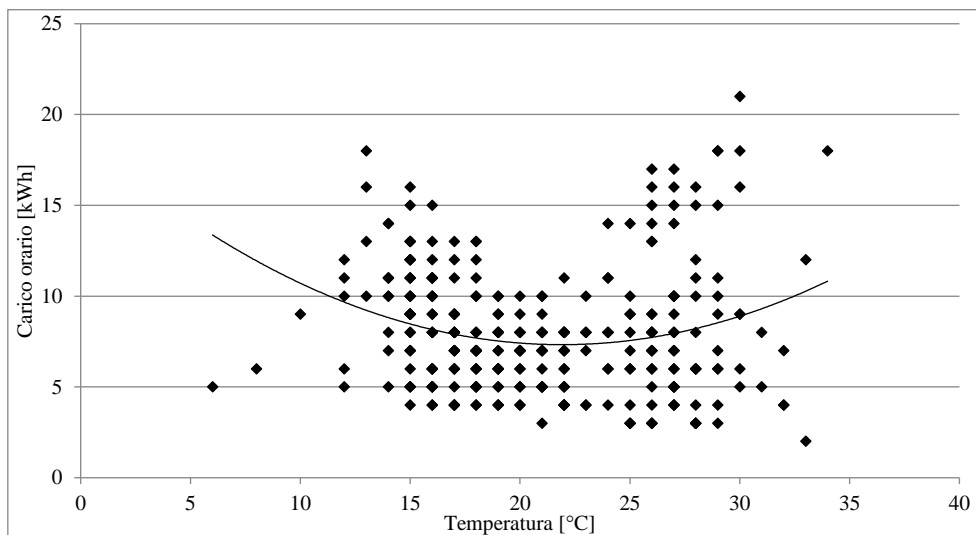


Figura 15 Carico elettrico alle ore 15 in funzione della temperatura massima giornaliera

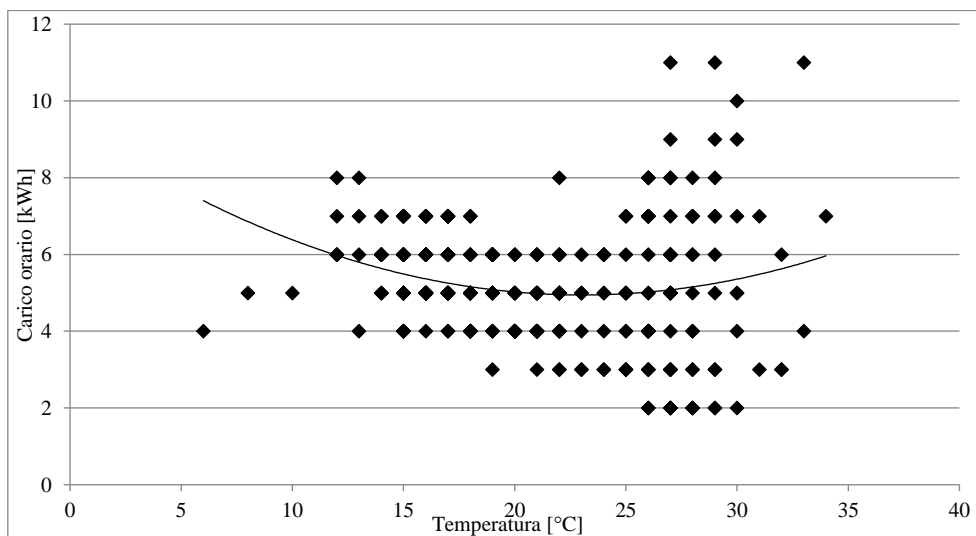


Figura 16 Carico elettrico alle ore 21 in funzione della temperatura massima giornaliera

Dopo aver osservato la dipendenza del carico elettrico dalla temperatura massima, bisogna valutare la dipendenza dalle tre differenti temperature esterne: media, massima e minima giornaliera. Tale valutazione è stata effettuata per diverse fasce orarie ed è stata riportata quella relativa alle ore 14. La dipendenza del carico elettrico dalla temperatura massima presenta una pendenza elevata (quasi verticale) all'aumentare della temperatura (Figura 18); mentre in relazione alla temperatura minima, si può osservare che al diminuire della stessa, si verifica una concentrazione dei valori di carico presso valori più elevati di potenza (Figura 19). Per la temperatura media la dipendenza è pressoché limitata (Figura 17). Ciò si spiega osservando che la climatizzazione estiva dipende soprattutto dalla temperatura massima mentre quella invernale dipende soprattutto da quella minima, di conseguenza anche il carico elettrico segue tale andamento.

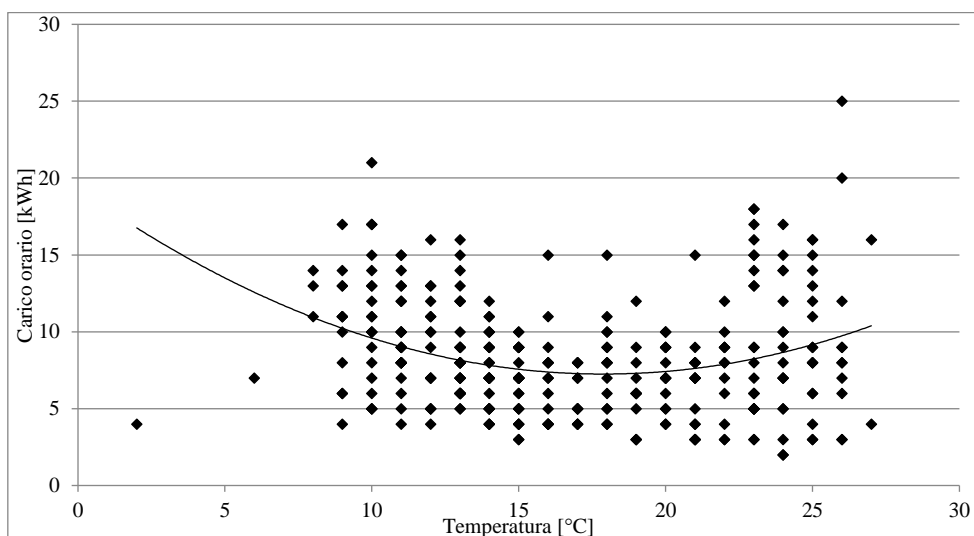


Figura 17 Andamento carico elettrico ore 14 in funzione della temperatura media giornaliera

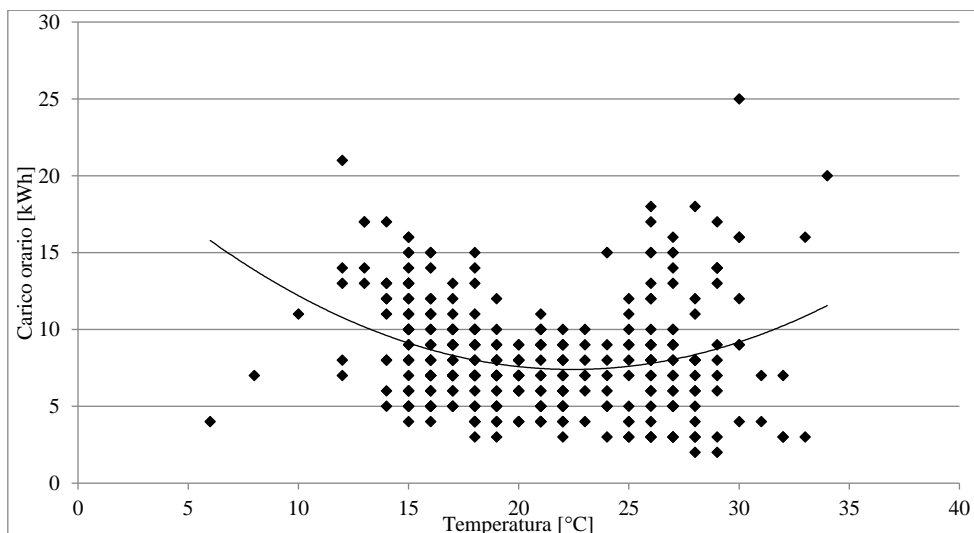


Figura 18 Andamento carico elettrico ore 14 in funzione della temperatura massima giornaliera

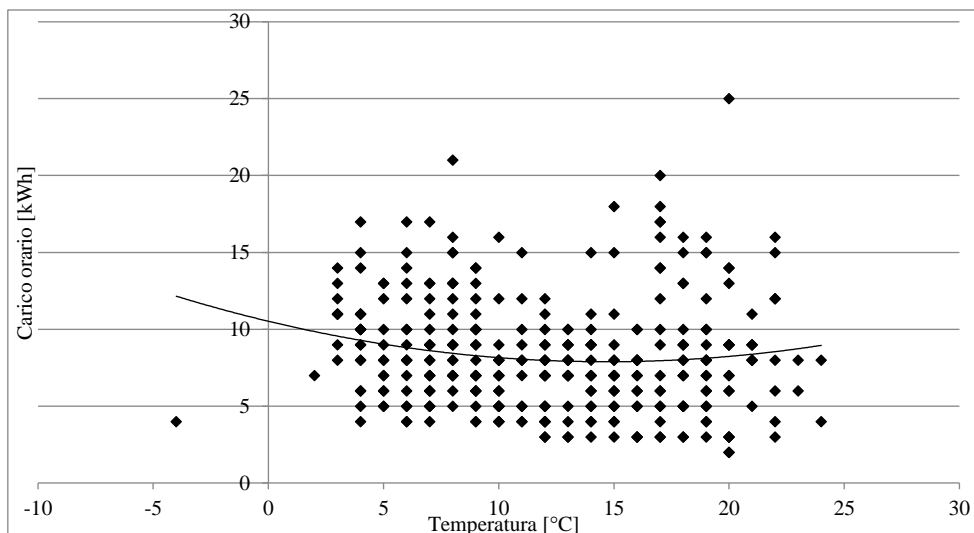


Figura 19 Andamento carico elettrico ore 14 in funzione della temperatura minima giornaliera

2.5.2.1 Analisi del profilo di carico

L'analisi dei dati storici di carico è necessaria sia per stabilire la correlazione tra variabili esogene e profilo di carico, ma anche per effettuare una clusterizzazione delle differenti tipologie di carico al fine di poter gestire al meglio i modelli predittivi.

Per poter effettuare tale analisi, bisogna anzitutto avere a disposizione i dati storici sia di carico che delle variabili di cui si vuole conoscere la correlazione. Si possono avere differenti tipologie di utenze: utenze domestiche, utenze industriali e terziarie, in funzione della tipologia di utenza si hanno differenti profili di potenza. È necessario quindi definire quale tipologia di utenza viene considerata nell'analisi.

Nel presente capitolo viene esaminata un'utenza terziaria della quale si conoscono i dati storici: in particolare, sono state considerate come utenze, alcuni complessi di uffici dell'Università della Calabria (nel seguito denominati cubi); tali complessi sono classificati alfanumericamente (da 0 a 46 e da *a* a *d*). Le procedure di analisi utilizzate in questo caso d'esame possono essere ripetute senza perdita di generalità per qualsiasi altra utenza.

Definita la determinata utenza, i consumi sono stati monitorati ed aggregati per ora, giorno della settimana (feriale-festivo), per mese, stagione, dopo di che essi sono stati comparati con le differenti variabili esterne.

È stato preso in esame il cubo 44B dell'Università della Calabria, di cui si conoscono i dati storici di consumo per gli anni dal 2009 al 2014; sono state effettuate differenti correlazioni in funzione dell'ora, della tipologia di giorno, del mese, giorno della settimana. Successivamente l'analisi è stata estesa ad altri cubi: 0b, 0c, 1c, 15b, 31b. Per ogni singolo complesso di uffici vengono registrati i dati di potenza (energia) oraria, si hanno quindi 24 valori giornalieri; i dati riportati in tale analisi riguardano 6 anni.

I consumi che si vanno ad analizzare sono suddivisi in due aliquote: una dovuta all'illuminazione e una alla forza motrice. L'analisi si potrà quindi effettuare sia considerando le due aliquote separatamente che congiuntamente.

2.5.2.2 Analisi dei consumi in funzione delle ore della giornata

In questa sezione, vengono analizzati i consumi in funzione delle ore della giornata, facendo distinzione tra le due aliquote, quella dovuta a forza motrice e quella dovuta ad illuminazione.

In Figura 20, vengono riportate le coppie ora-consumo per tutto il periodo considerato e per la sola aliquota riferita all'illuminazione; in funzione del numero di volte che il dato è stato registrato, il colore del grafico varia (come si osserva dalla scala a lato della figura). Si nota una maggiore frequenza per i consumi bassi delle ore notturne, mentre una frequenza minore per i picchi di consumo (registrati nelle ore centrali della giornata ore 11-12); tali picchi corrispondono ad un consumo pari a 25 kWh. I dati confermano i comportamenti attesi, ovvero la differenziazione di carico di giorno e di notte, e la diminuzione dell'assorbimento di potenza durante le ore di pausa pranzo.

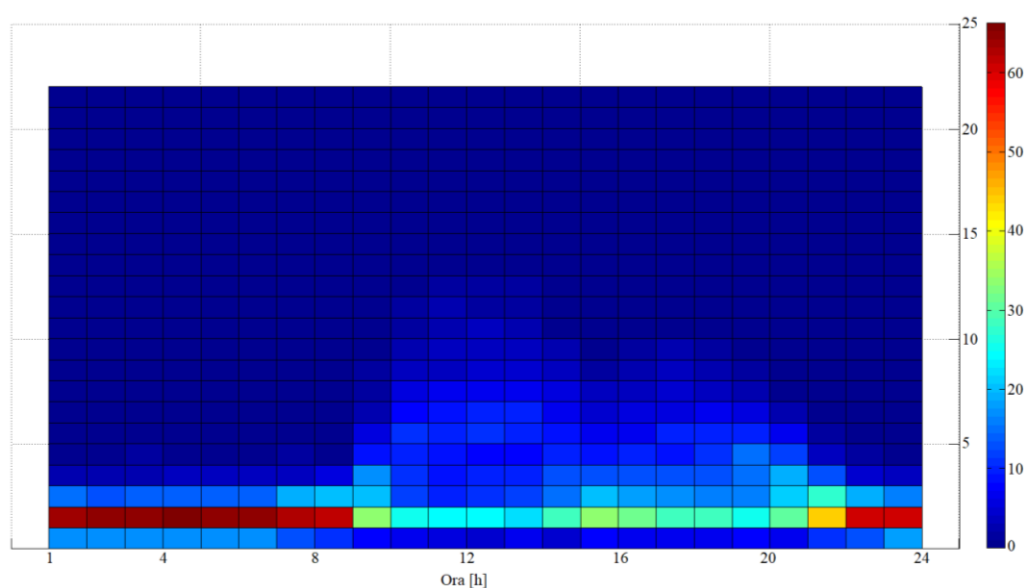


Figura 20 Frequenza (%) consumi orari illuminazione

Analogamente al carico dovuto all'illuminazione, l'analisi è stata condotta per i dati storici di consumo dovuti alla forza motrice (FM). Si possono osservare i medesimi andamenti, a meno di un minore picco nel pomeriggio: infatti, nelle ore pomeridiane non si assiste ad un altro picco di richiesta, ma l'andamento continua a decrescere, sebbene con una pendenza inferiore (Figura 21).

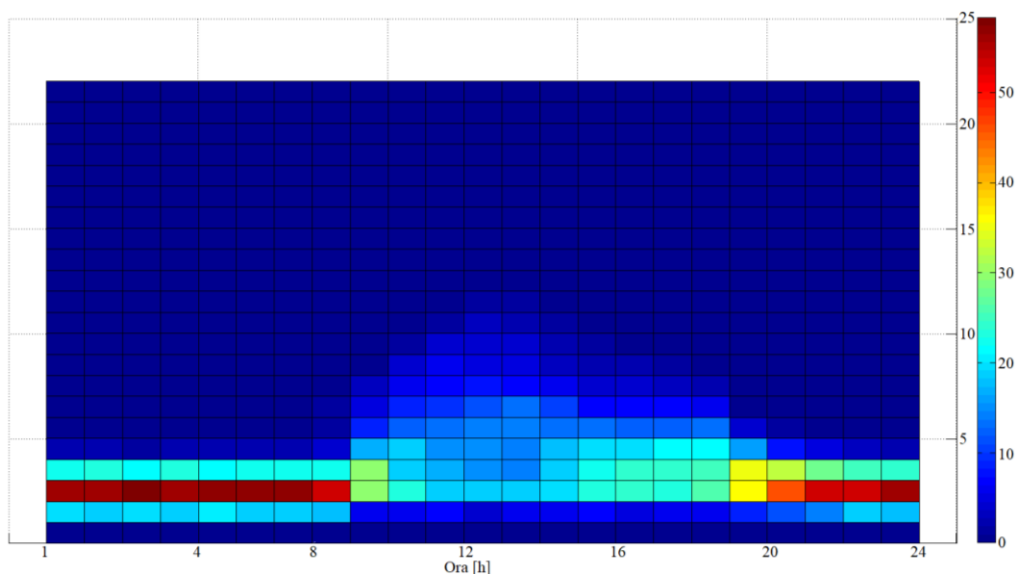


Figura 21 Frequenza (%) consumi orari forza Motrice

Analisi dei consumi in funzione del giorno della settimana

Il carico analizzato, oltre ad avere una variabilità in funzione dell'ora della giornata, varia anche in funzione dei giorni della settimana. Per tale ragione, presa l'utenza in esame, ovvero l'utenza terziaria Cubo 44b, sono stati confrontati i profili di carico per la domenica e per un giorno infrasettimanale (mercoledì).

Dal grafico si osserva che l'andamento del carico dovuto all'illuminazione riferito al mercoledì è piuttosto variabile, presentando anche i due picchi di consumo intorno alla pausa pranzo, mentre per la domenica si ha un profilo piuttosto piatto rispetto alle ore della giornata (Figura 22).

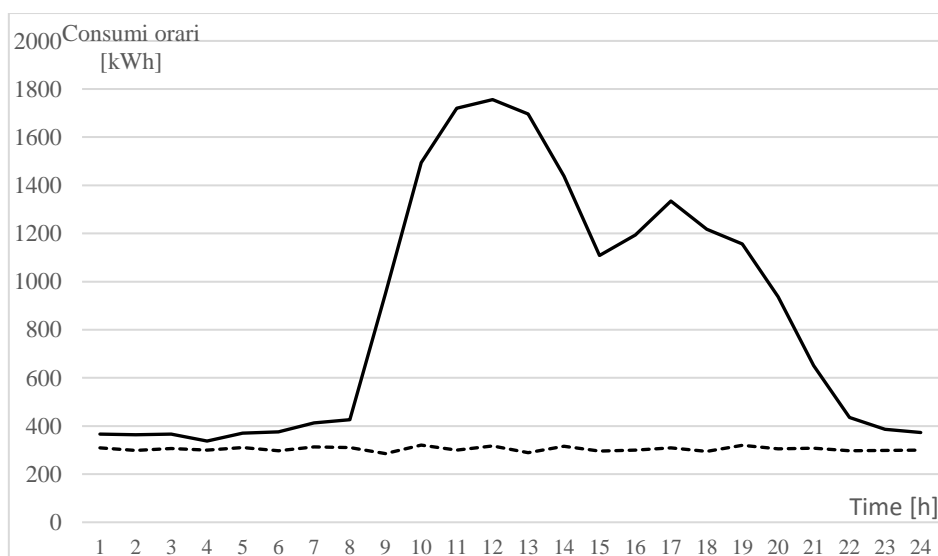


Figura 22 Cumulativo consumi orari illuminazione, confronto giovedì (linea continua) e domenica (linea a tratti)

Nel dettaglio, limitando l'analisi al carico dovuto all'illuminazione, per i vari giorni della settimana, si vede che i giorni di maggior consumo sono quelli centrali nella settimana: lunedì e venerdì hanno consumi più bassi (dovuto ad una maggiore flessibilità degli orari di ingresso e uscita); il fine settimana presenta invece una drastica riduzione dei consumi; in Figura 23 viene riportato il profilo cumulato per i diversi giorni per gli anni di dati presi in esame (definendo con 1 lunedì e 7 domenica).

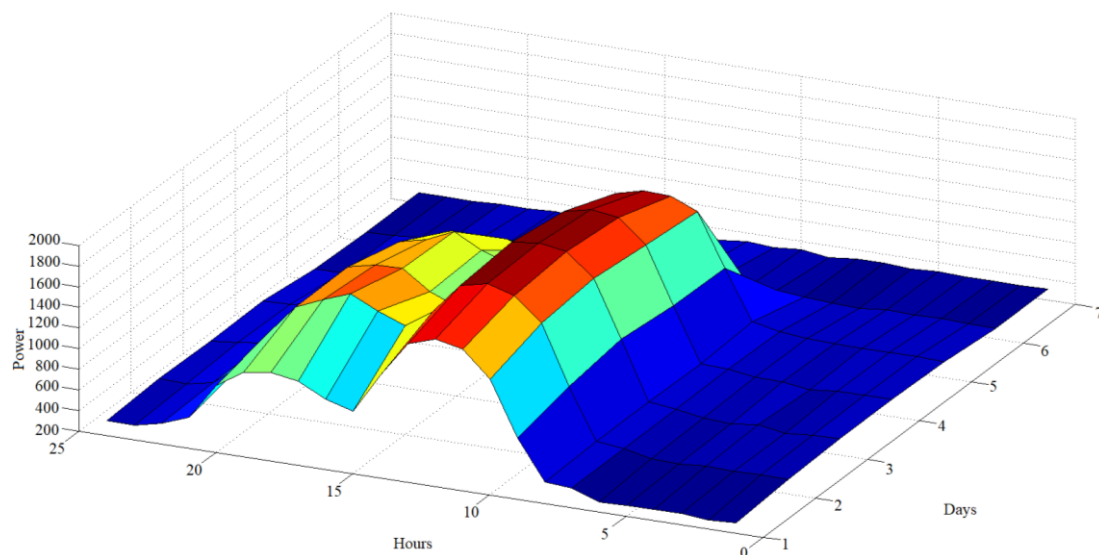


Figura 23 Profili orari cumulati illuminazione per i diversi giorni della settimana (Cubo 44B)

L'analisi viene ripetuta anche per quanto concerne i consumi di FM per i quali si ottengono risultati analoghi a quanto osservato per i consumi dovuti all'illuminazione; l'unica differenza è la maggiore frequenza di bassi consumi indipendentemente dal giorno considerato (Figura 24).

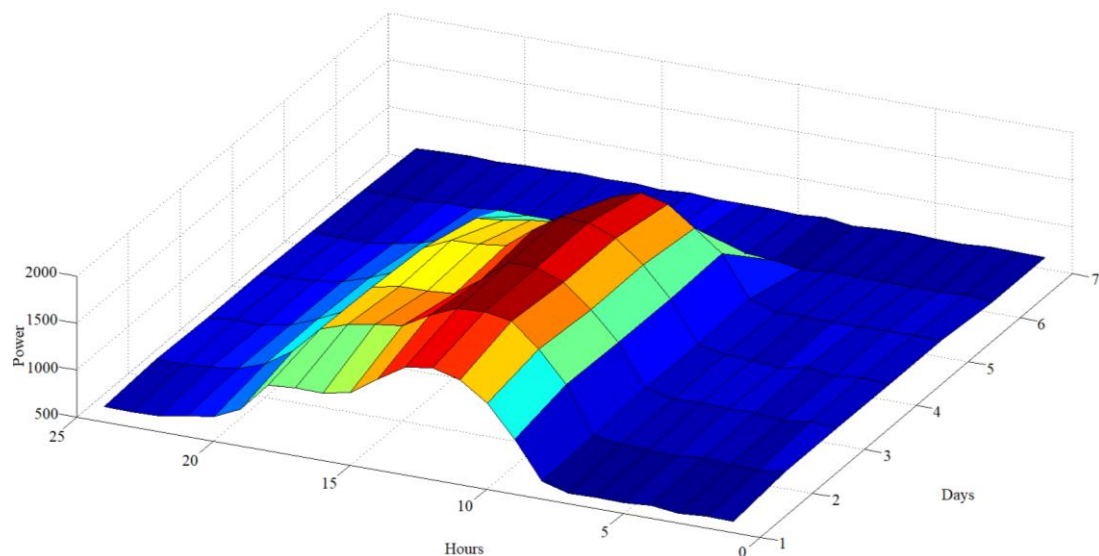


Figura 24 Profili orari cumulati Forza Motrice per i diversi giorni della settimana (Cubo 44B)

2.5.2.3 Analisi del carico in funzione dei giorni della settimana e dei mesi

I consumi riguardanti l'illuminazione sono stati analizzati considerando il giorno della settimana e differenziandoli in funzione del mese; sono stati elaborati i consumi aggregati per i diversi mesi, in particolare per ogni giorno della settimana e per ogni mese i consumi orari sono stati sommati, ottenendo quindi il cumulo delle potenze medie orarie per il determinato giorno della settimana e mese considerato.

Tenendo conto delle ore di luce naturale, ci si aspetta un minore consumo nei mesi estivi rispetto a quelli invernali. Mentre esaminando il mese festivo, si osserva come i consumi oltre ad essere praticamente trascurabili, rispetto agli altri mesi, non presentano una variabilità evidente durante la settimana; in Figura 25

sono riportati tali consumi, classificando i giorni della settimana in modo tale che il numero 1 corrisponda al lunedì e il 7 alla domenica, analogamente per i mesi, il numero 1 indica il mese di gennaio e il 12 quello di dicembre.

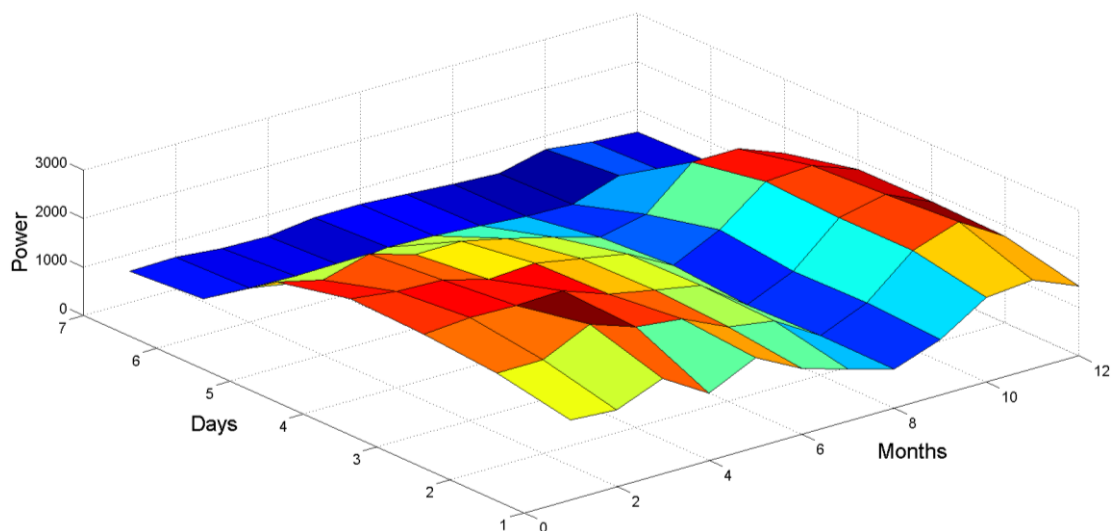


Figura 25 Cumulativo consumi illuminazione, confronto differenti mesi e giorni della settimana (Cubo 44B)

Si può ora effettuare l'analisi prendendo in esame l'aggregazione dei consumi mensili riferiti alla componente illuminazione, sebbene si possa individuare il trend complessivo anche da Figura 25, utilizzando l'aggregazione dei consumi mensili si osservano meglio le particolarità dei differenti mesi. In Figura 26 si osserva infatti come il carico presenti un minimo nel mese di agosto, per le motivazioni già esposte in precedenza; si osserva poi una sostanziale diminuzione a partire dai mesi invernali fino ai mesi estivi, dovuto all'aumento di ore di luce naturale; si ha un minimo locale per il mese di aprile e dicembre, giustificato dalle festività che occorrono in questi mesi.

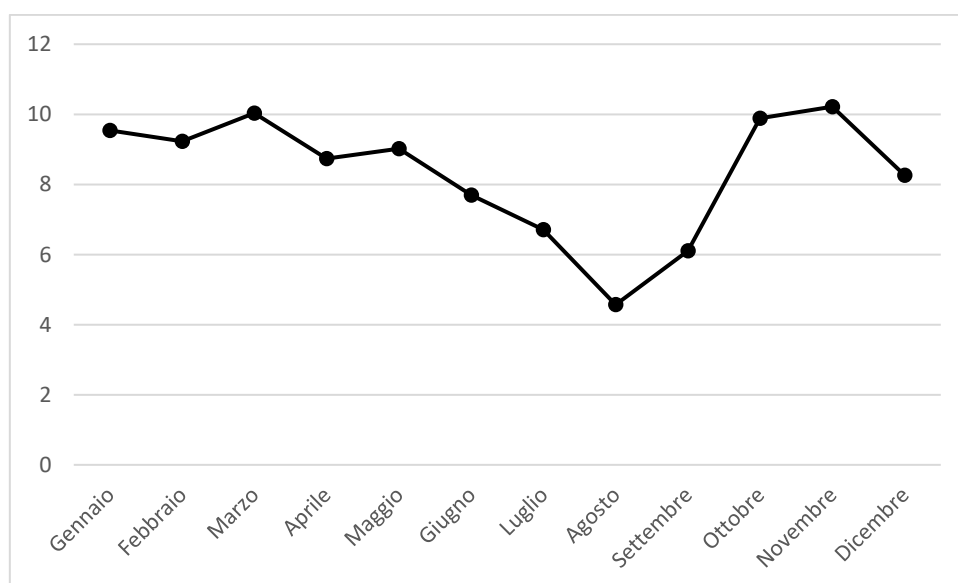


Figura 26 Frequenza (%) consumi illuminazione per i differenti mesi (Cubo 44B)

Si può effettuare una stima analoga anche prendendo in esame i consumi riferiti alla forza motrice. Si osserva dal grafico come tali consumi aumentano per i mesi estivi dove è richiesta maggiore energia per

climatizzare gli ambienti, analogamente si ha un leggero incremento anche nei mesi invernali in cui la temperatura è bassa, quindi si devono riscaldare gli ambienti (Figura 27).

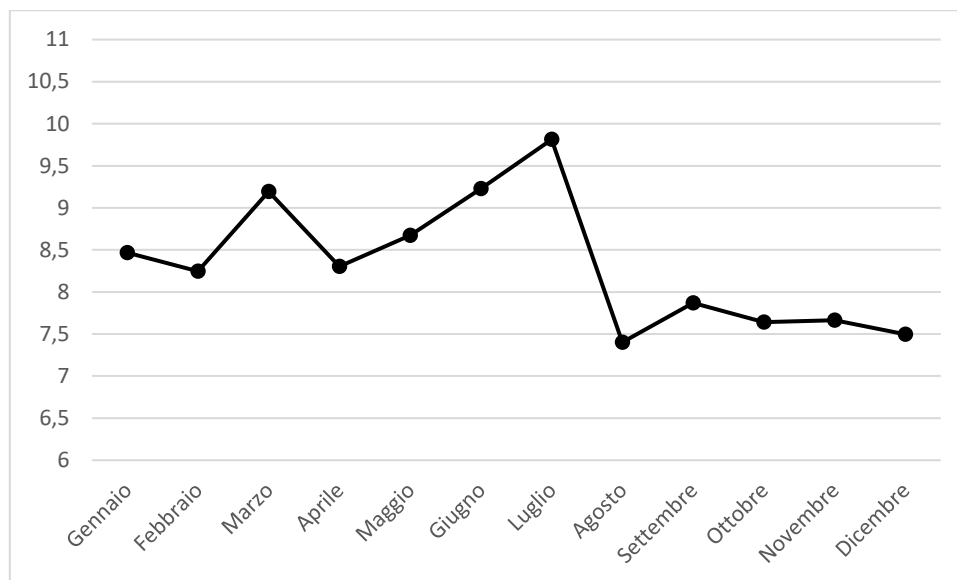


Figura 27 Frequenza (%) consumi FM per i differenti mesi (Cubo 44B)

2.5.2.4 Analisi dei dati storici di carico sugli altri cubi

La procedura di analisi appena discussa e che ha visto come caso studio il cubo 44 B dell'Università della Calabria, può essere estesa su tutte le altre utenze: infatti tale procedura, permette, qualora si conosca a priori la tipologia di utenza, di individuare eventuali anomalie nel profilo di carico, in confronto ad un profilo tipico; di contro, qualora non sia nota la tipologia di utenza, la procedura permette di capire a quale settore essa appartenga, effettuandone la clusterizzazione.

A dimostrazione di questo, l'analisi riportata per il cubo 44B è stata effettuata anche su differenti cubi (0C, 1C, 15B, 31B) dell'Università della Calabria, che presentano comportamento differente e danno luogo a considerazioni talora opposte a quelle prima ottenute.

È stato innanzitutto osservato l'andamento del carico dovuto all'illuminazione in funzione delle ore della giornata, in particolare sono stati considerati i consumi cumulati per ogni ora, per tutti gli anni in esame. Si osserva in Figura 28, per i cubi in esame, la presenza, più o meno accennata, del doppio picco prima e dopo la pausa pranzo; per alcuni cubi si può osservare un picco maggiore nelle ore pomeridiane rispetto a quelle mattutine. Ciò può essere dovuto alla differente esposizione dei cubi, per cui alcuni si trovano maggiormente esposti ad est rispetto ad altri, quindi maggiormente soleggiati nella mattina rispetto al pomeriggio, o viceversa ad ovest.

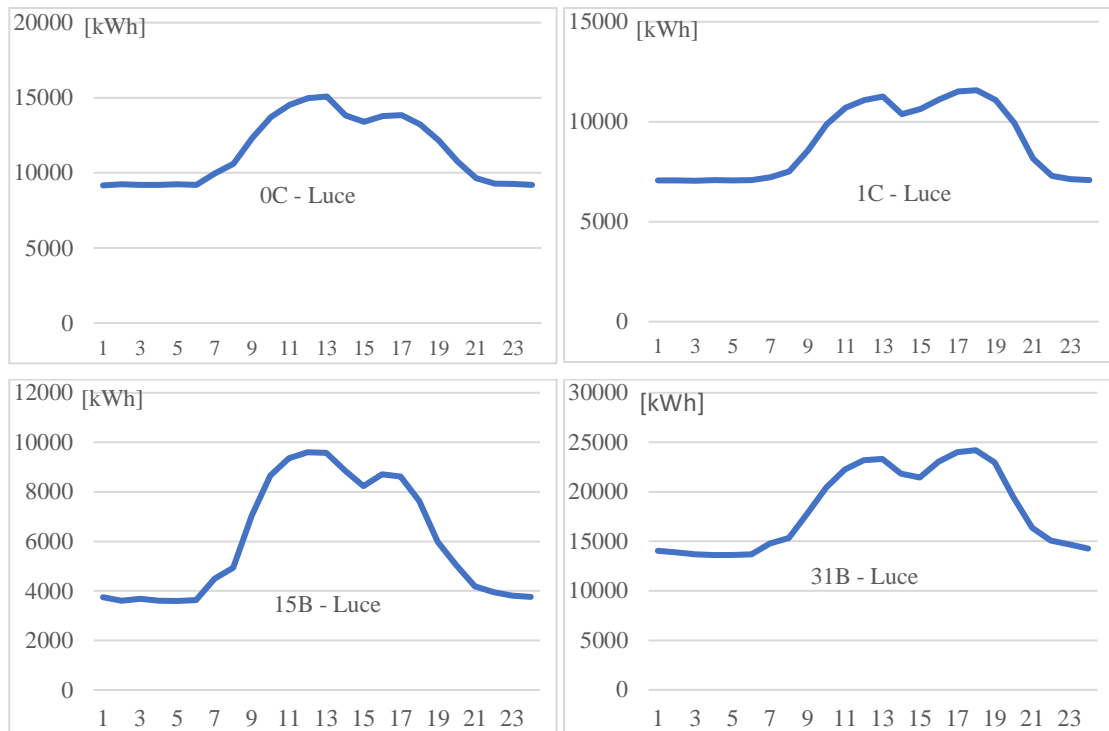
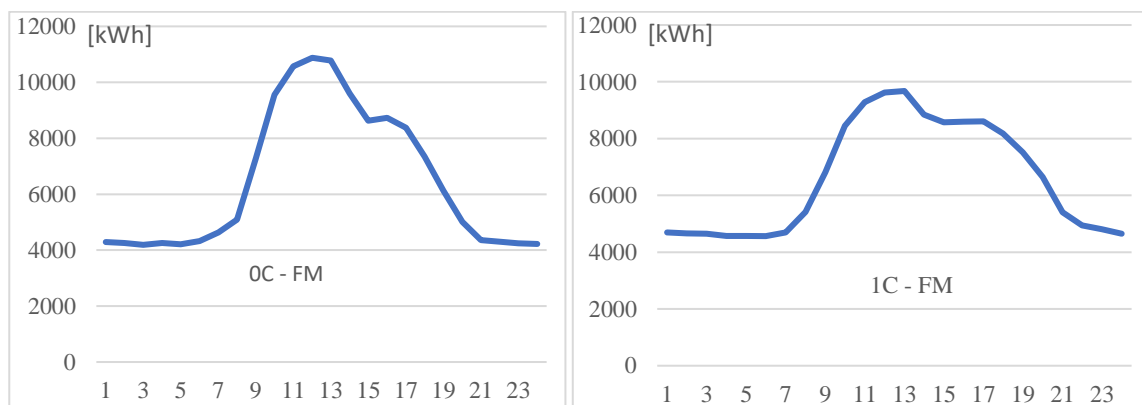


Figura 28 Cumulativo consumi orari [kWh] illuminazione per diversi cubi

Analoga analisi si può estendere anche per i consumi dovuti alla forza motrice: si evince anzitutto come il secondo picco (nel pomeriggio) sia più basso e a volte addirittura assente (Figura 29). Si osserva come complessivamente il carico dovuto all'illuminazione sia maggiore di quello dovuto alla FM solo per i cubi 0C e 1C, mentre il contrario si osserva per gli altri due cubi. Ciò si spiega dalla differenza di utilizzo dei vari complessi, infatti in alcuni si può avere la presenza di spazi adibiti a laboratorio, in altri un numero di spazi maggiormente adibiti ad uffici, nonché può dipendere anche dall'esposizione che ha la stessa, se è maggiormente esposta alla luce naturale (minori consumi dovuti all'illuminazione) o ha una esposizione alla luce naturale ridotta; si comprende come solo da tale analisi si riesca a caratterizzare una determinata utenza e l'impiego della stessa.



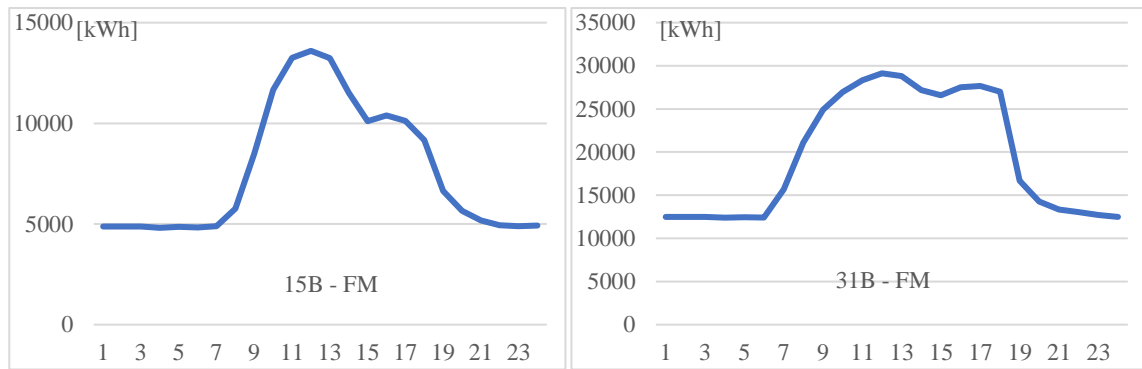


Figura 29 Cumulativo consumi orari [kWh] forza motrice per diversi cubi

Si può osservare inoltre l'andamento del carico al variare dei giorni della settimana per i diversi cubi. L'analisi viene riportata per la sola componente illuminazione, sebbene sia analoga per la forza motrice. Come ci si aspetta, si ha una drastica diminuzione del carico nei giorni di sabato e domenica; per alcuni cubi tale andamento è piuttosto pronunciato, per altri meno allo stesso tempo si nota che per alcuni cubi si ha una variabilità di tale carico anche durante i giorni infrasettimanali, mentre per alcuni cubi si ha un andamento piuttosto costante durante i giorni infrasettimanali (Figura 30).

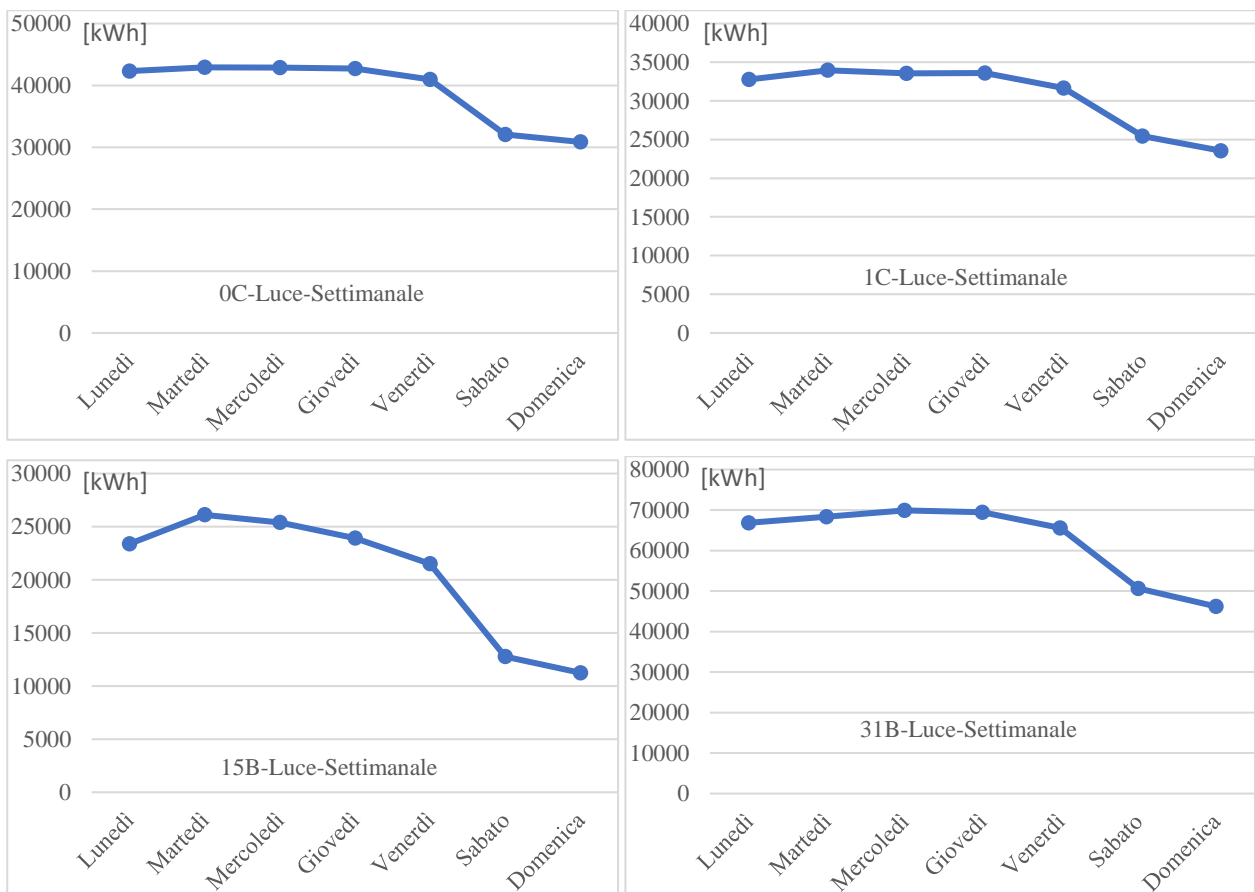


Figura 30 Cumulativo consumi illuminazione [kWh] per i diversi giorni della settimana per diversi cubi

Analogamente si può effettuare l'analisi considerando i consumi in funzione dei diversi mesi. Tale analisi, viene riportata sia per il carico dovuto all'illuminazione che quello dovuto alla forza motrice, dal momento che al variare dei mesi, esso varia in maniera differente, come osservato per il cubo 44B.

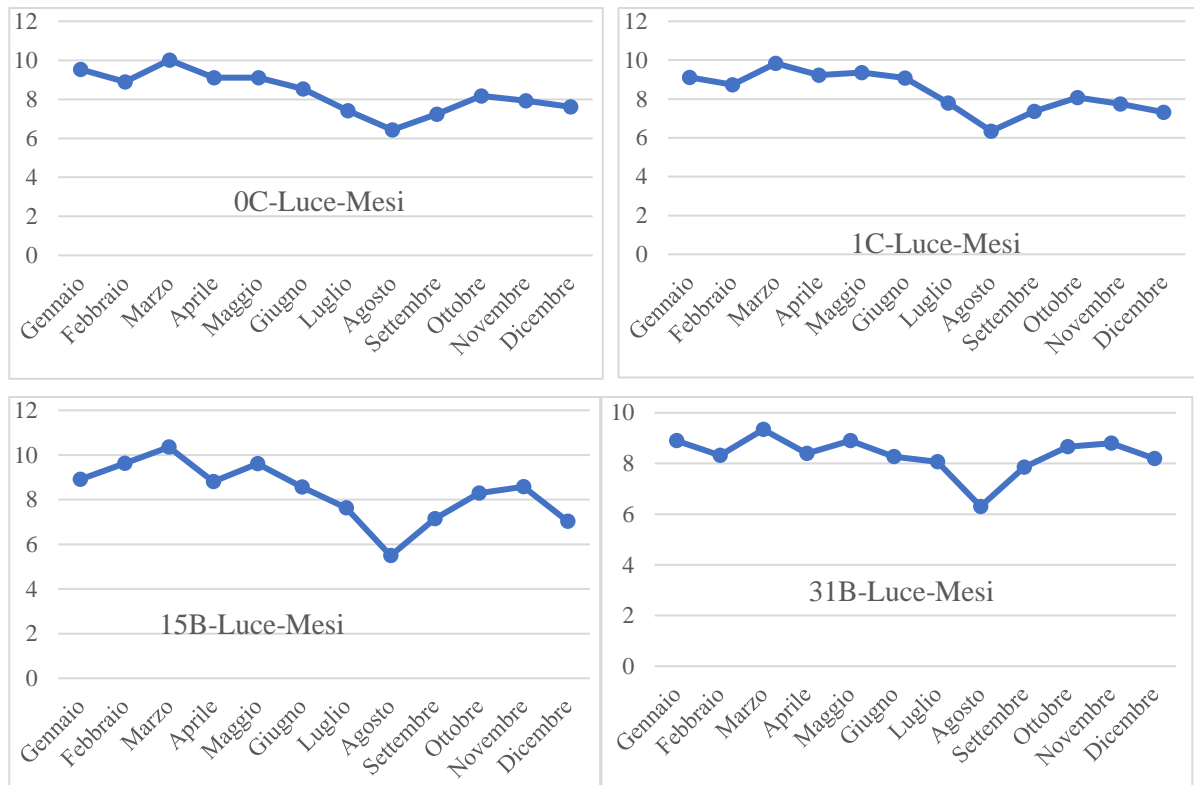
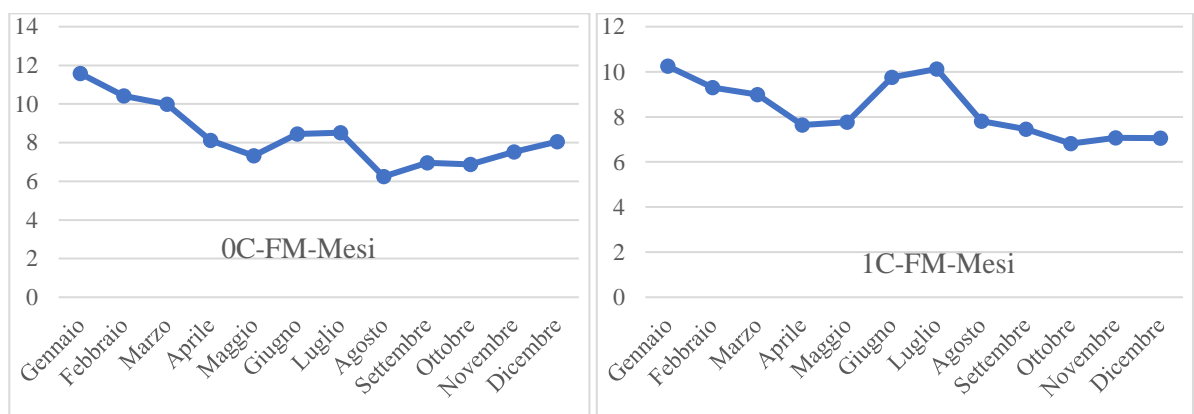


Figura 31 Cumulativo consumi illuminazione per i diversi mesi per diversi cubi, [%] rispetto al consumo totale

Per quanto riguarda l'aliquota di carico concernente l'illuminazione, viene confermata la diminuzione di tale aliquota per i mesi estivi (con un numero maggiore di ore di illuminazione) (Figura 31). Mentre per quanto concerne la componente forza motrice, non si ha un andamento ben preciso in funzione dei differenti mesi dell'anno: si osserva una leggera tendenza verso la diminuzione dei consumi nelle stagioni intermedie (primavera e autunno), mentre un maggior consumo nei mesi estivi e invernali, a causa dell'utilizzo dell'energia elettrica per il condizionamento degli ambienti (Figura 32).



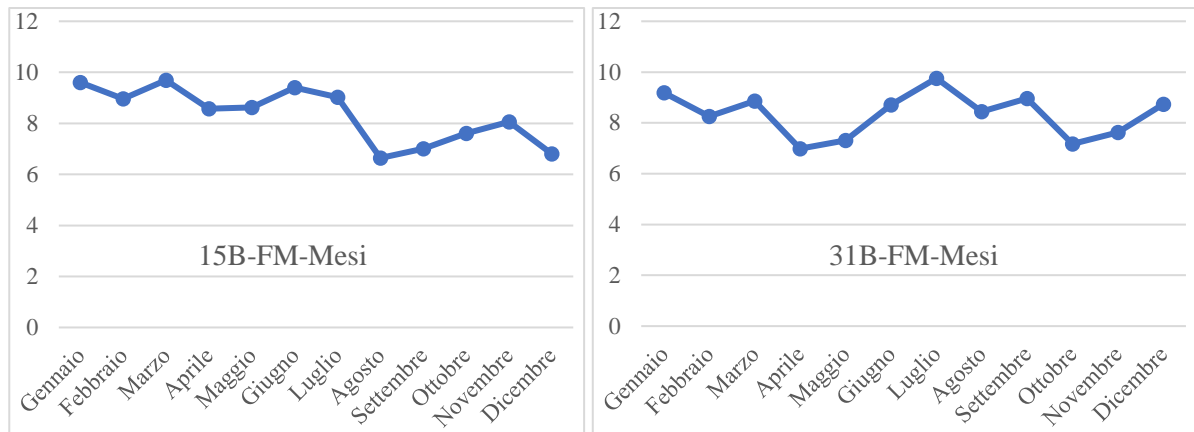


Figura 32 Cumulativo consumi forza motrice per i diversi mesi per diversi cubi, [%] rispetto al consumo totale

Effettuata l'analisi dei dati storici, essa può essere utilizzata per l'implementazione dei modelli predittivi di carico. Infatti, i dati storici sono fondamentali per l'addestramento delle reti neurali alla base dei modelli predittivi e per scegliere i parametri di input per i modelli predittivi. Inoltre, una volta implementati tali modelli, è necessario analizzarne i risultati, ovvero confrontare le stime ottenute da tali modelli con dei dati reali, valutando le prestazioni del modello ed effettuando eventuali correzioni.

2.5.2.5 Analisi del carico negli anni

Analisi che si può effettuare sui dati storici di carico riguarda il loro andamento nel tempo, cioè come essi variano negli anni. Ciò può aiutare nell'implementazione del modello predittivo, poiché se il carico ha un determinato andamento nel tempo, esso deve essere considerato nel modello predittivo, utilizzando come input nel modello predittivo anche l'anno in esame.

Si potrà infatti osservare un eventuale andamento crescente con il passare degli anni, o viceversa un andamento decrescente. Nel primo caso si avrà un aumento dei consumi poiché aumentano generalmente con il passare degli anni le apparecchiature alimentate attraverso l'energia elettrica. Viceversa si può avere una diminuzione del carico complessivo poiché con il passare del tempo si ha una maggiore efficienza delle apparecchiature. Ovviamente si ha la contemporaneità di entrambi i fattori per cui si ha la difficoltà ad ottenere un andamento preferenziale.

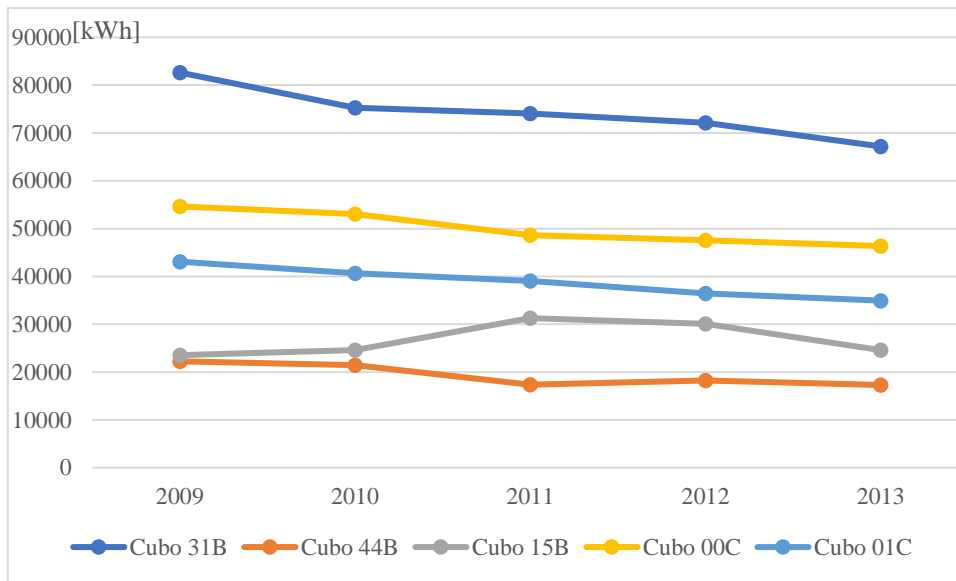


Figura 33 Andamento del carico [kWh] dovuto all'illuminazione negli anni

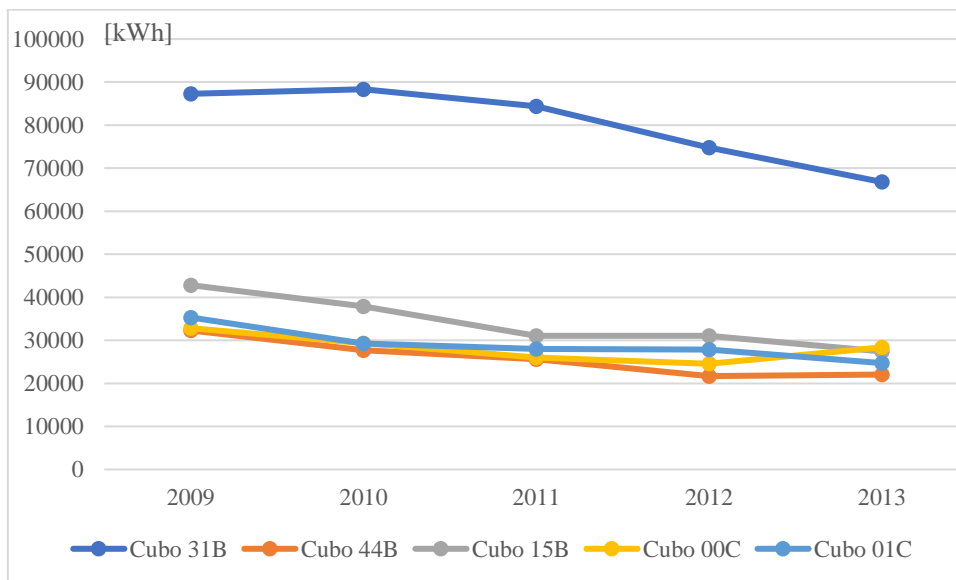


Figura 34 Andamento del carico [kWh] dovuto alla forza elettromotrice negli anni

Come si osserva in Figura 33 e Figura 34, si ha una diminuzione del carico negli anni sia per quanto riguarda la componente illuminazione che forza elettromotrice; ciò, come accennato precedentemente è dovuto ad un sostanziale aumento dell'efficienza degli apparecchi impiegati, infatti sebbene il loro numero sia aumentato, allo stesso tempo la loro efficienza è notevolmente aumentata, portando nel complesso a far diminuire i consumi.

2.5.3 Analisi del profile di produzione da fotovoltaico

Analogamente a quanto effettuato per i dati storici di carico è stato effettuato anche per i dati storici di produzione. Preso in esame un particolare impianto, sono stati correlati i dati di potenza prodotta dall'impianto con una serie di variabili.

Lo scopo di tutto ciò è la definizione degli input da impiegare nel modello predittivo di produzione da fotovoltaico. Utilizzando il massimo numero di input particolarmente correlati con la curva di produzione e minimizzando quelli superflui che ne alterano i risultati.

2.5.3.1 Analisi della produzione in funzione del mese e dei differenti giorni del mese

Per prima cosa bisogna analizzare il profilo di produzione da fotovoltaico in funzione del mese in cui esso si verifica. Ci si aspetta naturalmente una riduzione della produzione nei mesi invernali e un incremento della produzione nei mesi estivi.

Tale analisi effettuata su impianti differenti, è utile per conoscere le ore di produzione di un determinato impianto nel periodo di riferimento, ma anche per comprendere l'orientazione principale dell'impianto e quindi se ha una maggiore produzione nelle ore mattutine (esposizione maggiore ad est) o nelle ore pomeridiane (esposizione maggiore ad ovest).

Il profilo di produzione viene rapportato alla potenza nominale dell'impianto in modo tale che sia adimensionale (p.u.).

Per un impianto vengono riportati i profili di produzione medi per tre differenti mesi dell'anno 2014 (gennaio, maggio, giugno), dai cui si possono osservare le differenti ore di inizio e fine produzione (Figura 35).

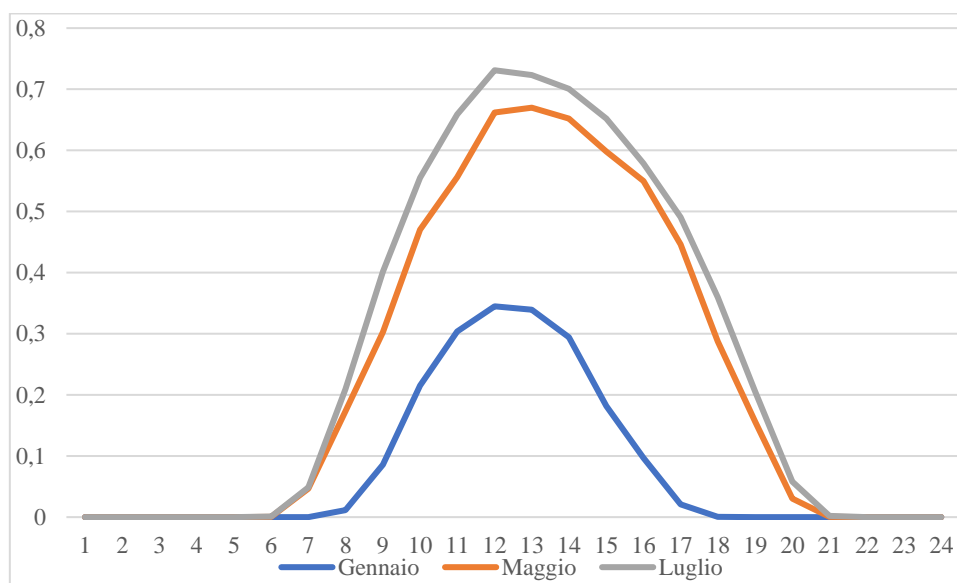


Figura 35 Comparazione profili produzione da PV per diversi mesi

Come si nota dai grafici riportati, le ore di produzione dell'impianto vanno dalle 9 ore circa nei mesi invernali alle 15 ore circa nei mesi estivi, iniziando quindi a produrre almeno 2 ore prima nei mesi estivi terminando almeno 3 ore dopo. Tali profili si manifestano per il caso particolare dell'impianto considerato, se infatti vengono presi in esame i profili di un impianto con differente esposizione, cambiano le ore di inizio e fine produzione, andando ad influenzare anche eventuali risultati del modello predittivo.

Di seguito (Figura 36) vengono infatti confrontati due diversi impianti per due diversi mesi, uno invernale e uno estivo; i due impianti, oltre ad avere un'esposizione differente, si trovano in due differenti siti: Crotone e Rende (che distano circa di 1° in longitudine).

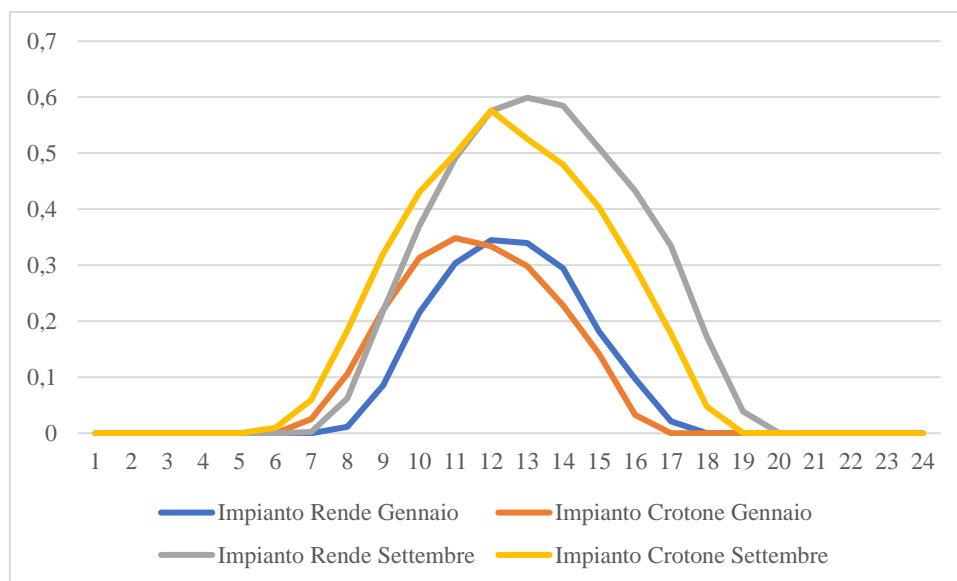


Figura 36 Confronto profili impianti situati in Crotone e Rende per diversi mesi

Confrontando i profili dei due impianti, si osserva come mentre le ore di produzione per i due impianti rimangono costanti, le ore di inizio e fine produzione differiscono in funzione del sito dell'impianto. Ciò è dovuto sia alla differente ora di alba e tramonto tra i due siti, sia dall'orografia del sito dell'impianto; infatti mentre il sito di Crotone è costituito da un'area pianeggiante, quello di Rende è approssimabile ad vasta valle circondata da rilievi montuosi (che ne ritardano l'ora in cui sorge il sole). Si dovrà tenere conto di ciò nel modello previsionale, considerando un opportuno input; nel modello previsionale implementato in questo lavoro, si terrà conto di ciò andando ad utilizzare come input l'irraggiamento giornaliero medio mensile per la località in esame.

Inoltre si potrebbero implementare dei modelli previsionali specifici per ogni mese e per ognuno di questi considerare il giorno del mese specifico. Qualora invece venisse implementato un modello previsionale per tutti i mesi dell'anno, allora si dovrà utilizzare un input che tiene conto del mese ma anche del giorno in esame.

2.5.3.2 Analisi della produzione in funzione della condizione meteo

Come noto la produzione da PV dipende notevolmente dalla condizione meteo che si verifica. Infatti come sottolineato nel primo capitolo, la produzione da PV è dovuta essenzialmente all'irraggiamento e alla temperatura della cella. L'irraggiamento è dovuto alla nuvolosità nei pressi dell'impianto, quindi alla condizione meteo.

Per un determinato impianto, mese e ora del giorno vengono diagrammati i valori di potenza al variare della condizione meteo e della temperatura (Figura 37). Sono considerati 5 raggruppamenti delle differenti condizioni meteo, da quella di cielo sereno a quella di cielo coperto. Si osserva come, sebbene sia presente la

dipendenza dalla temperatura, essa non è molto evidente. Per cui nel modello predittivo essa può essere anche trascurata. Infatti soprattutto per le condizioni meteo variabili, si può affermare che la dipendenza dalla temperatura è pressoché assente.

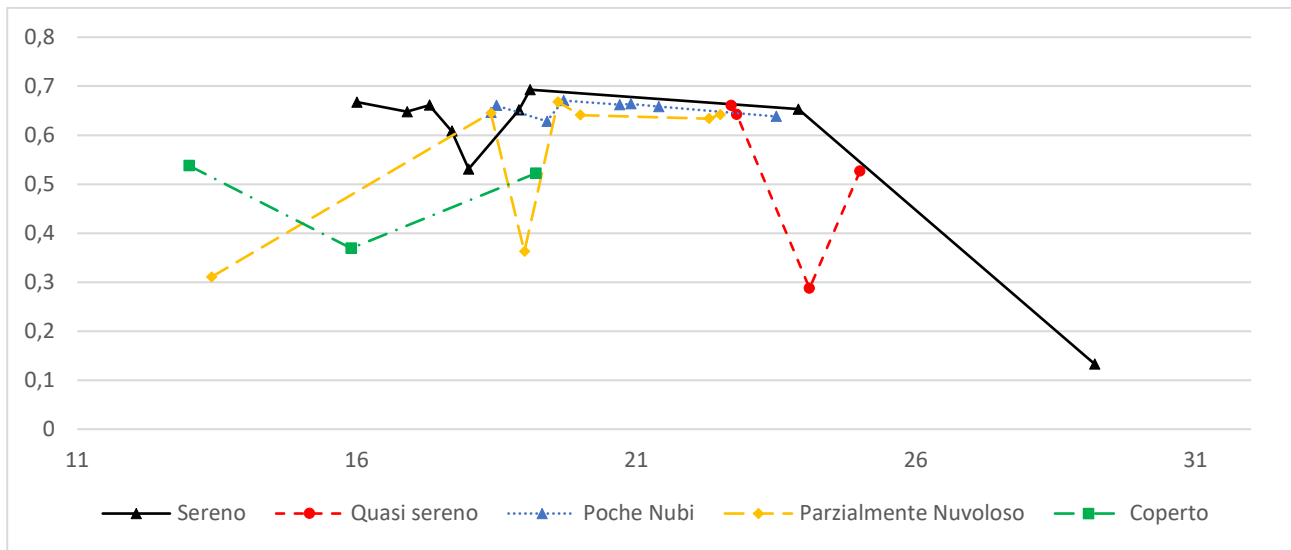


Figura 37 Classificazione Potenza prodotto in funzione della condizione meteo (1-5) e della temperatura ambiente

2.5.4 Analisi e ricerca Bad Data

In questo lavoro, per poter implementare dei modelli predittivi di carico e generazione, è stato necessario anzitutto analizzare i dati a disposizione. L'analisi è stata effettuata sia sui dati storici relativi ai profili di potenza che su quelli da utilizzare come input al modello predittivo.

Sebbene saranno utilizzate le reti neurali per effettuare le previsioni, è necessario analizzare e correggere i dati storici al fine di ottenere dei dati di input per il modello più accurati possibile quindi ottenere un modello predittivo abbastanza performante, limitando in tal modo al minimo la presenza di eventuali bad-data, il cui eccesso potrebbe alterare l'implementazione del modello predittivo.

2.5.4.1 Analisi dei dati produzione da PV

Per quanto riguarda i dati storici di potenza di produzione da PV anzitutto bisogna confrontare i dati con la potenza massima producibile dall'impianto ($P_{max,i}$). Per cui vengono anzitutto eliminati i dati storici che presentano una potenza massima superiore a tale valore. Se i valori registrati di potenza risultano maggiori del limite massimo vengono eliminati.

Tale correzione può andar bene per valori di dati storici elevati, nelle code potrebbe comunque registrarsi l'errore. Viene quindi utilizzata un'altra metodologia di controllo che, partendo da un profilo tipico di produzione a cielo sereno (ricavato ad esempio nel mese di giugno) viene considerata una maggiorazione del 30% rispetto al profilo tipico. Partendo da tale profilo, vengono eliminati tutti quei dati con valore superiore a tale soglia, sono quindi eliminati i valori con:

$$P_i > P_{max,i} * 1.3 \quad (2)$$

dove i indica la i -esima ora.

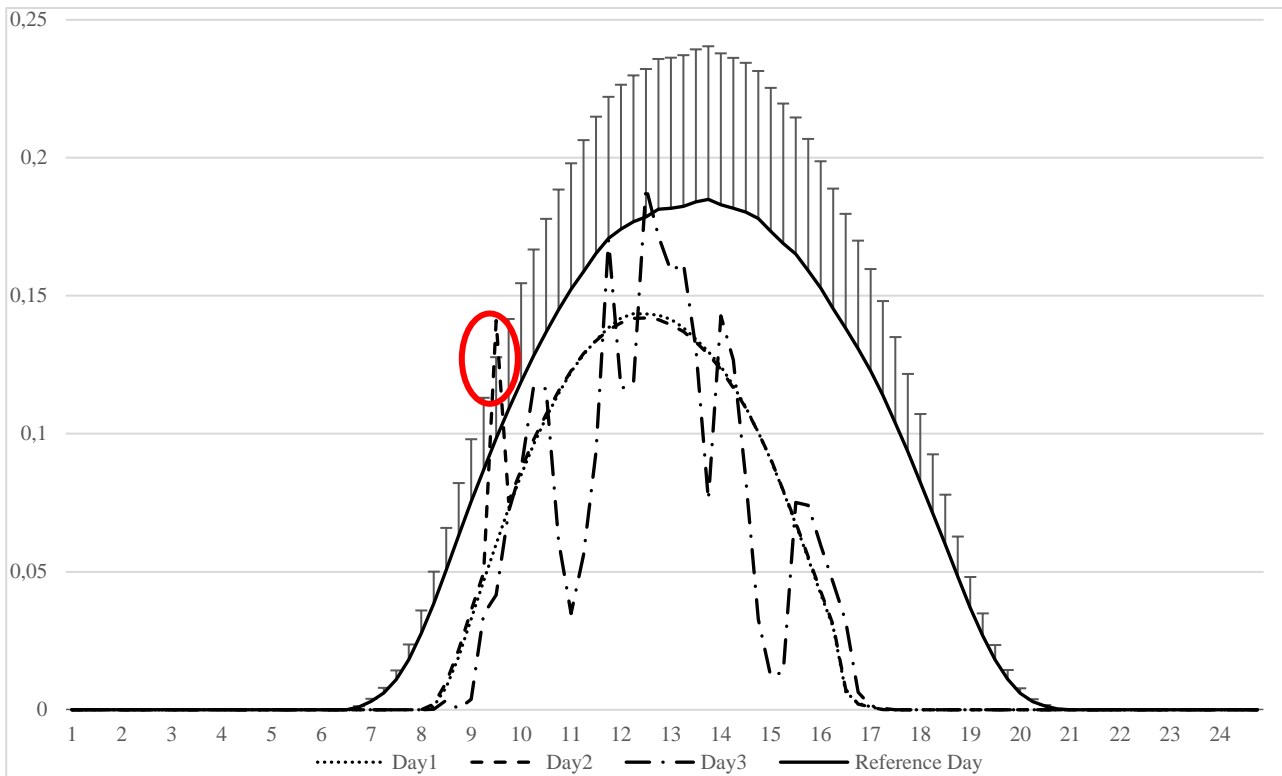


Figura 38 Confronto profilo di produzione massimo giugno con profili di produzione del mese di gennaio

In Figura 38 viene riportato il confronto tra il profilo di produzione riferito a tre giorni tipici di gennaio e il profilo di riferimento, ottenuto considerando il profilo del mese di giugno. Si osserva dalla figura che per una determinata ora, il profilo riferito al “Day2” presenta un valore di potenza maggiore del 30% rispetto a quello di riferimento, per cui viene eliminato; mentre il Day3, sebbene presenti in più ore la potenza maggiore di quella del profilo di riferimento, esso non viene eliminato dai dati storici necessari per l’addestramento del modello predittivo.

Per essere cautelativi nell’analisi dei dati, per ogni mese vengono eliminati i valori massimi e minimi registrati per ogni ora. In tal modo si avrà un range di dati depurato dei valori estremi.

Infine per effettuare un controllo generale, vengono graficati i valori di potenza nel tempo per ogni mese e graficamente viene effettuata l’analisi degli stessi dati per la ricerca di bad data, riuscendo ad avere una visione di insieme di tutti i dati.

2.5.4.2 Analisi dei dati carico elettrico

È stata inoltre effettuata l’analisi sui dati storici di carico, rispetto all’analisi sui dati di produzione, quella effettuata sul profilo di carico presenta delle difficoltà maggiori, dal momento che non si ha un andamento predefinito da utilizzare per l’analisi dei dati.

Un confronto preliminare che si può effettuare riguarda la potenza massima contrattuale (P_{max}); se infatti i dati monitorati presentano valori maggiori della potenza contrattuale questi vengono eliminati, vengono mantenuti solo i valori per cui:

$$P_i \leq P_{max} \quad (3)$$

Per quanto riguarda l'analisi dei dati del profilo di carico, diventa maggiormente interessante l'impegno di un'analisi grafica, eliminando quei dati che visivamente fuoriescono dal range di dati considerati.

Se invece il numero di dati da analizzare è elevato si può utilizzare una diversa strategia di analisi. Anzitutto essendo il numero di dati elevato, sarà consentito eliminare un numero maggiore di dati continuando comunque ad utilizzarne un numero sufficiente per l'implementazione del modello predittivo. Per effettuare quindi tale analisi, determinato il profilo medio per ogni mese, vengono eliminati tutti quei dati maggiori di una determinata percentuale rispetto al profilo tipico ($P_{avg,i}$), sono eliminati i dati per cui:

$$P_i > P_{avg,i} * f_{\%} \quad (4)$$

dove $f_{\%}$ indica il fattore percentuale entro il quale i dati sono considerati coerenti. Naturalmente tale fattore non è univoco e dipende dall'andamento del carico nel tempo, se presenta o meno una elevata variabilità; esso viene determinato dai fattori statistici che approssimano la distribuzione dei valori di potenza.

Nel caso specifico dell'utenza terziaria considerata (l'Università della Calabria) per l'implementazione del modello previsionale sono state riscontrate diverse anomalie nei dati che sono state opportunamente corrette. Esse sono dovute in particolare alla modalità di registrazione dei dati che può essere soggetta ad errori.

Se ad esempio dall'analisi effettuata come spiegato precedentemente fosse risultato un'anomalia nei dati, è stato impiegato un opportuno accorgimento per effettuare la correzione. Ad esempio per quanto riguarda la presenza di un singolo dato anomalo nell'intervallo t , per approssimare il valore di tale dato è stata effettuata semplicemente la media tra dati adiacenti in $t-1$ e $t+1$; mentre per i dati assenti in un periodo molto più lungo, si è dovuto innanzitutto individuare il periodo in cui si è avuta tale assenza di dati, con particolare attenzione alla tipologia di giorni in esame. Individuato il periodo, sono stati sostituiti i dati di giorni con caratteristiche simili in quelli in cui si ha l'assenza di dati; se l'assenza di dati si ha per un periodo più vasto, allora tale periodo è stato praticamente eliminato.

Capitolo 3 Implementazione dei modelli predittivi e dei modelli per la gestione ottimale dei sistemi di accumulo

3.1 Implementazione del modello predittivo della produzione da PV

3.1.1 Generalità

Dopo lo studio sullo stato dell'arte dei sistemi di previsione della generazione da fonti rinnovabili, si è messa in primo piano la ricerca e l'analisi dei dati storici (utili per effettuare la previsione) nonché l'implementazione dei modelli predittivi analizzati.

Come strumento per implementare tali metodi previsionali sono state utilizzate le reti neurali artificiali. Sebbene le reti neurali si possano intendere come una black-box, per la quale si conoscono i soli input e output, si sono studiati i singoli elementi della stessa, dando spazio alle diverse tecniche di addestramento con particolare attenzione all'algoritmo di back-propagation, che rappresenta il metodo utilizzato per il training della rete.

La rete utilizzata è del tipo Multi Layer Perceptron. Per poter implementare il modello previsionale attraverso tale rete neurale è stato utilizzato il software Matlab, in particolare il "Neural Network Toolbox".

Di seguito verranno riportati i differenti modelli previsionali implementati, partendo dai modelli preliminari, necessari per arrivare al modello finale, giungendo ai modelli leggermente più complessi ma sicuramente più performanti.

3.1.2 Modelli preliminari implementati

Per poter implementare un modello predittivo più accurato funzionante su dati reali e per la scelta ottimale del modello, sono stati effettuati differenti test al variare dei parametri in ingresso, nonché al variare degli intervalli temporali considerati per la previsione.

3.1.2.1 Modello con condizioni meteo giornaliere

Anzitutto si sono analizzati i dati di produzione di un impianto per verificare il loro andamento in funzione di variabili meteorologiche che rappresentano gli input del modello. Si sono osservate le condizioni meteorologiche che influenzano maggiormente la produzione.

Per il periodo temporale considerato sono stati raccolti i dati di produzione di un impianto PV situato su Rende (CS) e si è costruito un primo modello utilizzando i dati meteorologici giornalieri.

Dopo diverse simulazioni per le quali sono stati variati i parametri in ingresso nonché il numero di neuroni dello strato nascosto, si è giunti ad un primo modello per la previsione della produzione da PV. Il modello che permette di ridurre l'errore al minimo ha come unico parametro di ingresso di tipo meteo-

climatico la condizione meteorologica, mentre come ulteriori parametri in ingresso vi sono l'ora a cui è riferita la previsione e l'irraggiamento orario medio mensile.

L'intervallo temporale considerato per le simulazioni è pari 15 minuti; si è tenuto conto dell'istante della previsione attraverso un opportuno codice binario che codifica il quarto d'ora considerato, mentre le condizioni meteo sono state date in ingresso codificate attraverso 3 diversi valori (0, 1, 2) per indicare in ordine crescente la nuvolosità presente (assente, poco nuvoloso, pioggia). Le prestazioni ottenute con tale modello possono essere classificate attraverso parametri come il MAPE, che indica l'errore percentuale medio tra le previsioni effettuate e la produzione reale, il MAE (Mean Absolute Error) che indica l'errore medio assoluto tra le previsioni effettuate e la produzione reale. In particolare il MAPE è risultato superiore al 50% mentre il MAE, rapportato alla potenza di picco dell'impianto è risultato pari al 14%.

In Figura 39 è riportato l'andamento del profilo previsto e quello reale per due differenti giorni, si può osservare come i due andamenti, sebbene seguano l'andamento complessivo, presentano molta differenza, come dimostrato dai due parametri statistici (MAE e MAPE) già descritti. Per tale ragione sarà necessario modificare e migliorare il modello predittivo (Tabella 4).

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Condizioni meteo giornaliere, ora, irraggiamento medio mensile
Numero neuroni input	8 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	60 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di nMAE	14%

Tabella 4 Prospetto metodo con condizioni meteo giornaliere

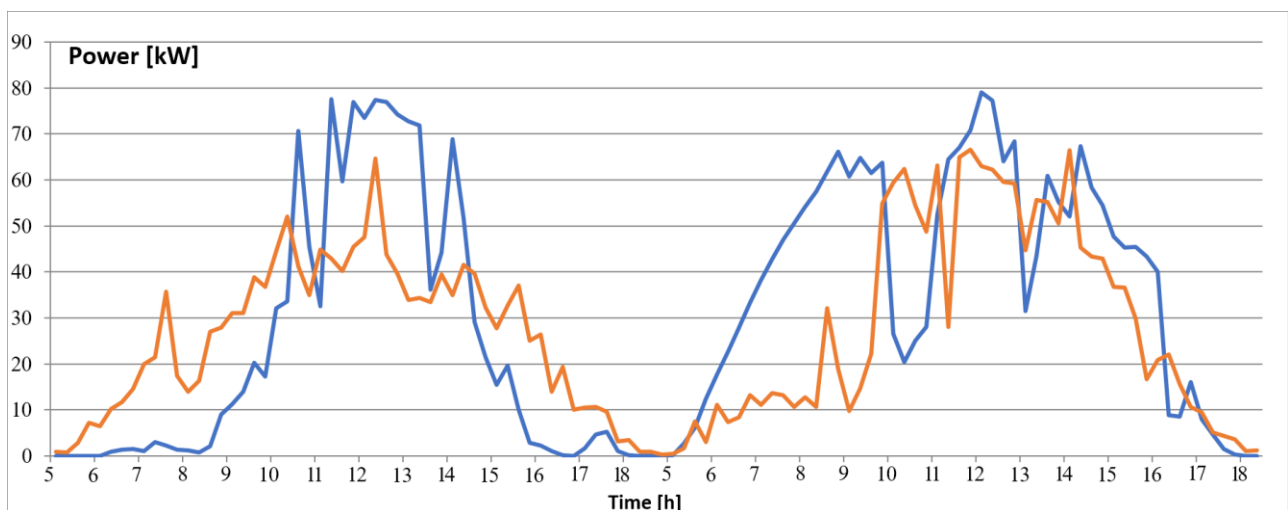


Figura 39 Andamento profilo PV previsto (rosso) e profilo PV reale (blu)

3.1.2.2 Modello avente come input l'irraggiamento

Dopo il primo modello implementato avente come input le condizioni meteo giornaliere, si è fatto riferimento sempre ad un impianto situato su Rende (CS), ma come input si sono utilizzati i dati di irraggiamento rilevato su Rende (CS). È stato effettuato l'addestramento di una rete neurale e il successivo test della stessa.

Tale modello è stato implementato per conoscere l'errore minimo al quale si sarebbe potuto tendere dall'implementazione di un modello previsionale più complesso. Infatti è pressoché impossibile conoscere le previsioni di irraggiamento solare ogni 15 minuti/ora con una attendibilità pari a quella che si ha con il dato misurato (accuratezza pari circa al 100%).

Questa prima rete neurale implementata è costituita da due neuroni di ingresso, 10 intermedi e 1 di uscita. Il valore previsto di potenza di prodotta dall'impianto viene calcolata, in prima analisi, per intervalli temporali di 15 minuti. In Figura 40 viene riportato l'andamento del profilo previsto e quello reale di produzione dell'impianto.

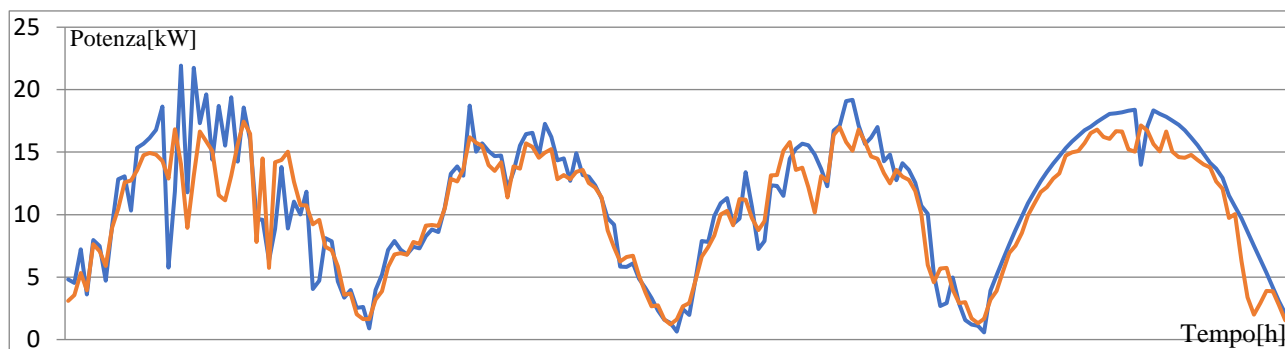


Figura 40 Profilo previsione PV (rosso), profilo reale PV (blu), dati in ingresso Irraggiamento – Intervallo 15 min

Come si osserva dal grafico il profilo previsto approssima molto bene il profilo reale di produzione, si hanno leggere differenze nel caso di brusche variazioni del profilo di irraggiamento e quindi di produzione. Grazie a questo modello le prestazioni che si riescono ad ottenere portano ad un MAPE circa pari al 18%. Ciò consente di affermare che senza ulteriori parametri di ingresso o metodi di correzione/limitazione dell'errore, il minimo errore (MAPE) a cui si può tendere, pur avendo un modello previsionale dell'irraggiamento tale da dare in uscita un valore pari a quello misurato (risoluzione 15 minuti), è del 18%.

Analogo test è stato effettuato utilizzando risoluzione oraria; l'errore che ci si aspetta è certamente minore di quello avuto considerando intervalli di 15 minuti.

Dai valori di irraggiamento a disposizione è stata effettuata la media sull'intervallo orario. I valori ottenuti sono stati utilizzati insieme a l'ora di riferimento come parametri di ingresso al modello nella fase di training, utilizzando come target la potenza prodotta dall'impianto. Il numero di neuroni dello strato intermedio della rete neurale utilizzata, dopo un'analisi di sensibilità, è stato posto pari a 20. Per cui è stato effettuato l'addestramento della rete, e il successivo test; le prestazioni sono migliori del precedente modello, come ci si aspettava, infatti il MAPE è pari al 13%. In Figura 41 sono riportati gli andamenti dei profili previsti e reali di produzione PV per gli stessi giorni considerati nel modello precedente (Tabella 5).

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Ora (o quarto d'ora), irraggiamento reale
Numero neuroni input	2 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	20 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di MAPE	13%-18%

Tabella 5 Prospetto modello avente come input l'irraggiamento

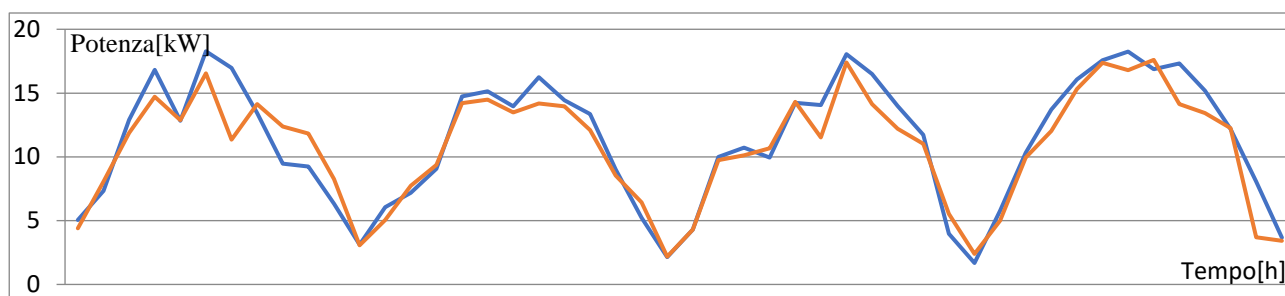


Figura 41 Profilo previsione PV (rosso), profilo reale PV (blu), dati in ingresso Irraggiamento – Intervallo 1 ora

Dal grafico si denota come il profilo previsto venga seguito quasi perfettamente, inoltre si osserva come nel secondo caso, rispetto al primo, il profilo sia molto più regolare, poiché rappresenta la media di valori particolarmente variabili nel tempo.

Da sottolineare che le previsioni in entrambi i casi sono effettuate per tipologie di giorni misti (sereni e nuvolosi), per cui il MAPE è riferito ad entrambe le condizioni. Infatti mentre per condizioni di cielo sereno l'errore è pressoché limitato, in condizioni di cielo non sereno si hanno maggiori errori.

3.1.2.3 Modello con dati meteo orari – stazione meteo non in prossimità del sito

Per arrivare a formulare un modello che fosse il più possibile vicino a quello utilizzabile per la previsione di produzione di impianti PV attraverso input facilmente accessibili, si è deciso di utilizzare le condizioni meteo raccolte presso le stazioni meteo più vicine al sito in esame.

Per l'implementazione di questo modello si è utilizzato un impianto situato su Cirò Marina e come stazione meteo dalla quale prelevare le condizioni meteo orarie si è utilizzata quella presente su Crotona.

Da sottolineare che la stazione meteo della quale sono utilizzati i dati meteorologici non si trova nelle strette vicinanze del sito dell'impianto, con conseguenti errori derivanti da tale incongruenza.

Come nei casi precedenti, la previsione è effettuata attraverso l'impiego di una rete neurale; sono quindi necessari sia dati per poter fare l'addestramento ma anche quelli per poter effettuare il test del modello.

La rete neurale è stata implementata considerando come dati di input le condizioni meteo per l'ora considerata, per quella precedente e per quella successiva (opportunamente codificate), l'ora considerata e l'irraggiamento medio mensile. La rete ha quindi 5 neuroni di ingresso, uno di output che indica il valore di potenza prevista per ogni ora, sono stati utilizzati 30 neuroni dello strato intermedio.

È stato effettuato il test e si sono raccolti i risultati: per quanto riguarda il mese di gennaio si è ottenuto un MAPE pari al 37%, mentre per il mese di giugno si è ottenuto un MAPE pari al 26%.

In Figura 42 e Figura 43 sono riportati i profili di previsione e reali della potenza di produzione dell'impianto PV, rispettivamente per gennaio e giugno (Tabella 6).

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Condizioni meteo orarie, ora, irraggiamento a cielo sereno teorico
Numero neuroni input	5 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	30 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di MAPE	26%-37%

Tabella 6 Prospetto modello con dati meteo orari – stazione meteo non in prossimità del sito

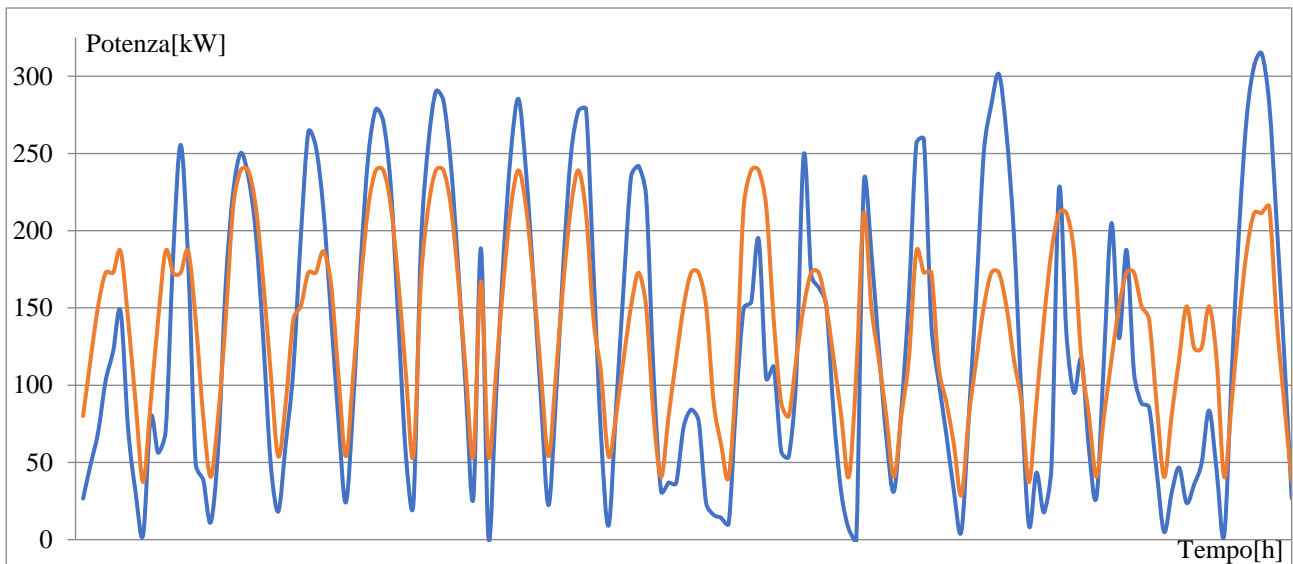


Figura 42 Profilo previsione PV (rosso), profilo reale PV (blu), gennaio -Dati in ingresso meteo KR

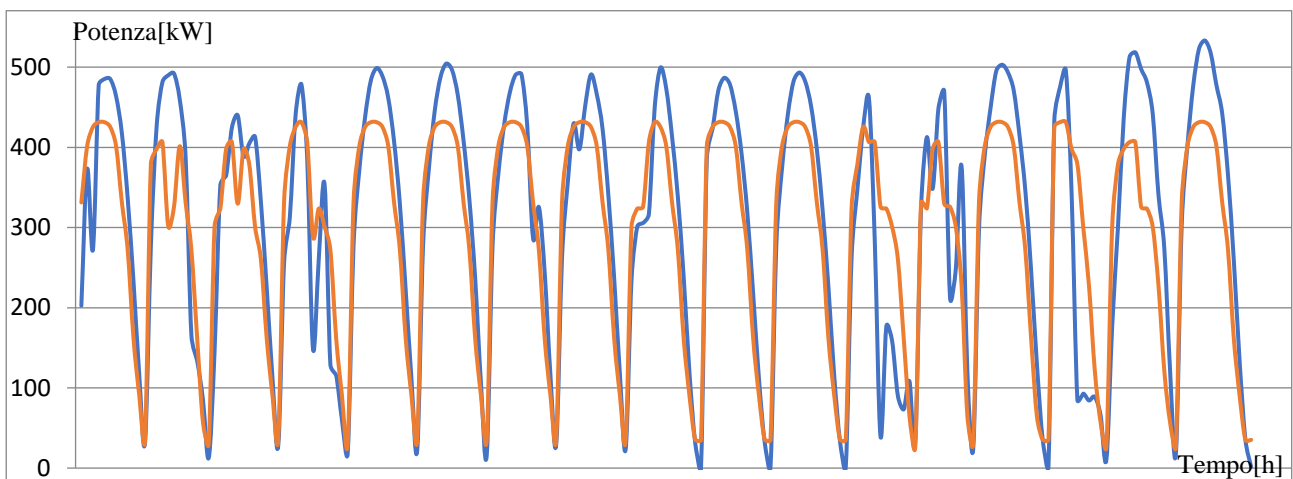


Figura 43 Profilo previsione PV (rosso), profilo reale PV (blu), giugno - Dati in ingresso meteo KR

Sebbene tale risultato sia positivo, dal momento che l'errore minore si avrebbe nei mesi in cui la produzione è maggiore, esso non è accettabile perché comunque eccessivo rispetto agli standard e non permetterebbe di effettuare una gestione dell'energia prodotta in maniera ottimale. Risulta quindi necessario cambiare il modello previsionale e i dati utilizzati, considerando quelli propri del sito in esame.

3.1.3 Modello previsionale a due giorni prima

Il modello previsionale a due giorni è stato implementato raccogliendo i dati meteo e i corrispondenti dati di produzione a partire da luglio 2015, non avendo ulteriori dati storici a disposizione: l'algoritmo è stato quindi implementato utilizzando come modello matematico le reti neurali artificiali. In particolare è stata utilizzata una rete neurale artificiale (ANN) del tipo feed-forward multy-layer perceptron (MLP), addestrata in back-propagation. Avendo raccolto i dati a partire da luglio 2015 sino a gennaio 2016, la quantità di dati

utilizzabile per addestrare la rete è particolarmente ridotta; necessitano infatti sia i dati storici per il training che per il testing del modello di previsione.

La ANN implementata è costituita da un solo strato nascosto con 30 neuroni, uno strato di ingresso con 5 neuroni e un solo neurone d'uscita. Nonostante il numero ridotto di dati, come si osserverà, il modello previsionale implementato restituisce risultati abbastanza accurati.

I dati in ingresso al modello predittivo, quindi alla rete neurale sono rappresentati da:

Previsioni Meteo

Irraggiamento Orario – PVGIS

Ora previsione

Previsioni Meteo

Le previsioni meteo attualmente sono prelevate dal sito 3bMeteo e vengono codificate attraverso una scala da 1 a 5 come in Tabella 7.

Codifica	Condizioni Meteo
1	Sereno; Sereno e ventoso
2	Quasi sereno; Velatura Lievi; Velature Sparse;
3	Poche Nubi
4	Parzialmente Nuvoloso
5	Variabile; Piovaschi e schiarite; Nuvoloso; Temporale e schiarite; Possibile temporale; Coperto; Pioggia debole Pioggia; Temporale forte; Pioggia e temporali...

Tabella 7 Codifica Condizioni meteo

Tali previsioni dovranno essere raccolte 48 ore prima del giorno in esame. Da sottolineare che i dati meteorologici da dare in ingresso alla rete sono costituiti sia dalle condizioni meteo dell'ora prima e dell'ora dopo e da quella considerata. Infatti verrà considerata la previsione meteo per l'ora h, l'ora h+1 e l'ora h-1.

Irraggiamento Orario

Per dare l'informazione sull'irraggiamento del giorno e dell'ora considerata viene utilizzato come input della rete neurale anche l'irraggiamento teorico. Per la località in esame vengono utilizzati i dati di irraggiamento orario medio mensile, a partire da questi dati viene effettuata una regressione lineare per ottenere i dati di irraggiamento orario anche nei giorni diversi da quello medio mensile, in tal modo la rete avrà conoscenza anche del giorno considerato per la previsione.

Dal momento che il giorno medio mensile ricade generalmente in prossimità del giorno 15 di ogni mese, senza commettere eccessivi errori si considerano i giorni medi mensili come se fossero tutti il giorno 15 di ogni mese; partendo da tale considerazione viene ottenuto l'irraggiamento per ogni giorno, attraverso una distribuzione lineare (sebbene approssimato); sebbene ciò non sia accurato, consente di dare al modello l'informazione riguardo al giorno e all'ora per cui bisogna effettuare la previsione:

$$IRR_g = IRR_{Mese_d} + 15 * \frac{(IRR_{Mese_d} - IRR_{Mese_p})}{30} - g * \frac{(IRR_{Mese_d} - IRR_{Mese_p})}{30} \quad (5)$$

indicando IRR_g l'irraggiamento orario per il giorno considerato, IRR_{Mese_d} l'irraggiamento orario medio mensile per il mese successivo, IRR_{Mese_p} l'irraggiamento orario medio mensile per il mese precedente, g il giorno considerato.

Ora previsione

Per ora della previsione si intende l'ora alla quale la previsione è riferita, questa unitamente all'irraggiamento teorico dà idea della produzione teorica aspettata.

Output

Come output della rete, vi è un solo neurone che corrisponde alla potenza prevista per l'ora h.

I dati di input sono quindi costituiti da una matrice contenente i differenti parametri. Questa matrice è costituita dai tre vettori che indicano le condizioni meteo (ora considerata, ora prima, ora dopo), dal vettore relativo all'irraggiamento orario teorico e dal vettore relativo all'ora del giorno per la quale viene effettuata la previsione (Tabella 8).

Ora	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Irraggiamento orario teorico	241.5	349.3	424.8	463.2	463.2	424.8	349.3	241.5	115.9	32.3
Condizione meteo ora considerata	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2
Condizione meteo ora dopo	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2
Condizione meteo ora prima	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2

Tabella 8 Dati input rete neurale

Per quanto concerne l'output del modello previsionale, data la matrice degli input alla rete si ottiene il rispettivo valore di potenza. Infatti dalla rete si avrà come output il relativo valore di potenza prevista per ogni ora (Tabella 9).

Potenza prevista [kW]	106.5	212.7	298.9	350.4	359.5	346.8	269.6	233.3	114.9	21.9
-----------------------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------

Tabella 9 Dati output

La rete neurale descritta è riportata di seguito, evidenziando i diversi strati di neuroni (Figura 44); prendendo in esame l'ora i e il giorno d , si osserva come viene implementata la rete neurale: è considerata la previsione meteo per il giorno d , per le ore i , $i-1$ ed $i+1$; è utilizzato l'irraggiamento per l'ora i ; infine per il giorno d e l'ora i viene ottenuta la previsione di produzione dell'impianto PV.

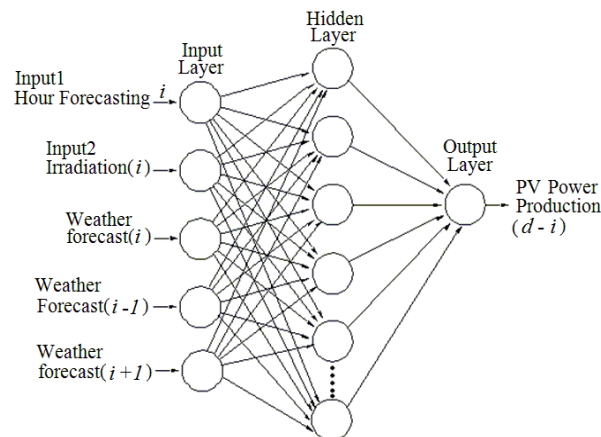


Figura 44 Struttura rete neurale previsione produzione PV

3.1.3.1 Fase di training e di forecasting

Per l'implementazione della rete si rende necessaria la fase di training della stessa. Per tale operazione sono necessari sia dati di input che di target. Per cui per un determinato intervallo temporale viene utilizzata

la matrice degli input come sopra descritta e i corrispettivi valori di potenza prodotta dall'impianto, che costituiscono il vettore di target.

Per la fase di forecasting e quindi il funzionamento vero e proprio della rete, si dovrà invece prelevare la matrice degli input e darla come input alla rete; si avrà in uscita il vettore dei valori di produzione da PV previsti.

L'impianto sul quale è stato effettuato l'addestramento del modello previsionale e la successiva validazione dei risultati è situato in Calabria, precisamente su Cirò Marina (Crotone). L'impianto ha una potenza nominale di 700 kW ed è suddiviso in 14 sezioni; le sezioni di cui l'impianto è costituito hanno differenti orientazioni (Tabella 10), rendendo più articolata la previsione stessa.

<i>Inverter N.</i>	<i>Orientazione [deg]</i>	<i>Potenza [kW]</i>
1	-139	95.8
2	41	95.8
3	-136	44.1
4	44	44.1
5	-136	33.3
6	44	33.3
7	-155	33.3
8	25	33.3
9	-168	33.3
10	12	33.3
11	-86	55.9
12	94	55.9
13	-87	55.9
14	93	55.9

Tabella 10 Dettagli impianto PV

Nonostante tale disposizione e nonostante i dati meteo utilizzati siano liberi ed accessibili (con affidabilità spesso inferiore al 70%), il metodo presenta delle buone prestazioni, ed ovviamente all'aumentare dell'accuratezza delle previsioni meteo migliorano le prestazioni dello stesso algoritmo di previsione. Infatti considerando l'errore medio assoluto (MAE) rapportato alla potenza di picco dell'impianto (nMAE), esso raggiunge valori inferiori al 6% per i mesi aventi condizioni meteo variabili, e inferiori al 2% per i mesi in cui le condizioni meteo non sono variabili.

Di seguito verranno riportati degli esempi di giorni tipici per meglio comprendere i risultati.

Per quanto riguarda i giorni sereni gli errori maggiori (soprattutto calcolati percentualmente) sono nelle ore iniziali e finali della giornata (Figura 45).

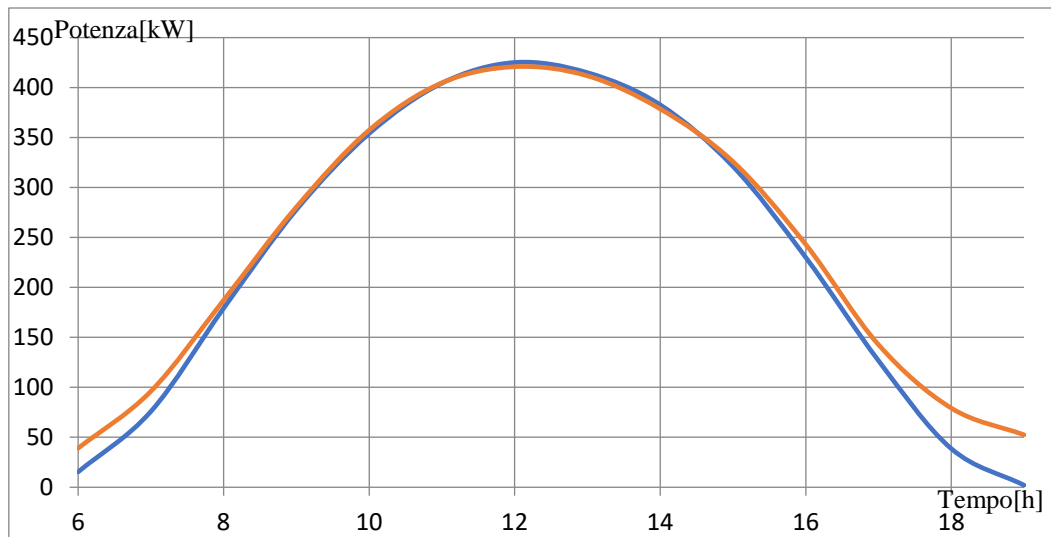


Figura 45 Profilo Potenza PV prevista (rossa), Potenza PV reale (blu); giorni sereni

Come si osserva dal grafico il profilo previsto e quello reale dalle ore 8 alle ore 16 sono praticamente sovrapposti, con errore percentuale inferiore all'1%.

Per quanto riguarda i giorni non sereni, seppur con un'incertezza maggiore, le previsioni praticamente seguono l'andamento reale della potenza (Figura 46).

Gli errori maggiori che si commettono sono dovuti all'incoerenza delle previsioni meteo; infatti come nel punto evidenziato in Figura 46, le previsioni meteo erano differenti da quelle realmente avute causando un errore piuttosto elevato.

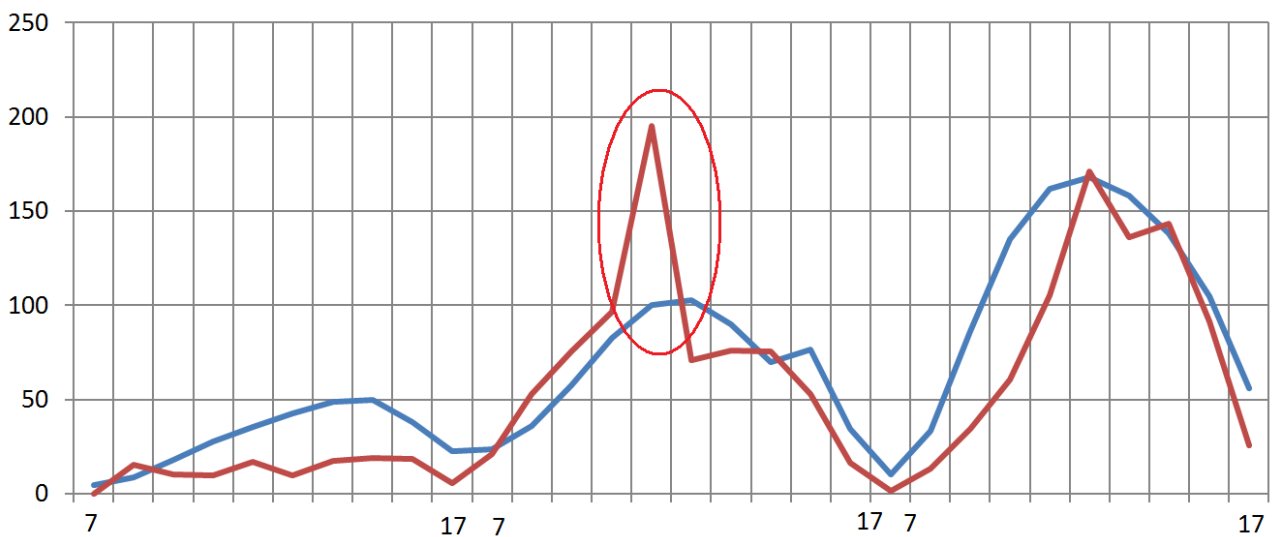


Figura 46 Profilo Potenza PV prevista (rossa), Potenza PV reale (blu); giorni non sereni

3.1.3.2 Risultati nell'utilizzo del modello

Il modello è stato utilizzato e testato a partire da gennaio 2016, sono state effettuate le previsioni e confrontate con i dati reali di produzione. Sono stati quindi ottenuti i dati di accuratezza (Tabella 11), in particolare è stato calcolato il parametro Mean Absolute Error (MAE) normalizzato sulla potenza dell'impianto (nMAE).

Ulteriori parametri considerati sono nMAE valutato solo se la potenza prevista è maggiore di quella reale (nMAE+) e viceversa (nMAE-). Tali parametri sono riassunti in Tabella 11.

Mesi	nMAE	nMAE+	nMAE-
Gennaio	6.64%	5.82%	0.83%
Febbraio	5.42%	3.67%	1.75%
Marzo	8.45%	3.58%	4.87%
Aprile	7.05%	3.01%	4.49%
Maggio	11.47%	5.99%	5.48%
Giugno	9.71%	4.83%	4.88%
Luglio	5.85%	2.42%	3.43%
Agosto	6.17%	3.44%	2.73%

Tabella 11 Dettagli risultati modello previsionale

Insieme a tali dati vengono riportati gli andamenti delle curve di potenza prodotta e prevista per l'impianto in esame per i mesi di febbraio, maggio e giugno 2016.

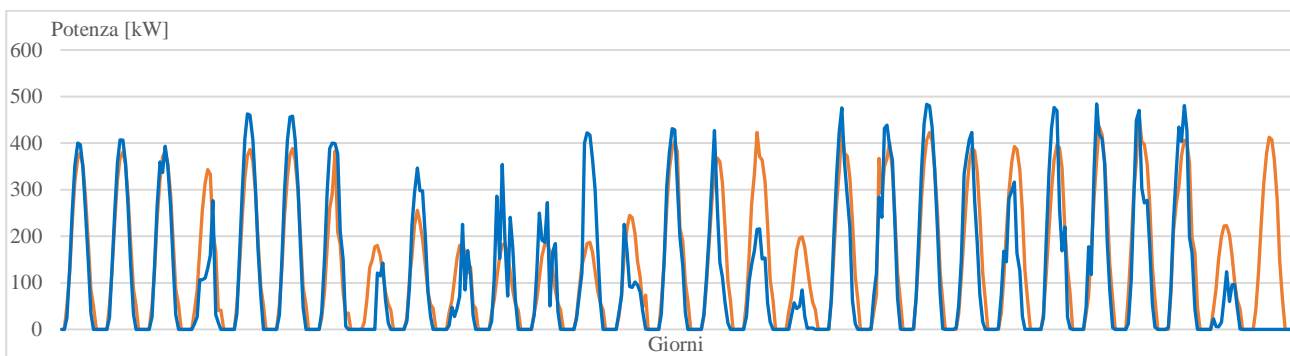


Figura 47 Profilo potenza prevista (arancione) e reale (blu) mese febbraio

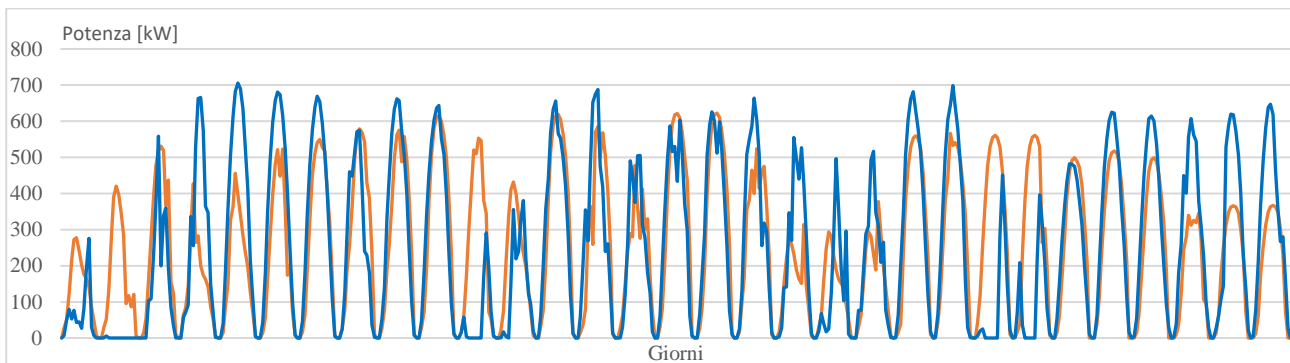


Figura 48 Profilo potenza prevista (arancione) e reale (blu) mese maggio

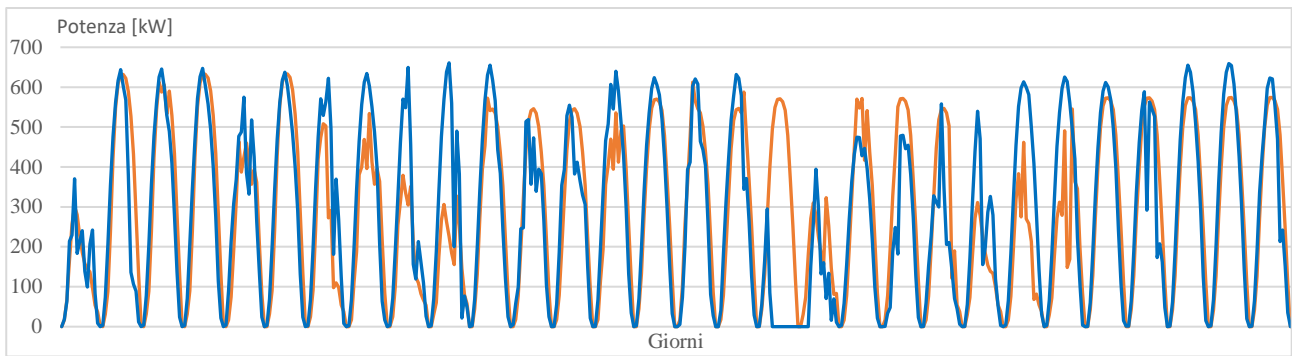


Figura 49 Profilo potenza prevista (arancione) e reale (blu) mese giugno

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Condizioni meteo orarie, ora, irraggiamento a cielo sereno teorico
Numero neuroni input	5 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	30 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di nMAE	1%-5%

Tabella 12 Prospetto modello previsionale a due giorni prima

Come si osserva dai grafici e dalle tabelle il metodo risulta particolarmente accurato, le curve di produzione reale seguono particolarmente bene la previsione, soprattutto per i giorni sereni. Il mese di maggio risulta avere una minore accuratezza dovuta in particolare a tre giorni in cui l'impianto risulta non erogare potenza alla rete (a causa di qualche anomalia) mentre era stato prevista una produzione dell'impianto. Si può inoltre notare come in alcuni giorni la potenza prevista nelle ore di picco sia minore di quella reale. Ciò può portare a dover effettuare delle correzioni nel modello previsionale così da poter risolvere tale problematica.

3.1.4 Implementazione dei modelli previsionali “adattativo e multi-orientazione”

Oltre al modello precedentemente osservato, per il quale si ha bisogno dei dati storici per poterlo implementare, sono stati implementati due differenti metodi: il primo definito adattativo e il secondo multi-orientazione, che non hanno bisogno dei dati storici dell'impianto per poter effettuare la previsione.

3.1.4.1 Modello previsionale adattativo

Per quanto riguarda il modello previsionale adattativo, conoscendo la sola potenza nominale dell'impianto, essa può essere utilizzata per effettuare una proporzione con la previsione effettuata su un impianto di riferimento. In particolare viene considerato un impianto con potenza nominale P^* , su tale impianto viene addestrata una particolare rete neurale, avente come struttura quella vista precedentemente. Per effettuare la previsione sull'impianto di interesse vengono utilizzate le previsioni meteo e l'irraggiamento teorico per il sito dove si trova installato l'impianto, queste vengono date in ingresso alla rete neurale di riferimento; ottenuta la previsione, viene effettuata la proporzione tra la potenza dell'impianto di riferimento e la potenza dell'impianto in esame per il calcolo del profilo di potenza di produzione dell'impianto in esame. In Tabella 13 si comprende quanto spiegato: si considera un impianto di riferimento di potenza pari a 700 kW, mentre

l'impianto in esame ha una potenza nominale pari a 20 kW; attraverso tali dati viene ricavato il profilo di potenza del secondo impianto.

Ore		7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
P[kW]	Impianto 700 kW _P	22.8	84.5	172.3	253.6	319.7	358.1	370.2	358.8	324.7	269.8	178.2	72.5	40.5
P[kW]	Impianto 20 kW _P	0.6	2.3	4.8	7.1	8.9	10.1	10.4	10.1	9.1	7.6	5.0	2.0	1.1

Tabella 13 Profilo di potenza ottenuto con proporzione

Come ci si aspetta, tale modello porta a maggiori errori rispetto al modello descritto precedentemente, che utilizza una rete neurale addestrata sullo stesso impianto, ma è l'unico modo di operare non avendo a disposizione i dati storici per addestrare l'impianto (o dati tecnici più specifici dello stesso). Infatti potrebbe accadere che l'impianto di riferimento abbia le falde orientate in maniera opposta all'impianto in esame, portando ad errori elevati. Infatti, a parità di potenza nominale, un impianto esposto ad est avrà una potenza di produzione maggiore nella mattina rispetto ad un impianto esposto ad ovest, che avrà maggiore produzione nelle ore serali.

A titolo d'esempio si prendono in esame due impianti aventi la stessa potenza nominale ma con esposizione opposta; la potenza nominale dei due impianti è pari a circa 56 kW, un impianto è esposto quasi esclusivamente ad est mentre l'altro ad ovest. Sono presi in considerazione due giorni aventi condizioni di cielo sereno. Dalla Figura 50 si osserva come l'impianto esposto ad est abbia una produzione maggiore nella mattina rispetto all'altro impianto che invece ha una produzione maggiore nelle ore serali.

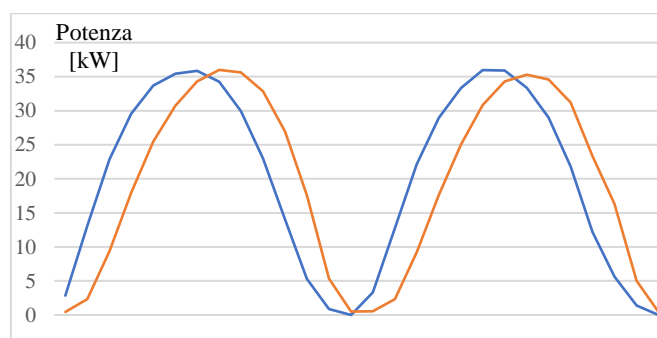


Figura 50 Differenza di produzione tra un impianto esposto ad est (blu) e uno ad ovest (rosso)

Facendo la previsione semplicemente attraverso una proporzione si avrebbero errori non trascurabili, perché le due produzioni sono praticamente sfasate. Conoscendo invece l'orientazione dell'impianto (o delle falde di cui è costituito l'impianto) si può ottenere una previsione più accurata.

3.1.4.2 Modello multi-Orientazione

Qualora dell'impianto di riferimento si abbiano a disposizione anche i dati di potenza nominale e di orientamento di ogni falda, può essere utilizzato un modello previsionale più sofisticato.

Il Modello Previsionale Multi Orientazione (MPMO) implementato è costituito da una rete neurale che ha come input le previsioni meteo della zona in cui è situato l'impianto (riferite all'ora precedente, ora successiva e ora considerata), dall'irraggiamento orario teorico per ognuna delle quattro direzioni principali (Nord, Sud, Est, Ovest), dalle potenze nominali opportunamente suddivise sulle quattro direzioni, e dall'ora

considerata. La rete neurale avrà quindi 12 neuroni di input; mentre in uscita si avrà un solo neurone corrispondente alla potenza prevista per l'ora h.

Per effettuare l'addestramento della rete (di riferimento) si ha bisogno di un impianto di riferimento di cui si conoscono oltre ai dati di progetto anche i dati di produzione, i dati meteo storici per il periodo preso in esame. Per quanto concerne l'irraggiamento orario teorico, viene utilizzata una regressione analoga a quella vista precedentemente a partire dal giorno medio mensile, considerando però ogni direzione principale.

Per poter implementare il modello previsionale e validarne i risultati necessita avere a disposizione impianti con differente orientamento; inoltre necessita che per gli stessi impianti si abbiano a disposizione i dati storici.

3.1.4.3 Scomposizione delle potenze degli impianti

Bisogna considerare che generalmente le falde di un impianto PV non sono orientate precisamente su una delle direzioni principali (Sud, Est, Ovest, Nord), per cui bisogna effettuare la scomposizione delle potenze di tali falde sulle due direzioni sulle quali è orientato. Per effettuare ciò bisognerà considerare che la somma delle potenze sulle diverse inclinazioni dovrà essere pari a quella complessiva. Ciò significa che non si potrà effettuare semplicemente la "proiezione" della potenza di ogni falda sul rispettivo asse ma bisognerà considerare che la somma della potenza proiettata sui due assi principali dovrà essere pari alla potenza complessiva della falda, ciò per evitare che nella previsione venga considerato un impianto avente una potenza complessiva maggiore. A titolo d'esempio si considera un impianto esposto a Sud-Ovest, orientato di un angolo α rispetto all'asse NORD; P indica la potenza nominale di tale impianto. Si dovrà innanzitutto verificare che la potenza complessiva proiettata sugli assi Sud e Ovest sia pari a P , come espresso in (12):

$$P = P_{Sud} + P_{Ovest} \quad (6)$$

dove P_{Sud} e P_{Ovest} sono rispettivamente le potenze proiettate sugli assi Sud e Ovest; per ottenere tali potenze si dovrà considerare che le stesse dipendono dall'angolo α . Infatti per scomporre la potenza nominale sugli assi viene utilizzata una potenza "apparente" P' , la quale proiettata di un angolo α permette di ottenere le aliquote di potenza considerata, come formulato in (13) e (14):

$$P_{Sud} = P' \cos(180 - \alpha) \quad (7)$$

$$P_{Ovest} = P' \sin(180 - \alpha) \quad (8)$$

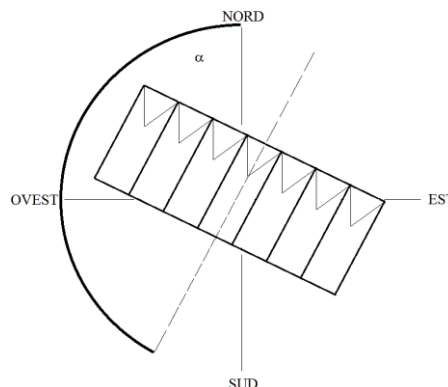


Figura 51 Orientazione impianto PV

Da cui P' è ottenuta attraverso la (15):

$$P' = \left| \frac{P}{\cos(180 - \alpha) + \sin(180 - \alpha)} \right| \quad (9)$$

Utilizzando tale metodo si riesce a scomporre la potenza sulle differenti orientazioni, ottenendo la potenza complessiva pari a quella totale (Tabella 14).

<i>Inverter N.</i>	<i>Orientazione [deg]</i>	<i>Potenza totale [kW]</i>	<i>Potenza [kW] - Sud</i>	<i>Potenza [kW] - Est</i>	<i>Potenza [kW] - Ovest</i>	<i>Potenza [kW] - Nord</i>
1	-139	95.8	51.2	0	44.5	0
2	41	95.8	0	44.5	0	51.2
3	-136	44.1	22.4	0	21.6	0
4	44	44.1	0	21.6	0	22.4
5	-136	33.3	16.9	0	16.3	0
6	44	33.3	0	16.3	0	16.9
7	-155	33.3	22.7	0	10.5	0
8	25	33.3	0	10.5	0	22.7
9	-168	33.3	27.4	0	5.8	0
10	12	33.3	0	5.8	0	27.4
11	-86	55.9	0	0	52.2	3.6
12	94	55.9	3.6	52.2	0	0
13	-87	55.9	0	0	53.0	2.7
14	93	55.9	2.7	53.0	0	0

Tabella 14 Suddivisione potenza impianto

3.1.4.4 Analisi di sensibilità

La rete neurale è stata implementata utilizzando il Neural Network Toolbox presente in Matlab, essa consiste in una Multilayer perceptron addestrata in back-propagation grazie al Marquardt-Levenberg algorithm; è costituita da 3 strati di neuroni, quelli di input e output che sono stati già osservati e uno strato di neuroni nascosti. Per la scelta del numero di neuroni dello strato nascosto è stata effettuata un'analisi di sensibilità al variare del numero dei neuroni stesso. Innanzitutto è stato preso in considerazione l'MSE (mean squared error) in fase di addestramento; sono state valutate le prestazioni della rete considerando differenti numeri di neuroni dello strato intermedio e si è osservato che la rete avente l'MSE minore aveva 40 neuroni. Infatti l'MSE, per la rete avente 40 neuroni intermedi, è pari al 22%.

Oltre all'analisi fatta osservando l'MSE, è stata effettuata un'ulteriore analisi di sensibilità con degli specifici dati di input e di target, per ognuna delle differenti reti (con differente numero di neuroni dello strato nascosto); in tal modo è stata ricavata l'affidabilità per ognuna delle differenti configurazioni. A confermare quanto osservato precedentemente, si è osservato che l'errore minimo rilevato è stato quello della rete neurale avente 40 neuroni: il MAE calcolato relativamente alla potenza nominale dell'impianto è risultato essere pari a circa il 7%.

3.1.4.5 Simulazioni e risultati del modello Multi-Orientazione

Dopo aver implementato e addestrato la rete neurale si è proceduto ad effettuare le simulazioni per osservarne il comportamento ed effettuare gli opportuni confronti con altri metodi.

Nonostante il periodo di dati storici utilizzato per l'addestramento sia ridotto, il metodo presenta delle buone prestazioni.

L'impianto su cui verranno effettuati i test è costituito da 2 falde orientate come in Tabella 15.

Inverter N.	Orientazione [deg]	Potenza Totale [kW]	Potenza [kW] – Sud	Potenza [kW] - Est	Potenza [kW] - Ovest	Potenza [kW] - Nord
1	-52	58.8	0	0	33.0	25.8
2	128	58.8	25.8	33.0	0	0

Tabella 15 Impianti utilizzati per il test

I test per validare l'efficacia del modello sono effettuati per giorni con differenti condizioni climatiche, sia a cielo sereno che a cielo non sereno.

Innanzitutto sono stati effettuati i test in condizioni di cielo sereno, ottenendo buoni risultati. Da sottolineare che a causa della bassa potenza nominale dell'impianto è facile ottenere elevati errori percentuali, per cui per valutare l'efficacia del modello si devono considerare entrambi i parametri MAE e MAPE.

Prendendo in esame tutti i giorni con condizione di cielo sereno si è ottenuto un MAPE inferiore a 20%, mentre si è ottenuto un MAE rapportato alla potenza nominale dell'impianto pari a 5.1%, inoltre in particolari ore della giornata, si ottiene un'affidabilità del modello superiore al 99%. Per avere meglio idea dell'accuratezza del modello si può osservare il grafico della potenza realmente prodotta e quella prevista per diversi giorni sereni (Figura 52).

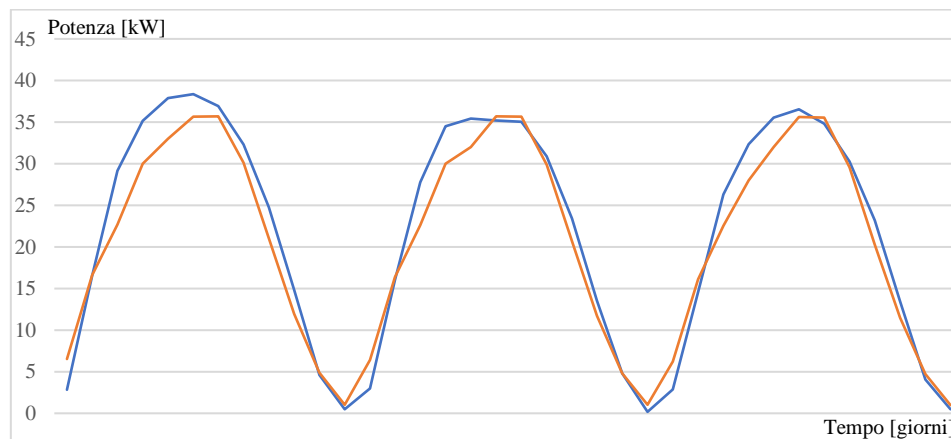


Figura 52 Confronto tra produzione reale (blu) e prevista (rossa) – cielo sereno

Come si osserva in Figura 52 le due curve sono pressoché sovrapposte, la differenza (in valore assoluto) maggiore si ha dalle ore 10.00 alle ore 12.00; in questo intervallo temporale si ha un comportamento ripetitivo anche per gli altri giorni, che potrebbe essere dovuto soprattutto al numero ridotto di dati utilizzati per l'addestramento.

Per giornate con condizioni di cielo non sereno gli errori non saranno dovuti solamente al modello ma anche all'affidabilità delle previsioni meteo, che per giornate non serene è inferiore rispetto alle giornate serene. È stata quindi effettuata la valutazione viene effettuata su giorni tipici con condizioni di cielo non sereno: sono utilizzati come parametri per valutare l'efficacia del modello anche in questo caso il MAPE e il MAE: si ottiene un MAPE inferiore al 45%, mentre un MAE relativo alla potenza nominale dell'impianto pari a circa il 4.5%. Anche per quanto concerne i giorni non sereni si può valutare l'efficacia del modello considerando il grafico della potenza realmente prodotta e quella prevista (Figura 53).

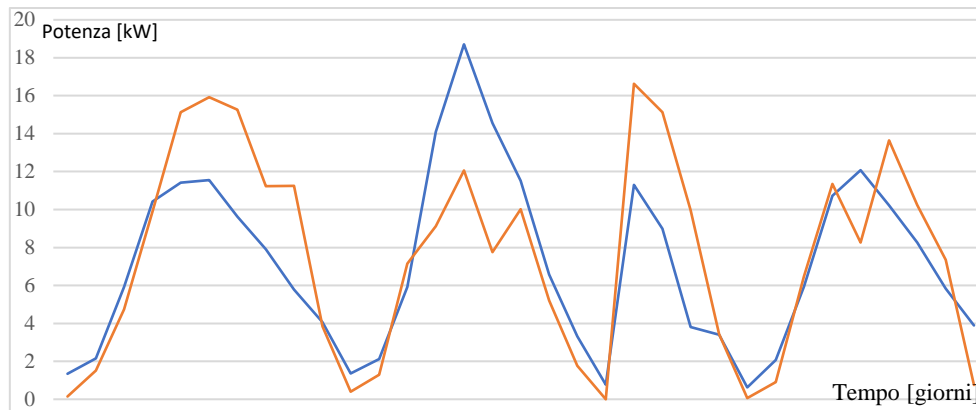


Figura 53 Confronto tra produzione reale (blu) e prevista (rossa) – cielo non sereno

Da considerare che nonostante le condizioni meteo siano variabili, il modello riesce ad effettuare la previsione con una buona accuratezza. Infatti il modello consente di ottenere una potenza prevista che segue con buona accuratezza la produzione reale, in particolare all'aumentare della copertura nuvolosa anche la produzione diminuisce, per cui l'errore assoluto che si può commettere diminuisce allo stesso tempo.

Infine bisogna valutare il comportamento complessivo del modello: sebbene siano utilizzati sia i dati riferiti a giorni sereni che non sereni, si può stimare l'affidabilità complessiva del modello nelle diverse condizioni meteorologiche, ottenendo un errore medio su tutto il periodo. Si prendono in considerazione tutti i giorni appartenenti al periodo di test; si ottiene un MAPE pari a circa il 43%, dovuto alla presenza di un numero maggiore di giorni con condizioni di cielo non sereno; il MAE ottenuto, rispetto alla potenza dell'impianto è pari al 7.3%.

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Condizioni meteo orarie, ora, irraggiamento a cielo sereno per le orientazioni principali, potenza nominale su orientazioni principali
Numero neuroni input	12 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	40 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di nMAE	7.3%

Tabella 16 Prospetto modello Multi-Orientazione

3.1.4.6 Aggregazione degli impianti

Il modello è stato implementato soprattutto per essere utilizzato qualora si abbiano a disposizione più impianti da gestire, per i quali si necessita la previsione di produzione. Tali impianti possono essere considerati come facenti parte di un'aggregazione di utenti (produttori/consumatori) per cui si ha bisogno sia della previsione del singolo impianto, ma in misura maggiore della previsione dell'aggregato di produzione dei singoli impianti.

È noto come il profilo di produzione ottenuto dall'aggregazione di più impianti risulta essere più facilmente prevedibile. Infatti considerando la somma dei profili dei singoli impianti/utenti, gli errori delle singole previsioni sono compensati. Da ciò ci si aspetta che effettuando le previsioni per l'aggregazione di più impianti, l'errore diminuisca, oppure effettuando la previsione per i singoli impianti ed effettuando

successivamente la somma di tali previsioni l'errore complessivo sia minore di quello ottenuto per la previsione del singolo impianto.

Supponendo infatti di far parte di un aggregato di utenti, sarà necessario conoscere la stima di produzione di tutti gli impianti che fanno parte di tale aggregazione nonché la stima dei consumi di tutti gli utenti dell'aggregazione; ciò per poter stabilire quanta energia approvvigionare dall'esterno dell'aggregazione per poter soddisfare i carichi previsti, quanta invece l'energia che si riesce ad ottenere dalla produzione da rinnovabili.

Quindi è necessaria la stima della produzione non solo del singolo impianto, quanto dell'aggregato di più impianti.

Utilizzando il modello Multi-Orientazione è stata effettuata la previsione sui singoli impianti ed attraverso la somma delle potenze previste di ogni singolo impianto calcola la previsione dell'intero aggregato.

Considerando come output della previsione la somma delle potenze in uscita dal MPMO per ogni singolo impianto, si ottengono i seguenti risultati: per giornate serene si ha un MAPE pari a 17%, mentre l'nMAE è pari al 3.4%, per particolari ore della giornata invece l'errore percentuale è anche minore del 1%, la permanenza al di sotto della soglia del 15 % è ottenuta per il 67% dei campioni; per giornate non a cielo sereno si ha un MAPE pari al 53% e un nMAE pari al 7%. Considerando l'insieme delle giornate serene e non serene si ottiene un MAPE pari a circa il 37 % e un nMAE pari a 5.8%.

3.1.5 Implementazione del modello ibrido adattativo

Ulteriore modello è stato implementato per poter effettuare la previsione in maniera più accurata sugli impianti di cui si dispone di dati storici di produzione ma allo stesso tempo non si hanno a disposizione i dati meteo storici.

I dati di cui si ha bisogno per poter operare con tale metodo sono:

Previsione meteo sito impianto;

Irraggiamento medio mensile, sito impianto;

Dati storici di produzione dell'impianto, preferibilmente suddivisi per mese nonché produzione oraria mensile.

Il metodo effettua la previsione utilizzando la rete neurale che potrà essere addestrata utilizzando i dati storici dell'impianto, qualora siano disponibili. Qualora invece i dati storici riferiti all'impianto non siano disponibili, si può utilizzare la rete neurale addestrata su un impianto di riferimento e da essa ricavare la produzione per gli altri impianti proporzionalmente alla produzione mensile oraria. Qualora la produzione storica mensile riferita all'ora h non si abbia a disposizione, si può ricavare la produzione dell'impianto proporzionalmente a quella mensile totale (o annuale qualora neanche quella mensile fosse disponibile).

Innanzitutto bisogna analizzare i dati utilizzati per l'implementazione del modello, dal momento che l'inesattezza dei dati storici utilizzati nella previsione può portare ad implementare un modello non molto accurato, sebbene si utilizzino le ANN che hanno una tolleranza rispetto ai bad-data.

Bisogna quindi sia analizzare i dati storici da utilizzare per addestrare il modello che quelli per il successivo test ed utilizzo.

Bisogna innanzitutto ricavare la produzione oraria media mensile, questo dato servirà sia per addestrare il modello che nel successivo utilizzo. Per controllare l'attendibilità dei dati saranno eliminati quei giorni che hanno meno di 4 ore con produzione non nulla, tali giorni non saranno utilizzati per calcolare la produzione oraria mensile media. Analogamente per calcolare la producibilità mensile, se vi sono più di 2 giorni con produzione nulla, vengono utilizzati i giorni con produzione non nulla per calcolare la produzione mensile, trascurando i giorni con produzione nulla (Figura 54).

La rete neurale utilizzata per la previsione è costituita analogamente a quella vista per il modello previsionale a due giorni, vi è come ulteriore input quello riguardante la potenza oraria media mensile.

Per l'addestramento della rete si utilizzano i dati riferiti a più impianti, non un solo impianto in modo da rendere il modello utilizzabile anche su impianti differenti da quelli utilizzati nell'addestramento.

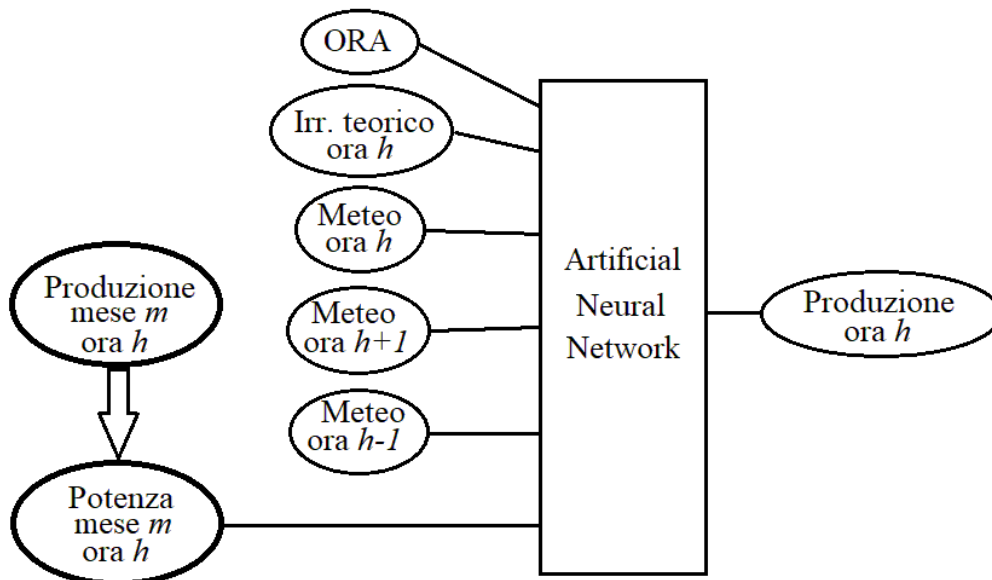


Figura 54 Schema modello ibrido adattativo

Il modello è stato addestrato considerando due differenti impianti, mentre un terzo impianto è stato utilizzato per testare il modello. Dai test effettuati, è stato ottenuto un nMAE pari al 5.8%.

Come per il metodo multi-orientazione, anche il presente metodo può essere utilizzato quando ci sono più impianti su cui effettuare la previsione, in tal caso aggregando le previsioni ci si aspetterebbe un incremento dell'accuratezza. Utilizzando quindi il modello predittivo su impianti differenti ed aggregando la previsione si ottiene una curva prevista che segue con buona approssimazione quella della produzione, soprattutto per i giorni sereni. In Figura 55 viene riportato l'andamento della curva di potenza prevista e realmente prodotta per una aggregazione di due differenti impianti (per un totale di 1.5 MW di potenza nominale).

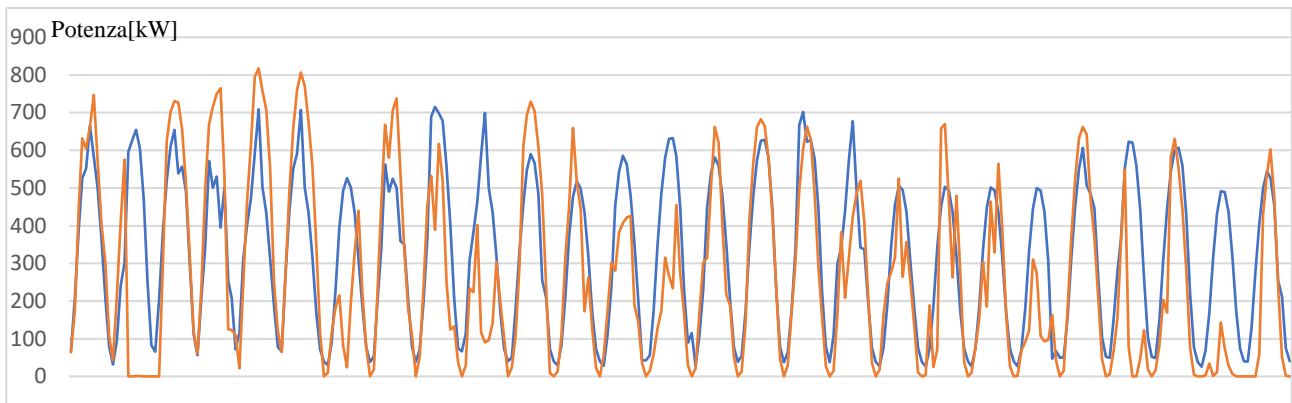


Figura 55 Confronto tra produzione reale (blu) e prevista (rossa) – metodo ibrido adattativo

3.1.6 Modello previsionale nel breve periodo

Ulteriore modello previsionale implementato consente di effettuare la previsione di produzione di impianti PV nel breve periodo (15 minuti). Tale modello è utilizzato per correggere la previsione di produzione effettuata 24 ore prima, per gestire eventuali sbilanciamenti energetici tra la programmazione di potenza di generazione da PV e la reale produzione, utilizzando eventuali sistemi di accumulo.

Il modello è stato implementato attraverso una rete neurale multi-layer perceptron, addestrata in back-propagation.

Poiché il modello opera nel breve periodo, i dati utilizzati come input al modello saranno misurati piuttosto che previsti. La rete neurale, riportata in Figura 56, è costituita da 7 neuroni di input:

due sono riferiti all'intervallo temporale per il quale è richiesta la previsione, in particolare il primo rappresenta l'ora a cui appartiene il quarto d'ora considerato mentre il secondo indica proprio l' i -esimo quarto d'ora considerato (numerando i quarti d'ora dalle 5:00 alle 21:00);

- 1 neurone rappresenta l'irraggiamento teorico, calcolato a cielo sereno partendo dall'irraggiamento riferito al giorno medio mensile;
- 4 neuroni rappresentano la potenza media prodotta rispettivamente nei 4 quarti d'ora precedenti al quarto d'ora t , in cui viene effettuata la previsione per il quarto d'ora $t+1$ (30, 45, 60, 75 minuti prima).

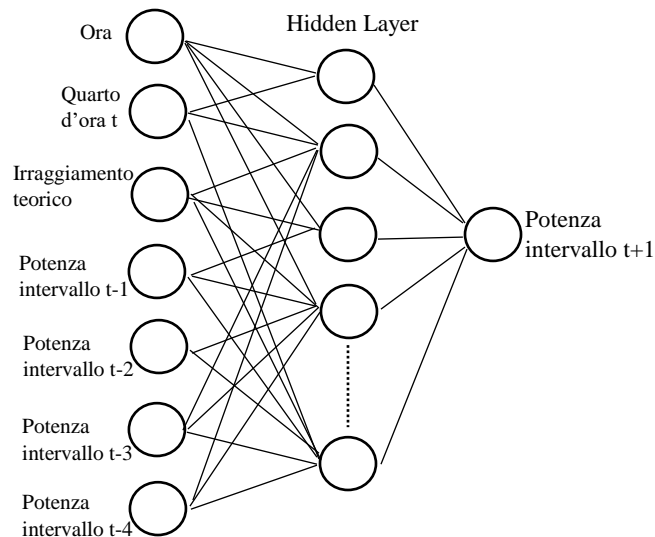


Figura 56 Rete Neuronale per metodo breve periodo

È presente un solo neurone di output che corrisponde alla potenza prevista per il quarto d'ora successivo ($t+1$). Per la determinazione del numero di neuroni dello strato intermedio è stata effettuata una analisi di sensibilità al variare del numero di neuroni dello strato intermedio: si è osservato che con un numero di neuroni dello strato intermedio pari a 25 si ottiene ad un errore misurato attraverso il mean squared error (MSE) minore.

La rete neurale è stata addestrata considerando sei mesi di dati storici; si è ottenuto un MAPE inferiore al 5%; mentre un errore medio assoluto normalizzato alla potenza nominale dell'impianto (nMAE) inferiore al 1.5%. Si è osservato come questo errore sia minore per i mesi in cui si ha una minore variabilità meteo rispetto ai mesi in cui la variabilità meteo risulta essere maggiore (Tabella 17).

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Ora, quarto d'ora, irraggiamento, potenza 4 intervalli precedenti
Numero neuroni input	7 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	25 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di nMAE	<1.5%

Tabella 17 Prospetto modello previsionale nel breve periodo

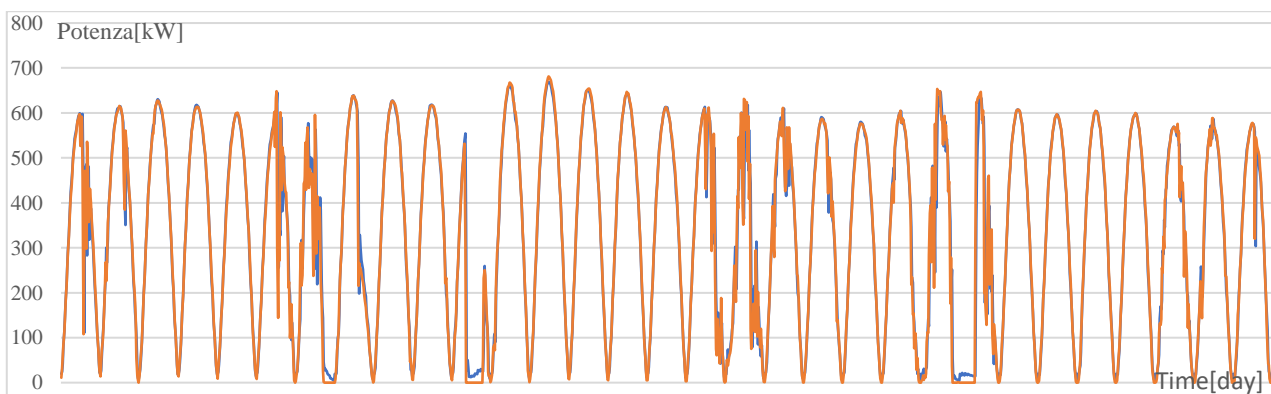


Figura 57 Confronto tra produzione reale (blu) e prevista (rossa) – metodo previsionale breve periodo

Come si osserva dal grafico (Figura 57), la curva della potenza prevista segue quasi perfettamente quella reale; si hanno degli errori maggiori solo per potenze basse di produzione, poiché il modello previsionale, avendo in ingresso un valore di irraggiamento non nullo, restituisce un valore di potenza differente da zero. Il modello può certamente essere migliorato considerando anche come input l'irraggiamento misurato negli intervalli di tempo precedenti.

3.2 Implementazione modello previsionale del carico elettrico

3.2.1 Introduzione

Effettuata l'analisi dei dati storici di carico elettrico, sono state individuate le variabili principali da cui dipende il profilo di potenza. Naturalmente tali variabili differiscono dalla tipologia di carico, se esso è di tipo domestico, industriale o terziario.

Per quanto concerne un'utenza terziaria, possono essere considerati come dati di input essenziali: mese, giorno, ora, temperatura, tipologia di giorno.

Inoltre per rendere il modello più accurato, possono essere utilizzati:

tipologia di apparecchiature impiegate, orari di lavoro, superfici degli ambienti, numero di utenti che utilizzano quegli ambienti.

Il primo raggruppamento di dati consente di effettuare una previsione basandosi quasi esclusivamente sulla serie di dati storici, solo la temperatura consente di effettuare una previsione su dati correnti, potendo quindi effettuare una previsione del carico termico.

Il secondo raggruppamento di dati invece consente di affinare il modello predittivo, riuscendo ad ottenere dei risultati più affidabili. Tali dati sono però generalmente difficili da ottenere e trovare una correlazione univoca con i profili di carico è spesso difficile.

Per le diverse apparecchiature generalmente si conoscono i profili tipici ad esse associate, partendo quindi dalla conoscenza della tipologia, del numero di apparecchi installati e degli orari lavorativi si può adattare la previsione del carico. La conoscenza della superficie degli ambienti consente di effettuare una stima di massima in funzione dei valori tipici di consumo riferiti all'unità di superficie. In tal modo si conosce il range entro cui il profilo di carico risulta essere accettabile. Analogamente interviene nella previsione anche il numero di utenti che utilizzano gli ambienti, conoscendo generalmente, per tipologia di utenza, il consumo pro-capite di energia elettrica.

Tali parametri si potranno utilizzare sia per effettuare una stima empirica con la quale correggere la previsione effettuata, ma potranno entrare anche direttamente in gioco come input del modello predittivo (Figura 58). Infatti avendo a disposizione utenze differenti di cui si conoscono anche i dati storici riferiti al secondo gruppo di input, si potrà ad esempio addestrare opportunamente una rete neurale utilizzando tutti i dati di input e i rispettivi dati storici di potenza. Il modello predittivo avrà conoscenza del contributo di ogni singolo parametro nella previsione complessiva del carico elettrico.

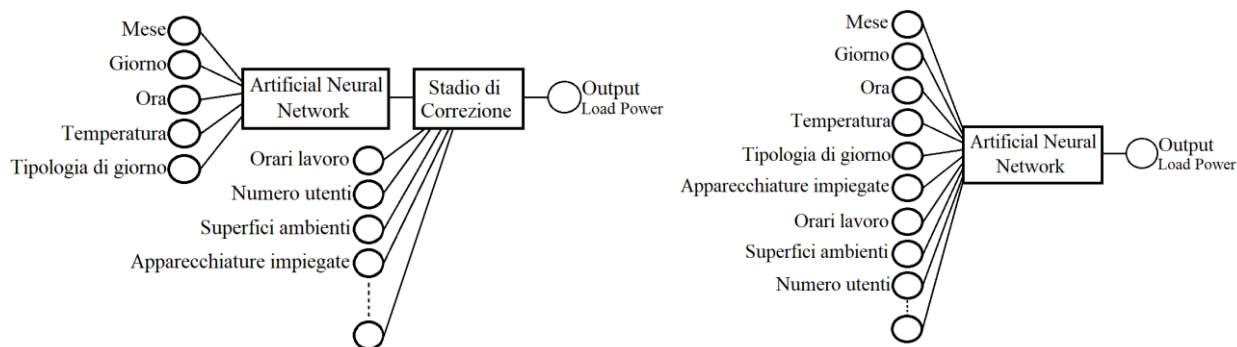


Figura 58 Possibili strutture di previsione attraverso ANN

Questa seconda modalità richiede però un maggior numero di dati storici, una maggiore conoscenza dei dettagli legati all'utenza, nonché un numero maggiore di utenze da utilizzare per effettuare la previsione.

Per quanto riguarda le utenze industriali, generalmente il profilo di carico non è variabile nel tempo come le altre tipologie di utenze: infatti il carico dipende dai cicli di lavoro che sono essenzialmente uguali nel tempo; si ha una dipendenza quasi esclusivamente dai dati storici, i parametri che si andranno a considerare saranno: mese, giorno, ora, tipologia di giorno.

Differentemente dalla previsione del carico nel settore terziario, in quello industriale non vengono considerate le temperature esterne dal momento che difficilmente viene controllato anche il carico termico, e qualora esso venisse controllato, dipenderebbe maggiormente dalle apparecchiature e macchinari presenti piuttosto che dalla temperatura esterna.

Inoltre per le grandi utenze industriali, può essere effettuata la previsione del carico elettrico molto facilmente dal momento che vengono programmati almeno 24 ore prima i cicli di lavoro.

Per quanto concerne invece le utenze domestiche, la previsione diventa abbastanza più articolata. Anzitutto è molto più difficile avere i dati storici di carico a meno che l'utenza domestica in esame non sia provvista di un proprio energy-meter. Infatti nel monitoraggio dei consumi delle differenti utenze si ha un trattamento differente dei dati in funzione della potenza contrattuale. Per utenze con una potenza contrattuale maggiore di 50 kW si ha il monitoraggio quarti-orario dei consumi energetici, mentre per potenze inferiori a tale range si ha il monitoraggio dei consumi per fasce orarie. Per tale ragione diventa molto più difficile conoscere i dati storici di carico e poterli utilizzare per addestrare un modello previsionale.

Quindi qualora non si utilizzi un proprio energy-meter, si potrà semplicemente effettuare una stima empirica del profilo di carico. Le variabili che influenzano il profilo di carico sono diverse; sicuramente si avrà una dipendenza dai dati storici, per cui le variabili che si potranno utilizzare come input sono:

mese, giorno, ora, temperatura, tipologia di giorno.

Come per le utenze terziarie entrano in gioco altre variabili, quali:

potenza contrattuale, tipologia di apparecchiature impiegate, tipologia di utenti (lavoro), orari di lavoro/studio, superfici degli ambienti, numero di utenti, età degli utenti, impiego di climatizzatori/pompe di calore per il raffrescamento/riscaldamento degli ambienti, propensione degli utenti al risparmio energetico, consumo energetico annuo.

Dal momento che è difficile avere la conoscenza dei dati storici di consumo, tali parametri non saranno utilizzati come input per l'implementazione di un modello previsionale del carico, in quanto saranno utilizzati per ottenere una stima pressoché empirica del profilo di carico, partendo dal profilo tipico delle diverse apparecchiature/elettrodomestici impiegate.

Di seguito saranno presentate diverse architetture impiegate per effettuare la previsione: sia per le utenze terziarie, che per quelle domestiche, mentre per le utenze di tipo industriale non verrà implementato alcun modello previsionale per come è stato descritto il profilo di carico di un'utenza industriale. Per quanto concerne l'utenza di tipo terziaria, sarà implementato un modello previsionale attraverso l'impiego di una rete neurale artificiale e quindi attraverso l'impiego di dati storici. Per quanto concerne invece l'utenza domestica saranno impiegati differenti approcci di natura statistica/empirica.

3.2.2 Modello di previsione preliminare

Prima di implementare un modello previsionale più complesso attraverso l'impiego di dati reali, si è proceduto con l'implementazione di un modello previsionale su dati di carico costruiti appositamente, partendo dall'analisi del profilo di carico reale. Si sono quindi creati appositamente dei profili di potenza che avessero un andamento tipico in base alla tipologia di utente, in funzione della tipologia di giorno e dell'ora.

Tali profili sono stati utilizzati per l'implementazione di reti neurali di test al fine di comprendere il reale contributo del modello nella previsione, soprattutto per la ricerca della tipologia di rete neurale ma in particolare della funzione di attivazione più utile allo scopo.

Il modello è stato implementato attraverso una rete neurale e come input sono stati utilizzati i seguenti parametri: l'ora, tipologia di giorno, tipologia di utente, condizioni meteo.

Si sono effettuati i test considerando due differenti tipologie di utenti, addestrando la rete con tali dati, verificando che la stessa riconoscesse l'utente.

Per il primo utente (Utente1) si ha un profilo costituito da tre picchi di potenza nella giornata: la mattina, il pomeriggio e la sera; per il secondo (Utente2) si hanno solo due picchi di potenza: la mattina e la sera.

Come tipologia di rete neurale è stata utilizzata una rete del tipo feed-forward Multi-Layer Perceptron (MLP); sono stati effettuati differenti test, ottenendo alla fine che la funzione di attivazione più performante era di tipo tansig (tangente iperbolica sigmoidale). Si è inoltre osservato che, sebbene sia usuale, qualora si utilizzino reti neurali del tipo MLP, utilizzare un numero di neuroni dello strato nascosto contenuto tra quelli dello strato d'ingresso e di uscita, in questo caso il numero di neuroni dello strato nascosto, per ottenere dei risultati accettabili, è risultato maggiore del numero di neuroni dello strato in ingresso e uscita.

Tali osservazioni sebbene derivanti dall'implementazione di un modello che utilizza dati in ingresso non reali (ma comunque approssimativi di utenti residenziali) possono essere tenute in conto anche nell'implementazione del modello di previsione più complesso del carico (su dati reali).

3.2.3 Implementazione modello previsionale del carico elettrico per un'utenza terziaria

Dopo differenti test che hanno interessato i modelli semplificati, ne sono stati effettuati altri sul modello previsionale che utilizza dati reali, che quindi ha una variabilità in funzione di determinati parametri.

Per l'implementazione del modello previsionale per le utenze terziarie sono stati impiegati i dati storici di consumo relativi all'Università della Calabria. Infatti per tale utenza si ha la conoscenza dei dati storici a partire da gennaio 2009. Tale tipologia di carico dipende essenzialmente dai dati storici e quindi da: mese, giorno, ora, temperatura, tipologia di giorno; per l'implementazione del modello previsionale si dovranno conoscere quindi anche tali dati, in particolare si dovranno conoscere i valori storici di temperatura.

L'Università della Calabria è costituita da più di un centinaio di complessi di uffici denominati "cubi". Per un determinato numero di cubi si ha una sottostazione di trasformazione MT/BT, alla quale viene misurata l'energia prelevata da ogni cubo. La fornitura per ogni cubo viene suddivisa in aliquota dovuta all'illuminazione degli ambienti e quella dovuta alla forza motrice, quindi all'alimentazione delle diverse strumentazioni.

Per implementare il modello predittivo del carico elettrico viene considerato un solo cubo, in particolare il cubo denominato 42C, costituito da 8 piani di uffici e laboratori, il cui consumo annuo è pari a 133 MWh, di cui il 29% è impiegato per illuminazione interna, mentre il rimanente 71% è impiegato per l'alimentazione di altre strumentazioni. Importante notare come, nonostante l'utenza sia servita dall'impianto di condizionamento centralizzato, siano presenti anche impianti di climatizzazione distribuiti per i diversi uffici, alimentati attraverso l'energia elettrica. Tali carichi andranno quindi ad alterare l'andamento del carico elettrico complessivo, il quale dipenderà anche dai parametri meteorologici, in particolar modo dalla temperatura esterna. Infatti se la temperatura esterna è elevata o al contrario è molto bassa il carico elettrico sarà maggiore. Si tiene conto di ciò nel modello dando in ingresso la previsione di temperatura esterna.

3.2.3.1 Specifiche del modello

Il modello predittivo è stato implementato attraverso una rete neurale; la tipologia scelta è Feedforward Multi Layer Perceptron. Sono utilizzati 3 strati di neuroni, uno di ingresso, uno di uscita e uno intermedio.

Per determinare il numero di neuroni dello strato intermedio è stata effettuata un'analisi di sensibilità, partendo dai risultati ottenuti nell'implementazione del modello preliminare. Sono state addestrate differenti reti neurali al variare del numero di neuroni dello strato intermedio, si sono osservati sia il parametro per la valutazione delle prestazioni nella fase di addestramento Mean Square Error (MSE), inoltre per le diverse reti neurali è stato calcolato il MAPE. In Figura 59 viene riportato l'andamento del MAPE al variare del numero di neuroni dello strato intermedio, si osserva che, sebbene esso sia limitato entro un range dal 20% al 30%, si hanno le migliori prestazioni per un numero di neuroni dello strato nascosto pari circa a 30. Naturalmente per effettuare tale analisi sono stati impiegati solo parte dei dati necessari per effettuare il successivo addestramento.

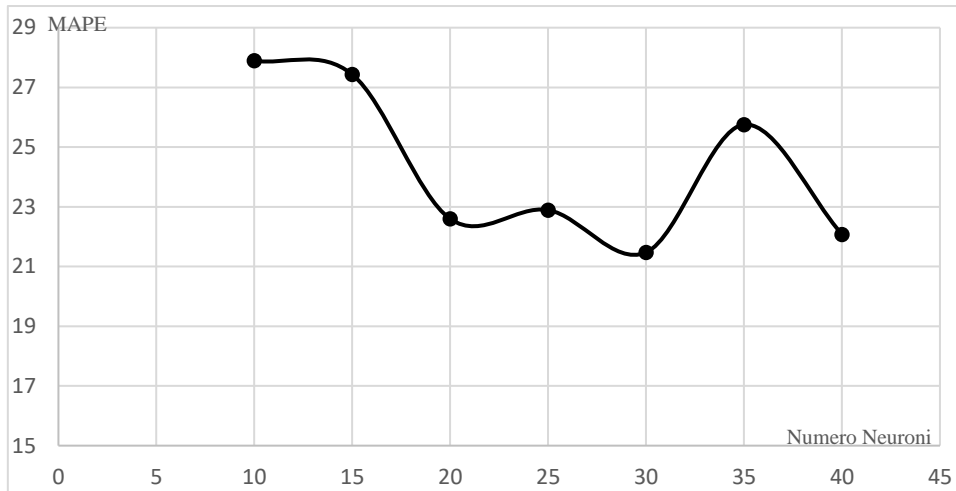


Figura 59 Analisi sensibilità al variare neuroni strato intermedio

Come specificato precedentemente la funzione di attivazione utilizzata per i differenti neuroni è del tipo a tangente iperbolica sigmoidale – tansig:

$$f_{tansig} = \tanh(n) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (10)$$

Tale funzione può essere rappresentata come in Figura 60.

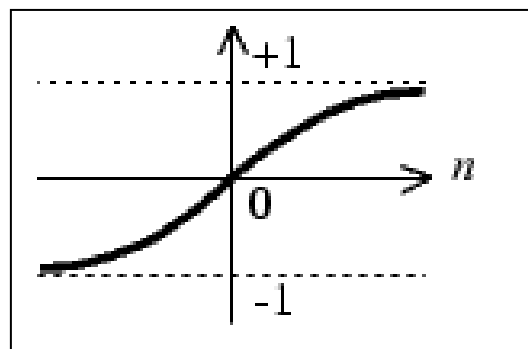


Figura 60 Funzione tansig

Per effettuare l'addestramento della rete neurale sono stati impiegati sia dati di carico storici che i relativi dati di input. La rete neurale è stata addestrata attraverso l'algoritmo di back-propagation, mentre la funzione di addestramento è del tipo Levenberg-Marquardt.

Anzitutto è stato implementato un modello di tipo orario, presenta quindi in uscita (1 neurone) la previsione di carico riferita ad un'ora specifica. Per quanto riguarda gli input (7 neuroni) sono stati utilizzati i seguenti parametri di ingresso (Figura 61):

mese, giorno, tipologia di giorno, ora, temperatura massima, temperatura minima, temperatura media.

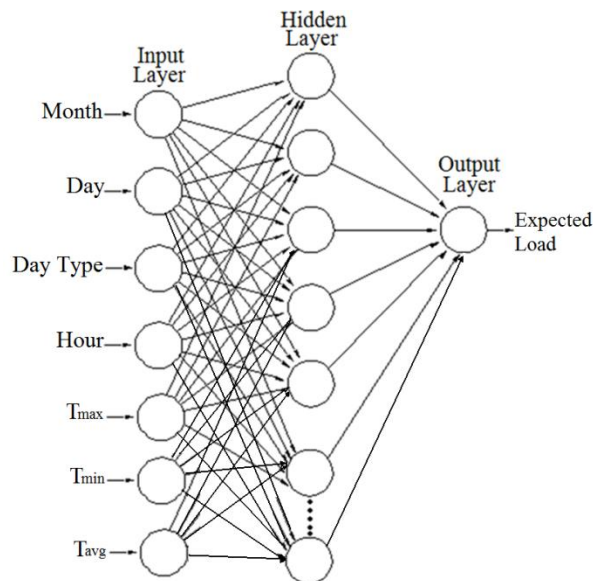


Figura 61 Rete neurale previsione Carico

Dopo differenti test effettuati utilizzando gli input sia codificati attraverso un opportuno codice binario che non codificati, si è osservato che i risultati erano analoghi qualora venissero utilizzati gli input non codificati, per cui gli input mese, giorno, ora sono stati dati in ingresso al modello senza essere codificati (esempio 10 marzo ore 14, i neuroni di input saranno rispettivamente 3;10;14).

Gli input relativi alle temperature sono necessari poiché per l'utenza in esame si ha l'alimentazione anche di apparecchi impiegati per la climatizzazione (estiva ed invernale), e quindi per la previsione del carico termico. Come visto nella sezione dedicata all'analisi del carico, la temperatura media, minima e massima influenzano diversamente il profilo di carico nelle diverse stagioni, la temperatura massima influenza maggiormente il profilo in estate mentre la temperatura minima in inverno. Inoltre invece di utilizzare come input al modello la temperatura oraria, viene impiegata la temperatura giornaliera, ciò è possibile grazie alla maggiore inerzia del carico termico.

Per quanto riguarda la tipologia di giorno si è effettuata la suddivisione in 5 classi: giorni festivi/domeniche, prefestivi/sabati, lunedì, venerdì, martedì/mercoledì/giovedì (Tabella 18). La differenziazione tra lunedì, venerdì e i restanti giorni infrasettimanali è dovuto all'andamento di carico differente che hanno questi giorni per un'utenza di tipo terziaria. Infatti mentre il lunedì (essendo il primo giorno lavorativo della settimana) il carico per le ore della mattina è minore rispetto agli altri giorni, il venerdì (essendo generalmente l'ultimo giorno lavorativo della settimana) avrà un carico per le ore serali inferiore a quello degli altri giorni.

Tipologia di giorno	Codice Identificativo Giorno
Domenica/Festivo	1
Lunedì	2
Martedì/Mercoledì/Giovedì	3
Venerdì	4
Sabato/Prefestivo	5

Tabella 18 Identificazione Giorni

Conoscendo gli input da utilizzare nel modello, è necessario trovare i dati storici stessi per poter effettuare l'addestramento e il test del modello. Per quanto riguarda i dati di produzione (da utilizzare come target), come si è già discusso nella sezione precedente, sono memorizzati per ogni cubo dell'Università della Calabria; gli unici dati di input storici non disponibili direttamente riguardano le condizioni meteo, in particolare le temperature (media, minima e massima). Tali dati sono stati raccolti dai siti meteo web e catalogati in base al giorno considerato. La tipologia di giorno è stata variata in funzione delle festività e dei differenti giorni della settimana per l'anno considerato.

Raccolti i dati storici, si è effettuato l'addestramento della rete. I dati sono stati ordinati come nella tabella seguente per poter essere facilmente impiegati per l'addestramento della rete neurale e poter effettuare il confronto più facilmente con i risultati ottenuti; i dati riportati di seguito ad esempio si riferiscono al 6 febbraio 2013 (Tabella 19).

Mese	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
Giorno	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
Tipo di giorno	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Ora	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Tmax	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13
Tmin	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9
Tmed	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Target (kWh)	10	7	9	9	8	10	12	11	12	24	26

Tabella 19 Esempio dati addestramento Rete neurale

Per testare le prestazioni del modello sono stati utilizzati i dati storici di carico; è stata effettuata la previsione e i risultati sono stati confrontati con i dati reali di carico. Ciò al fine di verificare anche l'influenza dei diversi fattori nel comportamento del modello stesso e quindi poter giungere ad un modello predittivo che sia il più accurato possibile, osservando gli apporti delle diverse variabili. Per avere una esemplificazione del processo di training e testing della rete neurale, viene riportato il seguente schema a blocchi. Si suppone di avere a disposizione un set di dati storici per gli anni da i a j , tale set viene suddiviso in due sottogruppi, il primo da i a $j-z$ che viene impiegato per la fase di addestramento, il secondo da $j-z$ a j per la fase di test e validazione della rete (Figura 62).

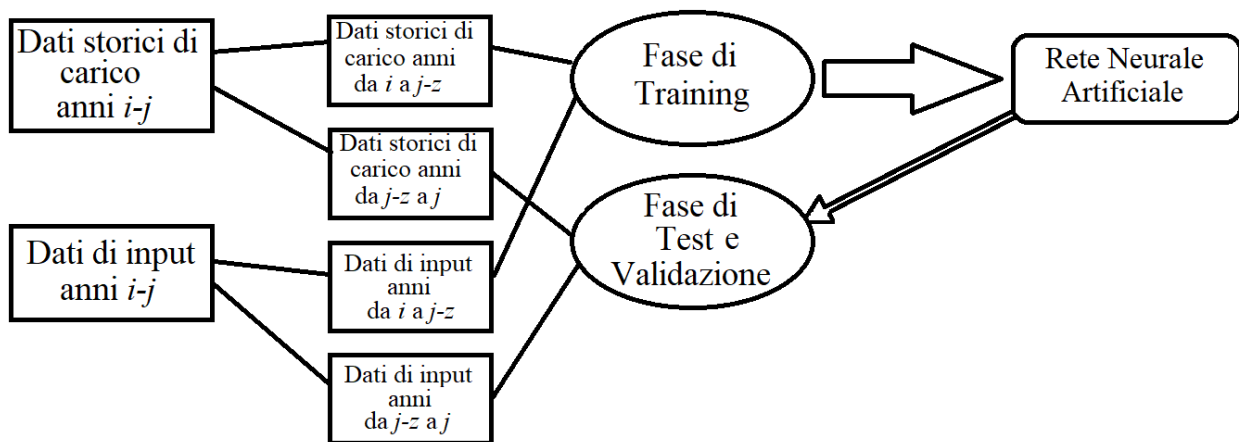


Figura 62 Fase di addestramento e validazione della rete neurale

3.2.3.2 Addestramento ANN

Raccolti i dati storici per differenti anni, si è proceduto con l'addestramento della rete neurale su tali dati.

Come parametro utilizzato per valutare le prestazioni nella fase di addestramento è stato utilizzato l'errore quadratico medio (Mean squared Error - MSE). Oltre a considerare tale parametro, che si ottiene proprio nella fase di training, sono state effettuate successive analisi per trovare quale rete neurale fosse quella migliore allo scopo, analizzando quelle con minore errore percentuale medio, e minore errore medio assoluto. Per poter impiegare Matlab per l'addestramento della rete neurale è necessario fornirgli tutti i dati storici e il tool stesso (nntool – neural network tool) effettuerà la suddivisione tra dati necessari per il training, testing e validation; in particolare le percentuali impiegate sono rispettivamente 70%, 15% e 15%.

Con l'insieme di dati storici è stato quindi effettuato l'addestramento di differenti reti neurali, cercando quella che presentasse migliore accuratezza.

Si osserva infatti già dall'andamento dell'MSE (Figura 63) quale rete neurale presenta migliori prestazioni. Di seguito vengono riportati gli andamenti delle curve dell'MSE per alcune delle differenti reti neurali su cui è stato effettuato l'addestramento.

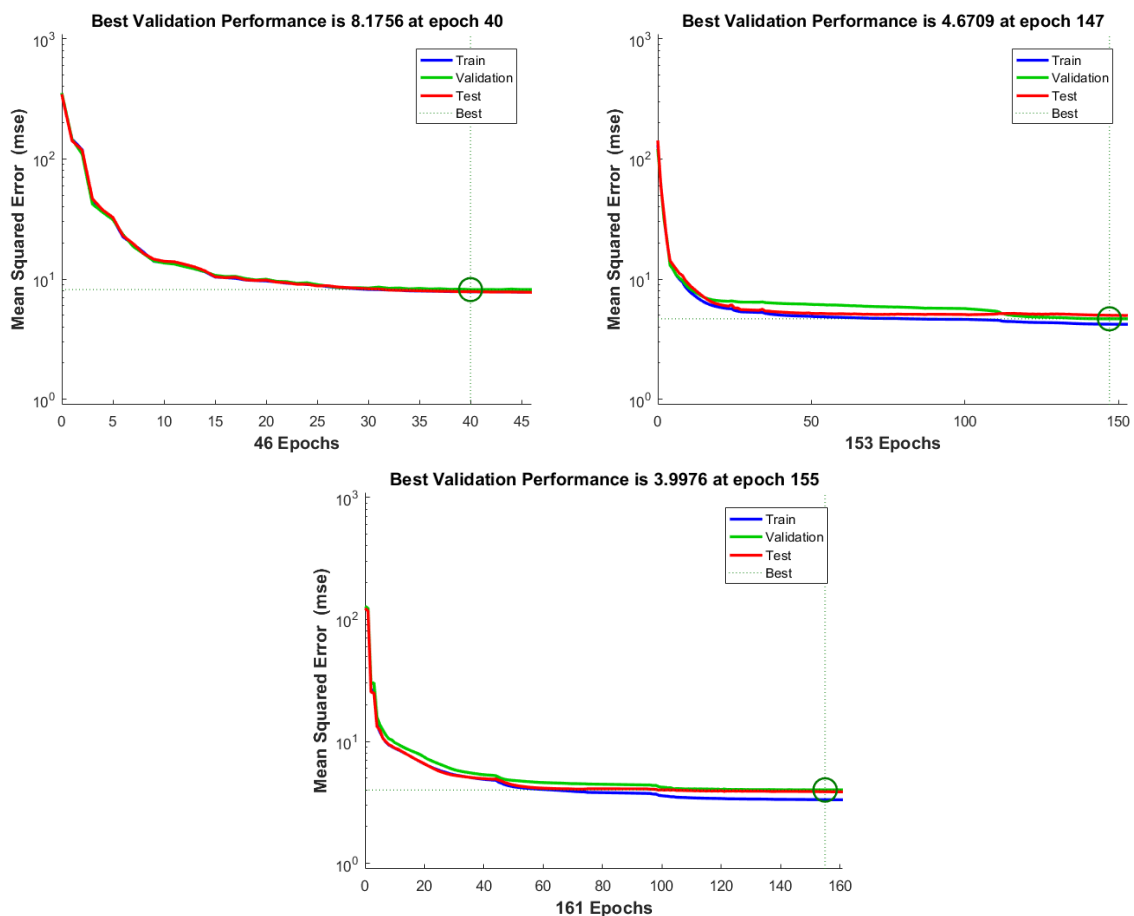


Figura 63 Fase di addestramento della ANN - Andamento del MSE

Si osserva come per i tre differenti casi si ha un andamento differente dell'MSE, anche con differente valore di fine addestramento, scegliendo in questo caso la rete neurale con MSE pari a 3.99 kWh².

Dopo aver addestrato la rete, sono stati effettuati i test per verificare l'efficacia della stessa, su periodo di un anno.

3.2.3.3 Test ANN

Il test della ANN confronta i risultati dei modelli predittivi addestrati sui dati storici degli anni precedenti, con la curva di carico reale che si è verificata nell'anno 2014. Avendo considerato come utenza un cubo dell'Università della Calabria, ci si aspetta un andamento differenziato per mesi dell'anno e giorni della settimana.

Di seguito (Figura 64 - Figura 67) sono riportati i risultati dei vari test effettuati sulla ANN, per i differenti casi: due giorni feriali a gennaio e luglio, due giorni festivi a gennaio e luglio (Tabella 20). Si osserva come a meno di leggeri scostamenti per quanto riguarda i picchi di carico, la curva delle previsioni del carico elettrico segue la curva reale.

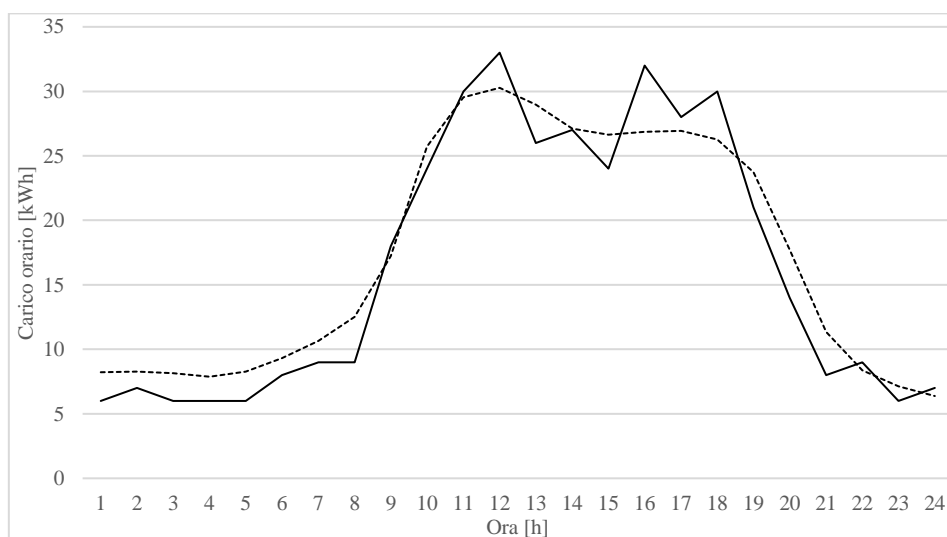


Figura 64 Test della rete neurale per un giorno feriale – gennaio; prevista (linea tratteggiata), reale (linea continua)

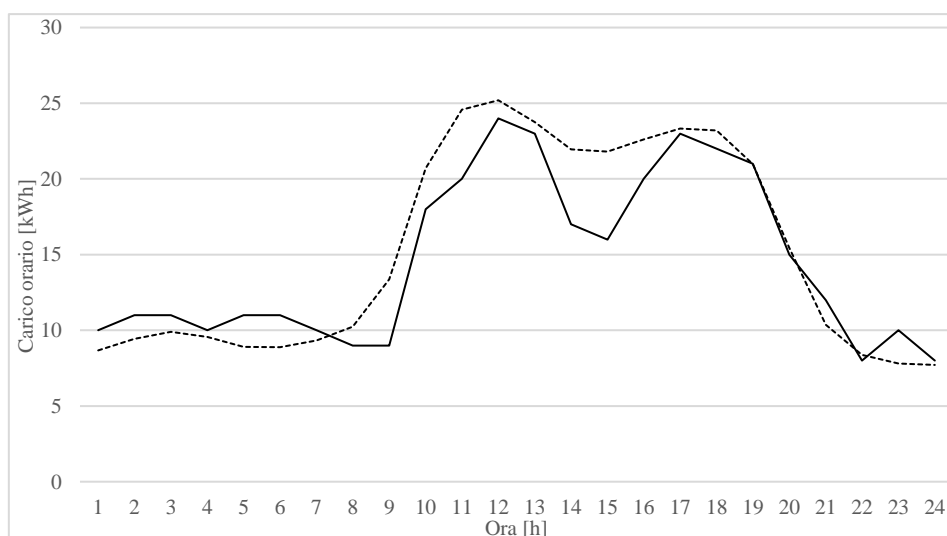


Figura 65 Test della rete neurale per un giorno feriale – luglio; prevista (linea tratteggiata), reale (linea continua)

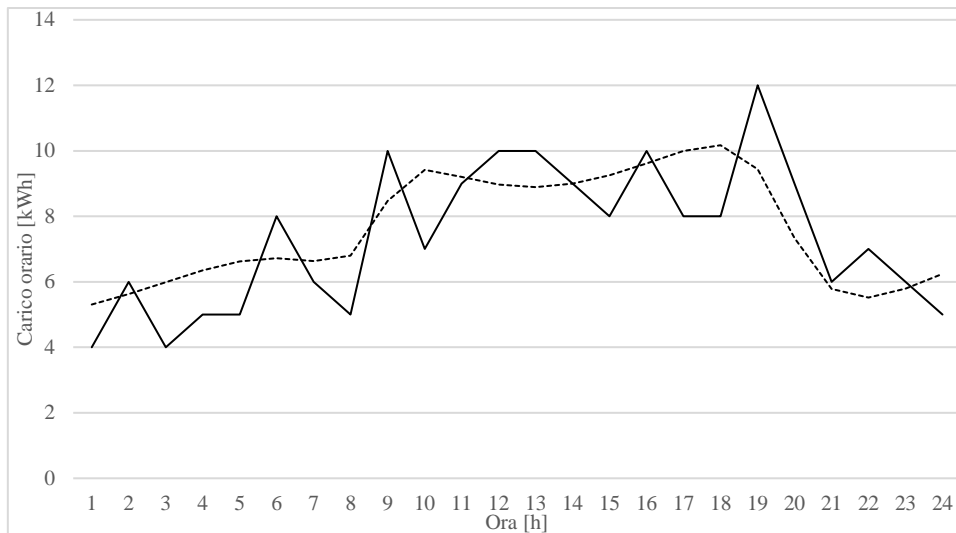


Figura 66 Test della rete neurale per un giorno festivo – gennaio; prevista (linea tratteggiata), reale (linea continua)

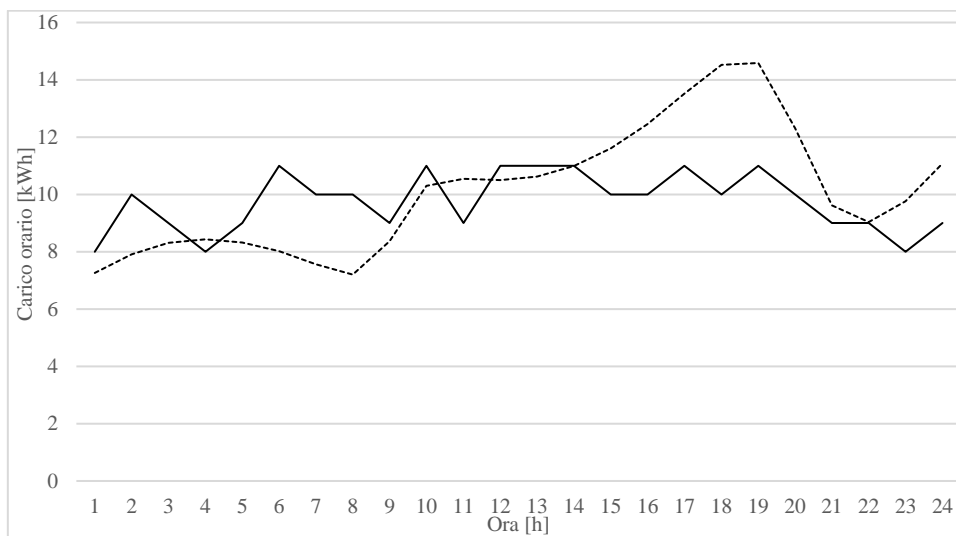


Figura 67 Test della rete neurale per un giorno festivo – luglio; prevista (linea tratteggiata), reale (linea continua)

Le maggiori differenze si sono avute nei giorni pre/post festivi o nei giorni in cui si sono verificate ricorrenze particolari per l'utenza, che non presentano una storicità tale da poter addestrare il modello previsionale. Ad esempio due giorni tipici in cui si presenta tale errore sono il giorno successivo al lunedì dell'Angelo o il 31 dicembre, tali giorni infatti pur non essendo festivi presentano un basso profilo di carico a causa della scarsa presenza di utenti negli ambienti in esame. Viene riportato a titolo di esempio il profilo di carico per giorno 31 dicembre, si osserva che il profilo previsto presenta valori di potenza molto maggiori rispetto al profilo reale di carico, ciò perché nel modello viene considerato come un giorno lavorativo (Figura 68). Nelle successive configurazioni dovrà essere considerato tale giorno in modo differente, oppure si dovrà utilizzare un set di dati storici più ampio al fine di far memorizzare alla rete anche l'andamento di tale giorno.

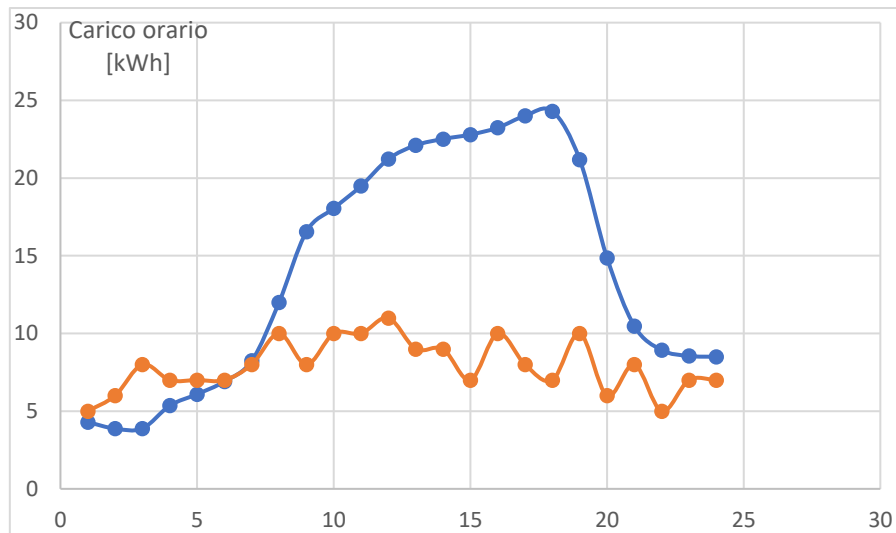


Figura 68 Confronto profilo previsto (blu) e reale (arancione) di carico, giorno 31 dicembre

Prospetto modello	
Dati utilizzati	Mese, giorno, ora, temperatura (max, min, media), tipologia giorno
Numero neuroni input	7 neuroni input
Numero neuroni strato intermedio	30 neuroni
Suddivisione in trainig/validation/test	70%, 15% e 15%
Algoritmo di training	Levenberg-Marquardt
Funzione attivazione	Tangente iperbolica
Accuratezza in termini di MAPE	16%-30%

Tabella 20 Prospetto modello previsionale del carico elettrico per un'utenza terziaria

Ulteriore analisi è stata effettuata analizzando i risultati del modello previsionale per ogni singolo mese; sono stati inseriti in tabella per ogni mese i rispettivi valori di MAPE. Come è facile intuire, si hanno maggiori errori nei mesi in cui si ha un'incertezza maggiore tra giorni festivi e giorni lavorativi (Tabella 21). Ad esempio a dicembre, sebbene ci siano da calendario solo alcuni giorni festivi, per l'utenza in esame si ha la presenza di molti più giorni che possono essere considerati tali; ciò si nota anche dai consumi che risultano essere ridotti. Ciò porta a minori accuratezze nella previsione per tale tipologia di giorni. Si nota anche che la presenza di giorni festivi porta ad un'accuratezza inferiore rispetto ai giorni feriali, infatti i mesi con minor numero di giorni feriali presentano maggiori errori, viceversa i mesi con maggior numero di giorni feriali presentano una maggiore accuratezza.

Mese	MAPE
Gennaio	22.00
Febbraio	18.05
Marzo	15.89
Aprile	18.37
Maggio	16.52
Giugno	24.24
Luglio	23.81
Agosto	27.05
Settembre	19.45
Ottobre	20.80
Novembre	17.14
Dicembre	30.50

Tabella 21 Primi risultati modello previsionale carico elettrico

3.2.3.4 Test al variare dei parametri impiegati come input

Sono stati inoltre effettuati differenti test al variare dei parametri utilizzati come input al modello: utilizzando o meno la temperatura, nonché la tipologia di giorno. Effettuando l'addestramento della rete neurale utilizzando gli input visti in precedenza trascurando la tipologia di giorno, si osserva come non si abbia differenza nel profilo previsto tra i differenti giorni, esso dipende esclusivamente dal mese e dalla temperatura. Si hanno quindi maggiori errori nei giorni festivi, poiché viene considerato un profilo medio tra i giorni feriali e quelli festivi. In fase di addestramento si ottiene un MSE pari a 13.6 kWh^2 (Figura 69) che è molto maggiore rispetto a quello visto per la rete addestrata utilizzando tutti gli input. Effettuando invece il test sui dati dell'anno successivo risulta un MAPE pari a 36.6%.

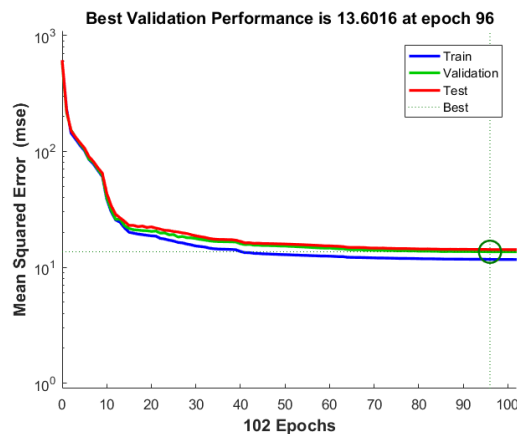


Figura 69 Addestramento della ANN, senza tipologia di giorno - Andamento del MSE

Avendo utilizzato come input anche il mese, si osserva come in agosto si riesca comunque a seguire il profilo di carico, rispetto agli altri giorni festivi. Di seguito viene riportato l'esempio di profilo di carico per tre differenti giorni, di cui due feriali e uno festivo (Figura 70).

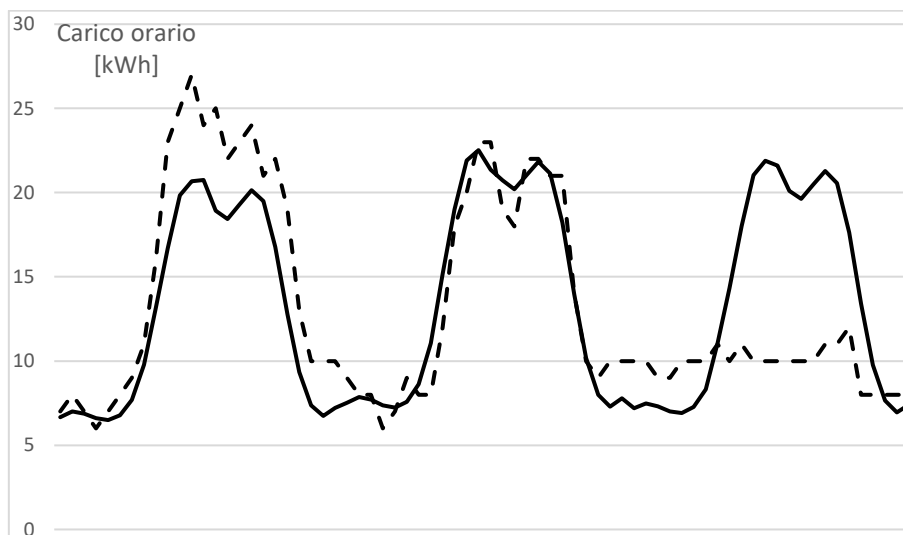


Figura 70 Risultati modello predittivo senza tipologia di giorno in input: previsione (continuo), reale (tratteggiato)

Si osserva come viene pressoché riprodotto lo stesso profilo per tutti e tre i giorni, definibile come una sorta di profilo medio, andando a prevedere con buona accuratezza il profilo del secondo giorno feriale, mentre

presenta un certo errore per il primo giorno feriale, infine presenta un errore elevato per il giorno festivo, non seguendo in alcun modo la curva di carico.

Effettuando invece il test utilizzando come input la tipologia di giorno ma non utilizzando la temperatura, ne viene fuori che il profilo non dipenderà dal contributo del carico termico, esso sarà mediato per tutto il mese considerato, ottenendo un profilo che dipenderà esclusivamente dal mese e dalla tipologia di giorno. In fase di addestramento si ottiene un MSE pari a 6.07 kWh^2 (Figura 71) che è comunque paragonabile a quelli ottenuti per la rete addestrata utilizzando tutti gli input, mentre si ottiene un MAPE pari a 18%.

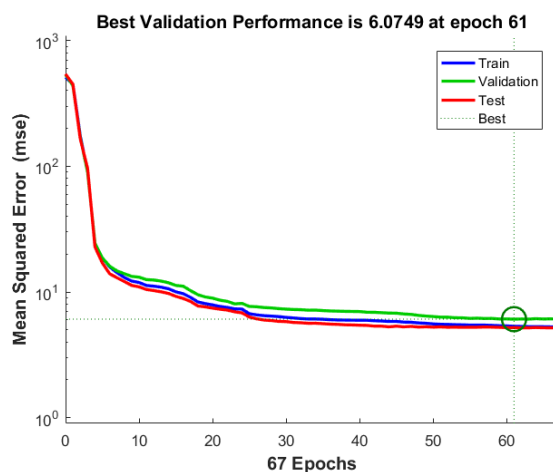


Figura 71 Addestramento della ANN, senza temperatura - Andamento del MSE

Ciò porta ad affermare che il profilo di carico dipende maggiormente dalla tipologia di giorno che dalla temperatura. La temperatura però nella fase di addestramento è intrinsecamente nota dal mese utilizzato come input. La previsione viene effettuata considerando unicamente le serie storiche di carico, e intrinsecamente le serie storiche di temperatura. Si possono avere delle differenze tra il profilo di carico reale e quello previsto solo quando in uno stesso mese sono presenti più differenze pronunciate di temperatura rispetto a quello che è l'andamento tipico.

3.2.3.5 Modello previsionale differente per forza motrice e illuminazione

Per la stessa utenza è stato implementato un modello predittivo per scindere il carico nelle due aliquote di forza motrice e illuminazione.

Il modello implementato per la previsione delle due aliquote di carico (forza motrice ed illuminazione) diversamente da quello che effettua la previsione dell'intero carico elettrico, ha differenti input in funzione dell'aliquota considerata. Si osserva infatti come l'aliquota di illuminazione non dipenda dalla temperatura, ma dipenda soprattutto dall'ora del giorno e dal mese.

Sono state quindi implementate differenti reti neurali; per la fase di training, è stata seguita l'analogia procedura vista nel precedente paragrafo. Così, una volta effettuato l'addestramento delle reti, sono stati effettuati i test per valutare la bontà del modello.

Per quanto concerne la previsione del carico dovuto all'illuminazione, vengono utilizzati i seguenti input: giorno, ora, mese e tipologia di giorno. Mentre per quanto concerne la previsione del carico dovuta

all'aliquota di forza motrice saranno utilizzati tutti gli input visti nel modello precedente: giorno, ora, mese, tipologia di giorno e temperature.

Per quanto riguarda la previsione del profilo di potenza riferito all'aliquota illuminazione, si è ottenuto un MAPE superiore al 32%, mentre per la previsione del carico riguardante la forza motrice si è avuto un MAPE pari a circa il 22.4%. Nella fase di addestramento (Figura 72) l'MSE risultante nei due casi è pari rispettivamente a 2.1 e 1.8 kWh², tale valore ridotto è dovuto al fatto che i due contributi presi singolarmente hanno valori minori di potenza, per cui l'errore è analogamente minore.

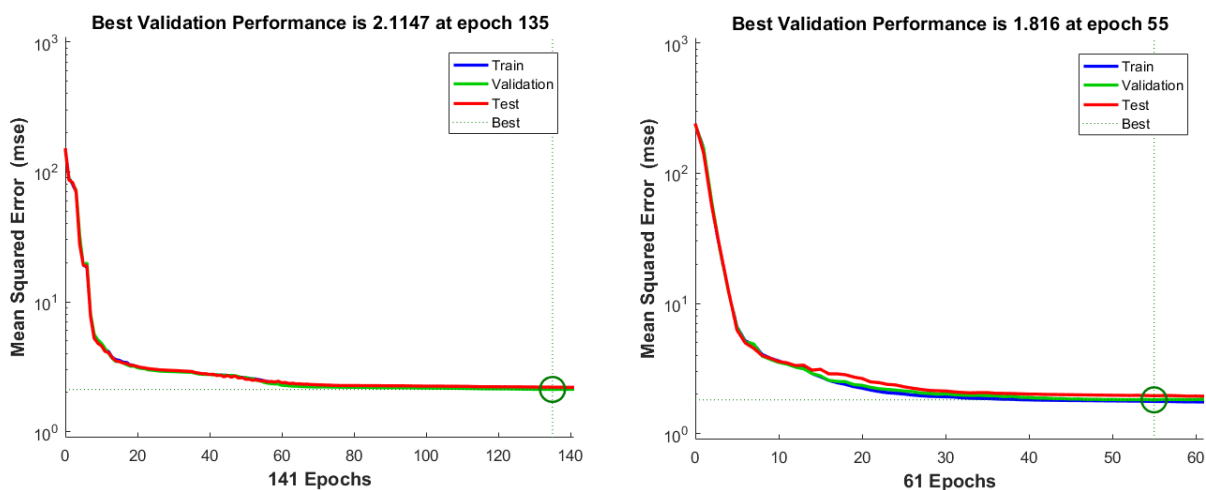


Figura 72 Addestramento della ANN, aliquote FM ed illuminazione separate - Andamento MSE

Di seguito vengono riportati i risultati del carico illuminazione e del carico forza motrice per due giorni feriali del mese di maggio (Figura 73 e Figura 74).

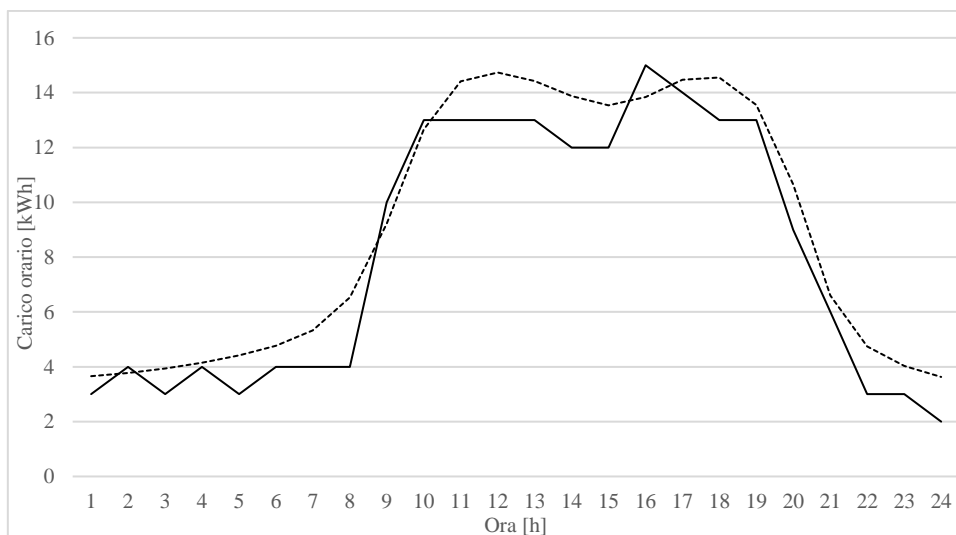


Figura 73 Test della rete neurale per un giorno feriale – previsione consumi illuminazione; prevista (linea tratteggiata), reale (linea continua)

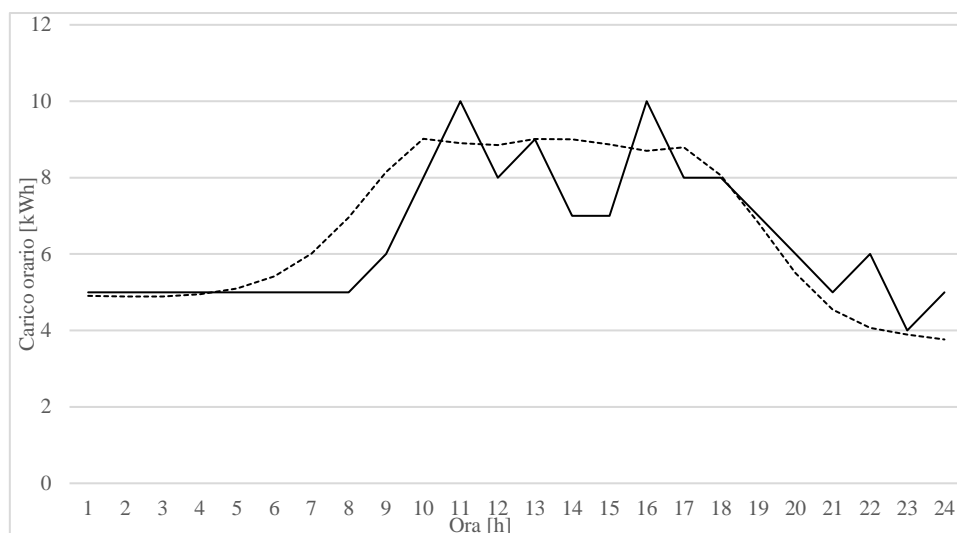


Figura 74 Test della rete neurale per un giorno feriale – previsione consumi forza motrice; prevista (linea tratteggiata), reale (linea continua)

È stata effettuata l'analisi anche considerando i risultati per i differenti mesi. Per ogni mese è stato calcolato il MAPE per le due aliquote (Tabella 22).

Si osserva come per l'aliquota dovuta all'illuminazione, l'errore maggiore si presenta nei mesi in cui si ha una maggiore presenza di giorni non lavorativi, raggiungendo un picco ad agosto (circa 60%), analogamente per l'aliquota di carico dovuta alla forza motrice, ma in questo caso la differenza è meno marcata rispetto agli altri mesi.

Mese	MAPE Luce	MAPE FM
Gennaio	35.35	27.52
Febbraio	21.97	15.66
Marzo	25.78	19.18
Aprile	41.31	15.12
Maggio	31.59	14.33
Giugno	24.86	22.95
Luglio	30.04	27.25
Agosto	60.30	31.16
Settembre	30.07	27.76
Ottobre	31.39	22.77
Novembre	27.78	16.74
Dicembre	34.39	27.55

Tabella 22 Sintesi dei risultati della previsione di carico per le aliquote illuminazione e forza motrice

Come noto, l'aggregazione delle previsioni porta ad una riduzione degli errori dovuti alle singole previsioni, ciò poiché gli errori singoli vengono auto-compensati.

Dopo aver effettuato le previsioni attraverso le due reti neurali prese singolarmente, sono stati aggregati i risultati ottenendo il profilo totale del carico. Sono stati calcolati i vari parametri statistici, tra cui il MAPE che è risultato pari a circa il 19% per l'intero anno. Si osserva quindi come si sia abbattuto l'errore percentuale complessivo; esso risulta anche minore del MAPE ottenuto con la previsione effettuata sul carico complessivo, il che sottolinea come la previsione effettuata singolarmente sulle differenti aliquote e poi aggregata presenta migliori risultati.

3.2.4 Implementazione del modello predittivo per un'utenza domestica

Per quanto riguarda la previsione del profilo di carico di un'utenza domestica si possono utilizzare differenti metodi in funzione dei dati storici che si hanno a disposizione.

Avendo dei dati storici di carico si può utilizzare un approccio analogo a quello visto per l'utenza terziaria, addestrando un'opportuna rete neurale. Qualora invece non si abbiano dati a disposizione si dovranno impiegare dei modelli empirici/statistici per definire il profilo anche approssimativo del carico domestico.

3.2.4.1 Modello Adattativo

Qualora non si abbiano dati storici utili per poter implementare un modello apposito per l'utenza considerata, può essere utilizzato un modello adattativo che si basa soprattutto sulla potenza contrattuale dell'utenza e sul consumo annuale di energia (unico dato aggregato, qualora disponibile). Per quanto riguarda le utenze del settore terziario e domestico, la potenza di contratto è generalmente un dato noto e necessario al fine di poter effettuare la previsione; il consumo annuale di energia invece non è sempre un dato noto (si potrebbe trattare di una nuova utenza) per cui non è un dato strettamente necessario e la sua conoscenza porta semplicemente a migliorare i risultati della previsione. Per quanto concerne le utenze domestiche, oltre a potenza contrattuale e consumo annuale di energia, è necessario conoscere se è utilizzata la climatizzazione degli ambienti attraverso apparecchi alimentati da energia elettrica.

Per le utenze di cui non si conoscono i dati storici, a prescindere dalla tipologia, il modello adattativo prevede due step:

- scelta e calcolo del profilo di carico di un'utenza di riferimento, di cui sono noti i dati storici;
- proporzione mediante la potenza contrattuale dell'utenza in esame ed eventuale correzione mediante il consumo annuo, in confronto con quanto ottenuto al punto precedente.

Il profilo di carico dell'utenza di riferimento si ottiene mediante ANN addestrata opportunamente con i dati storici a disposizione. Tale utenza è caratterizzata da una determinata potenza contrattuale P^* e con un determinato consumo annuo di energia pari ad E^* . La ANN dell'utenza di riferimento presenta gli stessi input già discussi nel precedente paragrafo, in particolare l'ora, il giorno e il mese considerati per la previsione, la tipologia di giorno, le temperature massima minima e media prevista per il giorno e la località in esame; a meno dei primi quattro input che restano invariati qualsiasi sia l'utenza considerata, gli ultimi tre variano in funzione dell'utenza di riferimento considerata e della località dove l'utenza è situata.

La conoscenza della potenza contrattuale dell'utenza in esame, per la quale si vuole effettuare la previsione, è necessaria per effettuare la proporzione con la potenza P^* dell'utenza di riferimento. Il dato sul consumo annuale di energia elettrica, qualora presente per l'utenza in esame, è utile a migliorare l'accuratezza della previsione: in particolare se il consumo annuo dell'utenza in esame è maggiore rispetto a E^* , la previsione effettuata precedentemente sarà incrementata in proporzione al rapporto tra il consumo annuo dell'utenza in esame ed E^* , viceversa, se il consumo annuo dell'utenza in esame è minore di E^* (Figura 75).

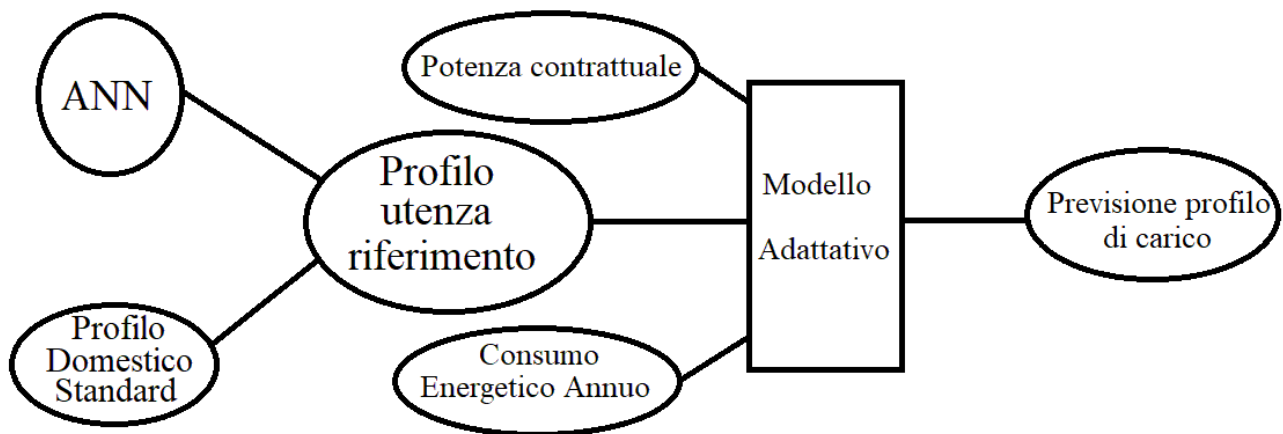


Figura 75 Schema modello adattativo

Da sottolineare che l'assenza di dati storici porta ad effettuare una previsione che sarà semplicemente una stima del carico dell'utenza considerata; tale stima sarà sempre più prossima al consumo reale tanto più si considera un insieme di utenze. Certamente la stima della curva di carico dalla singola utenza sarebbe molto prossima a quella reale qualora venissero utilizzati i dati storici dell'utenza stessa.

3.2.4.2 Implementazione del servizio di previsione del carico su piattaforma

I modelli predittivi (con rete neurale e adattativo) descritti nei precedenti paragrafi sono stati inglobati in un unico servizio che funziona sia per utenze domestiche che terziarie, sia in assenza che presenza di dati storici.

È stato quindi implementato un algoritmo che in funzione della tipologia di utenza utilizza il corretto metodo previsionale implementato.

Vengono definite utenze “abilitate” quelle provviste di una rete neurale apposita determinata dai dati storici. Per tali utenze si hanno a disposizione i dati storici di consumo, mediante i quali addestrare la rete neurale. Per le utenze “non abilitate” non si hanno a disposizione i dati storici per cui viene utilizzato il modello previsionale adattativo. Gli input del servizio sono differenti e si differenziano anche in funzione delle informazioni che si hanno a disposizione.

Anzitutto bisognerà conoscere il nome dell'utenza in esame (*NomeUtenza*). A tale nome è associata l'informazione riguardante il parametro “abilitato/non abilitato” (*Abilitazione_0_1*): tale parametro indica se l'utente è abilitato ad utilizzare una propria rete neurale (1) oppure no (0). Qualora l'utenza sia abilitata, al suo nome è associata la rete neurale propria (*Rete_Nomeutenza.mat*). Sia per utenze abilitate che non abilitate, al nome è associato il file di output (*OUT_Nomeutenza.txt*) che individua il profilo di carico dell'utenza.

Per lanciare il modello è necessario un file di input (*Input.txt*) con ora, giorno, mese, tipologia giorno, temperature (massima, minima e media), come definito nella precedente descrizione.

È necessario definire di quale tipo di utenza si tratta: il parametro (*Utente_Domestico_Terziario*) individua le due tipologie di utenza, domestico (Domestico) o terziario (Terziario).

Bisogna definire inoltre una serie di parametri:

la potenza contrattuale dell'utenza (*PotenzaContr_kW*): indica la potenza di contratto dell'utenza in kW;

la presenza di impianto di climatizzazione (*Condizionamento_0_1*): definisce se l'utenza è provvista (1) oppure non è provvista (0);

il consumo annuo di energia elettrica (*ConsumoAnnuo_kWh*): questo viene definito attraverso la variabile (*PresenzaDatiUtente_0_1*), presente (1), non presente (0).

Tale algoritmo è stato implementato attraverso il software Matlab, attualmente è in funzione per effettuare la previsione di carico dei vari cubi dell'Università della Calabria e di alcune utenze associate. Di seguito viene riportato uno screen della previsione del profilo di carico che viene generata sulla piattaforma per il cubo 41C (Figura 76).



Figura 76 Previsione profilo di carico - output piattaforma

3.2.5 Profilazione del profilo di carico di utenze con potenza inferiore a 55 kW

Per quanto riguarda la previsione del carico elettrico relativo alle utenze finali di potenza contrattuale inferiore a 55 kW, come già accennato inizialmente, queste presentano il problema di non avere a disposizione dati storici, a meno che l'utente titolare non decida di dotarsi di energy meter. Per tali utenze, infatti, si ha a disposizione soltanto una lettura del consumo da contatore, la quale che rappresenta un progressivo delle misure nelle diverse fasce orarie. Per tale motivo, diventa difficile poter effettuare una previsione accurata del profilo di carico.

D'altro canto, gli unici dati che si potrebbero utilizzare, non in termini di letture da contatore, sono dati "aggregati": il Distributore che opera in una determinata area, attraverso il Sistema Informativo Integrato (SII), mette a disposizione i dati storici aggregati di consumo di tutti gli utenti per quell'area.

Ottenuti tali dati aggregati, si può utilizzare la metodologia definita Adjusted Area Load –AAL, per l’ottenimento dei dati storici aggregati delle sole utenze con potenza contrattuale inferiore ai 55 kW, non dotate di misuratore orario. Tale metodologia prevede che questa aliquota di consumo sia ottenibile come differenza tra il prelievo complessivo di area da parte di tutti gli Utenti Finali e il prelievo misurato da parte degli utenti dotati di misuratori orari (generalmente, gli utenti con potenza in prelievo > 55 kW).

In questo modo, il risultato è una misura aggregata di tutti gli utenti che in una determinata zona non sono dotati di misuratore orario. Tale misura prende il nome di Prelievo residuo di Area (PRA) ed è definito come “l’energia prelevata in ciascuna ora dai punti di prelievo non trattati su base oraria, al lordo delle perdite”.

Ottenuto il PRA, esso può essere ripartito tra tutti gli utenti finali non dotati di misuratore orario interni all’area: il Distributore, infatti, mette a disposizione ogni mese il valore di PRA del mese precedente (m-1) e per ogni utente calcola e rende disponibile un coefficiente di proporzionalità (CRPP), la cui somma di tutti i CRPP per tutti gli utenti, costituisce il Coefficiente di Ripartizione per Unità di Dispacciamento in Prelievo (CRPU) relativo al mese oggetto di previsione (m+1).

Il prodotto tra il valore di PRA ed il coefficiente CRPP restituisce una curva rappresentativa del profilo di potenza dell’utenza considerata. In sostanza attribuisce al singolo utente incluso in un contratto di dispacciamento in prelievo, la sua quota proporzionale di PRA.

In questa metodologia, l’unica incognita risiede nella stima del PRA per il mese oggetto di previsione in quanto ad essere resi disponibili sono i valori storici di PRA, nei mesi precedenti.

Per tale ragione è stato implementato un modello che si basa solo sull’impiego dei dati storici di PRA per effettuare la previsione. In particolare, definiti:

il mese oggetto di previsione ($m+1$);

anno corrente (y);

anno precedente ($y-1$);

per effettuare la previsione di PRA_m per il mese $m+1$, vengono utilizzati i dati storici di $PRA_{y,m-1}$ e $PRA_{y,m-2}$ relativi ai due mesi precedenti m-1 ed m-2 dell’anno y , e i dati storici riferiti al mese m , $m-1$ ed $m-2$ ma per l’anno $y-1$, quindi $PRA_{y-1,m}$, $PRA_{y-1,m-1}$ e $PRA_{y-1,m-2}$.

Dal momento che il coefficiente CRPP viene definito per fasce orarie, bisogna effettuare la previsione tenendo conto dei differenti giorni (feriali e festivi) e delle differenti fasce orarie (F1, F2, F3). C’è bisogno inoltre, di tenere in considerazione che il profilo di domanda per i giorni festivi, sabati e domeniche, è differente dai giorni feriali, per cui necessita effettuare una previsione differente in funzione del giorno considerato.

Il modello implementato considera un fattore di variazione annuale dei consumi relativo al rapporto tra consumi riferiti all’anno y e quelli riferiti all’anno $y-1$, ed un fattore di variazione stagionale, considerando il rapporto tra i consumi dei mesi $m-1$ e $m-2$ con il mese in esame $m+1$. In particolare definendo con E_y^{m+1} la domanda del mese m nell’anno y , e con E_{y-1}^{m-1} la domanda del mese e anno precedente (ovvero i valori di PRA che si hanno a disposizione), si possono definire i seguenti rapporti:

$$r_{an}^{m-1} = \frac{E_y^{m-1}}{E_{y-1}^{m-1}} \quad e \quad r_{an}^{m-2} = \frac{E_y^{m-2}}{E_{y-1}^{m-2}} \quad (11)$$

$$r_{me}^{m-1} = \frac{E_y^{m+1}}{E_y^{m-1}} \quad \text{e} \quad r_{me}^{m-2} = \frac{E_y^{m+1}}{E_y^{m-2}} \quad (12)$$

dove r_{an}^{m-1} e r_{an}^{m-2} rappresentano rispettivamente i rapporti annuali considerando il mese $m-1$ e $m-2$, mentre r_{me}^{m-1} e r_{me}^{m-2} i rapporti mensili considerando i mesi $m-1$ e $m-2$. Tali rapporti vengono opportunamente calcolati per il mese m , considerando separatamente i consumi dei giorni feriali, dai sabati e dalle domeniche.

Ottenuti tali rapporti, viene calcolato il profilo di domanda per il mese $m+1$, in particolare a partire dal profilo E_y^{m-1} e E_y^{m-2} e utilizzando i rapporti r_{me}^{m-1} e r_{me}^{m-2} si ottengono due diversi profili per il mese $m+1$, successivamente viene effettuata la media tra i profili individuati e viene ottenuta una prima stima, partendo dal rapporto mensile, per il mese $m+1$. Successivamente partendo dai rapporti r_{an}^{m-1} e r_{an}^{m-2} , ne viene effettuata la media ottenendo r_{an}^{m+1*} ; viene utilizzato tale rapporto considerando E_y^{m+1} , e viene ottenuta una stima a partire dal rapporto annuale. Ottenute quindi queste due stime ne viene effettuata la media, ricavando la previsione del PRA per il mese $m+1$. Utilizzando tale previsione e i rispettivi coefficienti CRPP, si ottiene il profilo di domanda per l'utenza considerata.

Con riferimento al modello appena descritto, esso si può migliorare considerando un'ampiezza dei dati storici più elevata oppure integrando nel modello anche i dati meteo. Come già osservato, i dati meteo, in particolare la temperatura esterna, influiscono sulla previsione della domanda, poiché il condizionamento degli ambienti viene sempre più effettuato utilizzando il vettore elettrico. Per tale ragione, sono stati implementati nel modello predittivo anche i dati da previsione meteorologica.

Di seguito viene riportato un esempio su come effettuare la stima del carico per il mese di gennaio 2017. Per poter effettuare la previsione per tale mese è necessario anzitutto conoscere i dati di PRA dei mesi precedenti. Ovviamente, si suppone che la previsione per gennaio venga richiesta almeno nel mese precedente (dicembre), per tale motivo i valori di PRA da poter utilizzare sono quelli dei mesi antecedenti (novembre ed ottobre). Tali dati permettono innanzitutto di ottenere i rapporti di variazione annuale e di variazione mensile del PRA.

Per quanto riguarda il rapporto di variazione annuale, esso viene calcolato sia per il mese di ottobre che per quello di novembre. La media di tali due rapporti viene ipotizzata essere il rapporto di variazione annuale ipotetico per gennaio. Per rendere l'analisi più accurata, per ogni mese, sono stati considerati tre giorni tipo (sabato – domeniche e festivi – giorni infrasettimanali): sommando i PRA di questi giorni per i mesi di ottobre e novembre, si ottengono i dati in Tabella 23.

	Sabato	Domenica	Infrasettimanale
Nov 16 [kWh]	125.768.870	144.912.195	678.659.922
Nov 15 [kWh]	130.712.660	150.060.677	680.584.206
Ott 16 [kWh]	149.464.247	140.739.129	633.562.244
Ott 15 [kWh]	151.455.012	111.065.955	675.971.981

Tabella 23 Consumi suddivisi per i differenti giorni, per i mesi novembre (2015/16) e ottobre (2015/16)

Si osserva che potrebbe verificarsi nel mese di ottobre, ad esempio, nei due anni considerati, una variazione del numero di domeniche/sabati nel mese: per tale motivo, i singoli consumi sono stati normalizzati secondo il numero di sabati/domeniche nel mese. Ottenuto tale dato, è stato effettuato il rapporto tra il consumo normalizzato relativo ai singoli giorni dell'anno precedente e dell'anno successivo (Tabella 24).

	Sabato	Domenica	Infrasettimanale
Nov 16 [kWh]	31.442.218	28.982.439	32.317.139
Nov 15 [kWh]	32.678.165	30.012.135	32.408.772
Rapp.	0,962	0,966	0,997
Ott 16 [kWh]	29.892.849	28.147.826	31.678.112
Ott 15 [kWh]	30.291.002	27.766.489	30.725.999
Rapp.	0.987	1.014	1.031

Tabella 24 Consumi normalizzati suddivisi per i differenti giorni, per i mesi novembre (2015/16) e ottobre (2015/16); con i relativi rapporti

Ottenuti tali rapporti, si possono utilizzare per ottenere una prima stima del PRA per il mese di gennaio 2017. Si parte considerando il mese di gennaio 2016 e da esso si ottiene proporzionalmente (prendendo separatamente i giorni di sabato, domenica e infrasettimanali) la previsione per il PRA di gennaio 2017.

Analogamente a quanto effettuato per ottenere il rapporto annuale, si può effettuare per ottenere il rapporto mensile. Si prendono in esame i PRA dei mesi di novembre ed ottobre 2015 e si normalizzano rispetto al numero di giorni (sabati e domeniche), si effettua il rapporto con il mese di gennaio 2016 (Tabella 25).

	Sabato	Domenica	Infrasettimanale
Nov 15 [kWh]	32.678.165	30.012.135	32.408.772
Ott 15 [kWh]	30.291.002	27.582.068	30.725.999
Gen 15 [kWh]	36.262.974	34.135.435	36.900.777
Rapp. Nov-Gen	1.109	1.137	1.138
Rapp. Ott-Gen	1.197	1.237	1.201

Tabella 25 Consumi normalizzati suddivisi per i differenti giorni, per i mesi novembre (2015) e ottobre (2015) [kWh]; con i relativi rapporti.

Tale rapporto viene poi utilizzato per ottenere una stima proporzionale prendendo in esame i PRA dei mesi di novembre ed ottobre 2016. Si ottengono quindi due stime del PRA, le quali vengono successivamente mediate.

A questo punto si hanno a disposizione le stime ottenute attraverso il rapporto annuale e attraverso il rapporto mensile, per ottenere una stima finale del PRA, si può effettuare la media. Mediante i coefficienti CRPP, si può effettuare la profilazione del carico per la singola utenza.

Tali coefficienti, insieme ai consumi monitorati, sia complessivi che suddivisi per fasce, consentono di effettuare anche una sorta di clusterizzazione delle stesse utenze, riuscendo ad individuare la tipologia di utenza esaminata (un'utenza domestica avrà un consumo maggiore per la fascia F3 rispetto ad un ufficio).

Viene riportata di seguito a titolo di esempio la previsione di PRA effettuata per i primi 4 giorni del mese di novembre, comparata con i dati reali (Figura 77).

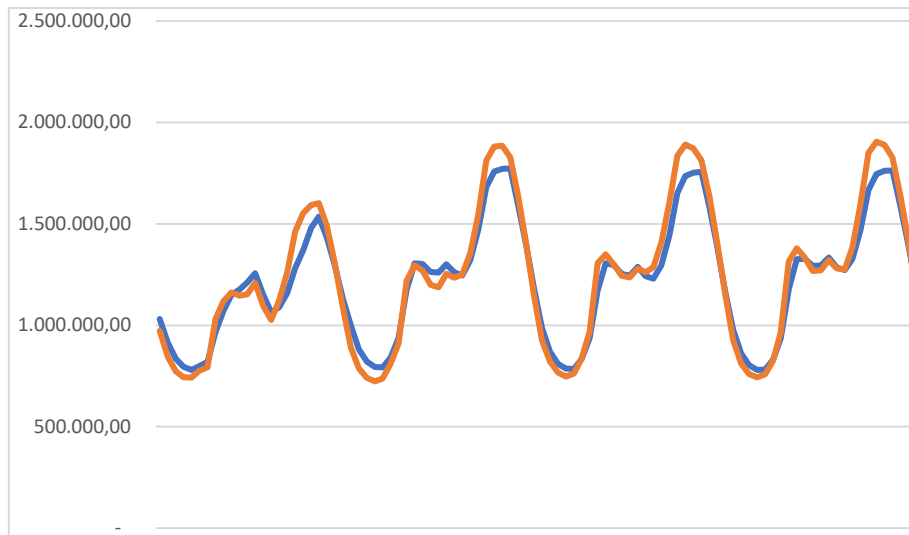


Figura 77 Confronto profilo di carico reale (arancio) previsto (blu)

È stato quindi calcolato l'errore medio percentuale della previsione di PRA rispetto al profilo reale (misurato) di PRA, il MAPE complessivo è risultato pari all'8%.

3.3 Utilizzo dello storage e gestione degli sbilanciamenti

I diversi modelli previsionali del carico e della generazione da PV implementati sono stati applicati per diversi scopi, tra cui la gestione ottimale dei sistemi di accumulo, la riduzione degli sbilanciamenti di potenza. Tali operazioni oltre ad essere state effettuate a livello software, sono state implementate anche nella realizzazione del Dimostratore del progetto Domus Energia. Di seguito vengono quindi descritti i modelli implementati per i differenti scopi ed infine vengono riportati i test effettuati sul dimostratore dello stesso progetto.

3.3.1 Analisi sbilanciamenti derivanti dall'impiego del metodo previsionale della produzione da PV

Il modello predittivo per la produzione da fotovoltaico è stato impiegato per poter operare nel mercato elettrico, vendendo direttamente l'energia prodotta attraverso la Piattaforma Conti Energia (PCE).

È stato necessario effettuare anzitutto una previsione nel lungo periodo per prevedere l'energia prodotta e quindi venduta per gli anni successivi, nonché una previsione a medio/lungo termine per prevedere l'energia prodotta nel mese successivo, infine diventa necessaria la previsione di produzione per il giorno successivo.

Per effettuare la previsione di produzione a lungo termine si guardano esclusivamente le serie storiche di dati di produzione. Ciò che interessa è la quantità di energia che si prevede di produrre nell'anno successivo e quanta di questa energia viene prodotta nei singoli mesi. Se gli impianti interessati non sono nuovi, quindi presentano una storicità nei dati, allora si effettua una regressione lineare negli anni, considerando anche l'invecchiamento degli stessi impianti (associata ad una riduzione della produzione). Se invece l'impianto è di nuova costruzione allora si deve effettuare una stima teorica di produzione: partendo dall'inclinazione e dall'orientazione dell'impianto si stima la produzione che lo stesso potrà avere, si potrà anche effettuare una stima adattativa, partendo da un impianto avente analoghe caratteristiche effettuando la proporzione con la potenza nominale.

Analogamente si effettua per la previsione a medio termine utilizzando le serie storiche di dati di produzione; sebbene il periodo non sia lungo, non sono necessarie le previsioni meteo per avere dei risultati migliori, anzi le stesse potrebbero portare a maggiori errori previsionali.

Nel breve periodo invece bisognerà valutare le previsioni meteo del giorno successivo. Le previsioni di produzione dovranno essere registrate entro le ore 11.30 del giorno prima. A tali previsioni corrispondono delle transazioni economiche che dovranno essere registrate precedentemente alla registrazione della previsione di produzione; naturalmente, a meno che non vengano adottate delle strategie puramente economiche (arbitraggio), la transazione economica dovrà essere quanto più simile a quella fisica.

A tale previsione corrisponderà quindi sia un introito associato alla transazione economica, sia dei corrispettivi dovuti ai possibili sbilanciamenti che si avranno tra profilo di produzione previsto e quello

realmente verificatosi. Per l'analisi dei costi di sbilanciamento si rimanda al capitolo concernente il sistema elettrico italiano ed in particolare il mercato elettrico.

3.3.1.1 Valutazione del modello previsionale

Per effettuare la previsione nel breve periodo è stato invece utilizzato il modello previsionale descritto nel capitolo precedente. Per lo stesso sono state effettuate delle valutazioni per osservare il trend dell'errore, verificandone la permanenza sotto una determinata soglia. Tale valutazione è stata effettuata sia in condizioni di cielo sereno che cielo non sereno. Per quanto riguarda le condizioni di cielo sereno (Figura 78), si osserva come più del 90% dei campioni abbia un errore percentuale inferiore al 15%. I punti che sono maggiormente soggetti ad errori percentuali elevati sono quelli presenti a inizio e fine giornata, ad essi però corrisponde una produzione assoluta non rilevante per cui si può tollerare tale errore percentuale non essendo elevato come valore assoluto.

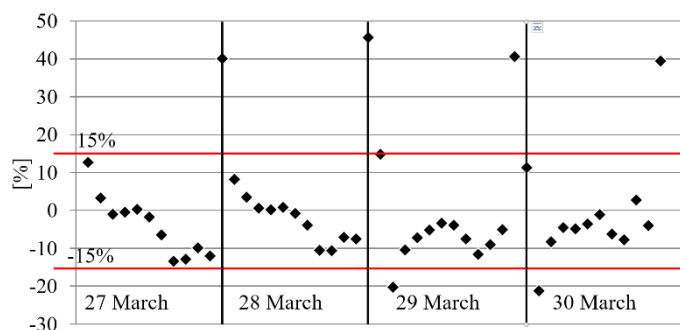


Figura 78 Andamento dell'errore percentuale per previsioni in giorni sereni

Per quanto riguarda le giornate non serene, la permanenza dell'errore al di sotto di una percentuale di errore del 15% è pari a circa il 31% (Figura 79). È stato valutato inoltre il segno prevalente dell'errore, se esso è maggiormente negativo o positivo, se cioè la quantità prevista è maggiore di quella prodotta o viceversa. È risultato che circa il 40% dei campioni presenta un errore maggiormente negativo, viceversa il 60% dei campioni presenta un errore maggiormente positivo.

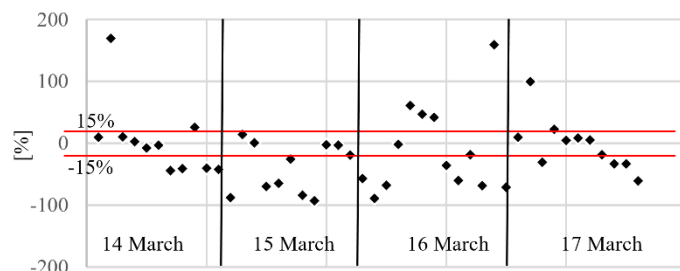


Figura 79 Errore percentuale per previsioni in giorni non sereni

Si osserva inoltre che gli errori negativi che eccedono la soglia del 15% sono maggiormente presenti rispetto agli errori positivi. Tali osservazioni sono utili per poter effettuare le valutazioni economiche relative al contributo dei singoli sbilanciamenti sugli oneri complessivi.

3.3.1.2 Confronto con altri metodi

Per poter effettuare l'analisi del contributo del modello predittivo sugli oneri di sbilanciamento, è stato effettuato il confronto del modello predittivo implementato con altri metodi previsionali, presenti in letteratura. Il confronto sottolinea come il metodo predittivo implementato, sebbene non sia sofisticato, può essere utilizzato per la previsione della produzione, evitando eccessivi sbilanciamenti; inoltre, se i risultati dei metodi previsionali sono confrontabili, si può affermare che le seguenti valutazioni economiche non sono invalidate dal metodo previsionale utilizzato. In [32] è stata effettuata la previsione di produzione per le tre differenti località; una di tali località è Catania (nel Sud Italia). Per Catania sono stati ottenuti i seguenti risultati: per giorni non sereni l'nMAE ottenuto è pari al 13%, mentre per giornate soleggiate è pari a circa il 4%. In [30] l'nMAE ottenuto per giornate non a cielo sereno è tra il 9.12% e 12.42%, mentre per giornate a cielo sereno è pari a circa il 4.85%. Si osserva quindi come i risultati del metodo proposto sono confrontabili con quelli dei metodi in [30], [32] che utilizzano tecniche elaborate e dati di input non sempre disponibili.

È stato inoltre effettuato un confronto con il metodo presentato in [28], l'attenzione è focalizzata su tale metodo perché è simile a quello implementato; inoltre il confronto è stato effettuato utilizzando degli appositi grafici. Il metodo effettua la previsione di produzione delle 24 ore successive utilizzando una ANN; gli input richiesti sono: i dati storici di potenza e le previsioni di radiazione solare, umidità, temperatura presso il sito dell'impianto. L'accuratezza del metodo implementato in [28] è stata valutata attraverso il MAPE; tale parametro è stato osservato sia per giorni sereni, nuvolosi e piovosi, risultando rispettivamente pari a 9% (mediato tra 8.29 e 10.8%), 10% (mediato tra 6.36 e 15.08%) e 38% (mediato tra 24.16 e 54.44%). Si osserva come i valori ottenuti siano comparabili con quelli risultanti dal modello implementato: infatti, attraverso il metodo proposto, per giornate serene il MAPE è pari a 9.8% mentre per giornate non serene è pari al 42%. Inoltre per comparare il metodo implementato in [28], in Figura 80 viene riportata la produzione da fotovoltaico (line-1). Partendo da tale profilo, è stata ricavata una banda d'errore, utilizzando il MAPE del metodo [28]. La Line-2 è stata ottenuta considerando un errore costante del 38% maggiore del profilo reale, mentre la Line-3 è stata ottenuta considerando un errore costante del 38% inferiore al profilo reale, considerando in tal modo il profilo di produzione di una giornata nuvolosa. In Figura 81 è stata invece condotta la stessa analisi per una giornata serena: è stato considerato un errore percentuale uguale al 9% per le Line-2 e Line-3.

Dopo aver ottenuto tali range, la previsione di produzione ottenuta utilizzando il metodo implementato in questo lavoro (Line-4) è stata valutata per osservare se rimaneva o meno nella banda d'errore. Questo confronto è stato effettuato sia per giorni sereni che non sereni.

Si osserva in entrambe le figure, sia per giorni sereni che non sereni, che la previsione di produzione ottenuta utilizzando il metodo proposto è contenuta nel range d'errore.

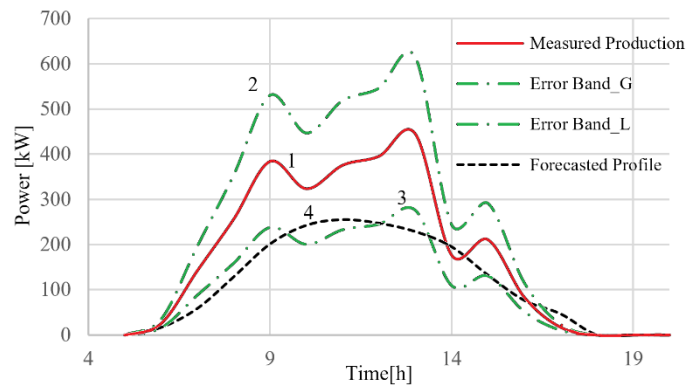


Figura 80 Confronto con il metodo implementato in [28] per profili di produzione di giorni non sereni

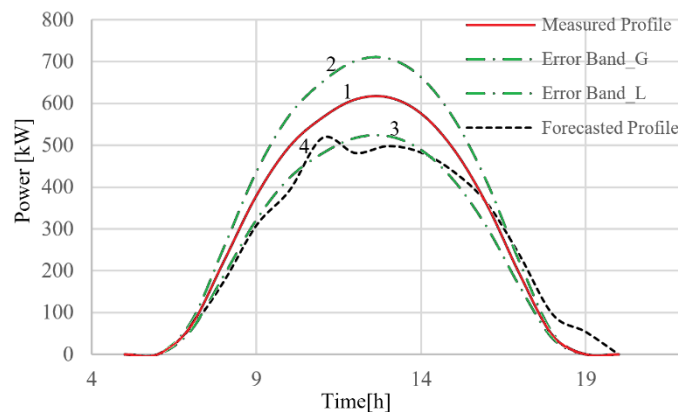


Figura 81 Confronto con il metodo implementato in [28] per profili di produzione di giorni sereni

3.3.1.3 Valutazioni Economiche

Il modello previsionale è stato impiegato per generare la previsione di produzione da trasmettere al TSO. Per comprendere come viene effettuata l'operazione di previsione e registrazione dei programmi di previsione, è stato utilizzato lo schema in Figura 82. In particolare vengono scaricate le previsioni meteo e la radiazione media mensile, vengono analizzate e codificate per generare l'input per il modello predittivo; viene generata la previsione di produzione del giorno successivo. Per poter elaborare tutto questo processo, necessitano circa 30 secondi, che è minore del tempo richiesto invece in [19]. Successivamente, utilizzando i dati storici viene effettuato un controllo da parte dell'operatore, se tale controllo dà esito positivo allora viene generato caricato il file .xml, altrimenti viene effettuata la correzione della previsione. Queste operazioni sono effettuate ogni giorno, mentre per ogni mese il TSO calcola e fattura agli operatori i costi di sbilanciamento. È stata effettuata la valutazione degli oneri di sbilanciamento da febbraio a ottobre 2016, riportando i diversi risultati di seguito. In Tabella 26 infatti sono riportati nella seconda e terza colonna i valori di guadagno ottenuto dalla vendita dell'energia misurata (SME), che rappresenta il guadagno globale come se non ci fosse alcun errore di previsione, e il guadagno dalla vendita dell'energia prevista (SFE), entrambe remunerate al prezzo zonale. La quarta colonna invece riporta i costi di sbilanciamento (IC) fatturati dal TSO e calcolati come riportato nel secondo capitolo.

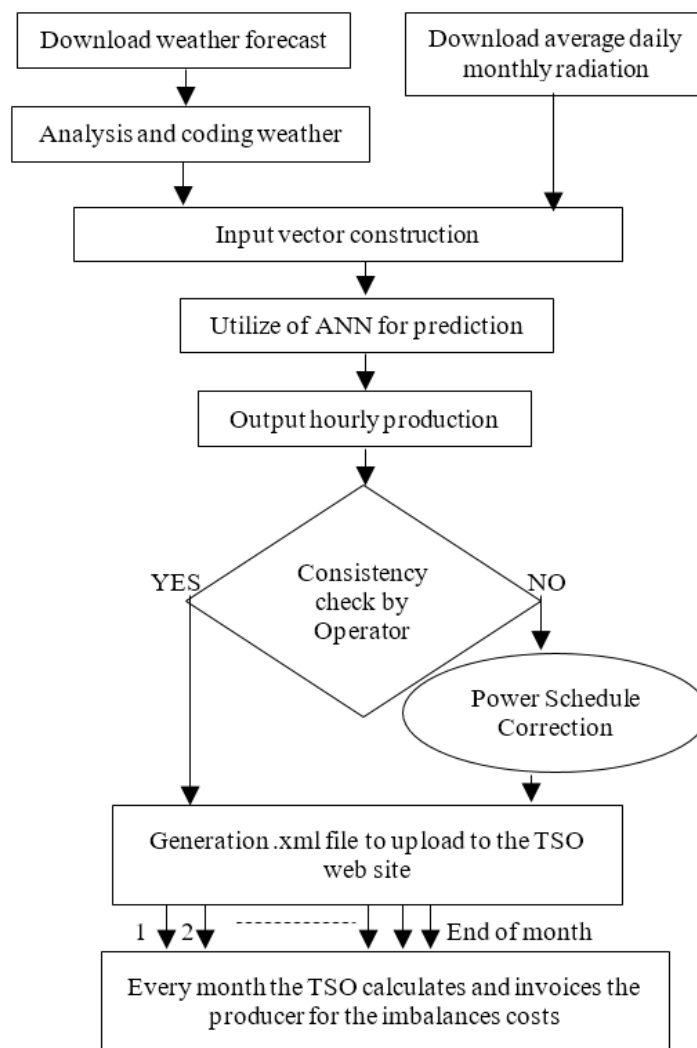


Figura 82 Flowchart delle operazioni del modello [74]

La quinta Colonna rappresenta il guadagno complessivo (TE) per il produttore, esso consiste nella somma del SFE e del IC, mentre l'ultima colonna mostra la perdita o il guadagno reale (Δ) rispetto al SME, infatti Δ è definita come la differenza tra TE e SME. Per capire meglio la differenza tra IC e Δ , quindi l'efficacia del modello predittivo proposto, l'analisi successiva è focalizzata solo sul mese di marzo perché è un mese che presenta una maggiore variabilità meteorologica.

	nMAE	SME [€]	SFE[€]	IC[€]	TE[€]	Δ [€]
Febbraio	5.42%	1823.38	2118.01	-251.77	1866.24	+42.86
Marzo	8.45%	2697.09	2512.49	+92.73	2605.22	-91.87
Aprile	7.05%	3556.89	3286.88	+338.56	3625.44	+68.55
Maggio	11.47%	3901.68	4118.03	-326.24	3791.79	-109.9
Giugno	5.71%	4884.96	4785.01	+342.89	5127.90	+242.9
Luglio	8.85%	6204.99	6065.60	-10.43	6055.18	-149.8
Agosto	3.17%	4554.66	4683.24	-123.68	4559.56	+4.9
Settembre	9.62%	3371.76	3189.03	-5.51	3183.51	-188.2
Ottobre	4.76%	2746.38	2604.91	+236.67	2841.59	+95.21

Tabella 26 Valutazione economica degli sbilanciamenti per diversi mesi

Nella Tabella 27 vengono riportati gli oneri di sbilanciamento e i rispettivi coefficienti per un giorno specifico (19 marzo 2016) per spiegare come sono calcolati i costi di sbilanciamento. La tabella riporta, dalla

prima alla quinta colonna, l'ora del giorno, l'energia prevista attraverso il metodo implementato, l'energia reale misurata dal TSO, il segno degli sbilanciamenti nell'area di riferimento (forniti dal TSO), e il prezzo zonale $P_{ZDA,h}$ (il prezzo delle offerte di vendita del giorno prima). Nella sesta e settima colonna sono riportati il prezzo più basso tra le offerte di acquisto di energia P_{MBP}^{Ave} accettato per la riserva secondaria (SR) e utilizzato nel mercato di bilanciamento (BM), il prezzo più alto tra le offerte di vendita P_{MBS}^{Ave} accettato per la riserva secondaria (SR) e utilizzato nel mercato di bilanciamento (BM). Le ultime due colonne corrispondono al prezzo di sbilanciamento, calcolato come descritto nel precedente paragrafo, e lo sbilanciamento totale per il giorno ed ora considerati.

Ora	Energia Prevista [kWh]	Energia misurata [kWh]	Sbilanciamento zonale (fornito da Terna)	Prezzo Zonale (Zona Sud) $P_{ZDA,h}$ [€/MWh]	P_{MBP}^{Ave} [€/MWh]	P_{MBS}^{Ave} [€/MWh]	Costi sbilanciamento [€/MWh]	Costi totali sbilanciamento [€]
7	67	48.16	+	34.99	58.09	7.42	7.42	- 0.29
8	188	54.08	+	29.97	57.52	4.04	4.04	- 0.93
9	291	150.20	+	29.95	55.34	7.96	7.96	- 1.63
10	360	440.24	+	27.00	57.21	8.65	8.65	1.22
11	394	377.5	+	25.90	59.91	8.07	25.90	- 0.42
12	391	539.18	+	25.90	56.03	6.48	6.48	1.57
13	261	325.92	+	25.90	61.63	7.45	7.45	0.87
14	273	133.44	+	28.00	64.48	4.91	4.91	- 1.19
15	159	133.15	+	28.00	59.16	3.02	3.02	- 0.40
16	38	107.59	+	32.00	80.77	2.66	2.66	0.27
17	39	2.6624	+	38.25	165.14	4.43	4.43	- 0.27

Tabella 27 Esempio di dati di sbilanciamenti e relativi oneri per un giorno tipico di marzo

La Figura 83 mostra il confronto economico tra il profilo previsto e il profilo ottenuto considerando una previsione priva di errori (cioè il profilo misurato) per marzo 2016. Le tre curve rappresentano rispettivamente il guadagno dovuto alla vendita dell'energia prevista (line-1), remunerata al prezzo zonale ($P_{ZDA,h}$), il guadagno dovuto alla vendita dell'energia misurata (line-2), gli oneri di sbilanciamento ottenuti. Se l'energia misurata fosse venduta al prezzo zonale, il guadagno totale risulterebbe uguale a 2697.09 €, mentre per la produzione prevista il guadagno totale risulterà pari a 2512.49 €, per una differenza totale di 184.59 €.

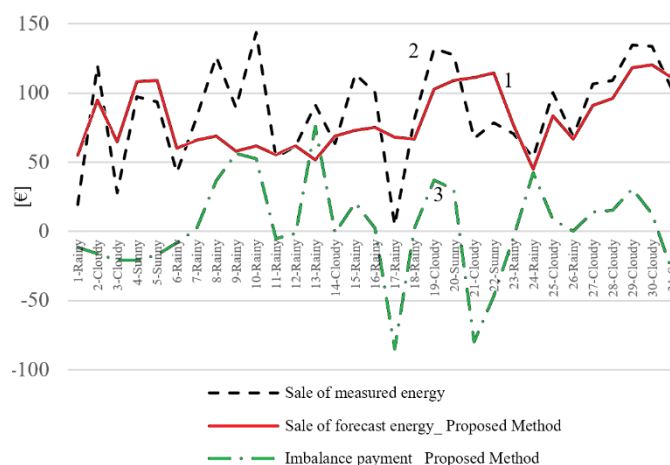


Figura 83 Valutazioni economiche: confronto tra la vendita di energia misurata e prevista; calcolo oneri sbilanciamento [74]

Gli oneri di sbilanciamento (IC) possono essere positivi o negativi, in funzione del segno dell'aggregato zonale. In particolare quando gli oneri di sbilanciamento sono negativi il produttore deve pagarli al TSO, mentre quando sono positivi, il produttore viene remunerato dal TSO. Nel caso in esame nel mese di marzo, gli oneri di sbilanciamento, utilizzando il metodo predittivo implementato, sono positivi; infatti il produttore riceve da parte del TSO circa 92.73 €. In tal modo la perdita tra la vendita dell'energia misurata e quella prevista è pari a 91.85 €, che è pari ad una perdita di circa 3.4% comparata con gli introiti derivanti da un profilo perfetto (zero errori di previsione).

3.3.1.4 Analisi di sensibilità

Per valutare la relazione tra gli oneri di sbilanciamento e gli altri parametri, essi sono stati valutati per i diversi mesi. Anzitutto, iniziando dagli sbilanciamenti ottenuti (utilizzando il metodo previsionale implementato), essi sono stati ridotti, senza variare il loro segno. Per differenti soglie d'errore, sono stati calcolati gli oneri di sbilanciamento, le perdite/guadagni economici (Tabella 28), come spiegato precedentemente; essi sono riportati in relazione al guadagno totale dovuto alla vendite di energia ($\Delta\%$).

Riduzione dell'errore	MARZO			APRILE			MAGGIO			GIUGNO		
	IC[€]	SFE[€]	$\Delta\%$	IC[€]	SFE[€]	$\Delta\%$	IC[€]	SFE[€]	$\Delta\%$	IC[€]	SFE[€]	$\Delta\%$
0	92.7	2512.5	-3.40	338.5	3286.8	1.93	-836.2	4118.0	-15.88	342.8	4785.2	4.97
10%	85.9	2530.9	-2.97	302.5	3313.8	1.67	-741.3	4096.4	-14.01	305.6	4795.2	4.42
20%	79.3	2549.4	-2.53	266.8	3340.8	1.43	-658.9	4074.7	-12.45	267.6	4805.2	3.84
30%	72.8	2567.8	-2.09	231.2	3367.8	1.18	-576.6	4053.1	-10.89	229.2	4815.1	3.26
40%	66.0	2586.3	-1.66	195.9	3394.8	0.95	-494.2	4031.5	-9.34	191.0	4825.1	2.68
50%	58.7	2604.7	-1.24	160.2	3421.8	0.71	-411.8	4009.8	-7.78	157.1	4835.1	2.19
60%	52.4	2623.2	-0.79	122.9	3448.8	0.42	-329.5	3988.2	-6.23	120.8	4845.1	1.65
70%	43.8	2641.7	-0.43	81.8	3475.8	0.02	-247.1	3966.6	-4.67	89.1	4855.0	1.21
80%	34.7	2660.1	-0.08	43.2	3502.8	-0.30	-164.7	3944.9	-3.11	57.4	4865.0	0.77
90%	22.2	2678.6	0.14	17.3	3529.8	-0.27	-82.4	3923.3	-1.56	20.8	4874.9	0.22
100%	0	2697.1	0	0	3556.8	0	0	3901.7	0	0	4884.9	0

Tabella 28 Analisi di sensibilità per gli oneri di sbilanciamento

Come mostra la tabella, se l'accuratezza delle previsioni aumenta, si ottiene anche un aumento/diminuzione degli oneri di sbilanciamento (comunque, c'è una diminuzione in valore assoluto degli oneri); di conseguenza, lo SFE varia. In generale c'è un aumento di TE; questo aumento non si verifica per tutti i mesi considerati, infatti per alcuni mesi si osserva la diminuzione di TE all'aumentare dell'accuratezza della previsione, come per aprile. Ciò è dovuto ai fattori legati agli oneri di sbilanciamento; infatti essi dipendono in particolare dal prezzo zonale e dal segno dell'aggregato zonale. Infatti, si osserva come per il mese di aprile il numero di ore per cui c'è uno sbilanciamento di produzione positivo e uno sbilanciamento zonale negativo è maggiore rispetto agli altri mesi, per cui lo sbilanciamento è valutato positivamente, considerando il massimo tra ($P_{ZDA,h}$ e P_{MBS}^{Ave}). In questo modo, l'aumento dell'accuratezza della previsione porterebbe a stimare l'energia sbilanciata al prezzo zonale, che è minore del massimo tra ($P_{ZDA,h}$, P_{MBS}^{Ave}). In Figura 84 viene riportato l'andamento del $\Delta\%$ al variare dell'accuratezza delle previsioni, per i mesi considerati.

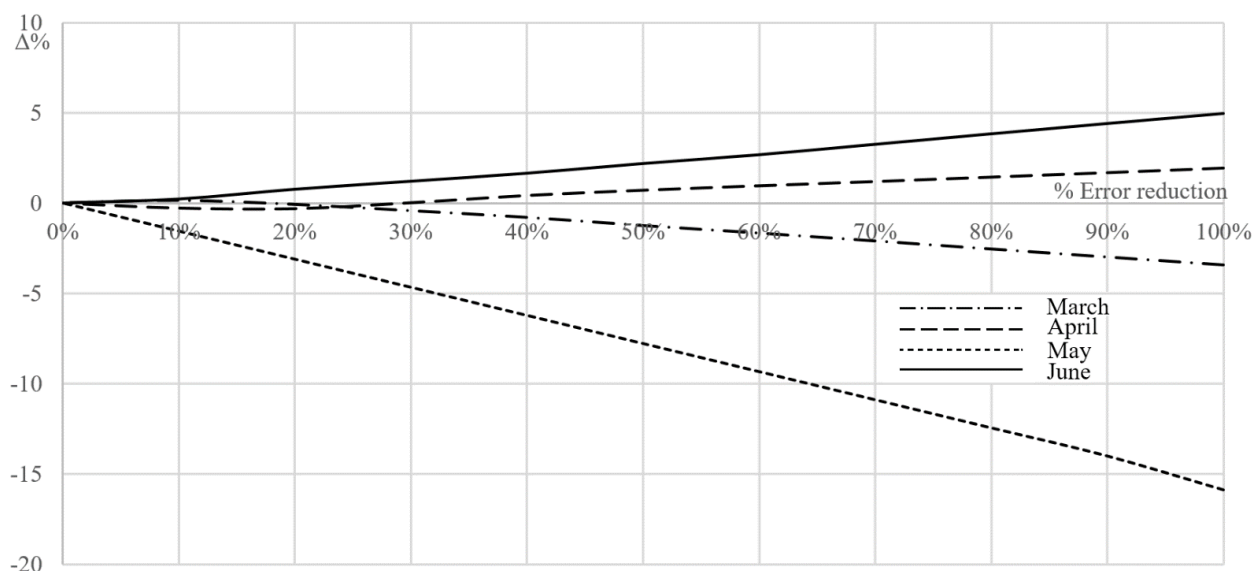


Figura 84 Valutazioni economiche: andamento delle perdite con la riduzione degli errori di previsione

Si comprende che non vi è una direzione prestabilita per la riduzione degli oneri di sbilanciamento, per cui non esiste un modo per poter operare a-priori per ridurre gli oneri e poter aumentare TE. È necessario ridurre eccessivi sbilanciamenti perché essi potrebbero avere un elevato contributo nell'aumento degli oneri. Potrebbe essere più utile per gli utenti avere informazioni riguardo all'entità degli sbilanciamenti e come poterli ridurre, conoscendo i risultati del mercato elettrico, senza programmare a-priori nessuna scelta. Infatti è possibile osservare che gli sbilanciamenti dipendono da diversi fattori, come le condizioni meteo. È possibile infatti analizzare gli oneri di sbilanciamento in relazione al tipo di giorno (giorno sereno o non sereno), gli oneri per le differenti tipologie di giorni sono calcolati e vengono valutati in funzione del rispettivo numero di giorni. Questa analisi è effettuata considerando quattro mesi con condizioni meteo variabile (Tabella 29). Per i giorni sereni e non sereni è stato calcolato il guadagno complessivo, sia considerando il contributo degli oneri di sbilanciamento che trascurandolo.

	MARZO		APRILE		MAGGIO		GIUGNO	
	Sereno	Nuvoloso	Sereno	Nuvoloso	Sereno	Nuvoloso	Sereno	Nuvoloso
TE [€] w/o IC	1790.44	906.65	2439.94	1116.96	2822.05	1079.63	3748.8	1136.1
TE [€]	1741.23	863.99	2403.19	1222.25	2808.96	485.36	4024.3	1103.74
IC [€]	290.11	-197.37	273.07	65.49	218.84	-1042.56	614.3	-271.48
IC/giorni [€/n.giorni]	17.06	-13.16	15.17	5.46	12.87	-74.47	30.71	-27.15
Δ [€]	49.21	42.66	36.75	-105.29	13.09	594.27	-275.5	32.36
Δ/giorni [€/n.days]	2.89	2.84	1.93	-9.57	0.77	39.62	-16.20	2.16
Energia prodotta[MWh]	59.69	28.30	86.31	36.48	77.66	35.35	10.22	31.72
Δ/Energia prodotta [€/kWh]	0.82	1.51	0.43	-2.88	0.17	16.81	-2.69	1.02

Tabella 29 Esempio di dati sbilanciamento e relativi oneri per differenti mesi

È possibile osservare che IC e Δ non hanno un trend ben definito in funzione della tipologia di giorno considerato; la particolarità è che per i giorni non sereni c'è una grande instabilità nel calcolo di IC, di conseguenza un rischio maggiore. Effettuando il rapporto con l'energia prodotta nelle due differenti tipologie di giorni, si può osservare che il rapporto (Δ/Energia prodotta) è più grande (in valore assoluto) per i giorni

sereni; ciò è anche osservabile con riferimento a Δ e TE. L'utente, conoscendo la previsione di produzione e le previsioni meteo, potrebbe provare a seguire per quanto possibile il profilo programmato controllando eventuali sistemi di accumulo o eventuali carichi elettrici.

3.3.2 Utilizzo dei sistemi di accumulo per ridurre gli sbilanciamenti

Come esposto precedentemente, la presenza di sbilanciamenti tra il profilo di potenza previsto e quello reale potrebbe portare a dover pagare degli oneri di sbilanciamento anche ingenti. Si possono quindi attuare differenti strategie per ridurre tali sbilanciamenti di energia (quindi di potenza), sia controllare eventuali carichi elettrici ma soprattutto utilizzare eventuali sistemi di accumulo per lo scopo.

Per tale scopo sono state proposte delle strategie di gestione dell'accumulo per limitare se non eliminare eventuali sbilanciamenti di potenza e quindi gli oneri ad esso correlati. In particolare le strategie di gestione dei sistemi di accumulo sono state confrontate per quanto concerne la riduzione della loro vita utile, dopo aver operato per ridurre gli sbilanciamenti. Infine a partire dalla strategia migliore, è stata effettuata un'analisi economica per la valutazione degli aspetti concernenti le operazioni dello storage.

Il caso studio presentato consiste in un prosumer provvisto impianto fotovoltaico con sistema d'accumulo e connesso alla rete elettrica.

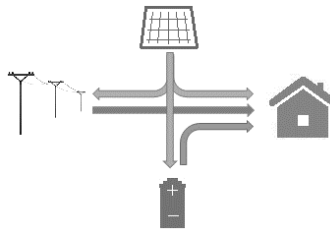


Figura 85 Un sistema integrato fotovoltaico-batterie (PV-BES)

Solitamente il sistema di accumulo viene impiegato per garantire una buona percentuale di autoconsumo dall'impianto fotovoltaico, oltre che contribuire allo sviluppo di mercati elettrici locali [75], [76] dove i prosumer si scambiano energia, in un ambiente dove micro e smart grid sono aggregate in distretti energetici virtuali [77]. Nel presente caso, lo storage viene fatto operare con l'obiettivo di eliminare gli sbilanciamenti al punto di fornitura (POD), a tale scopo sono utilizzate due strategie, che verranno di seguito proposte.

Anzitutto bisogna illustrare come vengono calcolati gli sbilanciamenti e di conseguenza la potenza scambiata con l'accumulatore. Consideriamo una potenza di riferimento al POD, nominata $P_r(t)$, e la corrispondente potenza misurata, nominata $P_m(t)$; lo sbilanciamento nell'intervallo Δt_1 è pari a:

$$Imbalance(\Delta t_1) = \int_0^{\Delta t_1} (P_r(t) - P_m(t)) dt \quad (13)$$

Poiché le batterie sono utilizzate per eliminare o mitigare tale sbilanciamento, la potenza scambiata con le batterie, $P_b(t)$, è definita dalla seguente equazione:

$$\int_0^{\Delta t_2} P_b(t) dt = Imbalances(\Delta t_1) = P_b * \Delta t_2 \quad (14)$$

dove Δt_2 segue Δt_1 . Come stabilito in (2), si considera la potenza scambiata dalle batterie costante durante l'intervallo Δt_2 .

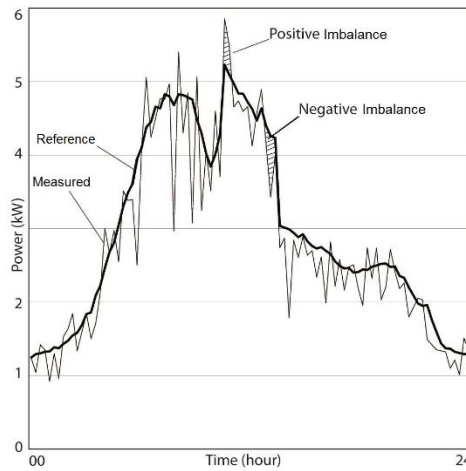


Figura 86 Sbilanciamenti positivi e negativi

La scelta di Δt_1 and Δt_2 è un punto cruciale, infatti la lunghezza di tali intervalli influenza l'operatività delle batterie e la bontà nella compensazione degli sbilanciamenti energetici. Per capire meglio, bisogna considerare l'esempio illustrato in figura ; se si considera $\Delta t = \Delta t_1 = \Delta t_2 = \frac{T}{2}$ si ottiene $P_b \neq 0$ per $t \in [\frac{T}{2}; T]$; al contrario, se $\Delta t = \Delta t_1 = \Delta t_2 = T$ allora $P_b = 0$ per l'intero periodo $t \in [T; 2 * T]$.

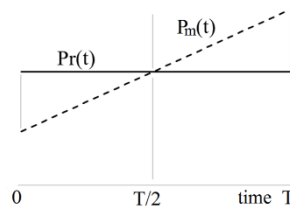


Figura 87 Sbilanciamenti in un intervallo temporale T

Per quanto concerne la strategia di compensazione in *Real-Time*, in accordo a quanto spiegato precedentemente, vengono utilizzati dei periodi $\Delta t_1 = \Delta t_2 = \Delta t$ che siano quanto più possibile di breve durata; viene quindi definita la potenza della batteria come:

$$P_b(i) = \begin{cases} 0, & i = 0 \\ P_r(i - 1) - P_m(i - 1) + P_b(i - 1), & i > 0 \end{cases} \quad (15)$$

dove i è l'indice sugli intervalli di tempo.

Per capire il funzionamento di tale strategia di gestione dell'accumulo, viene esaminata Figura 88. Dato un determinato profilo di potenza scambiata al POD $P_m(t)$ (che è a somma della potenza prodotta e quella consumata) e una potenza di riferimento $P_r=3$ kW (che viene stabilita costante e pari a 3 kW), per un periodo di 120 minuti vengono calcolati gli sbilanciamenti. Se $\Delta t=1$ gli sbilanciamenti sono pressoché annullati, a condizione che le batterie operino seguendo il profilo $P'(t)$, come illustrato in Figura 88. Aumentando Δt , ma comunque mantenendo $\Delta t_1 = \Delta t_2$, si osserva che il profilo di potenza scambiata con le batterie varia, ad

esempio utilizzando un intervallo temporale $\Delta t=20$ minuti, il profilo di potenza scambiata con le batterie è pari a $P'''(t)$. Si osserva che scegliendo un intervallo temporale molto breve, la potenza della batteria segue praticamente quella degli sbilanciamenti, mentre scegliendo un intervallo temporale più lungo la compensazione degli sbilanciamenti avviene mantenendo costante la potenza per tali intervalli.

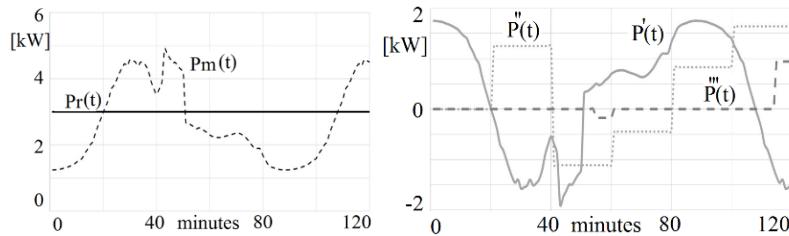


Figura 88 a) Riferimento di potenza costante e potenza misurata variabile, b) potenza delle batterie funzione della lunghezza dell'intervallo temporale

L'analisi della strategia di *gestione oraria* degli sbilanciamenti parte dalla considerazione che gli sbilanciamenti di potenza si susseguono variando anche di segno; in tal modo si può ottenere un'autocompensazione degli stessi senza richiedere un'azione correttiva. Sfruttando tale principio, la strategia oraria opera mantenendo la potenza nulla delle batterie per un periodo abbastanza lungo e compensando gli sbilanciamenti attraverso la batteria per un periodo breve. Quindi attraverso tale strategia viene impostato $\Delta t_1 \neq \Delta t_2$, in particolare, nella strategia presentata viene utilizzato un $\Delta t_1 = 54$ minuti e un $\Delta t_2 = 6$ minuti, in tal modo nei primi 54 minuti non viene compensato in alcun modo lo sbilanciamento, supponendo vi sia un'autocompensazione, mentre nei successivi 6 minuti viene compensato sia l'eventuale sbilanciamento residuo rimasto dall'intervallo precedente più lo sbilanciamento in tempo reale. Le relazioni che descrivono tale strategia sono così riassunte:

$$P_b(i) = \begin{cases} 0, & \Delta t_1 \\ P_r(i) - P_m(i) - P_b(i-1) \\ + \sum_{i=0}^{\Delta t_1} \frac{P_r(i) - P_m(i)}{\Delta t_2}, & \Delta t_2 \end{cases} \quad (16)$$

In tale relazione nel primo intervallo di tempo Δt_1 la batteria non eroga e non assorbe potenza, nel secondo intervallo di tempo la batteria scambia la potenza pari alla media degli sbilanciamenti misurati in Δt_1 e mediati su Δt_2 pari a $\sum_{i=0}^{\Delta t_1} \frac{P_r(i) - P_m(i)}{\Delta t_2}$, più lo sbilanciamento che si ha in real-time $P_r(i) - P_m(i)$, più la potenza erogata dalle batterie per coprire gli sbilanciamenti dell'istante precedente $P_b(i-1)$. La curva di potenza delle batterie che segue tale andamento è definita nel grafico come $P'''(t)$.

3.3.2.1 Caso studio

Tali strategie sono state testate su una costruzione dell'Università della Calabria. Su tale costruzione sono installati degli impianti fotovoltaici la cui potenza di picco è pari a 50 kW. I dati di consumo, di radiazione solare e di temperatura ambiente vengono raccolti ogni 15 minuti. Il sistema di accumulo utilizzato in questa simulazione ha una potenza nominale pari a 5 kW a una capacità di 10 kWh. Si assume che per tali batterie si

abbia un'efficienza pari all'82% tra carica e scarica, ottenuta supponendo un rendimento uguale tra carica e scarica ($\eta_c=\eta_d=0.90$), lo stato di carica minimo (SOC_{min}) è valutato nella misura del 20%, lo stato di carica massimo (SOC_{max}) è valutato pari al 98%, mentre viene praticamente trascurata l'auto-scarica. Infine, la corrente di carica massima è assunta essere pari alla corrente di scarica massima.

3.3.2.2 Risultati Numerici

Per comparare le due strategie proposte, vengono riportati i risultati degli esperimenti numerici proposti per il mese di gennaio 2015. Per la strategia di gestione in real-time è stato considerato $\Delta t = \Delta t_1 = \Delta t_2 = 1$ minuto, mentre per la strategia di gestione oraria è stato impostato $\Delta t_1 = 54$ minuti e $\Delta t_2 = 6$ minuti. Sono stati impiegati i due modelli predittivi del carico e della produzione, ottenendo in tal modo i profili di carico e produzione aventi l'accuratezza vista nei precedenti capitoli.

A partire dalle previsioni di produzione e di carico, e dai profili reali di carico e produzione vengono calcolati gli sbilanciamenti al POD qualora non siano attuate operazioni correttive. Tale profilo dello sbilanciamento viene riportato in Figura 89.

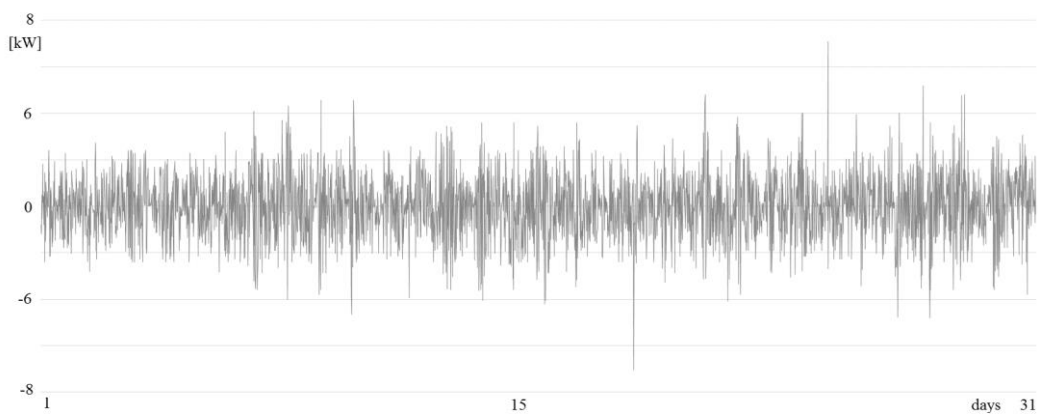


Figura 89 Sbilanciamenti di potenza al POD

Utilizzando il Sistema di accumulo tali sbilanciamenti vengono minimizzati o eliminati. In particolare utilizzando la strategia di gestione dell'accumulo in real-time gli sbilanciamenti vengono all'incirca eliminati. Al contrario, gli sbilanciamenti persistono quando le batterie sono operate utilizzando la strategia di gestione oraria. La somma dei valori assoluti degli sbilanciamenti restituisce 0.5 kWh quando viene impiegata la strategia di gestione in real-time, mentre 4.19 kWh quando viene utilizzata la strategia di gestione oraria. La differenza principale tra le due strategie consiste principalmente nel profilo potenza della batteria; mentre utilizzando la strategia di gestione in real-time si hanno variazioni repentine e continue di potenza, sia in ampiezza che in verso. Tale strategia consente infatti di ottenere un quasi perfetto bilanciamento degli sbilanciamenti. Viceversa quando si utilizza la gestione oraria delle batterie, esse non sono sottoposte a tali variazioni pressoché istantanee di potenza; si hanno solo dei picchi di potenza al termine di ogni ora (ogni 6 minuti). Il fatto che lo stress dell'accumulo sia limitato è dovuto anche ad una minore compensazione degli sbilanciamenti, ottenendo uno sbilanciamento complessivo maggiore di 9 volte quello ottenuto utilizzando la compensazione in real-time.

3.3.2.3 Stima della vita utile della batteria

In dipendenza dalla strategia adottata, le batterie sono soggette a cicli di carica e scarica o cicli parziali di carica e scarica; la vita utile delle batterie può essere quindi stimata di conseguenza utilizzando differenti metodi [78], [79]. Per stimare la vita utile delle batterie sono state anzitutto analizzate le stringhe di numeri che rappresentano il SOC calcolato ogni quarto d'ora; sono stati considerati i singoli cicli parziali, osservando il segno delle sottostringhe e assegnandovi una percentuale della riduzione di vita utile, utilizzando la relazione rappresentata in Figura 90.

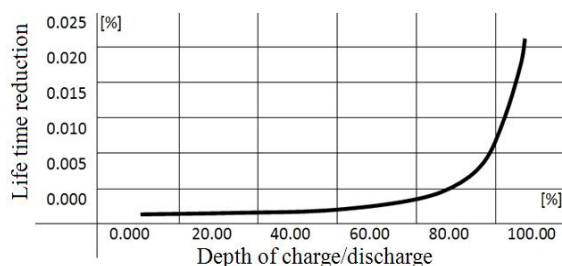


Figura 90 Stima della vita utile delle batterie

La somma di tutte le riduzioni percentuali di vita utile restituisce una stima di vita utile delle batterie dopo il periodo operativo considerato. Assumendo un numero di cicli di vita utile pari a 4500 e l'80% di profondità di scarica (DOD) massimo, la strategia in real-time gestisce le batterie ottenendo un numero equivalente di cicli vita pari a 191.7. di conseguenza la vita utile della batteria è pari a circa 23 mesi. Utilizzando invece la strategia di gestione oraria, si ottiene un numero equivalente di cicli pari a 252, perciò la vita utile aspettata è pari a circa 17.8 mesi.

3.3.3 Analisi economica nell'utilizzo dei sistemi di accumulo per limitare gli sbilanciamenti

L'utilizzo dei sistemi di accumulo per limitare gli sbilanciamenti tra il profilo programmato e il profilo reale di potenza può essere considerata una buona strategia. Come visto nel paragrafo precedente, si possono implementare differenti strategie di gestione dei sistemi di accumulo al fine di massimizzare la vita utile degli stessi e minimizzare gli sbilanciamenti. Devono però essere presi in esame anche gli aspetti economici dovuti a tale compensazione.

Va anzitutto valutata quale tipologia di storage deve essere utilizzata e quale capacità e potenza dello storage sono necessari. Infatti, la capacità e la potenza del sistema di storage dipendono dalla taglia dell'impianto fotovoltaico ma anche dall'accuratezza della previsione.

La tipologia di sistema di accumulo viene invece scelta in funzione della capacità e della potenza risultante, quindi in funzione delle prestazioni richieste. Stabilire la tipologia di storage da utilizzare è necessario per implementare la strategia di gestione. Infatti, l'ESS può essere utilizzato in differente modo: si può implementare una strategia predittiva, provando a programmare le potenze scambiate dallo storage in

funzione della previsione effettuata nel breve periodo; può essere utilizzata una strategia di gestione in real-time, o altre tipologie di strategie.

L'ESS può operare con differenti finalità, non solo per limitare la potenza sbilanciata; per esempio, se viene considerato un prosumer, l'ESS può operare per operazioni di time-shift, livellando il carico, per eliminare eventuali picchi di potenza o ancora per operazioni di arbitraggio. Generalmente per tali utilizzi la capacità dello storage viene dimensionata come la differenza tra la potenza prodotta e quella assorbita dai carichi. Lo stesso ESS può essere utilizzato per limitare la potenza sbilanciata, in tal modo i costi rimangono pressoché invariati, quindi i costi associati ai singoli cicli dell'accumulo, che opera anche per ridurre gli sbilanciamenti, sono ridotti.

Nei test effettuati l'ESS viene utilizzato per incrementare la quota di autoconsumo di energia prodotta dall'impianto fotovoltaico, per tale ragione la capacità dello storage è stata già dimensionata; lo stesso ESS opera per ridurre la differenza tra il profilo di potenza programmato e il profilo reale di potenza, nonché per ridurre i costi associati a tale differenza.

Poiché viene considerato un prosumer, stabilito il profilo di potenza scambiato con la rete, lo storage opera in real-time per seguire tale profilo. La potenza scambiata con la rete viene misurata ogni minuto e ne viene calcolata la media oraria ($P_{t,h}^r$); tale potenza media oraria $P_{t,h}^r$ è poi comparata con il profilo di potenza programmata $P_{t,h}^p$. Partendo da tale confronto, viene ottenuta la potenza necessaria che devono erogare le batterie per eliminare gli sbilanciamenti.

Naturalmente tale potenza deve rispettare i vincoli propri dell'ESS: la potenza massima di carica (P_{st}^{max}) e di scarica (P_{st}^{min}), lo stato di carica minimo e massimo (SOC_{st}^{min} , SOC_{st}^{max}) di conseguenza l'energia immagazzinata nell'ESS ($E_{st,t,h}$) che è funzione anche del rendimento dello stesso. Di seguito vengono riportate alcune delle equazioni utilizzate per gestire il sistema di accumulo.

$$P_{st,t,h} = P_{t,h}^p - P_{t,h}^r \quad (17)$$

$$P_{st}^{min} \leq P_{st,t,h} \leq P_{st}^{max} \quad (18)$$

$$E_{st,t+1,h} = E_{st,t,h} + P_{st,t,h} * \Delta t \quad (19)$$

$$SOC_{st}^{min} \leq SOC_{st,t,h} \leq SOC_{st}^{max} \quad (20)$$

Essendo il calcolo degli sbilanciamenti su profilo orario, anche le differenti valutazione sui flussi di potenza vengono effettuate su base oraria, per cui vengono considerate le potenze medie orarie ($P_{t,h}^p$).

3.3.3.1 Caso Studio

Il caso studio è analogo a quello visto nella precedente analisi, viene infatti preso in esame un prosumage di energia solare, cioè un utente consumatore provvisto di un proprio impianto di generazione da PV e un sistema di accumulo. Il prosumage è situato nel sud Italia ed è provvisto di un impianto fotovoltaico da 1 kW di potenza nominale e un pacco batterie da 1 kW di potenza nominale e 1 kWh di capacità. Come dimostrato in [80], l'utilizzo delle batterie insieme all'impianto fotovoltaico consente al prosumage di ottenere un'ulteriore 15.7% di risparmio nella bolletta elettrica. Tale prosumage partecipa in coalizione con altri

prosumages, producer e consumer attraverso il sistema elettrico italiano, è quindi soggetto agli oneri di sbilanciamento.

Gli sbilanciamenti dipendono essenzialmente dall'accuratezza dei metodi previsionali adottati sia per la previsione del carico che della produzione: minore è l'accuratezza, maggiori saranno gli sbilanciamenti e gli oneri associati.

Il caso studio riportato prende in esame un mese invernale, il sistema di accumulo viene impiegato per aumentare la percentuale di autoconsumo ed eliminare i costi dovuti agli sbilanciamenti.

Sono effettuate differenti analisi per valutare la dipendenza degli oneri di sbilanciamento da differenti fattori, nonché un'analisi per individuare la taglia dello storage ottimale.

3.3.3.2 Accuratezza delle previsioni e oneri di sbilanciamento senza utilizzare l'ESS

Considerando il metodo previsionale implementato, si ha un nMAE pari al 6%; nel periodo in esame, se tale modello viene applicato al caso studio si ottengono degli sbilanciamenti complessivi pari a circa 150 kWh. Gli oneri corrispondenti (IC) sono pari a 0.36 € mentre gli introiti dovuti alla vendita dell'energia (EI) sono pari a 3.03 €; gli introiti netti (TE) sono invece pari alla differenza tra gli EI e IC, risultando 2.66€. Quando viene considerato un profilo di potenza di produzione privo di errori, gli introiti netti si riducono; viene definita la variabile TE_zero che indica la differenza degli introiti netti ottenuti utilizzando un profilo di potenza con una determinata accuratezza (nMAE) e quelli ottenuti utilizzando una previsione priva di errori (profilo misurato). Nel caso in esame si ha TE_zero=-2.3%; tale prova è riportata in tabella come *Case0*.

Partendo dalla previsione effettuata utilizzando il metodo implementato, l'accuratezza è stata di proposito peggiorata, cioè l'nMAE è stato incrementato; sono stati ottenuti i conseguenti oneri di sbilanciamento, gli introiti lordi e netti dovuti alla vendita dell'energia, quali sono stati riportati in Tabella 30.

Caso	nMAE [%]	IC [€]	EI [€]	TE [€]	TE_zero [%]
Caso0	6.00	0.36	3.03	2.66	-2.30
Caso1	12.70	0.36	2.89	2.53	+2.90
Caso2	12.70	0.37	2.89	2.52	+3.20
Caso3	13.10	0.34	2.86	2.52	+3.20
Caso4	14.30	0.33	2.87	2.54	+2.50
Caso5	14.50	0.37	2.85	2.48	+4.80
Caso6	15.60	0.36	2.89	2.53	+2.90
Caso7	15.90	0.38	2.90	2.52	+3.20
Caso8	16.70	0.33	2.90	2.57	+1.30
Caso9	17.00	0.38	2.87	2.49	+4.40
Case10	19.50	0.50	2.96	2.46	+5.50
Caso11	21.10	0.49	2.98	2.49	+4.40
Caso12	22.00	0.37	2.88	2.51	+3.60

Tabella 30 Casi implementati

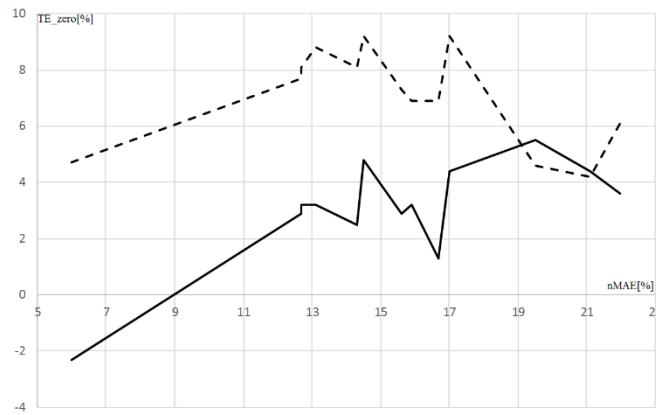


Figura 91 Ricavo totale in funzione dell'accuratezza delle previsioni, quando non è utilizzato un ESS (linea continua) e quando è utilizzato (linea tratteggiata)

I dati riportati nell'ultima colonna, che indicano il TE_zero sono rappresentati in Figura 91 attraverso una linea continua. Tale figura mostra i ricavi dovuti all'adozione di un profilo privo di sbilanciamenti non è una funzione lineare dell'accuratezza delle previsioni.

3.3.3.3 Accuratezza delle previsioni e sbilanciamenti: utilizzo ESS

Un Sistema di storage da 1 kWh di capacità e 1 kW di potenza è utilizzato insieme all'impianto PV da 1 kWp; l'energia immagazzinata nello storage è utilizzata per la compensazione degli sbilanciamenti. Considerando un metodo previsionale con un nMAE pari a circa il 6%, l'adozione delle batterie consente di aumentare gli introiti netti (TE) da 2.66€ a 2.78€. come nel precedente paragrafo, l'accuratezza delle previsioni è intenzionalmente peggiorata. In particolare, gli introiti netti (TE) dovuti all'adozione di profili di potenza privi di errore, denominato TE_zero, sono raffigurati in Figura 91. Tale andamento conferma che il TE dovuto all'adozione di un profilo privo di errori previsionali non è una funzione lineare dell'accuratezza delle previsioni anche in presenza di accumulatori da 1kW-1kWh.

3.3.3.4 Analisi di sensibilità sulla capacità dello storage e accuratezza delle previsioni

L'aumento di TE ottenuto grazie all'impiego di un Sistema di accumulo di 1 kW-1kWh porta ad effettuare un'analisi di sensibilità, ottenuta simulando una variazione della capacità delle batterie e mantenendo invariate tutte le altre variabili, calcolando i valori di IC e TE.

I risultati numerici sono riportati nella seguente tabella. Viene aumentata la capacità dello storage da 1 a 10 kWh, di conseguenza si ha la riduzione degli sbilanciamenti energetici da 22.6 a 9.1 kWh, analogamente si ha l'aumento degli introiti netti (TE). Comparando l'andamento degli sbilanciamenti di energia e dei TE, si può notare che l'aumento della capacità dello storage porta ad una riduzione del 60% degli sbilanciamenti energetici e solo il 6.6% degli oneri di sbilanciamento.

Un'ulteriore analisi è stata effettuata per simulare la variazione della capacità dello storage e l'accuratezza delle previsioni, mantenendo invariate tutte le altre variabili. Tale analisi consente di determinare il trade-off tra i costi dello storage e i risparmi dovuti al bilanciamento.

ESS capacity [kWh]	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sbilanciamento energetico [kWh]	22.6	16.7	14.3	12.7	12.1	11.5	10.9	10.3	9.7	9.1
IC [€]	0.23	0.17	0.16	0.15	0.14	0.12	0.10	0.07	0.06	0.05
EI [€]	2.5	2.62	2.64	2.66	2.68	2.72	2.76	2.82	2.84	2.86
TE[€]	2.73	2.79	2.80	2.81	2.82	2.84	2.86	2.89	2.90	2.91

Tabella 31 Sbilanciamenti e ricavi in funzione della capacità dello storage

nMAE [%]	Capacità ESS [kWh]									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
12.7	22.6	16.7	14.3	12.7	12.1	11.5	10.9	10.3	9.7	9.1
12.7	22.3	16.4	13.9	12.3	11.7	11.1	10.5	9.9	9.3	8.7
13.1	23	16.3	13.8	12.4	11.8	11.2	10.6	10	9.4	8.8
14.3	25.4	17.6	14.1	12.3	11.6	11	10.4	9.8	9.2	8.6
14.5	25.7	17.6	13.4	11.1	10.4	9.8	9.2	8.6	8	7.4
15.5	26.6	18.5	13.7	12.2	11.3	10.7	10.1	9.5	8.9	8.3
15.9	28	20.7	15.8	13.4	12.5	11.8	11.2	10.6	10	9.4
16.7	28.6	20.8	16	13.8	13	12.4	11.8	11.2	10.6	10
17.0	29	21.5	15.6	12.5	10.9	10.1	9.5	8.9	8.3	7.7
19.5	32.7	25.1	20	16.5	13.8	12.6	11.9	11.2	10.6	10
21.1	35	27	21.2	17	14.6	13.2	12.4	11.8	11.2	10.6
22.0	35.3	26.9	20.2	15.7	12.8	10.8	9.6	8.7	8.1	7.5

Tabella 32 Sbilanciamenti [kWh] al variare della capacità dello storage e dell'accuratezza delle previsioni

Come riportato in Tabella 32, i risultati numerici indicano che maggiore è la capacità dello storage, minori sono gli sbilanciamenti. In particolare, gli sbilanciamenti aumentano all'aumentare dell'nMAE per una capacità dello storage inferiore a 5 kWh. Al contrario, gli sbilanciamenti variano in maniera limitata quando la capacità dello storage è maggiore di 5 kWh.

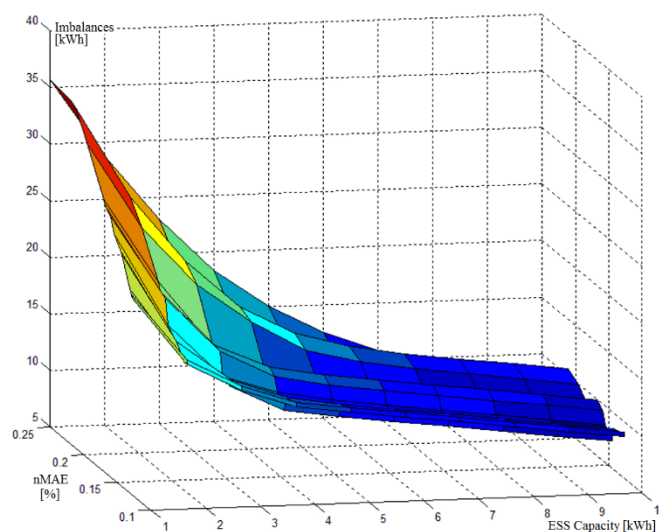


Figura 92 Sbilanciamenti [kWh] al variare della capacità dello storage e dell'accuratezza delle previsioni

I dati riportati in Tabella 32 sono anche mostrati in Figura 92. Tale figura mostra chiaramente l'appiattimento della superficie quando la capacità dello storage è pari circa a 4-5 kWh; si può quindi

concludere che se la capacità dello storage è maggiore di 5 kWh, si ottiene una riduzione limitata degli sbilanciamenti.

Perciò, il ginocchio della superficie in figura indica una soglia per la capacità del sistema di accumulo, al di sotto di tale limite l'aumento della capacità dello storage o dell'accuratezza delle previsioni non porta ad una riduzione apprezzabile degli sbilanciamenti.

In Tabella 32 sono riportati gli sbilanciamenti energetici, mentre in Tabella 33 sono riportati gli oneri di sbilanciamento; tali costi sono anche riportati in Figura 93. La superficie che rappresenta i costi non mostra alcun appiattimento, essa decresce regolarmente all'aumentare della capacità dello storage, senza considerare l'accuratezza delle previsioni.

Qualora sia richiesto il dimensionamento della capacità ottimale dello storage, si potrebbero avere dei problemi di convergenza locale nell'implementazione di qualche tecnica di ottimizzazione particolare, come intelligenza artificiale, algoritmi genetici. Tale risultato potrebbe quindi essere impiegato nel dimensionamento ottimale della capacità dell'accumulo, come descritto nei precedenti paragrafi. In tale analisi dovrà essere valutato, oltre che la riduzione dei costi dovuta all'autoconsumo di energia prodotta, anche l'adozione dell'accumulo per ridurre gli oneri di sbilanciamento.

nMAE [%]	Capacità ESS [kWh]									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
12.70	0.23	0.17	0.16	0.15	0.14	0.12	0.1	0.07	0.06	0.05
12.70	0.23	0.17	0.16	0.15	0.14	0.12	0.09	0.07	0.06	0.05
13.10	0.21	0.15	0.14	0.13	0.12	0.10	0.08	0.08	0.05	0.04
14.30	0.21	0.17	0.15	0.14	0.12	0.10	0.07	0.05	0.04	0.04
14.50	0.24	0.15	0.14	0.12	0.11	0.09	0.06	0.04	0.03	0.03
15.50	0.24	0.17	0.14	0.13	0.12	0.11	0.09	0.07	0.05	0.04
15.90	0.26	0.19	0.15	0.14	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.05
16.70	0.21	0.17	0.14	0.13	0.12	0.11	0.09	0.06	0.05	0.04
17.00	0.23	0.18	0.14	0.12	0.11	0.09	0.07	0.05	0.03	0.03
19.50	0.38	0.3	0.22	0.19	0.18	0.16	0.15	0.12	0.10	0.08
21.10	0.36	0.28	0.24	0.21	0.19	0.17	0.15	0.13	0.11	0.10
22.00	0.29	0.23	0.19	0.15	0.12	0.08	0.06	0.04	0.03	0.03

Tabella 33 Valutazione degli oneri di sbilanciamento al variare della capacità dello storage e dell'accuratezza delle previsioni

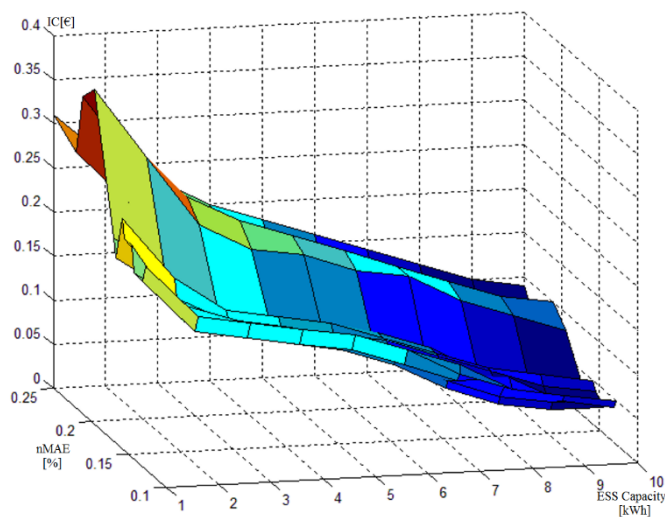


Figura 93 Valutazione degli oneri di sbilanciamento al variare della capacità dello storage e dell'accuratezza delle previsioni

Infine bisogna anche calcolare il guadagno totale derivante dalla vendita di tale energia; bisogna quindi calcolare il guadagno derivante dalla vendita dell'energia programmata e ad essa devono essere sottratti gli oneri di sbilanciamento. Solo in questo modo si riuscirà ad ottenere il reale costo degli sbilanciamenti tra quanto programmato e quanto scambiato con la rete. Si suppone di vendere l'energia programmata al prezzo zonale, ad essa vengono sottratti gli oneri di sbilanciamento precedentemente osservati. In Tabella 34 e in Figura 94 vengono riportati tali guadagni totali in funzione sia della capacità dello storage che della dell'accuratezza delle previsioni.

nMAE [%]	Capacità ESS [kWh]									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
12.7	2.73	2.79	2.8	2.81	2.82	2.84	2.86	2.89	2.9	2.91
12.7	2.73	2.79	2.8	2.81	2.82	2.84	2.87	2.89	2.9	2.91
13.1	2.75	2.81	2.82	2.83	2.84	2.86	2.88	2.88	2.91	2.92
14.3	2.75	2.79	2.81	2.82	2.84	2.86	2.89	2.91	2.92	2.92
14.5	2.72	2.81	2.82	2.84	2.85	2.87	2.9	2.92	2.93	2.93
15.5	2.72	2.79	2.82	2.83	2.84	2.85	2.87	2.89	2.91	2.92
15.9	2.7	2.77	2.81	2.82	2.83	2.85	2.87	2.89	2.9	2.91
16.7	2.75	2.79	2.82	2.83	2.84	2.85	2.87	2.9	2.91	2.92
17	2.73	2.78	2.82	2.84	2.85	2.87	2.89	2.91	2.93	2.93
19.5	2.58	2.66	2.74	2.77	2.78	2.8	2.81	2.84	2.86	2.88
21.1	2.6	2.68	2.72	2.75	2.77	2.79	2.81	2.83	2.85	2.86
22	2.67	2.73	2.77	2.81	2.84	2.88	2.9	2.92	2.93	2.93
25	2.65	2.7	2.73	2.76	2.78	2.8	2.82	2.84	2.86	2.87

Tabella 34 Guadagno complessivo al variare della capacità dello storage e dell'accuratezza delle previsioni (nMAE)

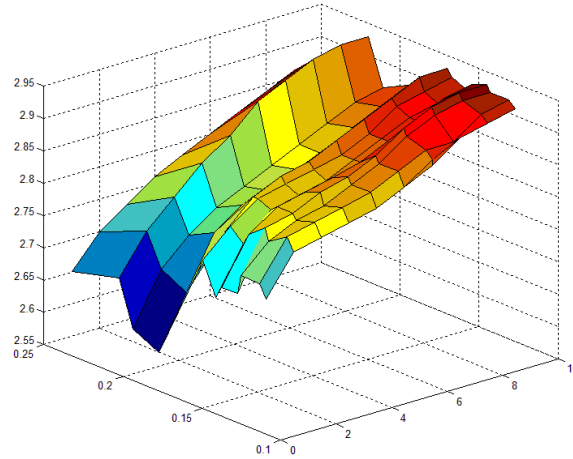


Figura 94 Guadagno complessivo al variare della capacità dello storage e dell'accuratezza delle previsioni (nMAE)

Si osserva come il guadagno totale dovuto alla vendita di energia aumenta all'aumentare dell'accuratezza del modello, inoltre all'aumentare della capacità dell'accumulo aumenta anche il guadagno totale, sebbene oltre una determinata capacità, la variabilità in funzione dell'accuratezza delle previsioni sia pressoché assente.

3.3.4 Metodo di gestione ottimale dello storage per la riduzione dei flussi di potenza con la rete

I modelli predittivi implementati sono stati anche utilizzati per la gestione ottimale dello storage, per poter attuare differenti strategie. Il metodo implementato interessa la gestione dei flussi di potenza su diversi periodi, per cui viene nominato Multi-Period Storage Management (MPSM).

Le principali variabili utilizzate per l'implementazione dell' MPSM sono riportate in Tabella 35.

Nomenclature	
$P_{g_t}^d$	Potenza scambiata con la rete; (tempo t, giorno d)
$P_{L_t}^d$	Potenza del carico; (tempo t, giorno d)
$P_{S_t}^d$	Potenza scambiata con il sistema di accumulo; (tempo t, giorno d)
$E_{S_t}^d$	Energia accumulata; (tempo t, giorno d)
$E_{S_{min}}, E_{S_{max}}$	Capacità minima e massima dello storage
$P_{S_{min}}, P_{S_{max}}$	Potenza minima e massima dello storage
$E_{S_{init}}$	Energia iniziale dello storage

Tabella 35 Variabili del metodo MPSM

Le principali equazioni che descrivono il metodo MPSM sono riportate di seguito:

$$OF: \min \left(\sum_{t=1}^D f(P_{g_t}^d) \right) \quad (21)$$

s.t.

$$P_{g_t}^d = P_{L_t}^d - P_{PV_t}^d - P_{S_t}^d \quad (22)$$

$$E_{S_{t+1}}^d = E_{S_t}^d + P_{S_t}^d * \Delta t \quad (23)$$

$$E_{S_{min}} \leq E_{S_t}^d \leq E_{S_{max}} \quad (24)$$

$$P_{S_{min}} \leq P_{S_t}^d \leq P_{S_{max}} \quad (25)$$

$$\text{sign}(P_{S_t}^d) = \text{sign}(P_{PV_t}^d - P_{L_t}^d) \quad (26)$$

$$E_{S_{t=1}}^{d=1} = E_{S_{init}} \quad (27)$$

Il metodo MPSM può essere utilizzato per diversi giorni (d), ogni giorno è suddiviso in più intervalli temporali (t); tali intervalli temporali sono gli stessi di quelli utilizzati per i modelli predittivi, quindi nel caso specifico coincidono con l'ora.

La funzione obiettivo (OF) rappresenta la minimizzazione di una funzione della potenza di rete definita $f(P_{g_t}^d)$; con tale funzione si indicano diversi obiettivi da ottimizzare. Infatti si può minimizzare l'intera energia scambiata con la rete, minimizzare i picchi di potenza o minimizzare l'energia scambiata per un particolare periodo di tempo con la rete, o altre funzionalità.

Il metodo MPSM è soggetto ai vincoli definiti da (28) a (33), il vincolo (28) è utilizzato per calcolare la potenza scambiata con la rete, $P_{g_t}^d$; i vincoli da (29) a (33) riguardano invece l'operatività dello storage. In (29) viene calcolata la variazione dell'energia accumulata (tra due differenti intervalli temporali), in (30) l'energia accumulata è limitata tra un valore minimo e massimo (dipendenti dalla capacità dello storage); in (31) la potenza di carica e di scarica dello storage sono limitate, (32) indica invece che lo storage può caricare solo se vi è un surplus di potenza (potenza del PV maggiore di quella del carico $P_{PV_t}^d > P_{L_t}^d$), viceversa lo storage può solo scaricare, non può quindi scambiare potenza con la rete; in (33) viene definita l'energia iniziale presente nell'accumulo.

Avendo a disposizione le previsioni di potenza del carico e di produzione da PV, viene calcolata la differenza tra i due profili. Tale differenza rappresenta l'input al metodo MPSM, il quale risolve la funzione obiettivo tenendo in considerazione i diversi vincoli. Il metodo restituisce la schedulazione ottimale della potenza dello storage e di conseguenza il profilo di potenza della rete.

3.3.4.1 Simulazioni

Per testare l'efficacia del metodo MPSM, sono state effettuate differenti simulazioni, considerando come prosumer una delle costruzioni dell'Università della Calabria: in particolare viene considerato un edificio in cui sono presenti prevalentemente uffici, tale edificio è provvisto di un impianto fotovoltaico.

La potenza massima del carico è pari a 25 kW mentre l'impianto PV installato ha una potenza nominale pari a 45 kW. I risultati vengono riportati per un periodo temporale di 7 giorni, dal 10 al 16 ottobre 2015. In figura, sono riportati i profili di carico e produzione da PV per i 7 giorni in esame.

Partendo da tali profili è necessario dimensionare il sistema di storage per le funzioni richieste.

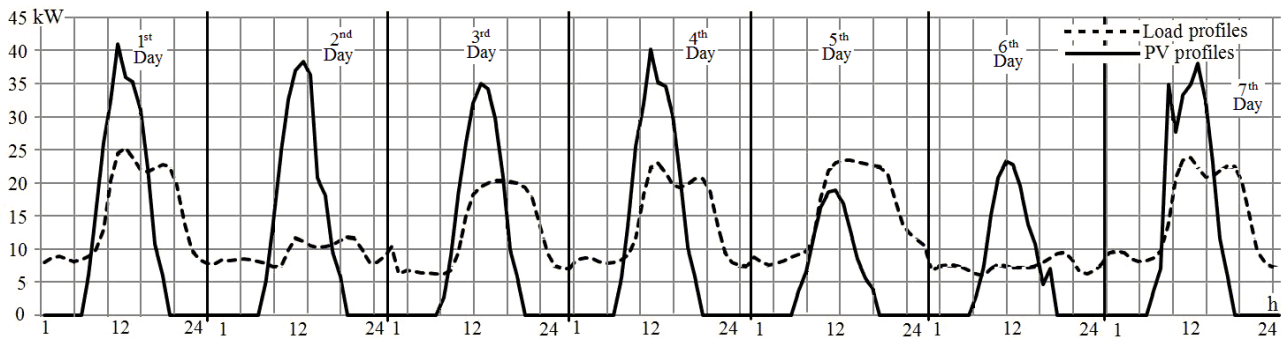


Figura 95 Profili del carico e della produzione PV

Potenza PV non ottimizzata

Come primo test viene utilizzata la potenza nominale dell'impianto fotovoltaico come descritto sopra. La capacità dello storage è calcolata per alimentare i carichi e limitare gli scambi di energia con la rete.

La capacità dello storage sarà la più piccola tra le medie giornaliere di energia prelevata e ceduta alla rete, che sono calcolate come la differenza tra produzione da PV e i profili di carico. Questa analisi è effettuata per profili di giorni tipici: nel presente caso l'energia acquistata dalla rete è pari a circa 170 kWh, mentre l'energia immessa in rete è pari a 80 kWh; in tal modo la capacità dello storage dovrebbe essere pari a 80 kWh.

Dopo aver calcolato la capacità dello storage, per essere conservativi viene effettuata una sovrastima per cui la capacità dello storage è incrementata del 20%, inoltre, per la salvaguardia della vita utile dello storage, uno stato di carica residuo del 40% deve essere adottato come un ulteriore aumento della stima della capacità dello storage.

Prendendo in esame la precedente stima della capacità dello storage e gli incrementi del 20% e 40%, la capacità dello storage diventa pari a 140 kWh.

Partendo dal calcolo della differenza tra il profilo previsto di carico e PV, viene utilizzata per due differenti gruppi di simulazioni. Il primo gruppo di simulazioni ha lo scopo di minimizzare lo scambio totale di energia con la rete, cercando di rendere il prosumer auto-sostenibile ed evitando congestioni della rete. Invece, il secondo gruppo di simulazioni ha lo scopo di minimizzare solo i picchi di potenza durante il giorno, cercando di ridurre i costi dell'energia ed evitando di dover sovradimensionare gli impianti.

Per entrambe le simulazioni si è effettuato il confronto supponendo prima che lo storage operasse in real-time, cioè non viene attuata alcuna particolare strategia di gestione se non quella di scambiare i surplus o deficit di potenza, dopo di che lo storage viene gestito dal metodo MPSM.

Viene calcolata anzitutto l'energia totale scambiata tra gli utenti e la rete senza utilizzare l'accumulo: tale valore è pari a 1.68 MWh, dove 1.13 MWh è l'energia assorbita dall'utenza e 0.55 MWh è l'energia ceduta alla rete.

Per il primo gruppo di simulazioni, se non è utilizzato il metodo MPSM, l'energia totale scambiata con la rete diminuisce fino a 0.69 MWh. Dove 0.60 MWh rappresenta l'energia prelevata dalla rete mentre il restante 0.09 MWh sarebbe l'energia trasferita alla rete. Se lo storage è gestito attraverso il metodo MPSM, l'energia totale scambiata con la rete è uguale a 0.68 MWh. Rispetto al caso precedente, la differenza è abbastanza limitata. Sebbene tale differenza sia di soli 0.01 MWh, l'effetto positivo del metodo MPSM

consiste nella possibilità di massimizzare le prestazioni dello storage. Infatti, utilizzando la strategia di gestione in “real-time”, i cicli di carica e scarica non sono ottimizzati perché ci sono abbastanza cicli parziali, mentre utilizzando il metodo MPSM, lo storage esegue (quando possibile) cicli completi di carica e scarica. Solo in alcune ore, è visibile un andamento distorto, dovuto principalmente all’elevata variabilità delle condizioni meteo, che porta ad avere cicli parziali di carica e scarica. Per il secondo gruppo di simulazioni, minimizzando solamente i picchi di potenza scambiata con la rete, la potenza scambiata in “real-time” raggiunge i 23 kW, mentre utilizzando l’MPSM è di circa 8 kW. In Figura 97 sono riportati i profili di energia scambiata con la rete, utilizzando e non utilizzando il metodo MPSM.

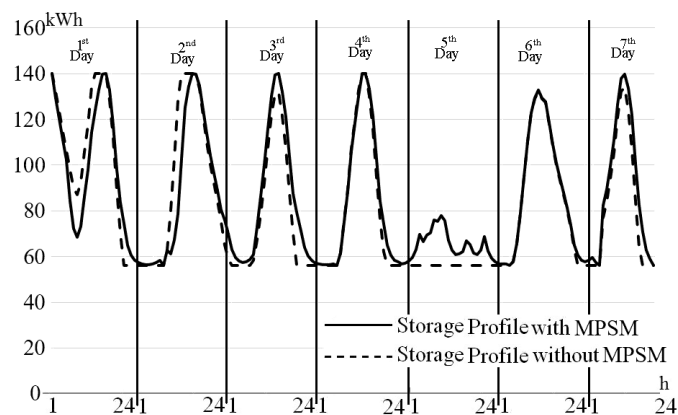


Figura 96 Profilo Energia accumulato nello Storage con e senza l’impiego del MPSM

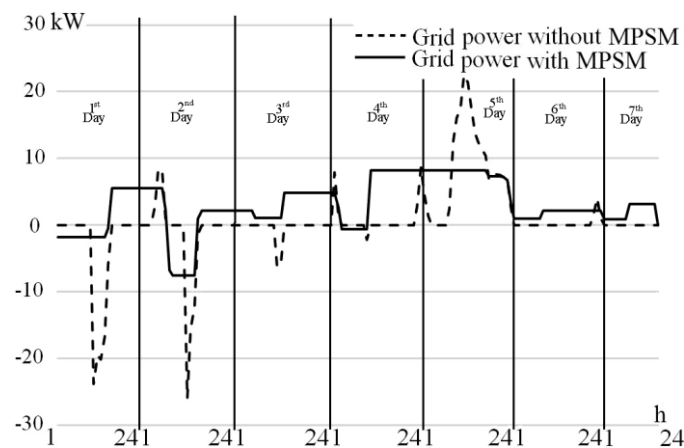


Figura 97 Profilo di potenza scambiata con la rete, con e senza l’impiego del MPSM

Potenza nominale del fotovoltaico ottimizzata

Dopo aver effettuato le simulazioni considerando la potenza nominale del fotovoltaico, nel presente paragrafo viene dimensionato l’impianto fotovoltaico ad una potenza ottimale. Partendo dal profilo giornaliero di carico e dal profilo medio mensile di produzione da PV, per minimizzare lo scambio di energia con la rete, l’impianto PV è dimensionato per coprire la domanda energetica giornaliera. Considerando ciò, la potenza nominale del PV è pari a circa 56 kW.

Analogamente al caso precedente, lo storage è stato dimensionato e la capacità ottenuta è pari a 240 kWh, utilizzando tali dati, il metodo è utilizzato per effettuare i test visti nel caso precedente.

Anzitutto, il metodo MPSM è utilizzato per minimizzare lo scambio di energia con la rete; l'energia totale scambiata con la rete è pari a 0.41 MWh, dove 0.25 MWh è l'energia prelevata dalla rete e 0.16 MWh è l'energia ceduta alla rete. In questo caso, poiché la potenza nominale del fotovoltaico e la capacità dello storage sono ottimizzate, l'uso dell'MPSM, comparato con la gestione in real-time, non dà molti vantaggi nella gestione dei cicli di carica e scarica dello storage.

Il vantaggio reale si avrebbe nella gestione degli scambi di energia con la rete nei giorni con condizione meteo variabile.

In figura viene riportato il profilo di energia scambiata con la rete, utilizzando e non utilizzando il metodo MPSM. Inoltre con riferimento alla figura, si può osservare che l'energia ceduta alla rete è maggiore dell'energia prelevata dalla stessa. Solo il quinto giorno l'energia prelevata dalla rete è maggiore rispetto a quella ceduta alla rete, perché la condizione meteo è non serena.

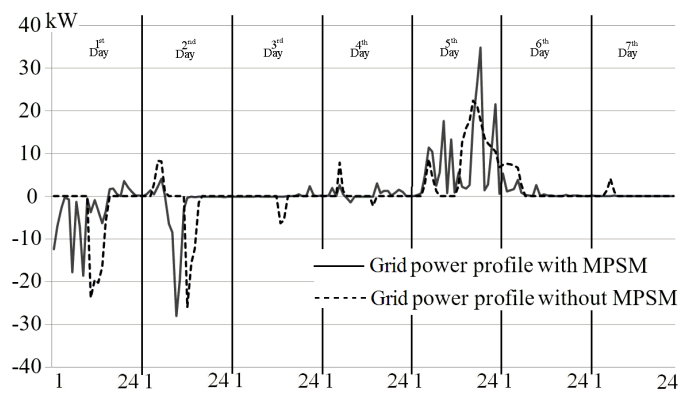


Figura 98 Profilo di potenza scambiata con la rete, con e senza l'impiego del MPSM

Da tale analisi si osserva che oltre a dover utilizzare un buon metodo di gestione dell'accumulo, bisogna anzitutto dimensionare correttamente l'impianto PV, nonché il sistema di accumulo.

Potenza di rete limitata

In questo paragrafo, si suppone che il prosumer considerato abbia una potenza massima limitata $P_{g_t}^d$. Ciò può essere dovuto a diverse ragioni, per esempio il prosumer ha un contratto con il distributore di energia per una potenza ridotta, oppure la rete di distribuzione è dimensionata per una potenza limitata. Infatti, tale tipologia di gestione consente di ridurre i problemi legati alla congestione o di restrizioni riguardanti i dispositivi di interfaccia. In particolare sono esaminati due casi: nel primo caso la potenza massima $P_{g_t}^d$ (P_{g_max}) è pari a 10 kW, nel secondo caso P_{g_max} è 7 kW. Bisogna sottolineare che tale vincolo di potenza è valido sia per la potenza in immissione che quella in prelievo; il metodo MPSM viene quindi completato aggiungendo la seguente relazione:

$$|P_{g_t}^d| \leq P_{g_max} \quad (28)$$

La OF è implementata per minimizzare l'intero scambio di energia con la rete, come implementato nella sezione precedente. Bisogna sottolineare che questa simulazione test è differente dalla precedente minimizzazione dei picchi di potenza, infatti nella simulazione precedente non si aveva un limite massimo di potenza per la potenza scambiata con la rete.

Nel primo test P_{g_max} è uguale a 10 kW e il (12) vincolo è rilassato, in tal modo lo storage può caricare anche se c'è un deficit di potenza ed erogare se vi è un surplus di potenza, ciò è limitato solo dalla OF.

La capacità dello storage utilizzato è pari a 240 kWh e la potenza nominale del PV è pari 56 kW; il profilo di carico è sempre lo stesso di quello riportato in figura. In questo primo caso l'energia totale scambiata con la rete è pari a 0.41 MWh, dove 0.26 MWh è l'energia assorbita dalla rete e 0.15 MWh l'energia ceduta alla rete.

Nel secondo caso, P_{g_max} è uguale a 7 kW, l'energia totale scambiata con la rete risulta essere pari a 0.41 MWh, l'energia assorbita dalla rete è pari a 0.26 MWh mentre l'energia ceduta alla rete è pari a 0.15 MWh.

Tali risultati dimostrano che i vincoli su $P_{g_t}^d$ sono pressoché irrilevanti per la OF, infatti la quantità di energia scambiata con la rete è la stessa di quella del caso precedente. La sola differenza sta nel profilo della potenza scambiata con la rete $P_{g_t}^d$: nelle Figura 99 e Figura 100 sono riportati i profili di potenza scambiata con la rete per entrambi i casi descritti.

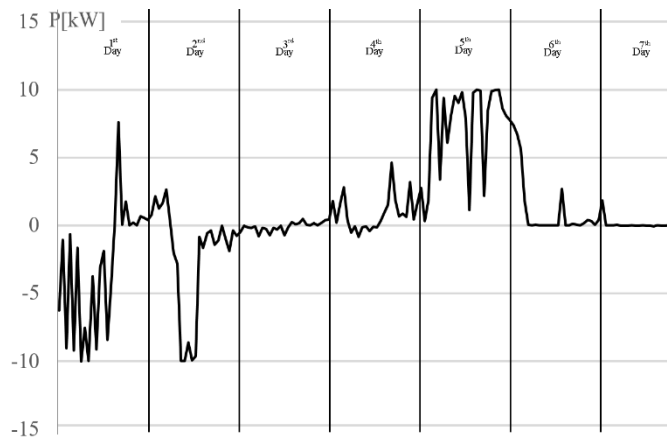


Figura 99 Profilo di potenza scambiata con la rete sotto il vincolo $P_{g_max}=10$ kW

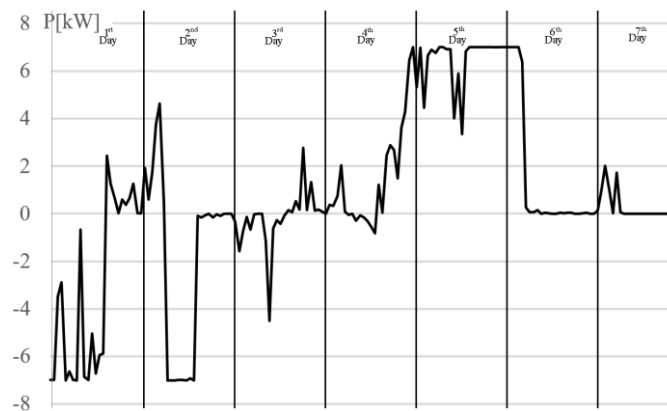


Figura 100 Profilo di potenza scambiata con la rete sotto il vincolo $P_{g_max}=7$ kW

Le figure mostrano che l'andamento di $P_{g_t}^d$ è costante nell'area dove si hanno i picchi di potenza, questo significa che per quegli intervalli di tempo e giorni specifici, i vincoli sono attinti; questo si osserva in particolar modo quando P_{g_max} è 7 kW.

Inoltre, bisogna notare che la potenza massima P_{g_max} (7 kW), ottenuta in questo caso, è minore della potenza massima ottenuta con la minimizzazione dei picchi di potenza, nel paragrafo precedente, dove P_{g_max} era 8.2 kW.

È importante osservare il comportamento del Sistema di storage quando P_{g_max} è pari a 7 kW comparato al caso in cui non vi sono vincoli per $P_{g_t}^d$: tale confronto viene riportato in figura.

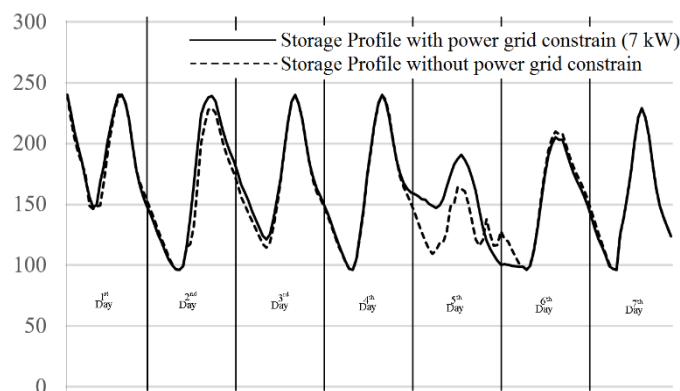


Figura 101 Profilo dell'energia accumulata con e senza il vincolo di potenza massima P_{g_max}

È possibile osservare la differenza tra i due profili, specialmente nel quinto giorno. Infatti, per limitare la potenza scambiata con la rete, in particolare la potenza assorbita dalla rete, l'energia accumulata nello storage non viene erogata per diminuire $P_{g_t}^d$: la batteria viene scaricata non solo quando vi è un deficit di energia ma anche quando tale energia è utilizzata per limitare la massima $P_{g_t}^d$. Grazie al metodo MPSM, il prosumer può applicare un contratto di potenza ridotta con i conseguenti minori costi per il prosumer. Allo stesso tempo il DSO può progettare la linea per una potenza minore, con ulteriori risparmi.

3.3.5 Prove effettuate presso il Dimostratore Domus e caratterizzazione dello Storage

3.3.5.1 Descrizione del dimostratore

Nell'ambito dell'attività dottorale, in particolare per gli aspetti concernenti il progetto di ricerca Domus Energia - Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo, oltre all'implementazione dei modelli previsionali del carico elettrico e della produzione da fonti rinnovabili non programmabili, sono state portate avanti attività riguardanti l'implementazione di modelli di gestione ottimale dei sistemi di accumulo, nonché le attività riguardanti la realizzazione del dimostratore dello stesso progetto, che ne rappresenta uno degli obiettivi.

Il progetto nasce con l'obiettivo di gestire i diversi utenti ottimizzando i flussi di energia, riuscendo ad ottenere sia un risparmio economico che la massimizzazione dell'utilizzo di energia da fonti rinnovabili. Il

progetto interessa sia la gestione dei flussi di potenza elettrica che quelli termici. Per quanto concerne la gestione della potenza elettrica, nell'ambito del progetto sopracitato, è stato realizzato un dimostratore attraverso il quale si effettua la gestione dei flussi energetici.

Fulcro principale di tale dimostratore è rappresentato da un dispositivo denominato nanogrid for home application (nGfHA). Una nGfHA è una microgrid di piccola potenza per applicazioni in civili abitazioni; essa è realizzata attraverso un bus in continua (DC-bus) al quale si possono interconnettere diverse fonti di generazione, sia programmabili che non programmabili, un inverter per l'alimentazione dei carichi non interrompibili e un sistema di accumulo che risulta fondamentale per poter garantire determinati servizi, come ad esempio la continuità assoluta dell'alimentazione. Tale sistema è connesso alla rete elettrica attraverso un inverter bidirezionale, capace quindi di erogare o assorbire potenza in base alle esigenze.

Ogni nanogrid viene controllata grazie ad una logica DBS (DC-Bus-Signal), attraverso cui, in funzione della tensione misurata sul DC-bus, vengono stabilite le funzioni che la stessa deve effettuare. Inoltre ogni nanogrid può ricevere un segnale dall'esterno per richiedere se erogare o assorbire una determinata potenza.

In tal modo si riescono a gestire i flussi di potenza secondo le logiche descritte in precedenza, utilizzando i risultati dei modelli di ottimizzazione implementati.

Il dimostratore implementato è così costituito: a partire dalla rete, subito dopo il contatore, si diramano diverse linee che alimentano generalmente carichi non privilegiati, attraverso una di queste linee si ha il collegamento ad un impianto PV tradizionale (attraverso un inverter classico), mentre un'altra di queste linee collega una nanogrid, denominata Nanogrid1 in Figura 102. Tale nanogrid, per la configurazione adottata, gestisce anche il collegamento con un impianto fotovoltaico. Essa è connessa ad altre due nanogrid attraverso un bus comune in DC: una nanogrid, denominata Nanogrid 2, controlla un sistema di accumulo e l'inverter che alimenta i carichi privilegiati; l'altra nanogrid, denominata invece Nanogrid 3, può gestire un ulteriore sistema di accumulo (attualmente non connesso), un inverter per carichi critici, insieme ad un generatore stirling (combustione esterna).

Le tre nanogrid lavorano indipendentemente l'una dall'altra, gestendo opportunamente i convertitori interfaccianti le diverse fonti nonché i carichi elettrici. Per poter lavorare indipendentemente l'una dall'altra, senza un'effettiva comunicazione tra i diversi sottosistemi, ci si basa sulla logica DBS, secondo la quale la regolazione dei flussi di potenza avviene misurando la tensione sul DC bus. Ogni nanogrid in funzione delle potenze generate o richieste da eventuali carichi, in base alla disponibilità di sistemi di accumulo (in funzione dello stato di carica) o alla presenza della connessione con la rete elettrica, regola la tensione sul DC-bus ad un opportuno valore; inoltre in funzione del valore di tensione misurato sul DC-bus, ogni nanogrid agisce opportunamente, essendo la tensione del DC-bus rappresentativa dello stato del sistema.

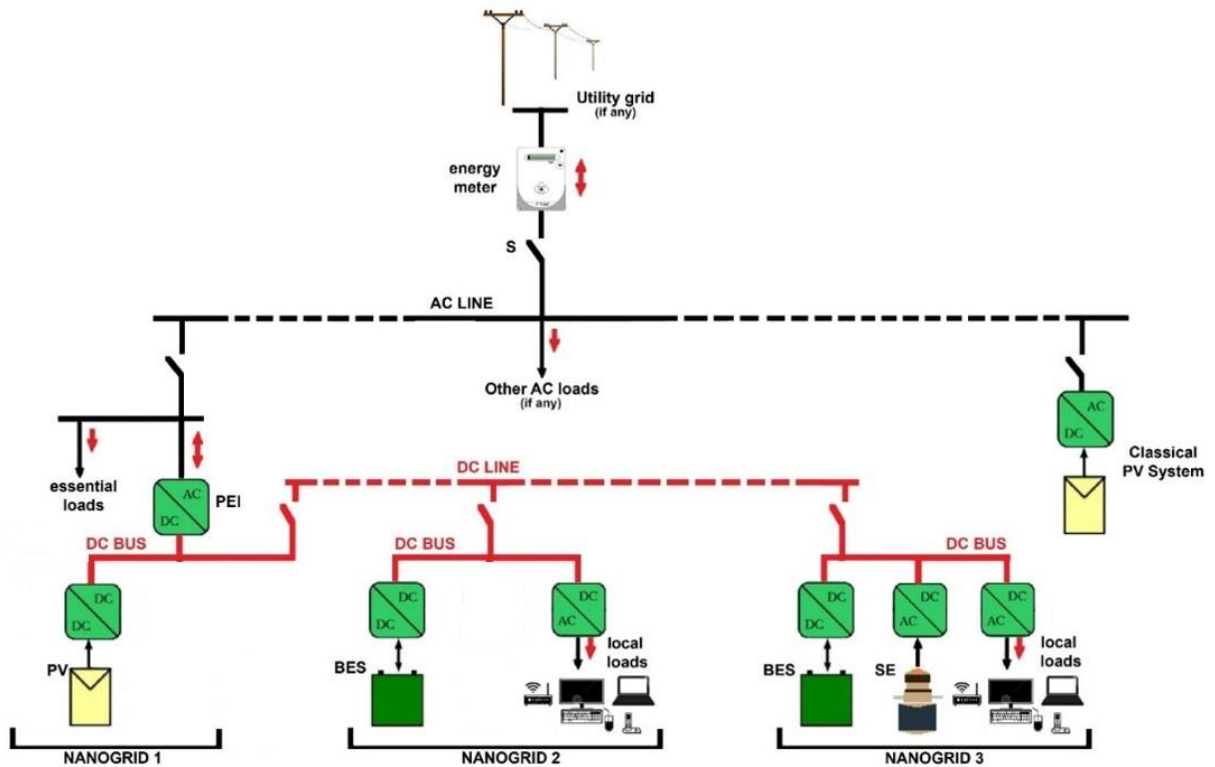


Figura 102 Schema semplificato dimostratore

L'insieme delle tre nanogrid opera cercando di minimizzare la quantità di energia assorbita dalla rete, massimizzando l'utilizzo dell'energia prodotta da impianti alimentati da fonti rinnovabili. La Nanogrid-1, che è interfacciata sia con l'impianto PV che con la rete elettrica, controlla la potenza prodotta dall'impianto PV cercando di massimizzarla; la potenza prodotta viene riversata in rete oppure ceduta al DC bus, dove sono interfacciate le altre nanogrid. La Nanogrid 2 consente di scambiare potenze con il DC-bus, scaricando o caricando il sistema di accumulo e alimentando eventuali carichi critici. Infine l'ultima nanogrid consente di alimentare il generatore stirling, prelevando la potenza prodotta dallo stesso, riversandola sul DC-bus nella disponibilità delle altre nanogrid oppure alimentando carichi locali.

Vi sono diverse possibilità di funzionamento dell'intero sistema che dipendono dallo stato dei vari componenti, nonché dallo stato delle diverse connessioni. Se ad esempio non vi è la connessione con la rete elettrica per qualche motivo, non può essere riversato in rete eventuale surplus di potenza o assorbito eventuale deficit, inoltre in funzione dello stato di carica del sistema di accumulo vi sarà la possibilità di erogare o assorbire una determinata potenza, il sistema di accumulo potrà risultare limitato nelle sue prestazioni.

Supponendo ad esempio il sistema di accumulo sia saturo e non vi sia connessione con la rete elettrica, inoltre la produzione di potenza da PV sia maggiore di quella assorbita dai carichi, non vi sarebbe equilibrio della potenza. Per tale ragione, attraverso il controllo della tensione sul DC-bus, viene comunicato al convertitore che gestisce l'impianto PV che vi è un surplus di potenza, per cui viene modulata la potenza prodotta da tale impianto, riducendola fino a ritornare nel punto di equilibrio con la potenza assorbita dai carichi.

La Nanogrid-2 ha la peculiarità di riuscire ad alimentare i carichi privilegiati anche in assenza di connessione con la rete elettrica; essa, in assenza anche della potenza fornita dall'impianto PV, alimenta i carichi critici attraverso un sistema di accumulo di tipo Li-Po, costituito da due cluster di capacità pari a 53 Ah e tensione pari a 222 V, collegati in parallelo, raggiungendo quindi una capacità complessiva di 106 Ah. Tale nanogrid alimenta quei carichi che hanno bisogno di continuità assoluta, per cui non si può avere una eventuale disconnessione, anche temporanea; per tale ragione assume un ruolo chiave il sistema di accumulo impiegato.

Il sistema di accumulo utilizzato è stato infatti oggetto di studio, sia per consentire un corretto funzionamento dell'insieme delle diverse nanogrid sia per poter utilizzare le caratteristiche dello stesso nell'implementazione dei modelli di gestione ottimale dei flussi energetici. Per tale ragione, di seguito viene riportata l'analisi di tale sistema di accumulo, con alcuni dettagli operativi e prove effettuate sullo stesso.

3.3.5.2 Caratterizzazione del sistema di accumulo

Il sistema di accumulo utilizzato è un sistema Li-Po di tipo NMC. Tale tipologia di accumulo rappresenta una delle migliori tecnologie che utilizza ioni di Litio. Il mix nichel-manganese garantisce sia elevate prestazioni in termini di energia specifica che di stabilità: infatti mentre il nichel ha elevate prestazioni in termini di energia specifica ma ridotte proprietà di stabilità, il manganese ha elevati benefici strutturali ma ridotta energia specifica, il loro mix garantisce prestazioni sia a livello di energia specifica che di stabilità. Inoltre, riuscendo ad utilizzare una ridotta quantità di cobalto, si riescono a ridurre notevolmente i costi associati ai materiali catodici. La differente combinazione dei materiali catodici consente di ottenere differenti prestazioni in funzione delle esigenze. Generalmente tali sistemi di accumulo hanno elevate prestazioni in termini di energia specifica, pur riuscendo a garantire prestazioni medie in termini di potenza specifica, sicurezza, vita utile, e costi. In Figura 103 vengono riportati i diversi parametri prestazionali riguardanti il sistema di accumulo analizzato, riuscendo ad osservarli contemporaneamente [72]; l'energia specifica è maggiore di 220 Wh/kg, la corrente di scarica può arrivare fino a 2C-rate, una vita utile anche pari a 2000 cicli.

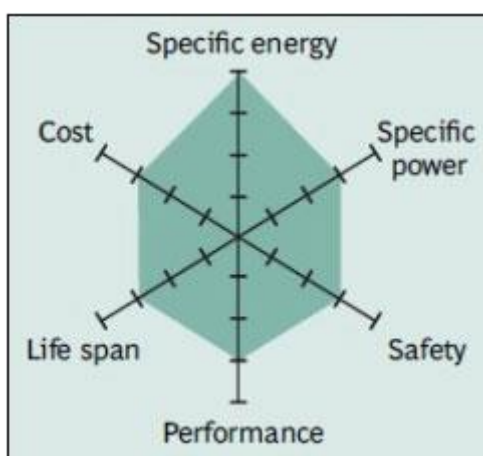


Figura 103 Parametri prestazionali batterie NMC

Il Sistema di accumulo utilizzato è costituito da due cluster di capacità pari a 53 Ah e tensione pari a 222 V; ogni cluster è costituito da tre differenti moduli, di tensione pari a 74 V, collegati in serie; ogni modulo

è costituito da 20 celle. Le diverse celle che costituiscono il modulo vengono controllate sia per quanto concerne la temperatura che la tensione, in modo tale da mantenerne equilibrate le tensioni. La corrente massima di scarica è pari a 200 A, mentre quella di carica a 50 A. Inoltre viene monitorata sia la tensione complessiva dei differenti moduli che quella dell'intero cluster, in modo tale da mantenerli sempre in perfetto equilibrio. Viene inoltre calcolato e monitorato lo stato di carica dei singoli moduli e quello complessivo del cluster.

Tali variabili sono controllate e calcolate da un Battery Management System (BMS) interno al cluster, il quale effettua le diverse operazioni per la salvaguardia dell'accumulo e la sicurezza generale. Esso comunica con le diverse celle e con l'esterno attraverso protocollo di comunicazione CAN-Bus; il segnale messo a disposizione viene opportunamente convertito (attraverso un Single Computer Board) per renderlo disponibile anche secondo altri protocolli di comunicazione, ad esempio attraverso il protocollo Mod-bus, che è quello impiegato per la comunicazione con la nanogrid che gestisce il sistema di accumulo. Inoltre viene anche data la possibilità di modificare alcuni parametri di riferimento propri del sistema di accumulo, in modo tale da permetterne il funzionamento anche in condizioni differenti di lavoro.

Di seguito vengono riportati i principali parametri monitorati e controllati dal BMS, nonché delle soglie entro le quali tali parametri possono variare.

Per salvaguardare la sicurezza del sistema di accumulo vengono monitorate diverse temperature all'interno del cluster, nel caso particolare vengono utilizzate 7 variabili corrispondenti ai rispettivi sensori, inoltre di tutti tali valori misurati ne viene calcolato il valore minimo e massimo. Tali variabili sono vincolate tra un valore minimo e massimo sia per la fase di carica che di scarica; sebbene tali valori possano essere variati in base alle esigenze particolari, come valori di default sono così classificate: temperatura di carica minima e massima pari rispettivamente a 0 e 55 °C, temperatura massima e minima di scarica pari rispettivamente a -20 e 65 °C, temperature di warning 5 °C in meno o in più della temperatura massima o minima rispettivamente. Parametro molto importante da tenere sotto controllo per la salvaguardia del sistema di accumulo e per garantire dei margini di sicurezza è la tensione di cella. Sono infatti definiti i seguenti parametri: tensione assoluta minima per la cella, tensione massima assoluta per cella, tensione di warning minima per cella e tensione di warning massima per cella, tali parametri sono posti come valori di default pari rispettivamente a 2.9 V, 4.23 V, 3.3 V, 4.21 V. Qualora il sistema di monitoraggio e gestione dell'accumulo misuri una tensione superiore o inferiore rispettivamente a quella massima assoluta o minima assoluta, viene bloccato il sistema di accumulo in maniera definitiva per cui non può essere più utilizzato a meno che non si sblocchi il sistema di accumulo forzatamente. Mentre sono definite due tensioni massima e minima per le quali il sistema interviene in maniera provvisoria, interrompendo momentaneamente la fase di carica/scarica dell'accumulo; tali tensioni sono poste di default pari a 4.2 V e 3.2 V. Come noto la carica del sistema di accumulo avviene in due fasi, una a corrente costante e una a tensione costante; viene quindi definita la tensione di cella alla quale bisogna ridurre la corrente di carica, essa è pari a 3.95 V.

Per consentire un corretto funzionamento del sistema di accumulo, soprattutto per effettuare la carica corretta delle celle collegate in serie, necessita che esse siano bilanciate e che non si abbia quindi una cella ad

una tensione eccessivamente maggiore dell'altra per evitare che le stesse si danneggino, qualora la tensione diminuisca o aumenti eccessivamente; per tale ragione viene definita una tensione pari a 0.05 V che indica la differenza di tensione tra celle a cui si deve necessariamente giungere a seguito del bilanciamento.

La corrente massima di carica è anche un parametro che viene definito anche qualora la batteria risulti essere carica: in particolare è pari a 1C e 0.05C quando la batteria non è carica e quando la batteria è carica.

Per effettuare tali controlli, per ogni cella viene misurata la tensione istantanea e confrontata con i parametri definiti in precedenza, la variabile che tiene in conto tale informazione è denominata "fvc_n", dove con "_n" si indica la cella a cui la tensione viene riferita.

Per quanto riguarda il calcolo dello stato di carica, sono diversi i parametri che entrano in gioco; anzitutto viene monitorato lo stato di carica del sistema di accumulo attraverso il rilevamento con i sensori di corrente ad effetto Hall e attraverso la misurazione della tensione delle celle. Sono definite delle tensioni massima e minima di calcolo del SOC, rispettivamente pari a 4.15 e 3.20 V. Vi è inoltre un parametro utile a definire lo stato di carica delle batterie che si riferisce alla quantità di carica presente; è utile a definire lo stato di carica nelle condizioni iniziali. Tale parametro (Qsum) si può impostare ad un valore determinato a partire dalla tensione delle celle (attraverso una opportuna tabella), altrimenti si esegue la carica completa, impostandolo ad un valore pari a "190800".

Oltre a monitorare lo stato delle singole celle, viene anche monitorato lo stato, la tensione e lo stato di carica, dell'intero blocco a cui la batteria appartiene. Viene fornita la tensione massima e minima di cella della lane (cluster) a cui la batteria appartiene (rispettivamente lane_tens_max e lane_tens_min), la tensione totale attuale della lane a cui la batteria appartiene (lane_tens_tot_act), corrente misurata nella lane a cui la batteria appartiene (lane_fiTtot), analogamente vengono rilevate le grandezze del blocco a cui la batteria appartiene.

3.3.5.3 Prove effettuate sullo storage

Per verificare il funzionamento dell'intero sistema implementato, dell'interconnessione tra le diverse nanogrid che lo costituiscono e del sistema di accumulo, sono stati effettuati diversi test, che vengono riportati di seguito.

Come precedentemente spiegato, nel sistema sono presenti due impianti fotovoltaici di potenza nominale pari a 4.5 kW ciascuno. Un impianto fotovoltaico è interconnesso alla rete elettrica attraverso un inverter classico mentre l'altro impianto fotovoltaico è interconnesso alla rete elettrica attraverso la Nanogrid1.

Riduzione Sbilanciamento potenza

Come primo test si suppone di effettuare la previsione di produzione di entrambi gli impianti fotovoltaici per una determinata ora del giorno successivo; tale previsione però discorda dalla reale produzione degli impianti PV e per tale ragione si dovrà intervenire attraverso il sistema di accumulo a compensare tale differenza. Si avranno due test: nel primo vi sarà una potenza prodotta minore di quella prevista ed un secondo test in cui si ha una potenza prodotta maggiore della potenza prevista. La compensazione degli sbilanciamenti verrà effettuata utilizzando una strategia di compensazione in Real-time, per cui istante per istante viene misurata la potenza generata dagli impianti PV e viene confrontata con la potenza prevista, da questa differenza si ottiene la potenza che deve fornire il sistema di accumulo. Naturalmente il sistema alimenta anche diversi

carichi, per cui si dovrà considerare anche la previsione del profilo di carico la quale andrà sottratta a quella di produzione; la previsione del carico sarà differente dalla potenza reale del carico, di conseguenza essa sarà anche fonte di sbilanciamento. Per cui al POD si dovrà compensare sia lo sbilanciamento dovuto al sistema di produzione che quello dovuto al carico elettrico.

Supponiamo di considerare il caso studio di giorno 16 ottobre 2017; per tale giorno per le ore 16 era prevista una potenza prodotta dall'impianto pari a 4910 W e una potenza assorbita dai carichi esterni pari a 300 W e dai carichi interni alla stessa nanogrid pari 470 W, di conseguenza la potenza prevista da scambiare con la rete era pari a 4140 W. In realtà la potenza realmente prodotta dagli impianti PV è pari a 3836 W mentre la potenza assorbita dai carichi esterni alla nanogrid è pari a 704 W (Figura 104, Figura 105).

Di conseguenza vi sarà una potenza di circa 1480 W da dover compensare in real-time; essa rappresenta l'eventuale sbilanciamento che si andrebbe a misurare al POD qualora non vi fosse tale compensazione. Per coprire tale sbilanciamento, il sistema di accumulo eroga esattamente tale potenza (1477 W) andando a coprire quasi totalmente lo sbilanciamento di potenza verificatosi. In Figura 104 vengono riportati i diversi flussi di potenza sopracitati suddivisi, ove possibile per singola fase. Per quanto riguarda i flussi di potenza con la rete elettrica viene scambiata una potenza per le tre fasi, essa è pari rispettivamente a 2944 W, 940 W e 246 W; la somma di tali potenze è pari a 4130 W che è circa pari a quanto previsto precedentemente.

In Figura 105 vengono invece riportati gli andamenti delle tensioni AC della rete che quella prodotta dalla Nanogrid 2 (UPS) per l'alimentazione dei carichi critici, da cui si osserva che viene riprodotta una tensione di frequenza pari a 50 Hz e valore efficace pari a 230 V. Viene inoltre misurata la tensione sul bus DC, la quale viene utilizzata anche per comunicare i diversi stati di funzionamento tra le diverse nanogrid: nel caso in esame si osserva come tale tensione venga regolata a circa 355 V che corrisponde allo stato in cui il sistema di accumulo si trova ad erogare potenza. Infine viene anche riportato l'andamento della corrente della batteria da cui si osserva che essa è pari mediamente a circa a 6.5 A.

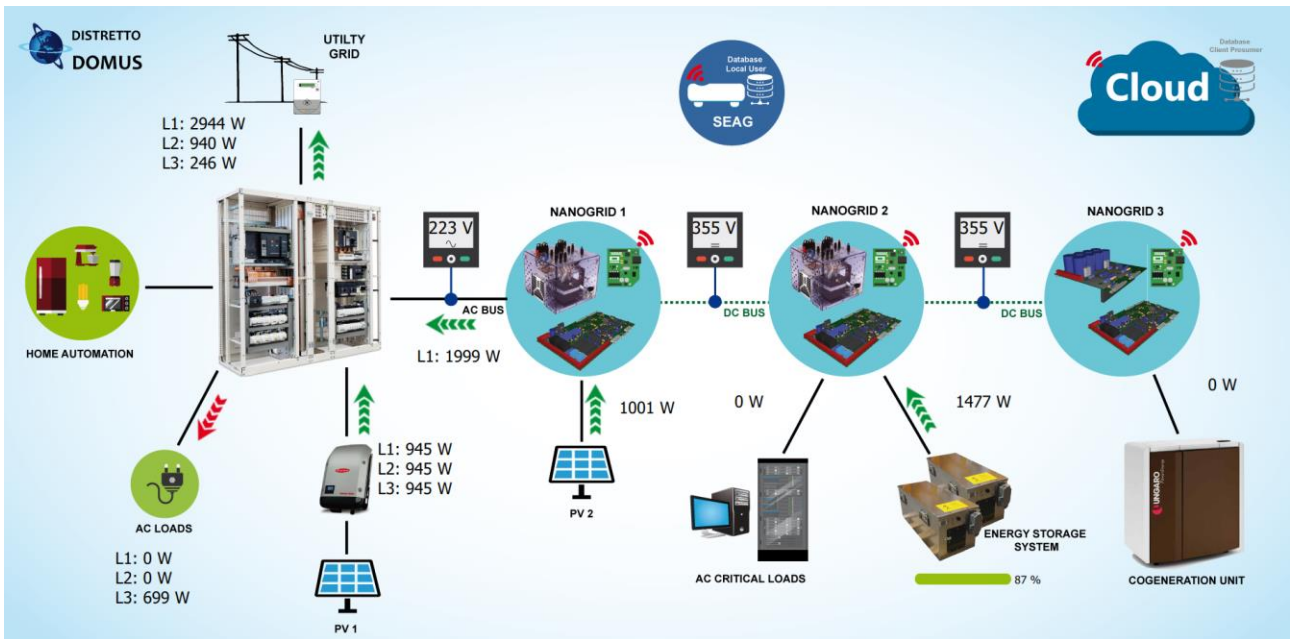


Figura 104 Test Riduzione Sbilanciamento potenza - Interfaccia

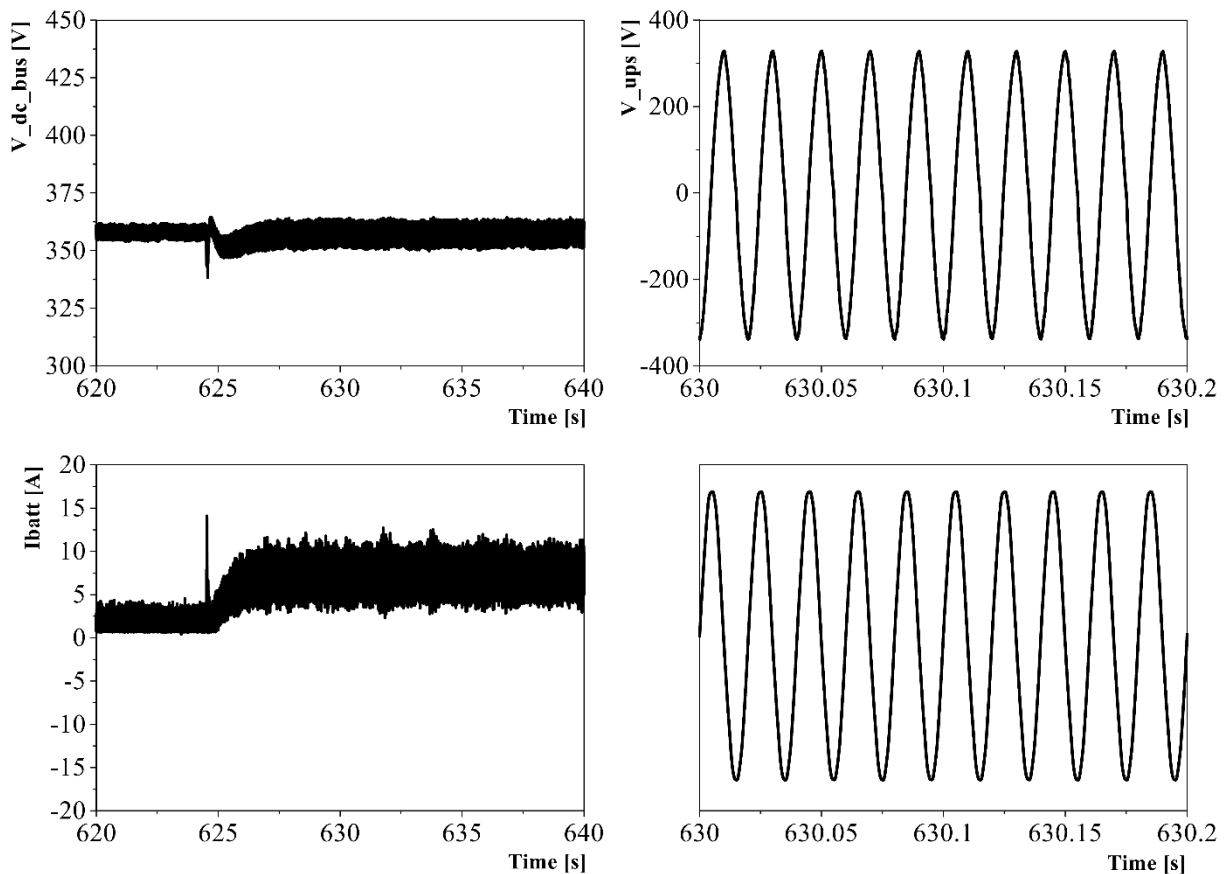


Figura 105 Test Riduzione Sbilanciamento potenza - Acquisizioni

Analoghe considerazioni possono essere effettuate qualora venisse considerato un surplus di potenza rispetto a quella programmata; in tale circostanza il sistema di storage dovrebbe assorbire l'eventuale potenza in eccesso. Ciò è possibile solo se il sistema di accumulo presenta uno stato di carica che lo permetta, quindi

inferiore ad una determinata soglia, viceversa qualora il sistema di accumulo debba erogare una determinata potenza.

Limite sulla potenza di rete

Come ulteriore test, si è supposto di avere la necessità di alimentare un insieme di carichi che assorbono una potenza istantanea maggiore di quella contrattuale con la rete o comunque maggiore di quella che i dispositivi di potenza, che interconnettono il sistema alla rete elettrica, possono scambiare.

In tale prova infatti l'insieme dei carichi sia interni che esterni nonché i carichi domotici assorbono una potenza pari a circa 4500 W, suddivisa rispettivamente in 440 W di carichi interni, 2150 W di carichi domotici, 850 W di carichi critici e 1074 W di altri carichi. I due impianti fotovoltaici producono una potenza pari a 987 W complessivi per l'impianto gestito dalla Nanogrid1 e 354 W per ogni fase per l'impianto fotovoltaico tradizionale; di conseguenza sulla fase 1 saranno prodotti da impianto fotovoltaico circa 1341 W. Su ogni fase si suppone vi sia un limite sulla potenza massima trasferibile pari a 2 kW, mentre in questo caso la differenza di potenza che dovrà fornire la rete elettrica sulla fase 1 è pari a circa 3170 W (Figura 106).

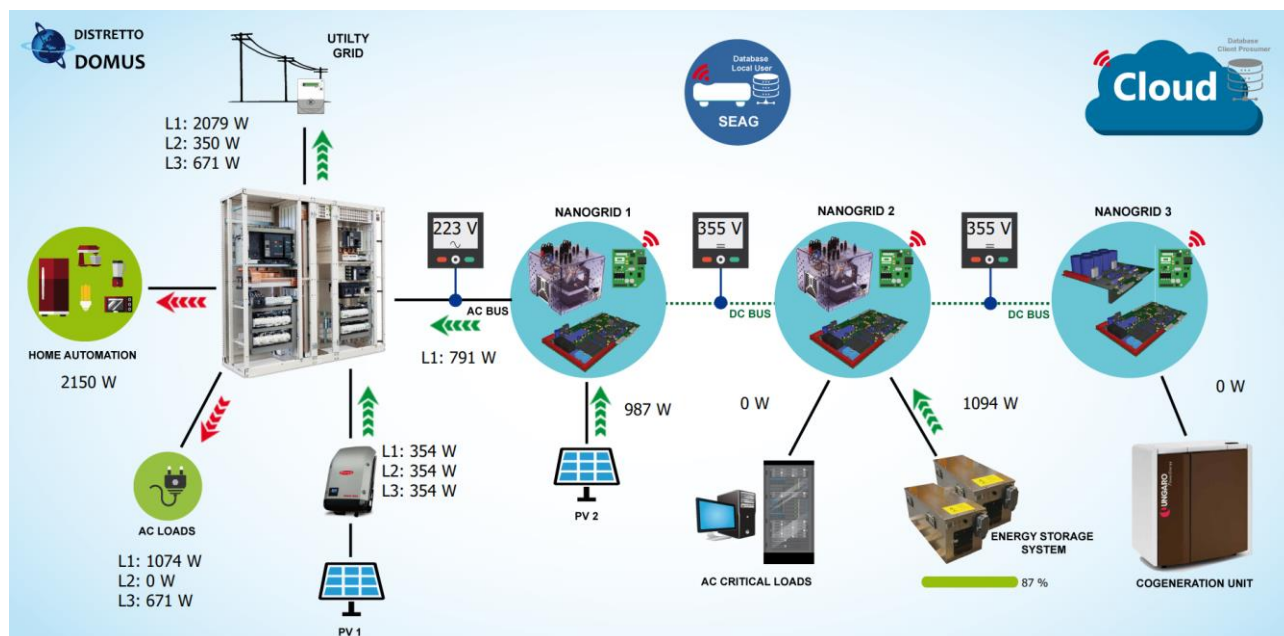


Figura 106 Test limitazione sulla potenza contrattuale - Interfaccia

Per tale ragione, per continuare ad alimentare i carichi, qualora non si vogliono disalimentare dei carichi domotici, dovrà intervenire il sistema di accumulo erogando la differenza di potenza. Ciò può essere gestito secondo due ottiche, una in real-time e una predittiva: la prima consentirebbe di bilanciare tali richieste di potenza istante per istante, in funzione delle richieste dei carichi, con la possibilità di avere l'accumulo in condizioni tali da non poter erogare o assorbire potenza a causa di uno stato di carica rispettivamente eccessivamente basso o eccessivamente elevato; per tale ragione si può utilizzare la seconda strategia di gestione che è basata sulle previsioni di carico e produzione e attraverso le quali si può gestire in maniera ottimale il sistema di accumulo.

Nel caso presentato la potenza che deve erogare la batteria è pari a circa 1100 W. Erogando tale potenza, oltre ad alimentare i carichi critici e i carichi interni, la Nanogrid1 erogherà una potenza alla rete pari a 791 W, mentre al POD sulla fase 1 saranno prelevati circa 2000 W.

Conclusioni

A causa delle ben note problematiche concernenti la diffusione delle fonti rinnovabili, tra le soluzioni che si possono attuare per risolverle vi sono: l'impiego di modelli previsionali della produzione e del carico elettrico sempre più accurati e l'utilizzo dei sistemi di accumulo. L'impiego dei sistemi di accumulo consente di gestire sia la produzione da fonti non programmabili che l'alimentazione dei carichi elettrici, ottimizzando la gestione e l'utilizzo dell'energia derivante da fonti rinnovabili non programmabili.

Nel presente lavoro di tesi sono stati proposti diversi modelli previsionali sia del carico elettrico che della generazione da fonti rinnovabili anche di piccola taglia, nella disponibilità di piccoli utenti, prosumer; tali modelli sono utilizzati successivamente per la gestione dello storage; tali modelli previsionali funzionano in diverse configurazioni, sia in presenza che assenza di dati storici di potenza (di carico e produzione), che dei relativi dati meteo.

Per quanto concerne i modelli previsionali della produzione da fotovoltaico, si è anzitutto partiti dall'implementazione di modelli previsionali a 24/48 h prima, relativi a ciascun impianto, che quindi utilizzano i dati storici di produzione e meteorologici propri dell'impianto e del sito dove lo stesso è realizzato. Tale modello, implementato attraverso una rete neurale artificiale, ha portato a risultati abbastanza accurati se confrontati con altri modelli che utilizzano variabili meteo più accurate e difficilmente accessibili. Le prestazioni di tale modello possono essere riassunte attraverso dei parametri statistici, utilizzando ad esempio l'errore medio assoluto normalizzato alla potenza dell'impianto (nMAE): esso viene valutato sia in condizioni di cielo sereno che in condizioni di cielo variabile, risultando circa pari al 6% per giorni con condizioni meteo variabili, e al 2% per giorni con condizioni meteo serene.

Poiché si verifica spesso l'assenza di dati storici sia relativi alla produzione che alle previsioni meteorologiche, sono stati implementati anche modelli previsionali che non necessitano dei dati storici. Partendo dai dati tecnici dell'impianto è stato implementato un modello, denominato multiorientazione, che consente di ottenere le previsioni di produzione dell'impianto in esame con un'accuratezza paragonabile a quella dei modelli che utilizzano i dati storici relativi all'impianto: complessivamente si ottiene un nMAE pari a 7.3%.

Naturalmente per effettuare il controllo in tempo reale dei flussi di potenza, è necessario anche un modello previsionale a breve termine; tale modello è stato implementato attraverso una ANN, ottenendo naturalmente risultati maggiormente accurati rispetto a quelli dei modelli previsionali a 24/48 h prima: si ha un nMAE inferiore a 1.5%.

Analogamente si è operato per quanto concerne l'implementazione dei modelli predittivi del carico elettrico. Sono stati implementati modelli previsionali sia riguardanti i carichi di tipo domestico che quelli di tipo terziario, sia per utenze di cui si dispone dei dati storici che per quelle di cui non si dispone di dati storici. Per quanto concerne il carico terziario, sono stati utilizzati i dati storici dell'Università della Calabria, implementando un modello che ha consentito di ottenere un MAPE intorno al 20%.

Utilizzando i modelli predittivi implementati, si è proceduto nella valutazione dei possibili oneri di sbilanciamento derivanti dall'impiego di tali modelli per la programmazione della produzione di impianti PV, osservando come l'impiego di tali modelli porta a degli oneri di sbilanciamento inferiori a circa il 3% rispetto ai ricavi complessivi.

Successivamente si è valutato l'impiego dei sistemi di accumulo per coprire tali sbilanciamenti di potenza, considerando sia le diverse modalità di controllo che gli aspetti economici.

I profili sia di carico che di produzione sono stati utilizzati per la gestione dei flussi di potenza anche in presenza di un sistema di accumulo, andando a controllare diversi parametri: minimizzando l'energia complessiva scambiata con la rete, minimizzando i picchi di potenza scambiati con la rete.

Inoltre alcuni dei modelli implementati sono stati utilizzati nella realizzazione del dimostratore dello stesso progetto (PON03PE_0050_2 DOMUS Energia-Sistemi Domotici per il Servizio di Brokeraggio Energetico Cooperativo) che ha finanziato la presente attività di ricerca. Inoltre gli algoritmi previsionali del carico elettrico e della produzione da PV sono resi disponibili sulla piattaforma relativa allo stesso progetto, permettendo di elaborare le successive fasi di gestione dei flussi energetici.

Ciò ha consentito di dimostrare come siano diverse le strategie che si possono attuare per una gestione ottimale dell'energia sia dal punto di vista economico che energetico; partendo dai profili di carico e produzione, considerando opportuni modelli di gestione, si riescono a controllare in maniera ottimale i flussi di potenza.

Se più utenti, facenti parte di un'aggregazione, fossero gestiti secondo l'ottica descritta si avrebbero più variabili da poter gestire per massimizzare l'utilizzo di energia da fonti rinnovabili minimizzando il prelievo di energia dalla rete elettrica. In questo modo si facilita il raggiungimento degli accordi prescritti per il miglioramento delle condizioni ambientali.

Bibliografia

- [1] M. Falchetta, “FONTI RINNOVABILI E RETE ELETTRICA IN ITALIA Considerazioni di base e scenari di evoluzione delle fonti rinnovabili elettriche in Italia,” 2014.
- [2] “Accordi internazionali sull’azione per il clima - Consilium.” [Online]. Available: <http://www.consilium.europa.eu/it/policies/climate-change/international-agreements-climate-action/>. [Accessed: 30-Oct-2017].
- [3] IEA, “World Energy Outlook 2016,” *Int. Energy Agency Paris, Fr.*, p. 28, 2016.
- [4] “DOCUMENTO DI CONSULTAZIONE SEN 2017 12 Giugno 2017,” 2017.
- [5] “Cop 21 – L’Accordo di Parigi | Ministero dell’Ambiente e della Tutela del Territorio e del Mare,” 2017. [Online]. Available: <http://www.minambiente.it/pagina/cop-21-laccordo-di-parigi>. [Accessed: 30-Oct-2017].
- [6] Eurostat, *Energy balance sheets*. 2017.
- [7] G. Brusco, A. Burgio, D. Menniti, A. Pinnarelli, and N. Sorrentino, “Energy management system for an energy district with demand response availability,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 5, pp. 2385–2393, 2014.
- [8] D. Menniti, F. Costanzo, N. Scordino, and N. Sorrentino, “Purchase-bidding strategies of an energy coalition with demand-response capabilities,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 3, pp. 1241–1255, 2009.
- [9] R. Rodriguez Labastida and D. Gauntlett, “Market Data: Global Distributed Solar PV,” 2017. [Online]. Available: <https://www.navigantresearch.com/research/market-data-global-distributed-solar-pv>.
- [10] B. Kraas, M. Schroedter-Homscheidt, and R. Madlener, “Economic merits of a state-of-the-art concentrating solar power forecasting system for participation in the Spanish electricity market,” *Sol. Energy*, 2013.
- [11] R. Manoël, T. I. Thomas, M. Gaëtan, K. Paul, D. B. Karel, and M. Croufer, “Connecting the sun competing in the energy sector – On the road to large scale pv grid integration,” *27th Eur. Photovolt. Sol. Energy Conf. Exhib.*, pp. 4431–4438, 2012.
- [12] S. Pelland, J. Remund, J. Kleissl, T. Oozeki, and K. De Brabandere, “Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the Art,” *Int. Energy Agency Photovolt. Power Syst. Program. Rep. IEA PVPS T14*, pp. 1–40, 2013.
- [13] N. Sharma, P. Sharma, D. Irwin, and P. Shenoy, “Predicting solar generation from weather forecasts using machine learning,” in *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications, SmartGridComm 2011*, 2011, pp. 528–533.
- [14] S. Pelland, G. Galanis, and G. Kallos, “Solar and photovoltaic forecasting through post-processing of the Global Environmental Multiscale numerical weather prediction model,” *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 21, no. 3, pp. 284–296, 2013.
- [15] E. Lorenz, T. Scheidsteger, J. Hurka, D. Heinemann, and C. Kurz, “Regional PV power prediction for improved grid integration,” *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 19, no. 7, pp. 757–771, 2011.
- [16] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres, “Review of photovoltaic power forecasting,” *Solar Energy*, vol. 136, pp. 78–111, 2016.
- [17] G. Belli *et al.*, “A multiperiodal management method at user level for storage systems using artificial neural network forecasts,” *Trans. Environ. Electr. Eng.*, vol. 1, no. 4, p. 29, Nov. 2016.
- [18] E. Lorenz, D. Heinemann, and C. Kurz, “Local and regional photovoltaic power prediction for large scale grid integration: Assessment of a new algorithm for snow detection,” in *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2012, vol. 20, no. 6, pp. 760–769.
- [19] J. Huang and M. Perry, “A semi-empirical approach using gradient boosting and k-nearest neighbors regression for GEFCom2014 probabilistic solar power forecasting,” *Int. J. Forecast.*, vol. 32, no. 3, pp. 1081–1086, 2016.
- [20] C. W. Chow *et al.*, “Intra-hour forecasting with a total sky imager at the UC San Diego solar energy testbed,” *Sol. Energy*, vol. 85, no. 11, pp. 2881–2893, 2011.
- [21] R. Perez, S. Kivalov, J. Schlemmer, K. J. Hemker, and A. Zelenka, “Improving the performance of satellite-to-irradiance models using the satellite’s infrared sensors,” *Proc. Am. Sol. Energy Soc. Annu. Conf.*, no. May, 2010.
- [22] A. Hammer, D. Heinemann, E. Lorenz, and B. Lückehe, “Short-term forecasting of solar radiation: a statistical approach using satellite data,” *Sol. Energy*, vol. 67, no. 1, pp. 139–150, 1999.
- [23] P. Bacher, H. Madsen, and H. A. Nielsen, “Online short-term solar power forecasting,” *Sol. Energy*, vol. 83, no. 10, pp. 1772–1783, 2009.
- [24] P. Mandal, S. T. S. Madhira, A. Ul haque, J. Meng, and R. L. Pineda, “Forecasting power output of solar photovoltaic system using wavelet transform and artificial intelligence techniques,” in *Procedia Computer Science*, 2012, vol. 12, pp. 332–337.

- [25] E. M. Crispim, P. M. Ferreira, and A. E. Ruano, "Solar radiation prediction using RBF Neural Networks and cloudiness indices," in *The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings*, 2006, pp. 2611–2618.
- [26] D. Cano, J. Monget, M. Albuissou, H. Guillard, N. Regas, and L. Wald, "A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data," *Sol. Energy*, vol. 37, no. 1, pp. 31–39, 1986.
- [27] C. Chupong and B. Plangklang, "Forecasting power output of PV grid connected system in Thailand without using solar radiation measurement," in *Energy Procedia*, 2011, vol. 9, pp. 230–237.
- [28] C. Chen, S. Duan, T. Cai, and B. Liu, "Online 24-h solar power forecasting based on weather type classification using artificial neural network," *Sol. Energy*, vol. 85, no. 11, pp. 2856–2870, 2011.
- [29] M. Ding, L. Wang, and R. Bi, "An ANN-based approach for forecasting the power output of photovoltaic system," in *Procedia Environmental Sciences*, 2011, vol. 11, no. PART C, pp. 1308–1315.
- [30] J. Shi, W. J. Lee, Y. Liu, Y. Yang, and P. Wang, "Forecasting power output of photovoltaic systems based on weather classification and support vector machines," in *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2012, vol. 48, no. 3, pp. 1064–1069.
- [31] C. Tao, D. Shanxu, and C. Changsong, "Forecasting power output for grid-connected photovoltaic power system without using solar radiation measurement," *2nd IEEE Int. Symp. Power Electron. Distrib. Gener. Syst.*, pp. 773–777, 2010.
- [32] Y. Zhang, M. Beaudin, R. Taheri, H. Zareipour, and D. Wood, "Day-Ahead Power Output Forecasting for Small-Scale Solar Photovoltaic Electricity Generators," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 5, pp. 2253–2262, 2015.
- [33] H. Beyer *et al.*, "Report on Benchmarking of Radiation Products," 2009.
- [34] N. Sharma, J. Gummeson, D. Irwin, and P. Shenoy, "Cloudy computing: Leveraging weather forecasts in energy harvesting sensor systems," in *SECON 2010 - 2010 7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks*, 2010.
- [35] C. Brancucci Martinez-Anido *et al.*, "The value of day-ahead solar power forecasting improvement," *Sol. Energy*, vol. 129, pp. 192–203, 2016.
- [36] M. G. De Giorgi, P. M. Congedo, M. Malvoni, and D. Laforgia, "Error analysis of hybrid photovoltaic power forecasting models: A case study of mediterranean climate," *Energy Convers. Manag.*, vol. 100, pp. 117–130, 2015.
- [37] A. Burgio, G. Brusco, D. Menniti, A. Pinnarelli, N. Sorrentino, and P. Vizza, "Economic evaluation in using storage to reduce imbalance costs of renewable sources power plants," in *2017 14th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, 2017, pp. 1–6.
- [38] K. Methaprayoon, W. J. Lee, P. Didsayabutra, J. Liao, and R. Ross, "Neural network-based short term load forecasting for unit commitment scheduling," *IEEE Technical Conference on Industrial and Commercial Power Systems, 2003*. IEEE, pp. 138–143, 2003.
- [39] S. Ruzic, A. Vuckovic, and N. Nikolic, "Weather sensitive method for short term load forecasting in Electric Power Utility of Serbia," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 18, no. 4, pp. 1581–1586, 2003.
- [40] C. E. Borges, Y. K. Peña, I. Fernández, J. Prieto, and O. Bretos, "Assessing tolerance-based robust short-term load forecasting in buildings," *Energies*, vol. 6, no. 4, pp. 2110–2129, 2013.
- [41] E. A. Feinberg and D. Genethliou, "Load Forecasting," *Appl. Math. Restructured Electr. Power Syst.*, pp. 269–285, 2005.
- [42] M. Q. Raza and A. Khosravi, "A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 50, pp. 1352–1372, 2015.
- [43] L. Hernández *et al.*, "A Study of the Relationship between Weather Variables and Electric Power Demand inside a Smart Grid/Smart World Framework," *Sensors*, vol. 12, no. 12, pp. 11571–11591, Aug. 2012.
- [44] F. Apadula, A. Bassini, and A. Elli, "Influenza della variabilità meteo-climatica sul fabbisogno elettrico nazionale a scala mensile," 2010.
- [45] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. C. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 1, pp. 44–55, 2001.
- [46] A. Bertani, M. Marzoli, C. A. Nucci, A. Borghetti, F. Napolitano, and M. Di Silvestro, "Definizione di una metodologia basata su reti neurali per la previsione delle richieste energetiche e applicazione per la previsione del carico elettrico in reti BT," 2005.
- [47] M. Shahidehpour, H. Yamin, and Z. Li, *Chapter 2 - Short Term Load Forecasting*. 2002.
- [48] C. a. Canizares and a. Singh, "ANN-based short-term load forecasting in electricity markets," *2001 IEEE Power Eng. Soc. Winter Meet. Conf. Proc. (Cat. No.01CH37194)*, vol. 2, no. C, pp. 411–415, 2001.
- [49] S. Rahman, "Formulation and Analysis of a Rule-Based Short-Term Load Forecasting Algorithm," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 5, pp. 805–816, 1990.

- [50] J. Vermaak and E. C. Botha, "Recurrent neural networks for short-term load forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, no. 1, pp. 126–132, 1998.
- [51] C.-N. Lu, H.-T. Wu, and S. Vemuri, "Neural network based short term load forecasting," *Power Syst. IEEE Trans.*, vol. 8, no. 1, pp. 336–342, 1993.
- [52] F. J. Marín and F. Sandoval, *Short-term peak load forecasting: Statistical methods versus artificial neural networks*, vol. 1240 LNCS. 1997.
- [53] Y. Chakhchoukh, P. Panciatici, and L. Mili, "Electric load forecasting based on statistical robust methods," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 3, pp. 982–991, 2011.
- [54] L. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks," *Igarss 2014*, no. 1, pp. 1–5, 2014.
- [55] I. Slutsker, K. Nodehi, S. Mokhtari, K. Burns, D. Szymanski, and P. Clapp, "Market participants gain energy trading tools," *IEEE Comput. Appl. Power*, vol. 11, no. 2, pp. 47–52, Apr. 1998.
- [56] P. E. Clark W. Gellings, *The Smart Grid: Enabling Energy Efficiency and Demand Response*. 2009.
- [57] "Cos'è il Sistema Elettrico." [Online]. Available: <https://www.terna.it/it-it/sistemaelettrico/cosèilsistemaelettrico.aspx>. [Accessed: 31-Oct-2017].
- [58] "Sistema Elettrico." [Online]. Available: <https://www.terna.it/it-it/sistemaelettrico.aspx>. [Accessed: 31-Oct-2017].
- [59] "Codice di Rete," 2015. [Online]. Available: <https://www.terna.it/it-it/sistemaelettrico/codicedirete.aspx>. [Accessed: 31-Oct-2017].
- [60] Terna, "Individuazione zone della rete rilevante," 2008.
- [61] Terna, "Procedura per la definizione dei limiti di transito fra le zone di mercato," 2016.
- [62] "GME - I mercati - Mercato elettrico - MGP, MI, MPEG, MSD." [Online]. Available: <http://www.mercatoelettrico.org/it/mercati/mercatoelettrico/MPE.aspx>. [Accessed: 31-Oct-2017].
- [63] "GME - Gestore dei Mercati Energetici SpA." [Online]. Available: <http://www.mercatoelettrico.org/It/Tools/Accessodati.aspx?ReturnUrl=%2FIt%2FEsiti%2FMGP%2FMGPCarti%2Fna.aspx%3Ftipo%3Dmappa&tipo=mappa>. [Accessed: 31-Oct-2017].
- [64] AEEGSI, "Interventi prioritari in materia di valorizzazione degli sbilanciamenti effettivi nell'ambito del dispacciamento elettrico," 2016.
- [65] AEEGSI, "Mercato dell'energia elettrica revisione della disciplina degli sbilanciamenti effettivi," 2015.
- [66] AEEGSI, "Valorizzazione transitoria degli sbilanciamenti effettivi nelle more della definizione della disciplina di regime basata su prezzi nodali," 2017.
- [67] AEEGSI, "Disposizioni in materia di dispacciamento delle fonti rinnovabili non programmabili a seguito della sentenza del consiglio di stato - sezione sesta - 9 giugno 2014, n. 2936," 2014.
- [68] D. Herman, "Comparison of Storage Technologies for Distributed Resource Applications," 2003.
- [69] M. Conte, M. Di Silvestre, and G. Graditi, "Analisi e definizione di strategie di gestione e controllo di sistemi di accumulo elettrico per applicazioni in reti di distribuzione attive automatizzate Report 1–," 2011.
- [70] R. Lazzari and E. Micolano, "Applicazioni dei sistemi di accumulo elettrico a supporto della rete : analisi di casi studio . Progetto di un sistema di accumulo per il controllo del profilo di immissione in rete della potenza prodotta da un campo fotovoltaico," 2012.
- [71] E. Hirst and B. Kirby, "Time-averaging period for regulation service," *IEEE Power Eng. Rev.*, vol. 20, no. 7, pp. 10–13, 2000.
- [72] "Secondary (Rechargeable) Batteries – Battery University." [Online]. Available: http://batteryuniversity.com/learn/article/secondary_batteries. [Accessed: 01-Nov-2017].
- [73] "Storage Energy Report 2016: le prospettive del mercato dei sistemi di accumulo in Italia - Greenreport: economia ecologica e sviluppo sostenibile." [Online]. Available: <http://www.greenreport.it/news/energia/storage-energy-report-2016-le-prospettive-del-mercato-dei-sistemi-accumulo-italia/>. [Accessed: 01-Nov-2017].
- [74] G. Brusco, A. Burgio, D. Menniti, A. Pinnarelli, N. Sorrentino, and P. Vizza, "Quantification of forecast error costs of photovoltaic prosumers in Italy," *Energies*, vol. 10, no. 11, 2017.
- [75] D. Menniti, A. Pinnarelli, N. Sorrentino, A. Burgio, and G. Belli, "Management of storage systems in local electricity market to avoid renewable power curtailment in distribution network," in *2014 Australasian Universities Power Engineering Conference, AUPEC 2014 - Proceedings*, 2014.
- [76] D. Menniti, N. Sorrentino, A. Pinnarelli, G. Belli, A. Burgio, and P. Vizza, "Local electricity market involving end-user distributed storage system," in *2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering, IEEEIC 2015 - Conference Proceedings*, 2015.
- [77] D. Menniti, N. Sorrentino, A. Pinnarelli, A. Burgio, G. Brusco, and G. Belli, "In the future Smart Cities: Coordination of micro Smart Grids in a Virtual Energy District," in *2014 International Symposium on Power*

Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion, 2014, pp. 676–682.

- [78] R. Sioshansi, P. Denholm, and T. Jenkin, “Market and Policy Barriers to Deployment of Energy Storage,” *Econ. Energy Environ. Policy*, vol. 1, no. 2, 2012.
- [79] K. C. Divya and J. Østergaard, “Battery energy storage technology for power systems—An overview,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 79, no. 4, pp. 511–520, 2009.
- [80] G. Brusco, A. Burgio, D. Menniti, A. Pinnarelli, and N. Sorrentino, “The economic viability of a feed-in tariff scheme that solely rewards self-consumption to promote the use of integrated photovoltaic battery systems,” *Appl. Energy*, vol. 183, pp. 1075–1085, 2016.

Appendice A – Cenni modelli matematici utilizzati per le previsioni

Esistono differenti modelli/strumenti in letteratura utilizzati per effettuare previsioni di diversa natura: reti neurali artificiali, modelli autoregressivi a media mobile, support vector machine. Di seguito vengono proposti alcuni di tali metodi, utilizzati anche nei modelli previsionali sia della produzione da fotovoltaico che per la previsione del carico elettrico.

I modelli autoregressivi a media mobile (ARMA) sono una tipologia di modello matematico lineare che fornisce per ogni istante un output che è funzione sia degli input che output precedenti, basandosi sempre su serie storiche di dati. I modelli autoregressivi integrati a media mobile (AutoRegressive Integrated Moving Average – ARIMA) sono rappresentativi dei modelli lineari a singola variabile, sono una particolare tipologia di modelli atti ad indagare serie storiche che presentano particolari caratteristiche. I modelli basati su Support Vector Machine (SVM) sono tecniche di apprendimento supervisionato con associati algoritmi di apprendimento che analizzano i dati utilizzati per la classificazione e la regressione. Le reti Neurali Artificiali (ANN) sono sistemi computazionali ispirati al funzionamento delle reti neurali biologiche, il funzionamento sarà richiamato più in dettaglio in seguito.

Il metodo della media semplice e mobile

Il metodo della media aritmetica semplice è applicabile a quei casi in cui le serie storiche risultano essere stazionarie, non vi è quindi un andamento variabile in funzione della stagionalità. L'utilizzo quindi di nuovi dati in input porta ad approssimare meglio le previsioni successive.

Supponendo di voler effettuare la previsione utilizzando un set di dati composto da n campioni, si definisce la media aritmetica come:

$$\bar{c} = \frac{\sum_{i=1}^n c_i}{n} \quad (29)$$

dove c_i sono i campioni di dati disponibili.

Per effettuare la previsione della grandezza $n+1$ -esima, si utilizza la media aritmetica calcolata per i primi n campioni. Successivamente, si ha a disposizione anche il valore del campione $n+1$ -esimo; tale valore può essere utilizzato per definire la nuova media, che potrà essere aggiornata utilizzando quest'ultimo valore ottenuto:

$$\bar{c}' = \frac{\sum_{i=1}^{n+1} c_i}{n+1} \quad (30)$$

tale media sarà utilizzata per ottenere la previsione della grandezza $n+2$ -esima.

Per effettuare quindi la previsione per un determinato istante i , necessita la conoscenza della media per l'istante $i-2$ e il valore misurato della grandezza nell'istante $i-1$; in tal modo si riesce facilmente a ricostruire il valore della variabile nell'istante i , attraverso la media aritmetica “aumentata”.

L'utilizzo di tale strumento matematico può portare però a degli errori dettati dal fatto che sono attribuiti gli stessi pesi alle grandezze nei diversi istanti, portando a dare la stessa importanza sia a grandezze attuali che storiche; non si tiene infatti conto della stagionalità, della variabilità delle grandezze.

Si riesce parzialmente ad ovviare a tale inconveniente impiegando la media mobile; vengono infatti modificati i dati utilizzati nell'algoritmo man mano che si procede nel tempo (man mano che vengono acquisite nuove grandezze). Definito l'intervallo (il periodo) da utilizzare nella media, viene definito il numero di campioni n da impiegare. Si definisce anzitutto la media aritmetica classica su un numero di grandezze pari al numero di campioni t .

$$\bar{c} = \frac{\sum_{i=1}^t c_i}{t} \quad (31)$$

Essa in questo intervallo iniziale rappresenta comunque la previsione per il periodo successivo:

$$\frac{c_{t+2}}{t+2} = \frac{\sum_{i=1}^{t+1} c_i}{t+1} \quad (32)$$

Il valore ottenuto viene utilizzato per effettuare la previsione nell'intervallo $t+2$.

Rispetto al metodo della media aritmetica, in questo caso vi è lo svantaggio di dovere conservare ed utilizzare gli ultimi t dati, mentre nella media aritmetica semplice basterebbe conservare il solo valore della media e l'ultimo valore registrato.

Mentre la media aritmetica semplice può essere utilizzata per effettuare previsioni di grandezze stazionarie, il cui valore non dipende dalla storicità della stessa, la media mobile è utile per prevedere la il valore delle grandezze che hanno una certa variabilità nel tempo, sebbene siano particolarmente dipendenti dai valori delle precedenti grandezze. Si può utilizzare ad esempio la media mobile per effettuare la previsione sia del carico che della generazione da fotovoltaico nel brevissimo termine, nella scala dei minuti.

Modello autoregressivo a media mobile - ARMA

Il modello ARMA è un modello lineare che ha come principio di funzionamento quello visto per la media mobile; esso effettua la previsione dei valori delle grandezze degli istanti successivi basandosi sugli input e output degli istanti precedenti. Esso genera un valore di output che dipende dai valori di input attraverso una relazione di alcuni parametri interni che a loro volta variano in base a leggi lineari degli stessi input.

Supponendo di avere a disposizione una serie storica di dati, il modello ARMA, suddiviso in una parte autoregressiva e una a media mobile, consentirà di effettuare la previsione per i valori successivi; l'uscita y nell'intervallo t sarà funzione lineare sia dei valori osservati in istanti di tempo precedenti (struttura autoregressiva) che di scostamenti casuali, che si verificano in istanti di tempo molto prossimi a t (struttura media mobile). Rispetto al caso precedente della sola media mobile, in questo caso si riesce ad utilizzare anche la struttura regressiva. Essendo suddiviso nelle due parti fondamentali, esso sarà caratterizzato da un ordine per la parte autoregressiva, indicato con p , e uno per la parte a media mobile, indicato con q , per tale ragione il modello viene indicato come ARMA(p,q).

Supponendo di avere come input i valori $x(t)$ mentre come output i valori $y(t)$, si avrà che la relazione tra output e input sarà così definita:

$$y(t) + \alpha_1 y(t-1) + \dots + \alpha_n y(t-n) = \beta_0 x(t) + \beta_1 x(t-1) + \dots + \beta_n x(t-n) \quad (33)$$

In altri termini da un punto di vista interpretativo si può ragionevolmente pensare che il valore di x_t di una serie storica osservato al tempo $t=1, 2, \dots$ sia funzione lineare dei valori osservati in tempi precedenti (la struttura AR) e di avvenimenti casuali verificatisi nel tempo t e in tempi precedenti (la struttura MA).

Modello autoregressivo a media mobile - ARIMA

I modelli stocastici ARIMA possono essere classificati in tre strutture, una autoregressiva, una d'integrazione e una di media mobile; queste tre strutture sono caratterizzate da un proprio ordine, rispettivamente p , q e d , motivo per cui si parla di modello ARIMA (p, d, q)

Esso costituisce una generalizzazione del modello ARMA, infatti il modello ARMA in questo caso viene applicato non ai valori delle osservazioni $x(t)$ ma alle differenze di ordine d dei campioni della serie storica:

$$\Delta^d Y_t = (y(t) - y(t-1)) - (y(t-1) - y(t-2)) - \dots - (y(t-d+1) - y(t-d)) \quad (34)$$

Dal momento che il modello ARIMA si applica alle differenze di ordine d tra le osservazioni, si riescono ad eliminare eventuali rumori insiti nella serie di osservazioni, diventando quindi il modello più accurato ma presentando un maggiore onere computazionale.

Reti neurali artificiali

L'implementazione e l'utilizzo delle reti neurali artificiali parte dal presupposto di imitare la struttura del cervello umano. Unità fondamentale del cervello umano è rappresentata dal neurone, il quale riceve come input segnali elettrici dai diversi dendriti e, se la somma di tali segnali supera una determinata soglia, viene generato un output (un impulso). I diversi neuroni sono a loro volta interconnessi, scambiandosi sia segnali di input che di output.

Analogamente vengono implementate le reti neurali artificiali, la cui struttura primaria è rappresentata dal singolo neurone, che è il modello semplificato del neurone biologico. Infatti, la rete neurale può essere definita come un sistema dinamico costituito da un grafo orientato, costituito da neuroni artificiali e da archi che congiungono tali neuroni.

Ogni neurone riceve diversi input (x_i) e ad ogni input viene associato un peso (w_i) che può essere sia positivo che negativo; tali input sono assimilabili ai dendriti del neurone. Per ogni neurone, ricevuti tali input, viene generato un segnale di output che dipende anche dalla funzione di attivazione dello stesso neurone. Le funzioni di attivazioni del neurone sono differenti e saranno di seguito descritte le tre maggiormente utilizzate: funzione continua (lineare), a gradino, sigmoideale (Figura 107).

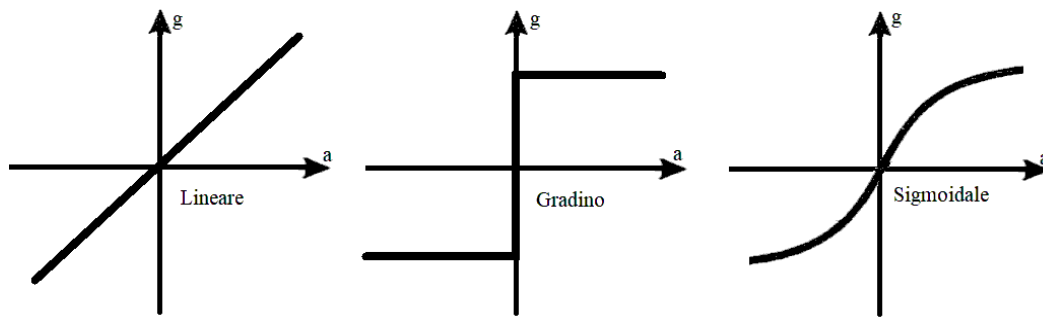


Figura 107 Funzioni attivazione rete neurale

Esistono differenti topologie di reti neurali, classificabili secondo diversi criteri. Anzitutto si possono classificare le reti neurali feed-forward e le recurrent/feedback networks; tra le prime troviamo le single e multi layer perceptron e le radial basis function networks, tra le seconde vi sono le competitive networks, Kohonen's SOM, Hopfield Networks, ART models. Ovviamente queste sono solo alcune delle topologie di reti, ma sono quelle maggiormente utilizzate.

Le reti neurali per risolvere i diversi problemi, hanno bisogno che ogni neurone e ogni peso tra i collegamenti tra diversi neuroni siano opportunamente "programmati". In realtà non vi è una fase di programmazione quanto una fase di apprendimento della rete neurale stessa, in cui i diversi pesi si aggiornano automaticamente come anche i coefficienti che compaiono all'interno della funzione di attivazione del singolo neurone. Esistono due tipologie di apprendimento, in base alle quali vengono anche classificate le diverse reti neurali: l'apprendimento supervisionato e quello non supervisionato.

Per quanto concerne l'addestramento supervisionato, viene fornito alla rete neurale un training set composto da dati di coppie significative di input e output, opportunamente preparato dal supervisore esterno. Dagli input forniti, la rete calcola l'output, esso viene utilizzato per calcolare l'errore dal valore di output atteso. Tale errore è necessario a supervisionare l'apprendimento, dando quindi l'informazione di quanto si sta sbagliando nel calcolare l'output dall'input fornito. In funzione di tale errore, vengono modificati i pesi della rete neurale al fine di minimizzarlo. Lo svantaggio di tale tipologia di apprendimento è che si ha comunque la necessità di conoscere il fenomeno, di avere un set di dati di input e output precostituito.

Le reti neurali funzionanti invece attraverso algoritmo non supervisionato, hanno bisogno dei soli dati di input, tali dati vengono forniti alla rete che effettua una suddivisione in gruppi utilizzando criteri di similarità, non utilizzando la comparazione con gli output noti. Utilizzando tale tipologia di algoritmo non vi è il controllo esterno sull'errore, l'algoritmo evolve autonomamente.

In questo lavoro l'apprendimento della rete neurale è stato effettuato attraverso l'addestramento supervisionato, in particolare è stato utilizzato l'algoritmo di back-propagation.

Per utilizzare tale algoritmo viene creato un set di coppie di input e output (target) che rappresenti l'insieme dei dati che si vuole analizzare e non siano coppie di dati particolari (che discostano dal trend degli altri dati). Quindi per ogni coppia, si ricava la risposta per l'input utilizzato, procedendo dallo strato di input fino all'output. Calcolato l'errore, esso viene propagato dall'output verso lo strato di input, modificando i pesi di ogni collegamento, in funzione della loro influenza nella formazione dell'errore. Tale procedimento si

effettua su tutte le coppie presenti e viene effettuato iterativamente fin quando l'errore globale non diminuisce al di sotto di una determinata soglia (stabilita all'inizio della fase di training). Come si comprende gli svantaggi di tale metodo sono la necessità di un insieme di dati storici rappresentativi, dipendenza dal valore iniziale dei diversi pesi, possibilità di incorrere in un minimo locale e quindi ottenere una falsa convergenza, per tale ragione si possono effettuare più addestramenti osservando se gli output ottenuti sono coerenti.

Per poter addestrare la rete neurale sarà necessario un insieme di dati storici suddivisi in tre sottogruppi: uno per effettuare la fase di training, uno per la fase di validazione e uno per quella di testing. Generalmente la quantità di dati impiegata per effettuare la fase di training è pari almeno alla somma dei dati impiegati per entrambe le fasi di validation e testing.

La tipologia di rete neurale utilizzata nel presente lavoro (che è generalmente la struttura più utilizzata) è una Multi Layer Perceptron; sono delle reti stratificate nelle quali si possono individuare degli strati di neuroni di input e di output; tra questi due strati possono essere interposti diversi strati di neuroni, definiti nascosti (Figura 108). Le connessioni tra i diversi neuroni possono avvenire solo se appartenenti a strati differenti, mentre non possono avvenire connessioni tra neuroni dello stesso strato, ma neanche tra neuroni appartenenti a strati non adiacenti.

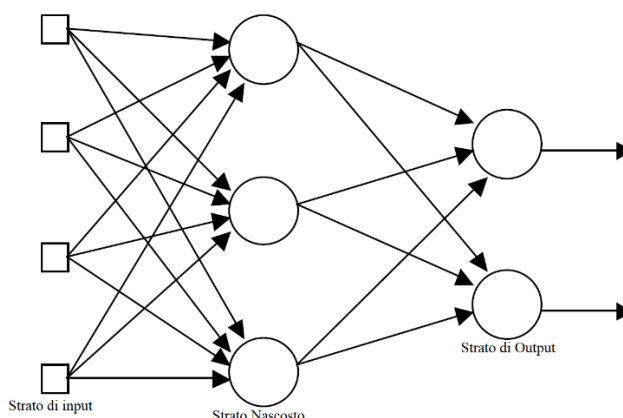


Figura 108 Rete Neurale Multi Layer Perceptron

Ciò che si deve definire è il numero di strati di cui è composta la rete neurale e il numero di neuroni di ogni strato. Essi dipendono fondamentalmente dal problema che si vuole risolvere. Lo strato di neuroni di input è pari al numero dei dati di input utilizzato, analogamente il numero di neuroni di output, mentre il numero di neuroni dello strato intermedio viene generalmente determinato attraverso prove empiriche.

Addestrata la rete neurale con i dati di input e target riferiti ad un periodo specifico, essa ha bisogno di essere testata e ciò viene effettuato utilizzando un nuovo set di dati di input e target, confrontando quindi l'output dato dall'impiego della rete neurale con tali dati di input e il loro confronto con i rispettivi dati di target. Ottenuto un risultato soddisfacente, in termine di errore medio/massimo, si ritiene la rete neurale capace di modellare l'evento, il sistema desiderato.