



Ricerca di Sistema elettrico

Modellazione e simulazione della flessibilità potenziale di un distretto misto considerando l'affidabilità degli utenti alla partecipazione di programmi di Demand Response

A. Monteriù, L. Ciabattoni, F. Ferracuti, G. Comodi, S. Longhi

TITOLO MAIUSCOLO, CALIBRI 11, allineato a sinistra

Autori (affiliazione) calibri 11, nomi puntati da 3 in su

Dicembre 2021

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - II annualità

Obiettivo: Tecnologie

Progetto: Tecnologie per la penetrazione efficiente del vettore elettrico negli usi finali

Work package: Local Energy District

Linea di attività: *(titolo completo)*

Responsabile del Progetto: Claudia Meloni, ENEA

Responsabile del Work package: Claudia Meloni, ENEA

Responsabile scientifico ENEA: Dott.ssa Sabrina Romano

Responsabile scientifico Università Politecnica delle Marche: Prof. Andrea Monterù

Indice

SOMMARIO.....	4
1 INTRODUZIONE.....	5
2 DESCRIZIONE DELLE ATTIVITÀ SVOLTE E RISULTATI.....	6
2.1 METODOLOGIA PER LA MODELLAZIONE ELETTRICA DI UTENZE RESIDENZIALI CON PRESENZA DI FOTOVOLTAICO E STORAGE.....	6
2.1.1 <i>Modellazione consumi elettrici domestici mediante logica fuzzy</i>	6
2.1.2 <i>Scenari di simulazione e risultati</i>	18
2.2 METODOLOGIA PER LA MODELLAZIONE TERMICA ED ELETTRICA DI EDIFICI TERZIARI CON TECNICHE DATA DRIVEN. VALIDAZIONE MEDIANTE SIMULAZIONI E UTILIZZO DI DATI REALI DI TALI METODOLOGIE	34
2.2.1 <i>Modellazione data-driven a partire dai dati di ingresso e uscita del simulatore F40</i>	34
2.2.2 <i>Risultati con dati del simulatore F40</i>	36
2.2.3 <i>Risultati con dati reali dell'edificio F40</i>	42
2.3 ALGORITMI PER LA DETERMINAZIONE DELLA BASELINE DEI CONSUMI ELETTRICI E CLUSTERIZZAZIONE DEGLI UTENTI RESIDENZIALI CON RISULTATI DI VALIDAZIONE SU DATI REALI	51
2.4 SIMULAZIONI PER VALUTARE GLI EFFETTI DI TECNICHE DI DR SU UN AGGREGATO DI UTENZE AL VARIARE DELL’AFFIDABILITÀ DEGLI UTENTI STESSI	56
3 CONCLUSIONI.....	60
4 RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	60
5 ABBREVIAZIONI ED ACRONIMI.....	60
6 CURRICULUM VITAE.....	60
6.1 ANDREA MONTERIÙ	60
6.2 LUCIO CIABATTONI	61
6.3 FRANCESCO FERRACUTI	61
6.4 GABRIELE COMODI	61
6.5 SAURO LONGHI.....	62

Sommario

Nelle annualità precedenti è stato sviluppato un simulatore di carichi elettrici e termici per un distretto misto che permette di simulare la curva di carico del distretto sia a livello di singole utenze, sia in forma aggregata. In particolare, a livello termico è stata valutata la flessibilità (e la capacità teorica a disposizione di un potenziale Aggregatore) ottenibile modificando i set-point di temperatura di condizionatori e pompe di calore. Sono state inoltre studiate alcune tecniche di Demand Response (DR), un sistema di classificazione dell'affidabilità degli utenti nel partecipare ai programmi proposti da un potenziale soggetto aggregatore. Inoltre, è stato proposto un primo algoritmo per la previsione della domanda day-ahead degli utenti residenziali (day matching period).

In questa annualità, il simulatore residenziale di carichi elettrici è stato migliorato con l'aggiunta di storage elettrici, impianti PV, la possibilità di simulare la presenza di stagionalità e la partecipazione a programmi relativi alla flessibilità. Come input alla simulazione inoltre è stato inserito un indice di ranking di affidabilità.

Sempre nel contesto residenziale è stata sviluppata una metodologia per la determinazione della baseline dei consumi dell'unità residenziale, il day-ahead pattern e la clusterizzazione dei consumi degli utenti.

Infine, a partire dal modello termico ed elettrico dell'edificio F40, sviluppato dall'ENEA e dall'Università Politecnica delle Marche nel triennio precedente, sono state proposte delle metodologie per modellare la dinamica elettrica e termica attraverso modelli data driven che hanno permesso di simulare la dinamica termica ed elettrica con elevate velocità computazionali e quindi di simulare in tempi ragionevoli i profili termici ed elettrici dell'edificio. Tali metodologie possono essere facilmente replicate su altre tipologie di edifici terziari.

1 Introduzione

Nel triennio precedente è stato sviluppato un simulatore di carichi elettrici e termici per un distretto di utenze residenziali che permette di simulare la flessibilità del distretto sia a livello di singole utenze, sia in forma aggregata. In particolare, soltanto a livello termico, il distretto modellato è di tipo misto (con alcuni edifici del terziario) ed è stata valutata la flessibilità (e la capacità teorica a disposizione di un potenziale Aggregatore) ottenibile modificando i set-point di temperatura di condizionatori e pompe di calore. Sono state inoltre studiate alcune tecniche di Demand Response (DR), un sistema di classificazione dell'affidabilità degli utenti nel partecipare ai programmi proposti da un potenziale soggetto aggregatore. Inoltre, è stato proposto un primo algoritmo per la previsione della domanda day-ahead degli utenti residenziali (day matching period).

Nella presente annualità le attività intraprese sono proseguite secondo i seguenti punti:

- Al fine di migliorare e rendere più realistica la simulazione di strategie di Demand Response precedentemente proposte (load shifting) è stato proposto e realizzato un upgrade del simulatore residenziale (elettrico) con l'utilizzo di tecniche di AI (in particolare l'utilizzo di logica fuzzy per modellare in modo "naturale" il comportamento umano) e mediante l'aggiunta di storage elettrici e impianti PV residenziali.
- Il simulatore del distretto urbano misto relativa ad edifici del settore terziario con data driven models (termico/elettrico) è stato migliorato attraverso l'utilizzo di modelli data driven per modellare la dinamica elettrica e termica dell'edificio al fine di simulare la dinamica termica ed elettrica con elevate velocità computazionali e quindi di simulare in tempi ragionevoli i profili termici ed elettrici dell'edificio per periodi di tempo lunghi.
- Alla base del concetto stesso di flessibilità vi è la determinazione della baseline dei consumi dell'unità residenziale e il loro day-ahead pattern, a tal fine verranno studiati nuovi algoritmi per determinare la baseline stessa; allo stesso tempo sono stati realizzati e validati algoritmi data driven di clustering per classificare la tipologia di utente sulla base dei suoi consumi elettrici.
- Inserimento del ranking di affidabilità e del tasso di partecipazione come input del simulatore residenziale al fine di simulare strategie di DR in diversi scenari, considerando diversi livelli di partecipazione, l'indice di affidabilità dei singoli utenti e gli eventuali sistemi di storage e generazione fotovoltaica.

2 Descrizione delle attività svolte e risultati

2.1 Metodologia per la modellazione elettrica di utenze residenziali con presenza di fotovoltaico e storage

In questa sezione è presentato il simulatore dei carichi residenziali con presenza di fotovoltaico e storage e sono riportati e discussi i risultati delle simulazioni

2.1.1 Modellazione consumi elettrici domestici mediante logica fuzzy

Il simulatore sviluppato e presentato nel seguito, mira a realizzare un modello ad alta risoluzione del consumo domestico di energia elettrica, basato su un Sistema di Inferenza a Logica Fuzzy (FIS). Si è voluto dunque modellare il comportamento degli utenti nella maniera più naturale possibile e per tale ragione la scelta della tecnica di modellazione è ricaduta sulla logica fuzzy.

Il modello è stato sviluppato con un approccio bottom-up: l'utilizzo di ogni elettrodomestico viene modellato singolarmente con un set di input fuzzy, un output fuzzy e un set di regole; la somma di tutti gli elettrodomestici darà il consumo totale dell'abitazione.

Usando come input modelli di presenza domestica e tipiche abitudini domestiche degli abitanti dell'abitazione di riferimento, il modello FIS si propone di dare in uscita la probabilità di accensione di ogni elettrodomestico, entro l'istante successivo.

È stato dunque modellato un simulatore in Matlab, con una risoluzione temporale minima di un minuto. Simulare i consumi elettrici di ogni abitazione, dà la possibilità di customizzare facilmente il modello al fine di adattarlo ad ogni famiglia, senza la necessità di acquisire una grande mole di dati. Infatti, è possibile aggiungere al modello ogni tipologia di elettrodomestico che si vuole considerare, e gestire l'utilizzo dello stesso semplicemente modificando l'insieme delle regole fuzzy ad esso associate. Per ogni elettrodomestico, si va dunque a valutare la probabilità di accensione, per ogni campione acquisito, di quell'elettrodomestico nell'istante successivo; se la probabilità è tale da far accendere l'elettrodomestico, esso viene azionato e la somma del consumo di tutti gli elettrodomestici dal consumo totale dell'abitazione. Il simulatore permette dunque di modellare le abitudini degli utenti e avere una stima dei consumi elettrici.

Come già accennato, l'utilizzo di ogni elettrodomestico viene modellato singolarmente con un set di input fuzzy, un output fuzzy ed un set di regole. Per definire correttamente tali insiemi, gli elettrodomestici sono stati suddivisi in diverse categorie. Gli elettrodomestici appartenenti ad una stessa categoria sono stati modellati allo stesso modo, con stessi input e stessa risoluzione temporale. Alcuni elettrodomestici non richiedono la presenza continuativa di una persona. Le principali categorie di dispositivi considerati sono:

- Elettrodomestici ad uso continuo;
- Elettrodomestici ad uso periodico senza interazione con l'utente;
- Elettrodomestici ad uso periodico con interazione con l'utente;
- Dispositivi multimediali;
- Illuminazione.

Elettrodomestici ad uso continuo

Questa categoria include tutti gli elettrodomestici caratterizzati da un uso continuo, indipendente da fattori quali il periodo del giorno e il numero di persone attive nell'abitazione. Tali elettrodomestici risultano accesi 24 ore al giorno, 7 giorni su 7 e il loro modello di consumo è costante. I seguenti elettrodomestici fanno parte di tale categoria:

- Frigorifero/congelatore;
- Router wi-fi;

- Cordless;
- Radiosveglia.

Elettrodomestici ad uso periodico senza interazione con l'utente

Tale categoria comprende gli elettrodomestici caratterizzati da un uso periodico e che non necessitano di un'interazione con l'utilizzatore durante il periodo di utilizzo (ad esempio la presenza di una persona durante il funzionamento di una lavatrice non è indispensabile). Per modellare tale categoria, sono stati utilizzati tali parametri di input: il profilo di carico medio, il periodo medio di utilizzo dell'apparecchio e il momento del giorno nel quale la probabilità di utilizzo è maggiore. I seguenti elettrodomestici fanno parte di tale categoria:

- Forno/forno a microonde;
- Lavastoviglie;
- Lavatrice;
- Cappa.

Elettrodomestici ad uso periodico con interazione con l'utente

Tale categoria di elettrodomestici è simile alla precedente con la differenza che è necessaria l'interazione con l'utilizzatore durante il periodo di utilizzo dell'apparecchio (ad esempio il ferro da stiro necessita la continua presenza di una persona per il suo utilizzo). Per modellare tale categoria di elettrodomestici, è necessario un altro input, relativo al numero di persone non attive nell'abitazione per ogni momento del giorno. I parametri di input utilizzati per modellare tale categoria di elettrodomestici sono: il profilo di carico medio, il periodo medio di utilizzo dell'apparecchio, il momento del giorno nel quale la probabilità di utilizzo è maggiore e il numero di persone non attive in quel momento in quella data abitazione. I seguenti elettrodomestici fanno parte di tale categoria:

- Aspirapolvere;
- Apparecchi di cottura;
- Asciugacapelli.

Dispositivi multimediali

Tale categoria include tutti gli apparecchi caratterizzati da un uso quotidiano. Appartengono a tale categoria tutti gli elettrodomestici connessi all'intrattenimento e al multimedia. In tale contesto non è più necessario il periodo di utilizzo di questi apparecchi, poiché sono utilizzati quasi ogni giorno, ma il loro utilizzo dipende da altri fattori quali: il numero di persone attive nell'abitazione, il momento della giornata e il tempo trascorso dall'ultimo utilizzo.

Illuminazione

In tale lavoro è stato considerato un modello di luce che tiene conto del livello di luce naturale a disposizione. La modellazione dell'illuminazione tiene conto del momento della giornata, del numero di occupanti dell'abitazione e una normalizzazione del numero di luci presenti nell'abitazione.

Modellazione Fuzzy

La modellazione degli utilizzi degli elettrodomestici è stata sviluppata con un approccio LFM (Linguistic Fuzzy Modeling), al fine di determinare se verranno accesi o meno nel minuto successivo [1]. Lo scopo è stato quello di rappresentare il comportamento delle famiglie relativo ai consumi energetici delle loro abitazioni e il modello utilizzato, associato ad ogni particolare categoria di elettrodomestici, è stato reso dipendente da molte variabili, come il numero di persone attive in un'abitazione, la tipica frequenza di utilizzo di un apparecchio, il momento della giornata, la temperatura. Ad esempio, quando le persone non sono a casa, molti elettrodomestici non saranno utilizzati (solo quelli ad uso continuo). Nel profilo giornaliero di consumo energetico di un elettrodomestico, gli occupanti dell'abitazione utilizzano in genere

poca potenza durante la notte. Le abitudini inoltre cambiano drasticamente nel fine settimana o durante le vacanze (quando solitamente le persone sono più presenti in casa) e inoltre possono cambiare da abitazione a abitazione a seconda dello stile di vita degli occupanti.

I fattori che influenzano maggiormente l'utilizzo degli elettrodomestici sono:

- Il numero degli occupanti della casa;
- Il momento in cui si sveglia il primo occupante dell'abitazione e quello in cui l'ultimo occupante va a dormire;
- Il periodo di tempo nel quale l'abitazione rimane inoccupata;
- L'occupazione dell'abitazione nel fine settimana o nei giorni di vacanza.

Sistema Inferenza Fuzzy (FIS)

Per ogni categoria di elettrodomestici è stato definito un set di input fuzzy:

- **h(t)**: orario della giornata (time of the day);
- **p(t)**: numero di persone non occupate presenti nell'abitazione; tale parametro non è necessario per l'analisi di tutti gli elettrodomestici (occupancy pattern);
- **DT/T(t)**: tempo trascorso dall'ultima accensione di un elettrodomestico, normalizzato sul periodo medio di utilizzo di quell'elettrodomestico.

Category	IN	IN	IN	OUT	OUT
Continuous	-	-	-	-	-
Periodic without human	$h(t)$	$DT/T(t)$	-	$P(t)$	-
Periodic with human	$h(t)$	$DT/T(t)$	-	$P(t)$	-
Multimedia	$h(t)$	$DT/T(t)$	$p(t)$	$P(t)$	$D(t)$
Lighting	$h(t)$	$DT/T(t)$	$p(t)$	$P(t)$	-

Figura 2.1-1 Input/Output fuzzy per ogni categoria di elettrodomestico

Nelle figure sottostanti sono riportate le funzioni di membership delle variabili di input, e come si può vedere consistono in funzioni triangolari asimmetriche e trapezoidali.

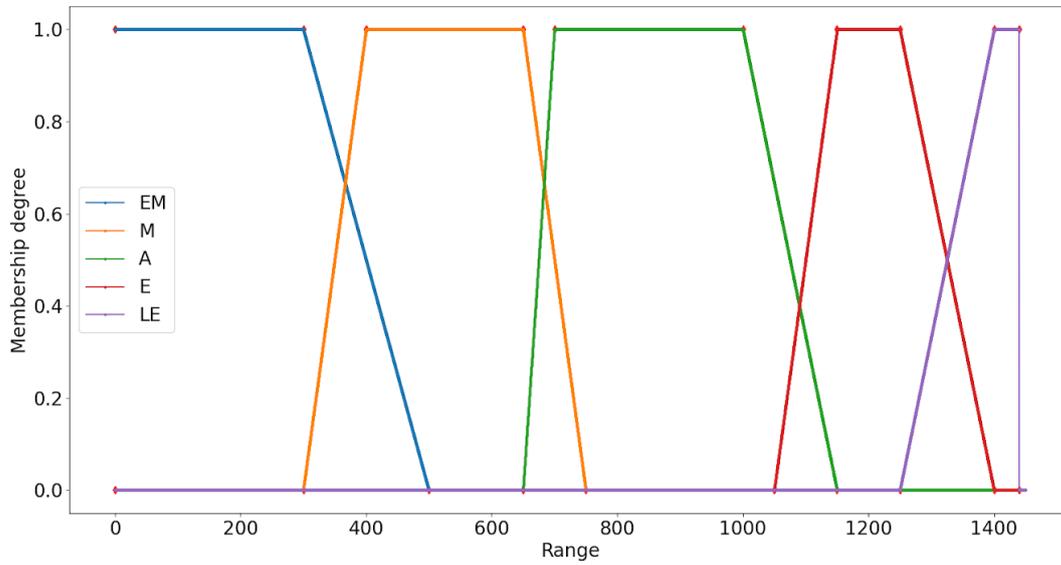


Figura 2.1-2 Time of the day h(t)

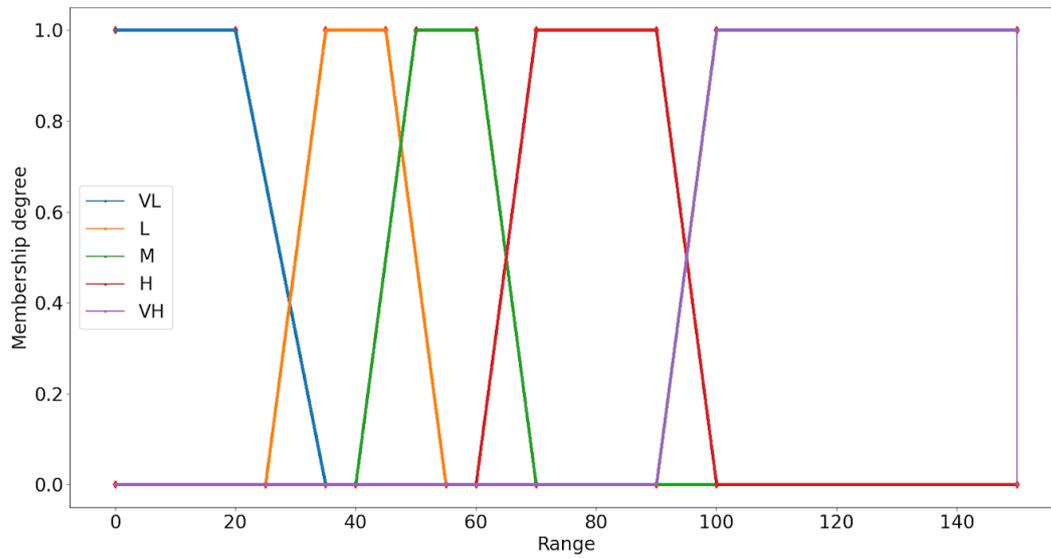


Figura 2.1-3 Occupancy pattern p(t)

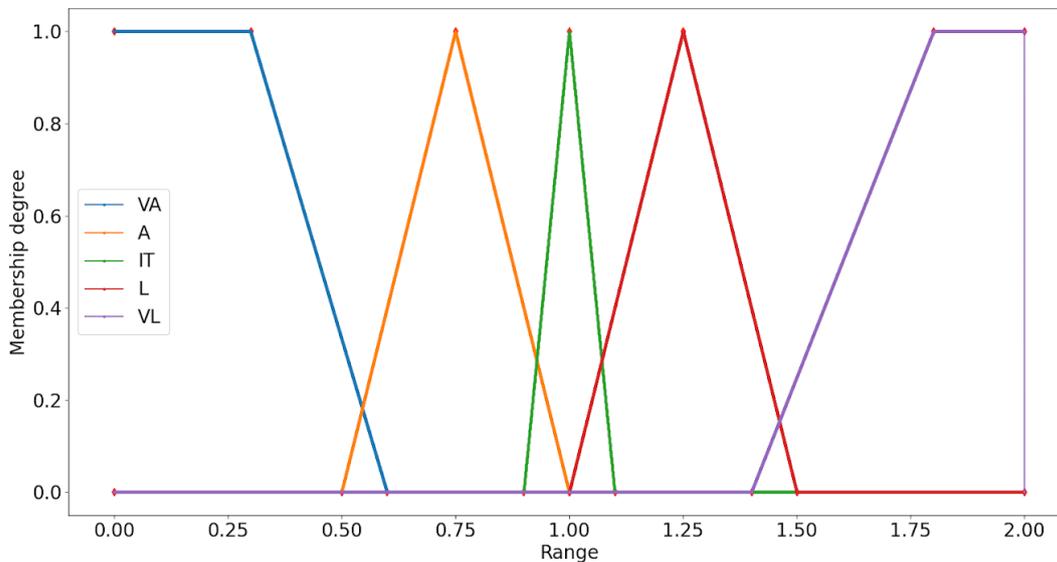


Figura 2.1-4 DT/T(t)

I sets fuzzy considerati sono: (EM) Early Morning, (M) Morning, (A) Afternoon, (E) Evening, (LE) Late Evening per h(t). (VA) Very Advance, (A) Advance, (IT) In Time, (L) Late, (VL) Very Late per DT/T(t). (VL) Very Low, (L) Low, (M) Medium, (H) High, (VH) Very High per p(t).

Di seguito, è possibile osservare un esempio delle regole fuzzy usate per controllare i consumi di una lavastoviglie:

		DAY				
		Early Morning	Morning	Afternoon	Late Evening	Night
Dt/T	Very advance	Very Low	Very Low	Very Low	Very Low	Very Low
	Advance	Very Low	Very Low	Very Low	Low	Very Low
	In Time	Very Low	Very Low	Low	Medium	Very Low
	Late	Very Low	Low	Low	High	Very Low
	Very Late	Very low	Low	Medium	Very High	Very Low

Figura 2.1-5 Esempio di regole fuzzy nel caso di una lavastoviglie

Come si può notare DT/T(t) e Day indicano gli input fuzzy. I riquadri blu indicano invece i valori dell'output fuzzy che rappresenta P(t); l'uscita dell'inferenza fuzzy è dunque caratterizzata, opportunamente calibrata, dalla probabilità con cui un elettrodomestico verrà avviato entro il prossimo istante temporale. I valori che possono essere assunti da P(t) sono: (N) None, (VL) Very Low, (L) Low, (M) Medium, (H) High, (VH) Very High.

Per alcuni elettrodomestici si può trovare come output dell'inferenza fuzzy anche D(t), cioè il tempo totale in cui l'elettrodomestico starà acceso. I valori che possono essere assunti da D(t) sono: (VL) Very Low, (L) Low, (M) Medium, (H) High, (VH) Very High.

Nelle figure seguenti è possibile osservare l'andamento delle funzioni di membership per l'output P(t) e D(t).

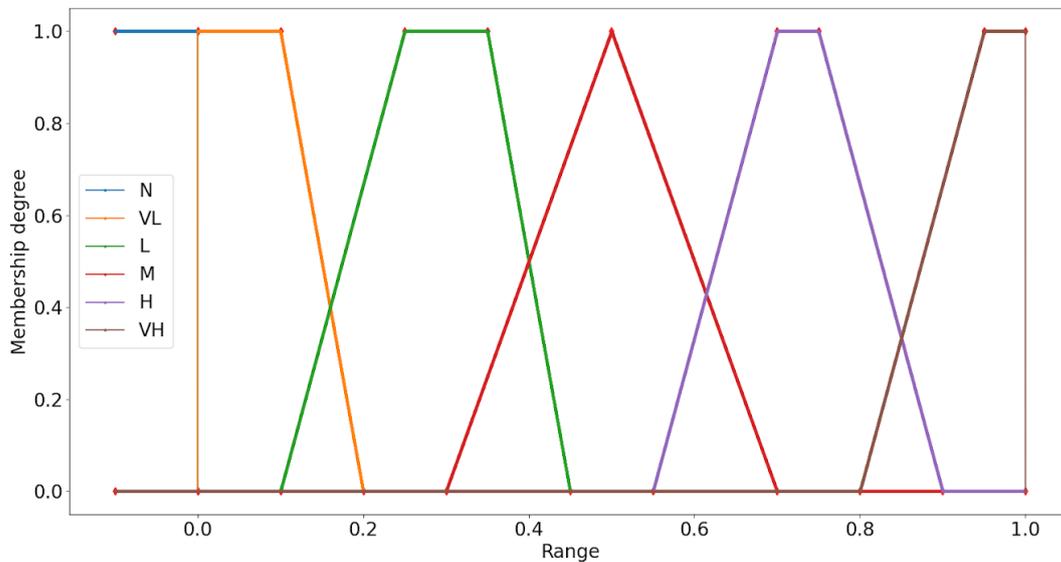


Figura 2.1-6 Probabilità di accensione elettrodomestico P(t)

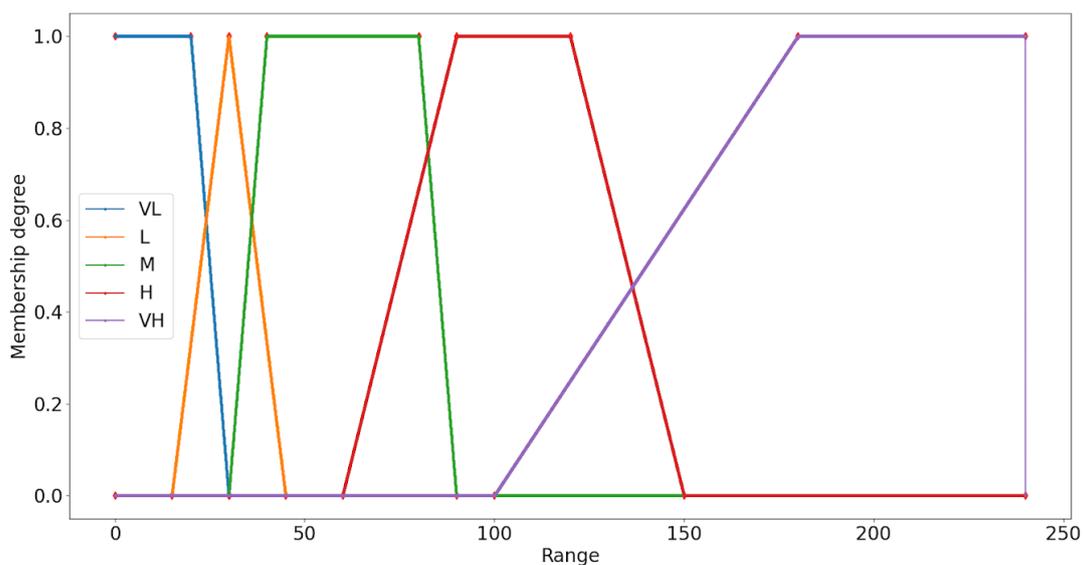


Figura 2.1-7 Ciclo di funzionamento elettrodomestico D(t)

Per la definizione degli Input/Output fuzzy e delle regole fuzzy, è stato usato un toolkit disponibile in Matlab, il Fuzzy Logic Toolbox, che permette in maniera agevole e grafica di definire appunto tali concetti. Per quanto riguarda la defuzzificazione, è stato utilizzato il metodo del centroide.

Funzionamento

Ogni elettrodomestico può trovarsi in due stati: in funzione e spento. Quando è spento, il sistema di inferenza fuzzy calcolerà la possibilità che l'elettrodomestico sarà acceso. L'uscita dell'inferenza fuzzy poi, opportunamente calibrata, caratterizza la probabilità con cui l'elettrodomestico verrà avviato entro il prossimo istante di campionamento (ad eccezione degli elettrodomestici ad uso continuo). La calibrazione consiste nel moltiplicare la possibilità di accensione per un fattore pari alla differenza in ore tra il periodo medio di utilizzo di un elettrodomestico e il tempo trascorso dall'ultima accensione ($T-DT(t)$). Il risultato verrà applicato alla definizione di probabilità, mediante un confronto della probabilità in uscita, con un

numero randomico, compreso tra 0 e 1. Un elettrodomestico che si accende al 70% vuol dire che ha il 70% di probabilità di accendersi in un dato istante di tempo. Ciò è pari alla probabilità che estraendo un numero compreso tra 0 e 1, esso sarà minore di 0.7. Tale probabilità verrà poi messa in AND con altri fattori per stabilire la reale possibilità di accensione di un elettrodomestico nell'istante successivo.

L'elettrodomestico potrà accendersi se:

- un numero random è inferiore alla probabilità in uscita dall'inferenza fuzzy;
- c'è almeno una persona in casa;
- ci sono sufficienti persone attive in casa (per quegli elettrodomestici che richiedono interazione con l'utente);
- la differenza tra la somma della potenza consumata dagli altri elettrodomestici attivi e la massima potenza disponibile dall'impianto è sufficiente al funzionamento dell'elettrodomestico.

Acceso un elettrodomestico, si va a diminuire le persone impiegate per quella categoria e si va a diminuire la potenza disponibile dell'abitazione. Si fa poi passare lo stato dell'elettrodomestico da elettrodomestico spento a elettrodomestico in funzione. Esso rimane in funzione fintanto che non finisce il suo pattern di funzionamento

Introduzione della stagionalità

Per alcuni elettrodomestici è importante tenere in considerazione in quali periodi dell'anno viene utilizzato, al fine di poter modellare i consumi elettrici nelle diverse stagioni dell'anno e nei diversi momenti di una settimana (inizio settimana/fine settimana). Per fare ciò, il $T(t)$ può essere variato e settato in base alla stagione.

Nello sviluppo della parte dinamica del modello sono state fatte le seguenti considerazioni relative alle differenti cinque tipologie di elettrodomestici proposte:

- **Elettrodomestici ad uso continuo:** elettrodomestici che risultano accesi 24 ore al giorno, 7 giorni su 7 e il loro modello di consumo è costante. Per tale tipologia di elettrodomestici non occorre sviluppare una dinamica del modello in quanto tali elettrodomestici risultano sempre accesi e un modello dinamico non influenzerebbe il loro funzionamento in quanto continuo;
- **Elettrodomestici ad uso periodico senza interazione con l'utente:** elettrodomestici caratterizzati da un uso periodico e che non necessitano un'interazione con l'utilizzatore durante il periodo di utilizzo. Rendere dinamico il modello per tale categoria di elettrodomestici risulta fondamentale poiché il loro funzionamento varia fortemente in funzione del periodo dell'anno o della settimana, o delle abitudini degli utenti, che azionano l'apparecchio di riferimento;
- **Elettrodomestici ad uso periodico con interazione con l'utente:** elettrodomestici simili ai precedenti, con la differenza che è necessaria l'interazione con l'utilizzatore durante il periodo di utilizzo dell'apparecchio. Risulta anche in questo caso fondamentale modellare l'utilizzo di tali elettrodomestici in maniera dinamica, poiché è ancora più marcata la dipendenza con le abitudini degli utenti e con la presenza di persone non attive nell'abitazione;
- **Dispositivi multimediali:** apparecchi caratterizzati da un uso quotidiano. Appartengono a tale categoria tutti gli elettrodomestici connessi all'intrattenimento e al multimedia. Qui risulta interessante modellare in maniera dinamica il funzionamento di tali elettrodomestici in quanto abbiamo diverse abitudini da parte degli utenti nei periodi invernali rispetto a quelli estivi o nei giorni lavorativi rispetto al fine settimana. In tale contesto non è più necessario il periodo di utilizzo di questi apparecchi, poiché sono utilizzati quasi ogni giorno, ma il loro utilizzo dipende da altri fattori quali: il numero di persone attive nell'abitazione, il momento della giornata e il tempo trascorso dall'ultimo utilizzo;

- **Illuminazione:** è stato considerato un modello di luce che tiene conto del livello di luce naturale a disposizione. Per tale motivo introdurre una dinamica nel modello non ha senso in quanto la stessa è già indirettamente presente grazie all'utilizzo di un modello di luce naturale.

Modello PV

Il modello di un impianto fotovoltaico è stato realizzato in Matlab. Per poter applicare il modello di impianto fotovoltaico al simulatore di carichi di un distretto residenziale, si è pensato di modellare un impianto PV della potenza di 1 kWp, considerata come una unità di base. In questo modo è possibile poter simulare la produzione fotovoltaica di un qualsiasi distretto una volta inserita la composizione del parco PV del distretto stesso in termini di numero di impianti e loro potenza media installata. Ovviamente questa procedura deve essere ripetuta per ogni località climatica in cui l'impianto fotovoltaico si trova ad operare. I dati climatici per la simulazione dell'impianto PV sono presi dal sito <https://www.renewables.ninja/>. Per quanto riguarda gli altri parametri di input, il modello utilizza dei parametri caratteristici dei pannelli che lo costituiscono e che sono comunemente riportati, per normativa, nei datasheet del costruttore. In particolare, il modello implementato permette di calcolare come output:

In particolare, il modello implementato permette di calcolare come output:

- P_m [W]: La potenza elettrica direttamente in uscita dai pannelli.
- P_o [W]: La potenza elettrica disponibile in uscita a valle dell'inverter (utile).
- η_T : L'efficienza totale del sistema.

avendo in ingresso:

- T_a [°C]: La temperatura ambiente.
- G_T [W/m²]: L'irradianza totale perpendicolare al piano dei pannelli.
- A_p [m²]: L'area totale dei pannelli installati.
- $NOCT$ [°C] (*nominal operating cell temperatur*): È la temperatura raggiunta dalle celle fotovoltaiche in condizioni di funzionamento nominali.
- η_{ref} (*reference Efficiency (STC)*): Efficienza delle celle alle condizioni standard di prova.
- β_{ref} [°C⁻¹] (*temperature coefficient (STC)*): Coefficiente di temperatura delle celle.
- T_{ref} [°C] (*reference Cell Temperature (STC)*): Temperatura celle alle condizioni standard di prova.
- h_i (*inverter efficiency*): Efficienza dell'inverter considerata costante.

Tali parametri sono riportati da normativa nei datasheet del costruttore dei pannelli fotovoltaici.

Con **condizioni nominali** si intendono le seguenti condizioni di funzionamento:

- Irradianza sulla superficie della cella pari a 800 W/m²;
- Temperatura dell'aria di 20°C;
- Velocità del vento pari a 1 m/s;
- Pannello libero sulla superficie posteriore.

Con **condizioni standard di prova (STC)** si intendono invece le seguenti condizioni:

- Irradianza sulla superficie della cella pari a 1000 W/m²;
- Temperatura celle di 25°C;
- Distribuzione spettrale AM=1,5.

Per poter calcolare la potenza in uscita da un pannello solare è necessario prima di tutto determinare la temperatura di funzionamento delle celle fotovoltaiche. Un'espressione approssimata per il calcolo di questa temperatura in funzione delle condizioni ambientali è data dall'Equazione 1:

$$T_c = T_a + \frac{NOCT - 20}{800} G_T \quad (1)$$

con T_c [°C] temperatura delle celle del pannello.

L'efficienza elettrica della cella fotovoltaica η_c dipende dalla sua temperatura e può essere calcolata mediante l'Equazione 2:

$$\eta_c = \eta_{ref} [1 - \beta_{ref} (T_c - T_{ref})] \tag{2}$$

Il rendimento di un pannello dell'impianto sarà pari perciò a η_c . Ipotizzando un'efficienza dell'inverter costante e pari a η_i , l'efficienza complessiva del sistema è data dall'Equazione 3:

$$\eta_T = \eta_c \cdot \eta_i \tag{3}$$

Le equazioni viste sono state implementate in Simulink ottenendo il modello in Figura 2.1-8.

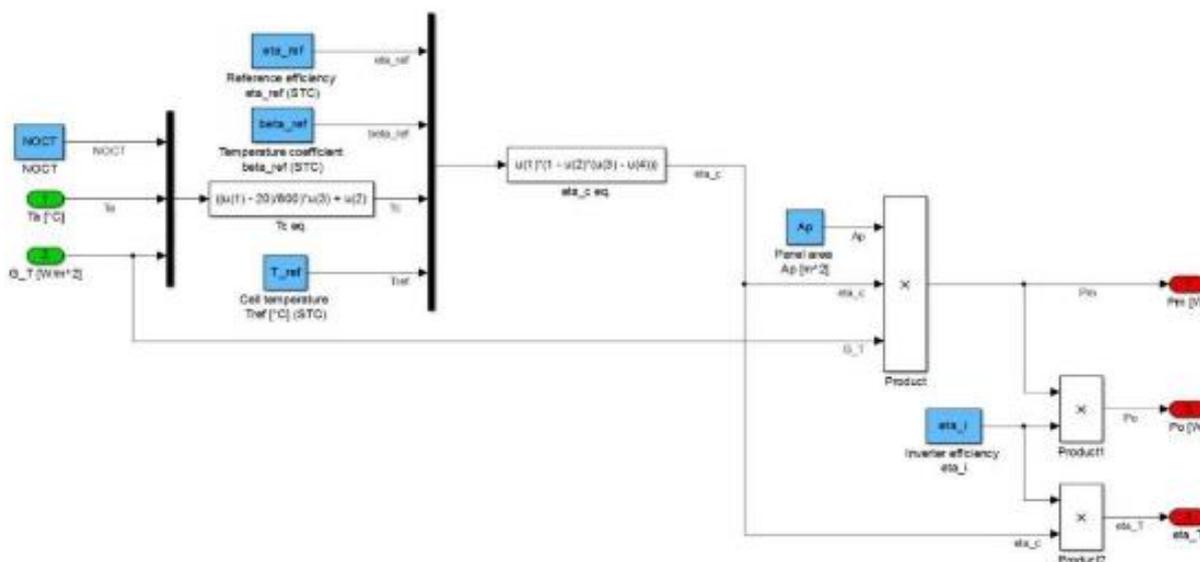
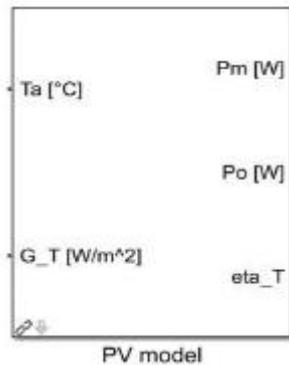


Figura 2.1-8 Modello Simulink del modello dei pannelli fotovoltaici ed inverter

In questo modello i parametri inseriti da maschera sono evidenziati in blu, gli ingressi in verde e le uscite in rosso. La Figura 2.1-9 mostra invece il blocco Simulink (a) corrispondente al modello e la maschera di inserimento dei parametri dell'impianto (b). In questo modello i parametri inseriti da maschera sono evidenziati in blu, gli ingressi in verde e le uscite in rosso.



(a)

(b)

Figura 2.1-9 (a) Blocco Simulink del modello dei pannelli fotovoltaici ed inverter. (b) Maschera di inserimento dei parametri

Come si vede dalla Figura 2.1-9(a), tale modello richiede come ingresso l'irradianza sul piano inclinato in cui si trovano i pannelli (G_T). Le misure di irradianza facilmente reperibili in letteratura sono tuttavia quelle di irradianza diretta su un piano normale alla direzione di propagazione della radiazione e la diffusa su piano orizzontale.

Nasce quindi l'esigenza di un modello in grado di calcolare l'irradianza globale sul piano dei pannelli mediante i dati di irradianza disponibili.

Per risolvere questo problema è possibile far ricorso al ben consolidato *modello isotropico di Liu e Jordan (1963)*, che permette di calcolare l'irradianza sul piano del pannello a partire dall'irradianza sul piano orizzontale. Questo modello considera la radiazione su una superficie inclinata come composizione di tre diverse componenti: diretta, diffusa isotropica e la radiazione solare riflessa dal terreno.

Il primo esempio presentato riguarda la città di Roma nell'anno 2019, considerando un pannello con le seguenti caratteristiche:

- Tilt (°): 35
- Azimuth (°): 180°, pannello inclinato a sud

Partendo da un profilo di irraggiamento (Figura 2.1-10(a) e Figura 2.1-10(b)) e dalla temperatura ambiente (Figura 2.1-11(a) e Figura 2.1-11(b)) calcolati per la città di Roma attraverso il sito <https://www.renewables.ninja/>, viene riportato il corrispondente profilo di potenza sviluppata dal pannello in due diversi periodi dell'anno: i primi 7 giorni di gennaio e i primi 7 giorni di luglio (Figura 2.1-12(a) e Figura 2.1-12(b)).

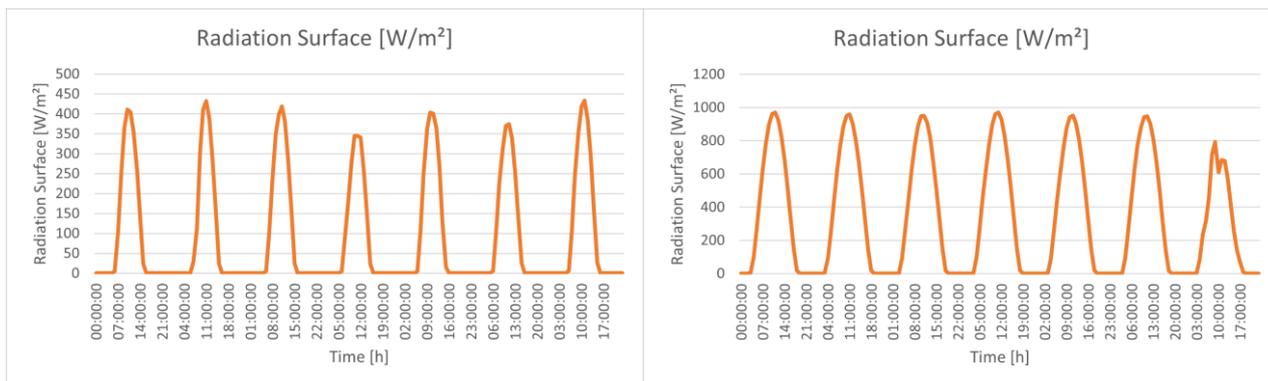


Figura 2.1-10 Profilo di irraggiamento (in W/m²) su un piano inclinato (tilt: 35°, azimuth: 180°) per i primi 7 giorni di gennaio (a) e per i primi 7 giorni di luglio (b) dell’anno 2019 su Roma

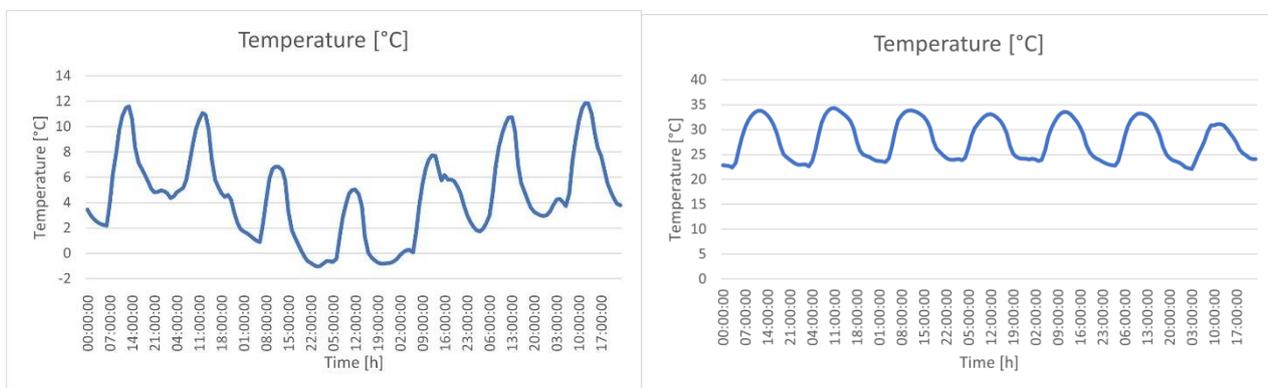


Figura 2.1-11 Profilo di temperatura (in °C) per i primi 7 giorni di gennaio (a) e per i primi 7 giorni di luglio (b) dell’anno 2019 su Roma

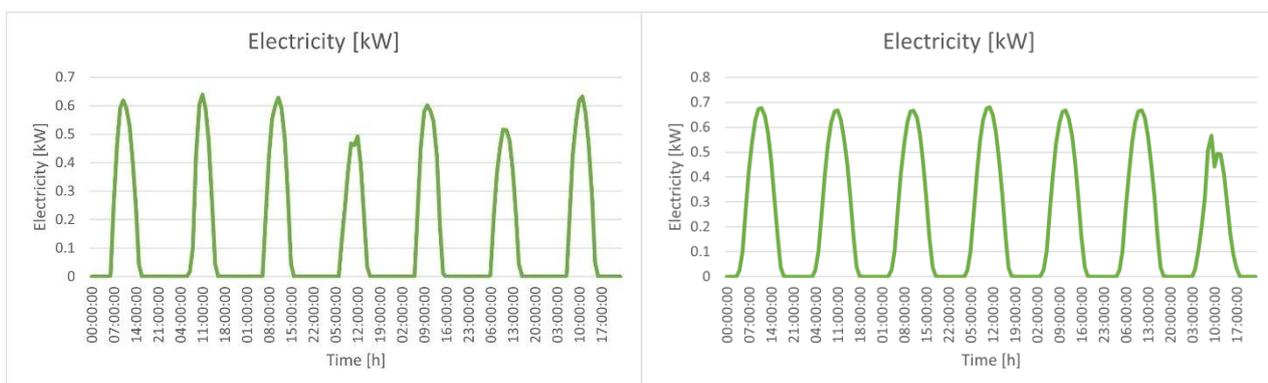


Figura 2.1-12 Profilo di Elettricità (in kW) su un piano inclinato (Tilt: 35°, Azimuth: 180°) per i primi 7 giorni di gennaio (a) e per i primi 7 giorni di luglio (b) dell’anno 2019 su Roma

Il secondo esempio riguarda invece la città di Milano nell’anno 2019, considerando un pannello con le seguenti caratteristiche:

- Tilt (°): 30°
- Azimuth (°): 225°, pannello inclinato a sud-est

Partendo da un profilo di irraggiamento (Figura 2.1-13(a) e Figura 2.1-13(b)) e dalla temperatura ambiente (Figura 2.1-14(a) e Figura 2.1-14(b)), calcolati per la città di Milano attraverso il sito

<https://www.renewables.ninja/>, viene riportato il corrispondente profilo di potenza sviluppata dal pannello in due diversi periodi dell'anno: i primi 7 giorni di gennaio e i primi 7 giorni di luglio (Figura 2.1-15(a) e Figura 2.1-15(b)).

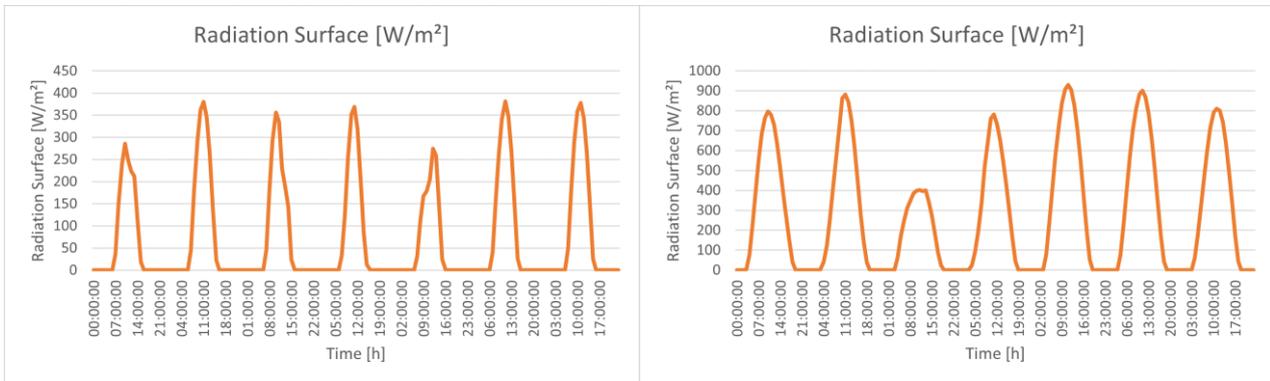


Figura 2.1-13 Profilo di irraggiamento (in W/m^2) su un piano inclinato (tilt: 30° , azimuth: 225°) per i primi 7 giorni di gennaio (a) e per i primi 7 giorni di luglio (b) dell'anno 2019 su Milano

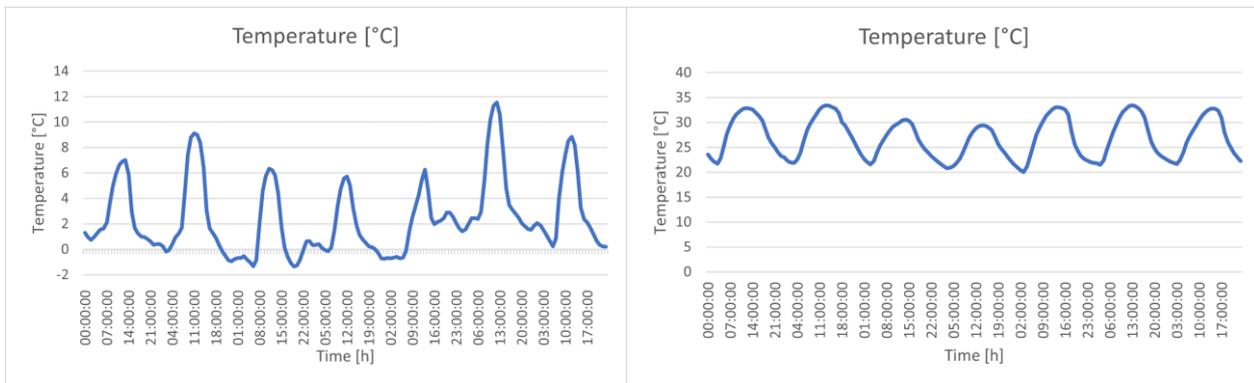


Figura 2.1-14 Profilo di temperatura (in $^\circ C$) per i primi 7 giorni di gennaio (a) e per i primi 7 giorni di luglio (b) dell'anno 2019 su Milano

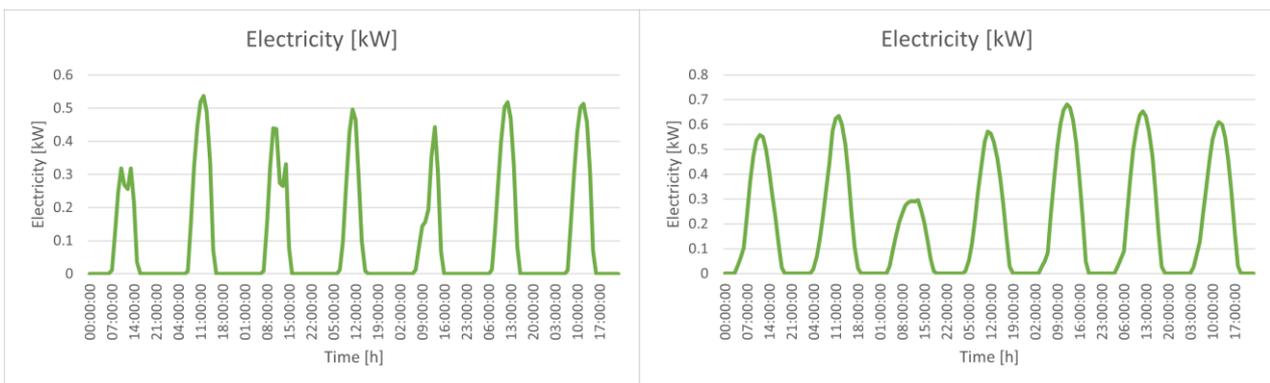


Figura 2.1-15 Profilo di Elettricità (in kW) su un piano inclinato (Tilt: 30° , Azimuth: 225°) per i primi 7 giorni di gennaio (a) e per i primi 7 giorni di luglio (b) dell'anno 2019 su Milano

Modello Di Storage Elettrico Per Applicazione In Microgrid

Il parametro principale nella caratterizzazione dello storage è lo stato di carica (SOC= state of charge), un numero che va da 0, per batteria completamente scarica, ad 1 per batteria completamente carica, ma può essere indicato anche in termini percentuali.

Per modellare lo storage elettrico, è stata utilizzata come esempio una batteria prodotta da EEMB Co.; le 13 celle sono poi collegate in serie così da ottenere il voltaggio finale nominale di 48,1 V. Tenendo presente

che il voltaggio nominale è di 3.7 V, in seguito vengono riportate V_{ab} della singola cella estrapolate dal datasheet del costruttore, durante una fase di carica e in una fase di scarica.

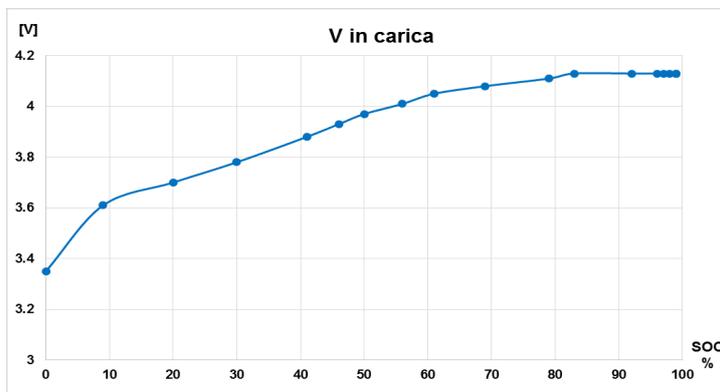


Figura 2.1-16 Andamento della V in funzione del SOC in carica

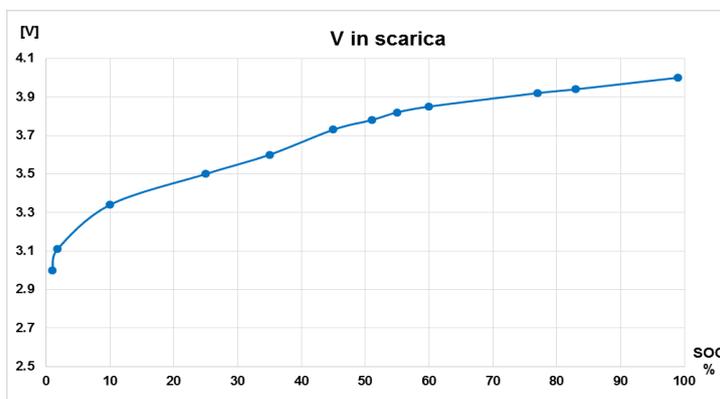


Figura 2.1-17 Andamento V misurata in funzione del SOC in scarica

2.1.2 Scenari di simulazione e risultati

Sono stati simulati diversi scenari in termini di consumi, produzione mediante fotovoltaico, batteria e rete, così da ottenere diverse configurazioni di utenze residenziali con presenza di fotovoltaico e storage elettrico. Le varie simulazioni si differenziano per numero di utenti considerati (dal singolo utente, a nuclei familiari composti da 2-3-4 persone), per la taglia del pannello fotovoltaico (da 3.3 kW a 1500 kW), per la taglia della batteria considerate (da 5 kW a 2000 kW), per i profili di occupancy (sono stati utilizzati 5 profili diversi, i quali simulano 5 possibili scenari di presenza domestica) ed i tipi di elettrodomestici attivati. Sono stati considerati 7 scenari totali, i quali simulano: singola utenza, appartamento con storage sottostimato e sovra stimato, condominio con storage sottostimato e sovra stimato e quartiere residenziale con storage sottostimato e sovra stimato. Di seguito, vengono riportati i risultati delle simulazioni, con le relative configurazioni utilizzate e grafici, rappresentativi di stagioni diverse, su periodi di 7 giorni. A titolo di esempio, in Figura 2.1-18 vengono riportate le curve relative ad una giornata

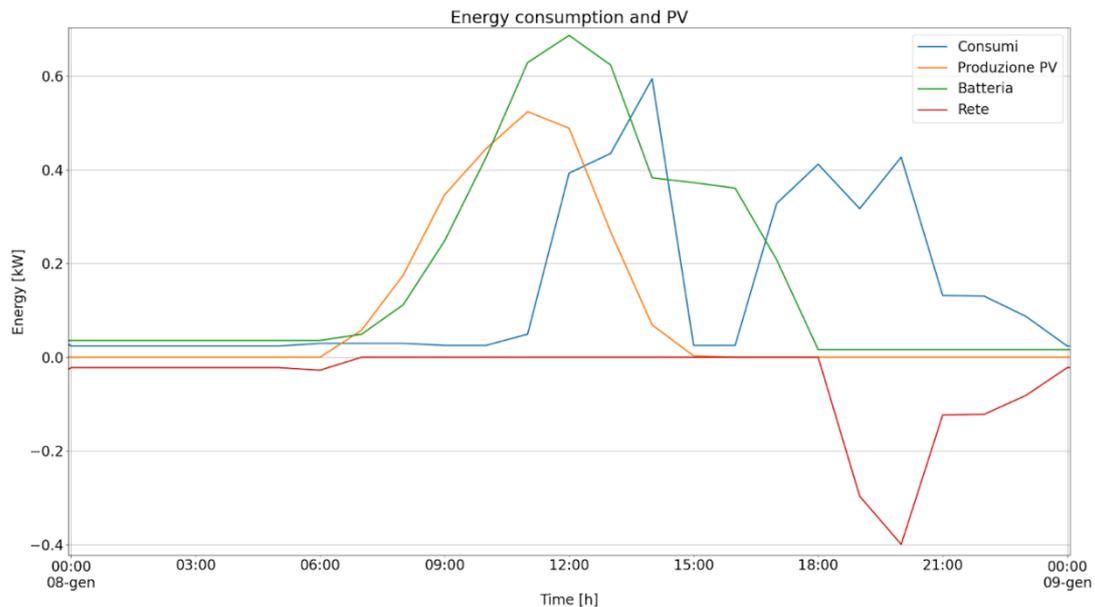


Figura 2.1-18 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa)

Configurazione 1

Utenze: 1

Taglia PV: 3.3 kW

Taglia batteria: 5 kW

Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi
- Uso periodo senza interazione con l'utente: forno, lavastoviglie, lavatrice
- Uso periodico con interazione con l'utente: aspirapolvere

Tabella 2.1-1 In tabella sono riportati i valori annuali dell'energia in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici, dall'energia totale, prelevata ed immessa rispettivamente nella batteria ed in rete.

	Energia [MWh]
Produzione PV	4,88
Consumi	2,82
Batteria	21,73
Rete	1,72
Out Batteria	9,17
In Batteria	12,57
Out Rete	-0,34
In Rete	2,06

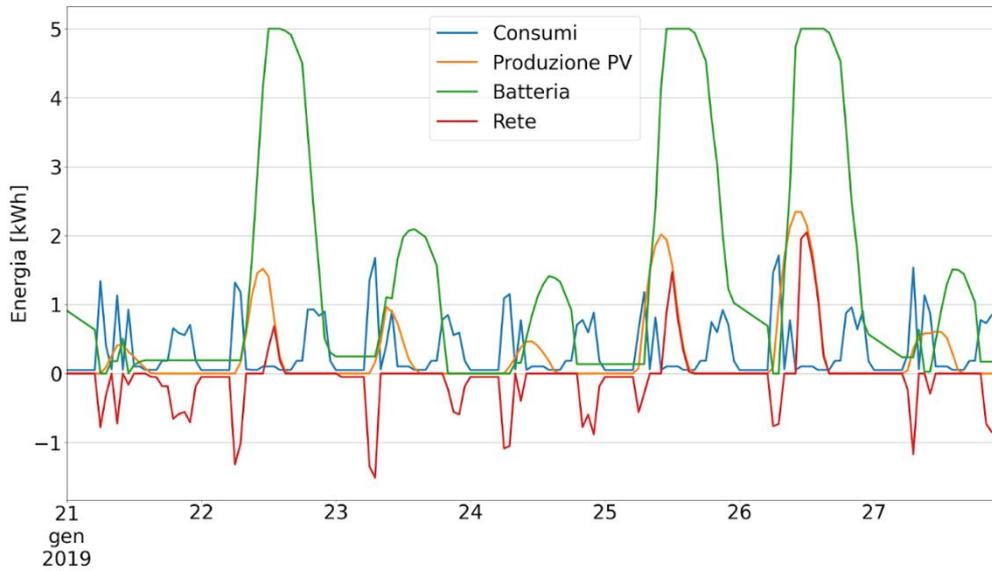


Figura 2.1-19 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

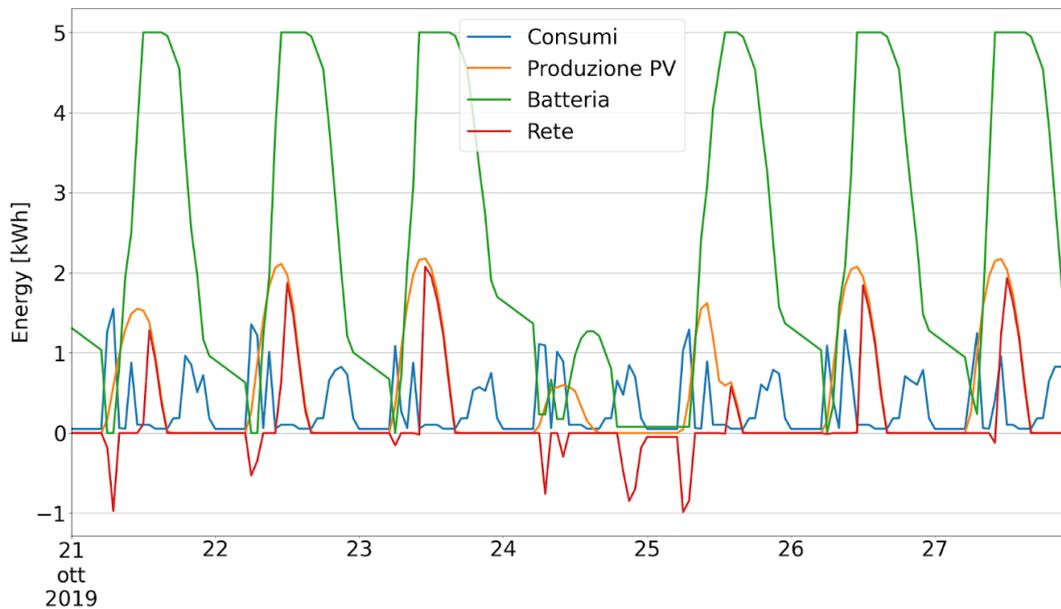


Figura 2.1-20 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

Configurazione 2

UtENZE: 10

Taglia PV: 33 kW

Taglia batteria: 20 kW

Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi

- Uso periodo senza interazione con l'utente: forno, lavastoviglie, lavatrice
- Uso periodico con interazione con l'utente: aspirapolvere, asciugacapelli

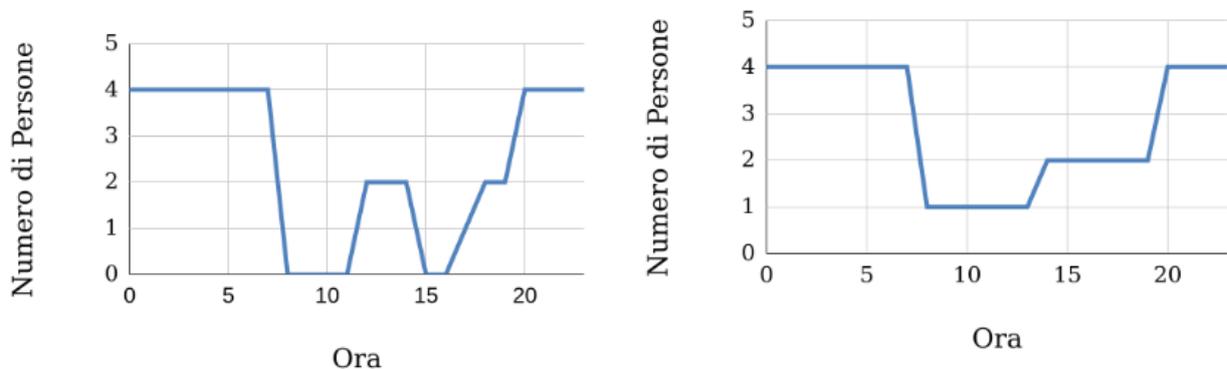


Figura 2.1-21 In figura sono riportati i profili di occupancy considerati

Tabella 2.1-2 In tabella sono riportati i valori annuali dell'energia in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici, dall'energia totale, prelevata ed immessa rispettivamente nella batteria ed in rete

	Energia [MWh]
Produzione PV	48,76
Consumi	28,97
Batteria	69,29
Rete	18,33
Out Batteria	14,03
In Batteria	55,26
Out Rete	-11,32
In Rete	29,65

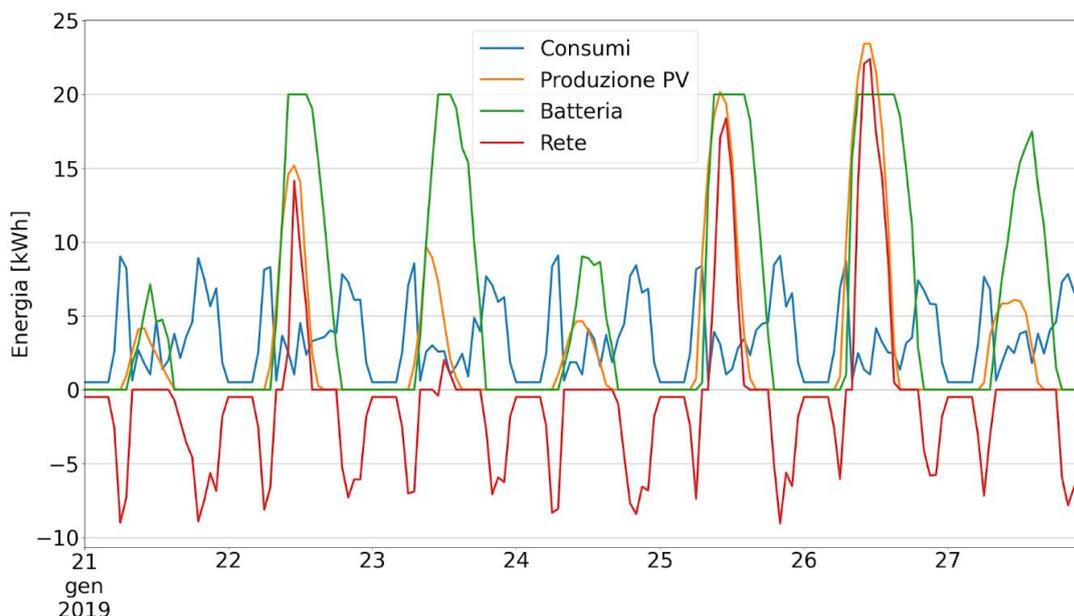


Figura 2.1-22 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

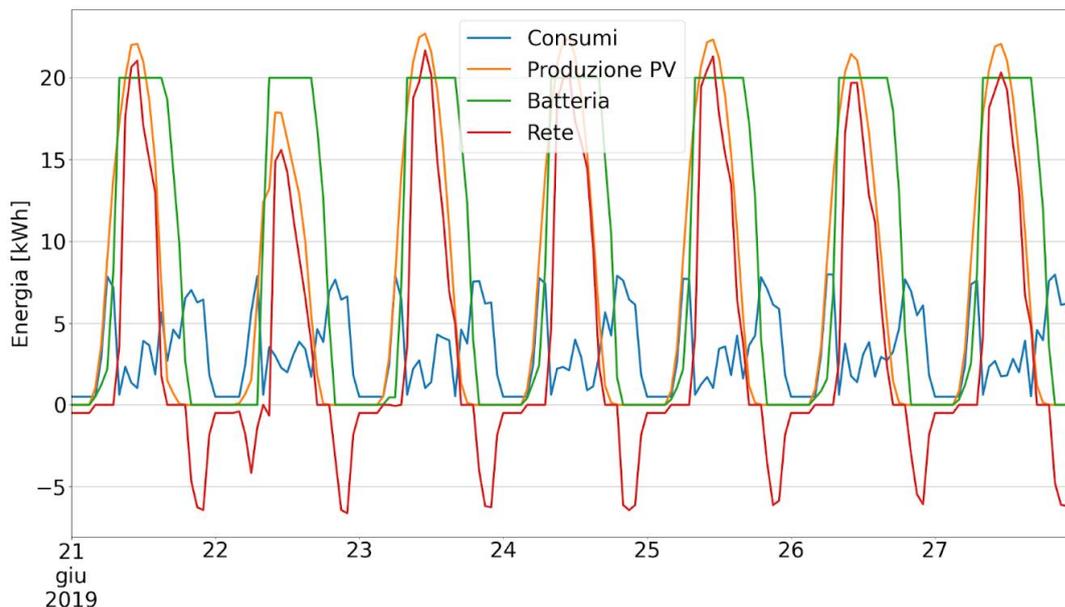


Figura 2.1-23 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

Configurazione 3

Utenze: 10

Taglia Pv: 66 kW

Taglia batteria: 75 kW

Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi
- Uso periodo senza interazione con l’utente: forno, lavastoviglie, lavatrice
- Uso periodico con interazione con l’utente: aspirapolvere, asciugacapelli

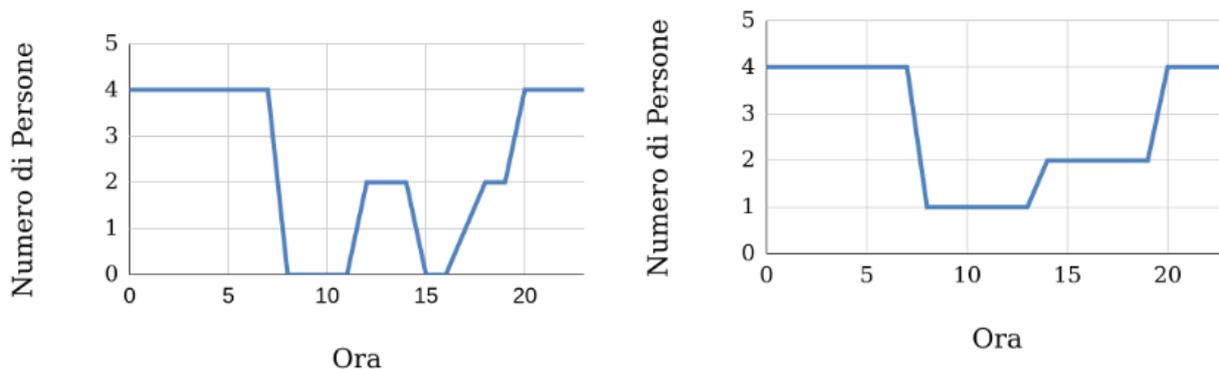


Figura 2.1-24 In figura sono riportate i profili di occupancy considerati

Tabella 2.1-3 In tabella sono riportati i valori annuali dell’energia in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici, dall’energia totale, prelevata ed immessa rispettivamente nella batteria ed in rete

	Energia [MWh]
Produzione PV	97,53

Consumi	47,76
Batteria	304,68
Rete	44,68
Out Batteria	104,64
In Batteria	200,03
Out Rete	-5,04
In Rete	49,72

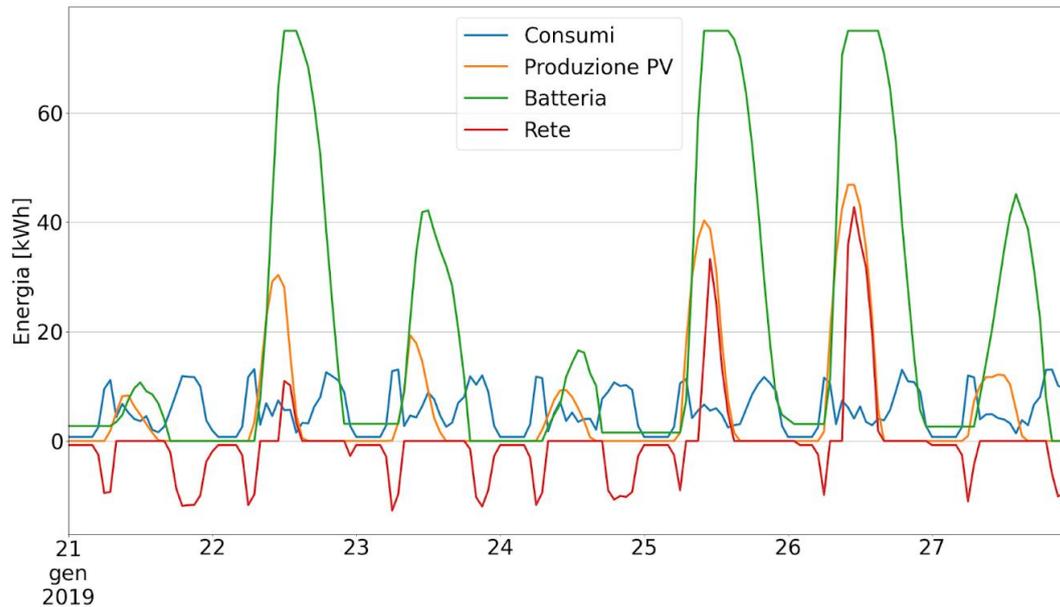


Figura 2.1-25 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

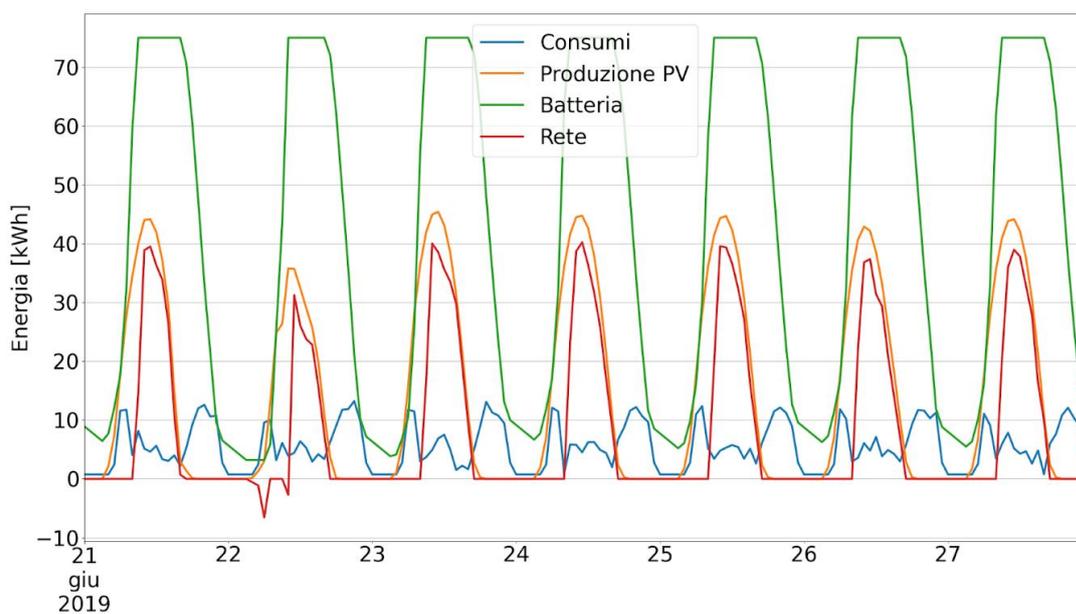


Figura 2.1-26 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

Configurazione 4

Utenti: 100

Taglia Pv: 200 kW

Taglia batteria: 200 kW

Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi
- Uso periodo senza interazione con l'utente: forno, lavastoviglie, lavatrice
- Uso periodico con interazione con l'utente: aspirapolvere, asciugacapelli

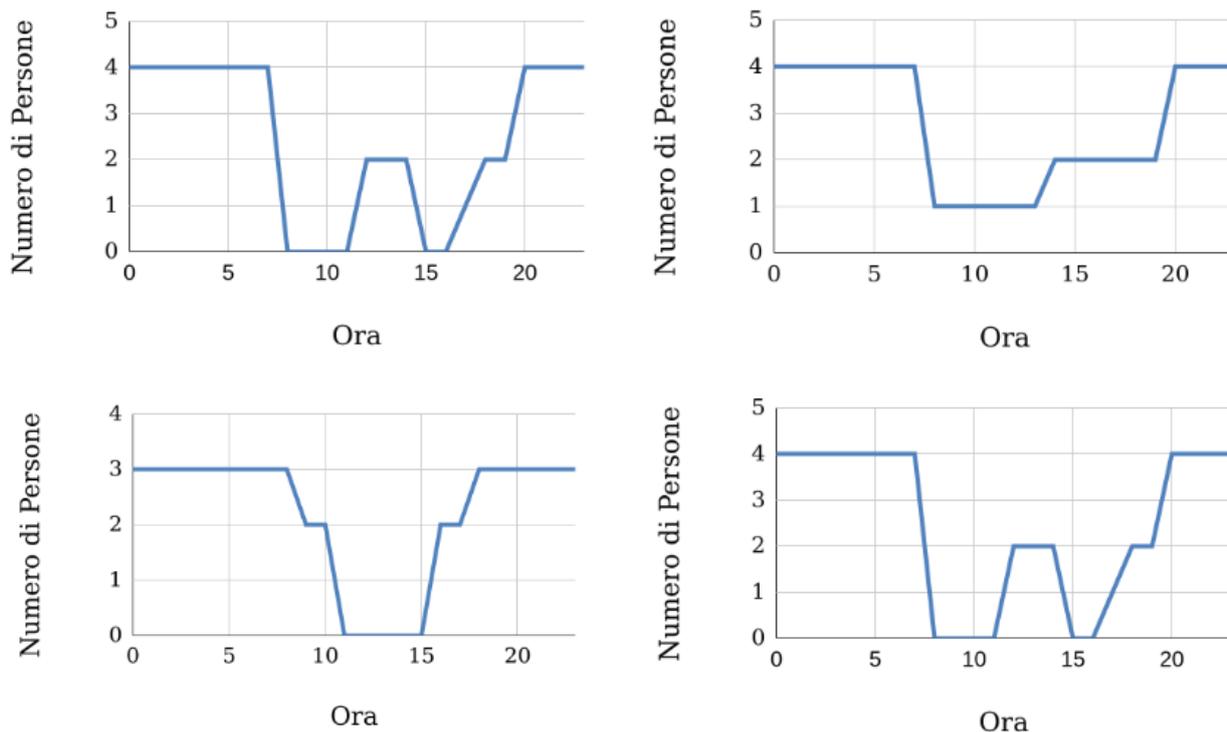


Figura 2.1-27 In figura sono riportate i profili di occupancy considerati

Tabella 2.1-4 In tabella sono riportati i valori annuali dell'energia in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici, dall'energia totale, prelevata ed immessa rispettivamente nella batteria ed in rete

	Energia [MWh]
Produzione PV	295,53
Consumi	294,39
Batteria	589,50
Rete	-12,73
Out Batteria	135,32
In Batteria	454,17
Out Rete	-128,98
In Rete	116,25

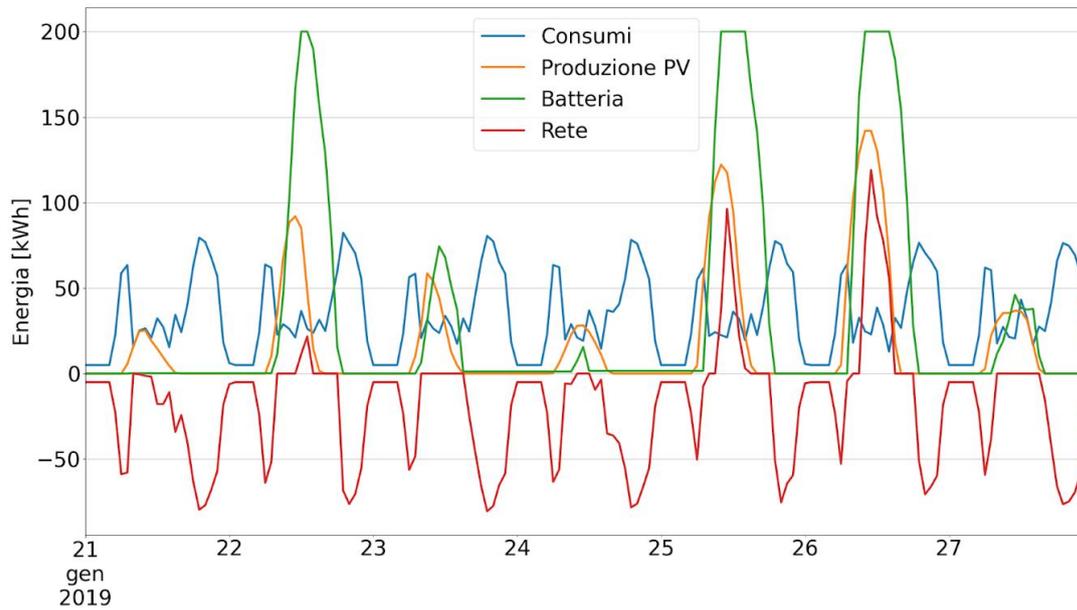


Figura 2.1-28 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

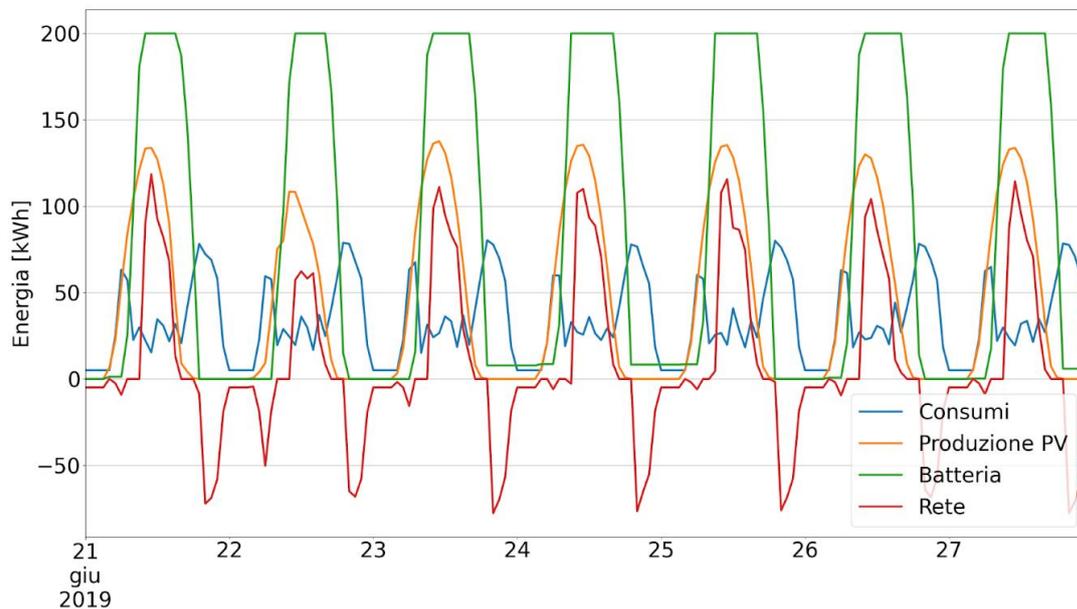


Figura 2.1-29 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

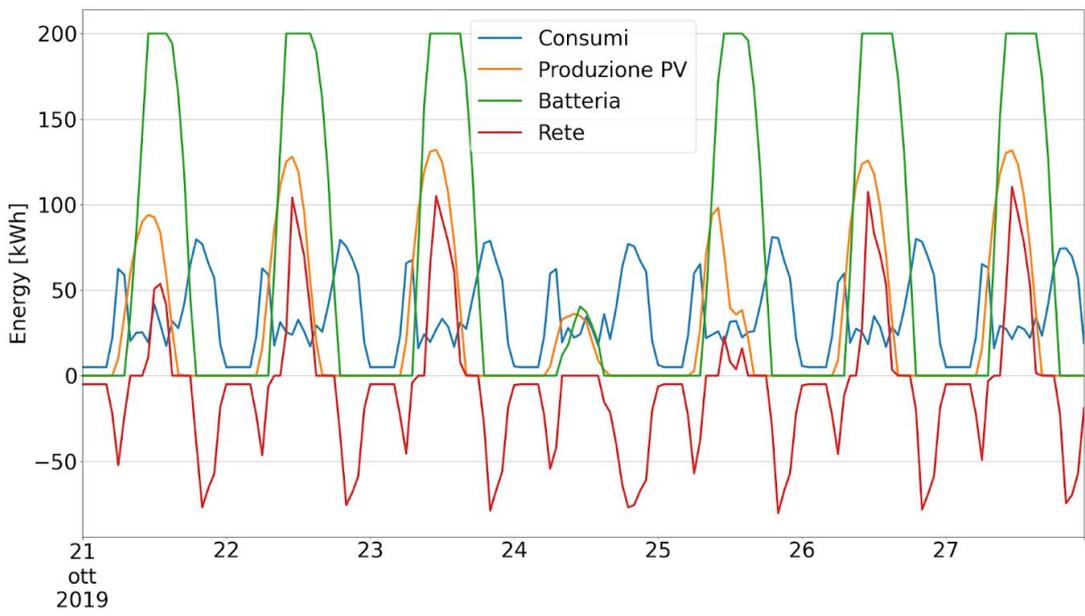


Figura 2.1-30 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

Configurazione 5

Utenze: 100
 Taglia Pv: 200 kW
 Taglia batteria: 500 kW
 Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi
- Uso periodo senza interazione con l’utente: forno, lavastoviglie, lavatrice
- Uso periodico con interazione con l’utente: aspirapolvere, asciugacapelli

Tabella 2.1-5 In tabella sono riportati i valori annuali dell’energia in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici, dall’energia totale, prelevata ed immessa rispettivamente nella batteria ed in rete

	Energia [MWh]
Produzione PV	295,53
Consumi	384,25
Batteria	1149,29
Rete	-117,03
Out Batteria	421,18
In Batteria	728,11
Out Rete	-131,24
In Rete	14,21

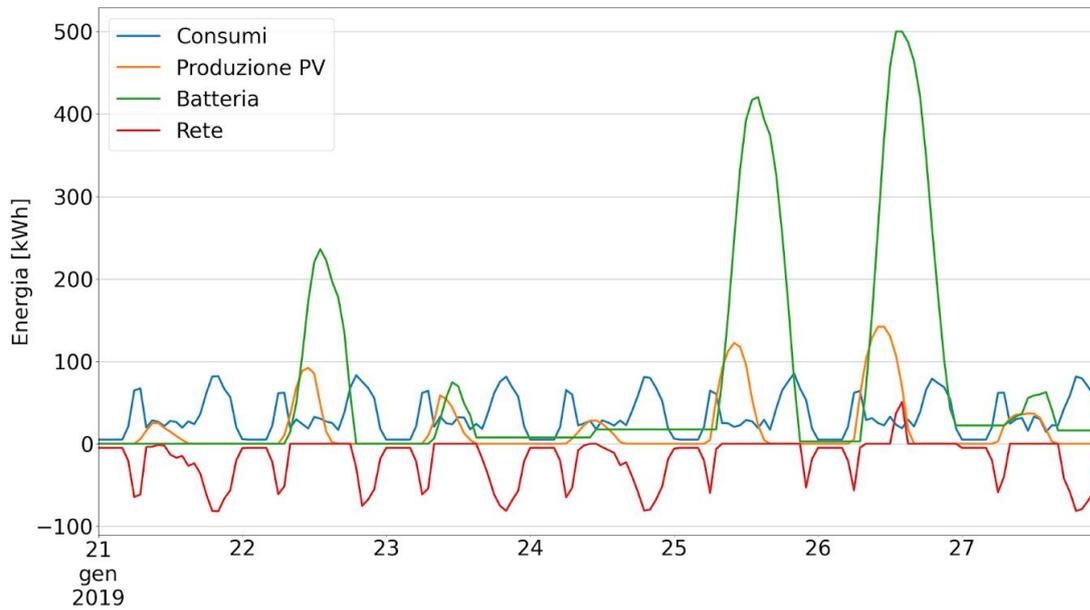


Figura 2.1-31 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

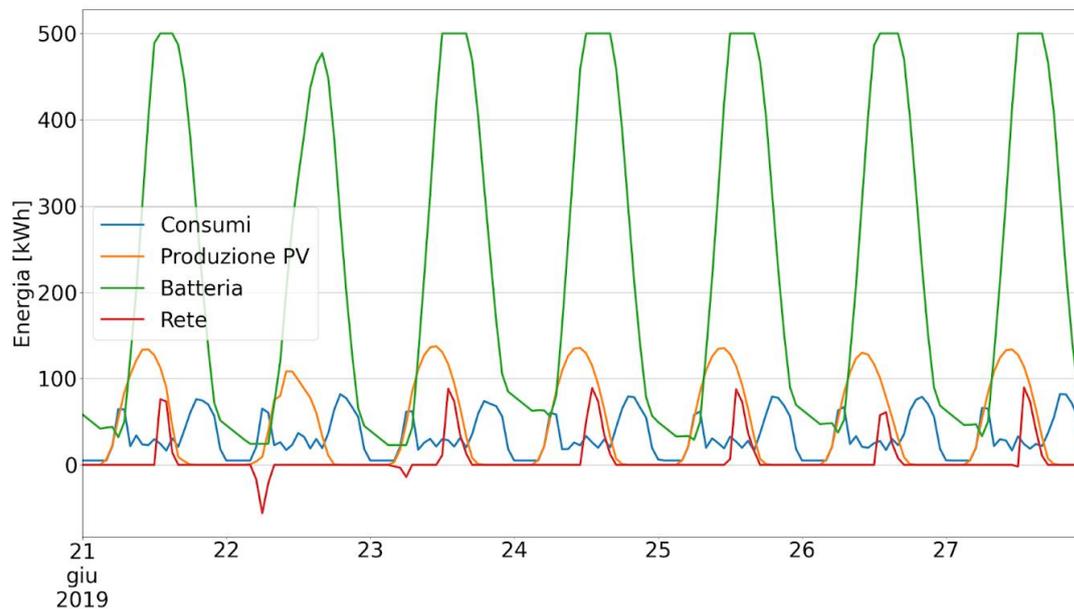


Figura 2.1-32 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

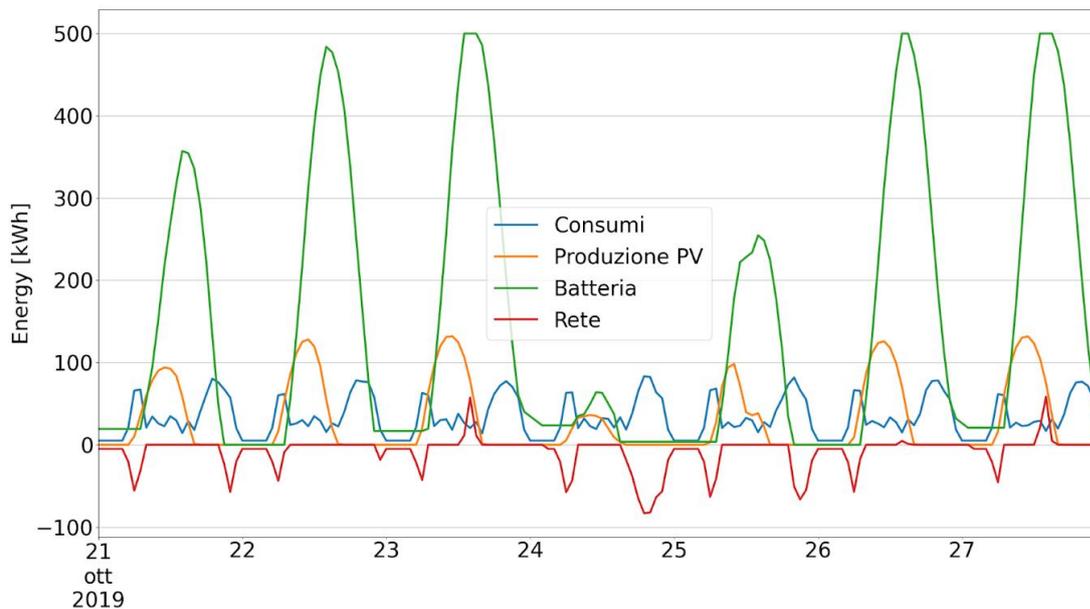


Figura 2.1-33 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

Configurazione 6

Utenti: 1000

Taglia Pv: 1500 kW

Taglia batteria: 1500 kW

Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi
- Uso periodo senza interazione con l'utente: forno, lavastoviglie, lavatrice
- Uso periodico con interazione con l'utente: aspirapolvere, asciugacapelli

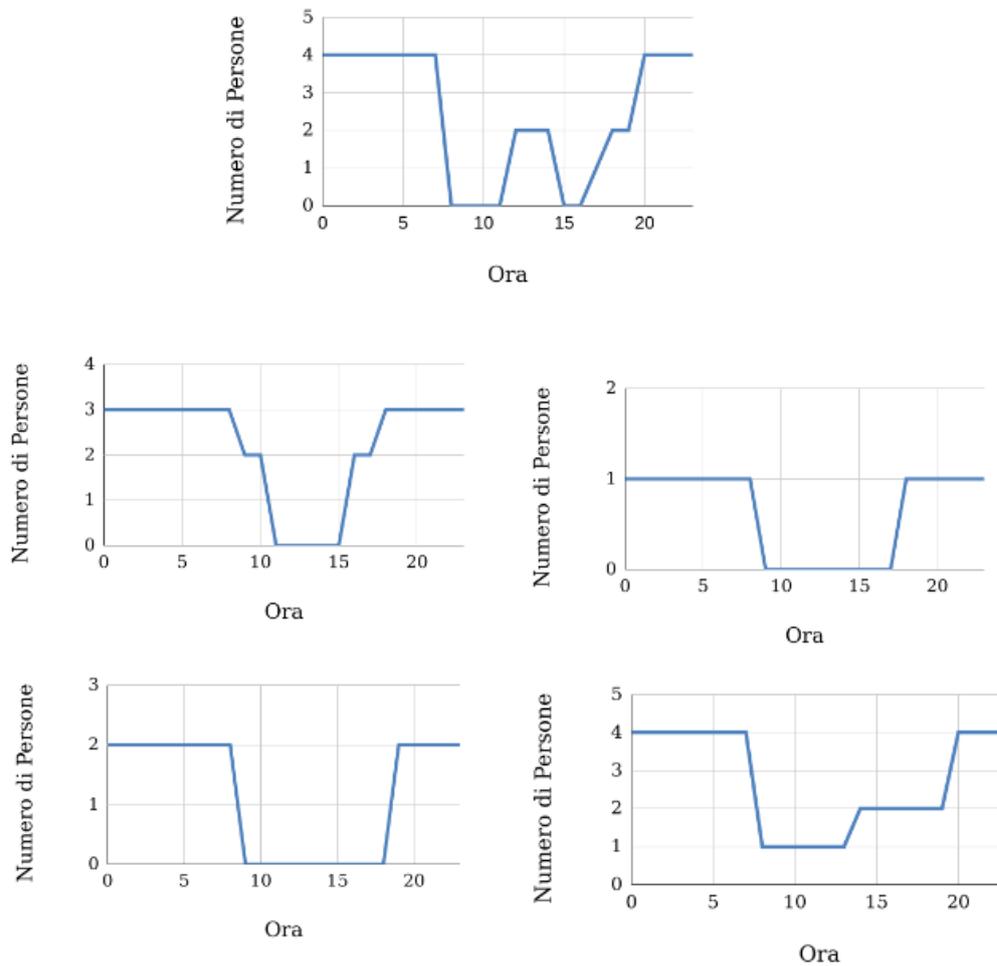


Figura 2.1-34 In figura sono riportate i profili di occupancy considerati

Tabella 2.1-6 In tabella sono riportati i valori annuali in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici

	Energia [MWh]
Produzione PV	2216,49
Consumi	2962,74
Batteria	3930,19
Rete	-846,86
Out Batteria	890,93
In Batteria	3039,26
Out Rete	-1523,71
In Rete	676,85

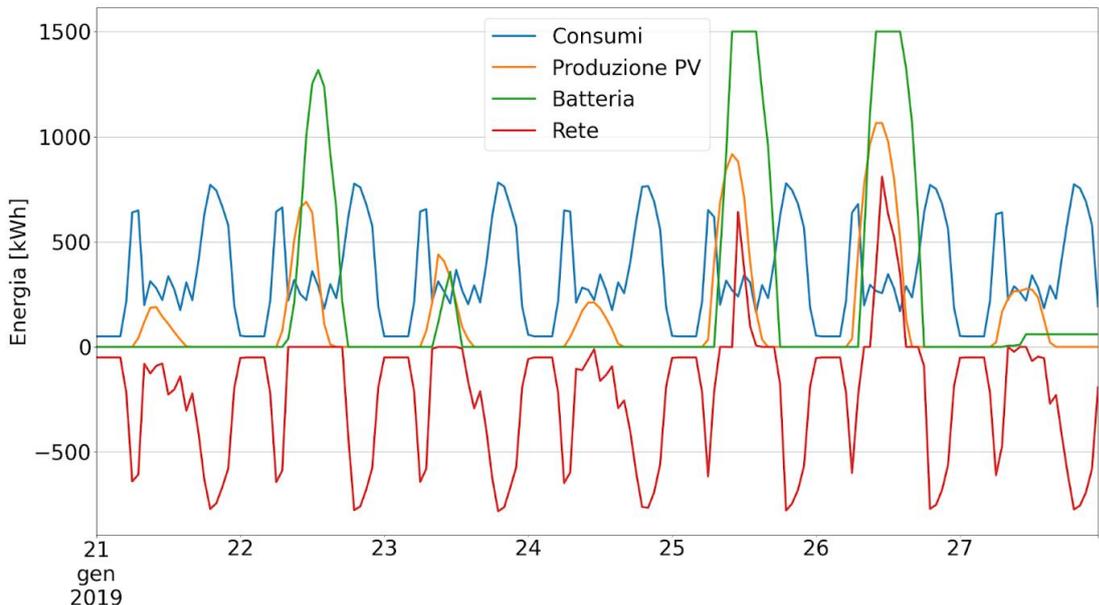


Figura 2.1-35 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

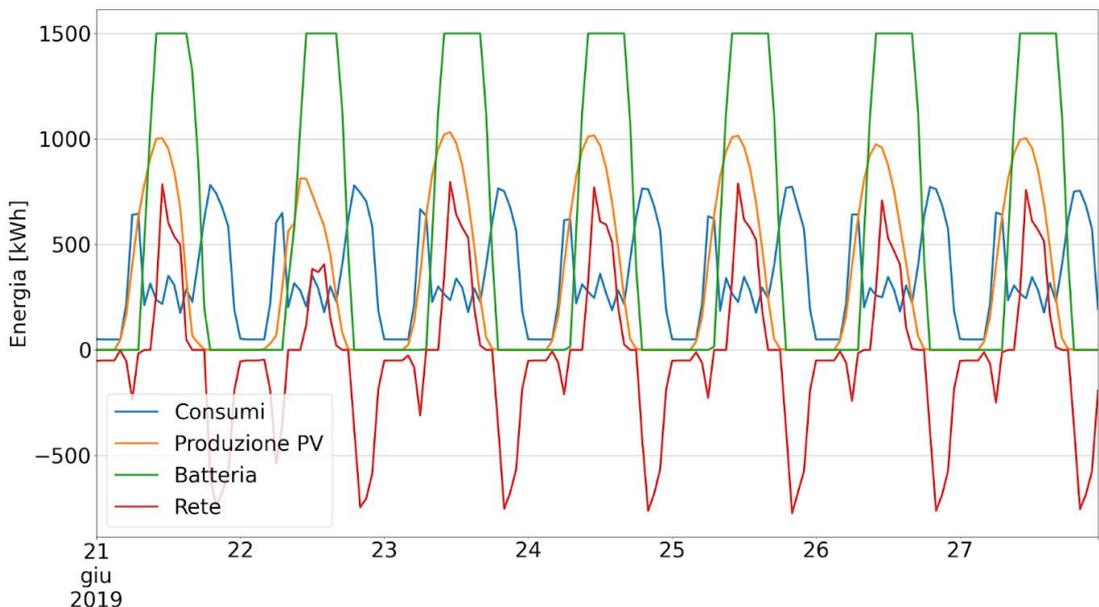


Figura 2.1-36 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

Configurazione 7

UtENZE: 1000

Taglia Pv: 1500 kW

Taglia batteria: 2000 kW

Elettrodomestici utilizzati:

- Uso continuo: Frigorifero/congelatore, Router Wi-fi
- Uso periodo senza interazione con l’utente: forno, lavastoviglie, lavatrice

- Uso periodico con interazione con l'utente: aspirapolvere, asciugacapelli

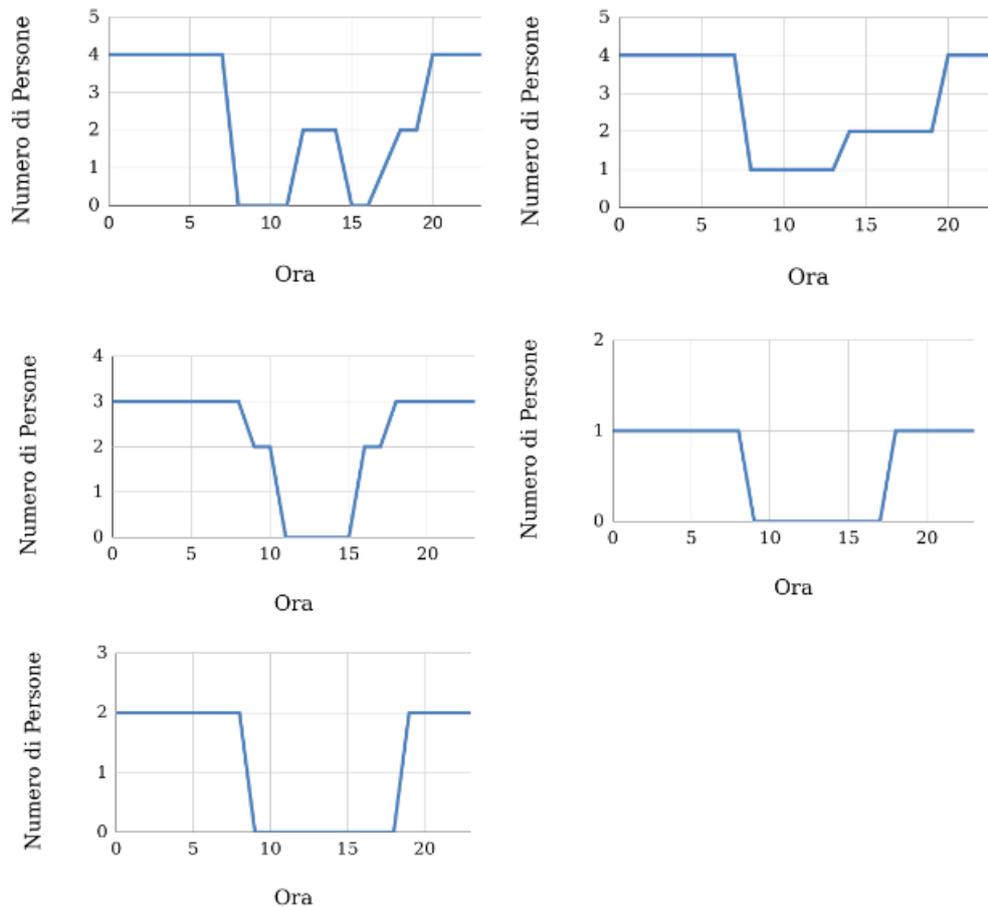


Figura 2.1-37 In figura sono riportate i profili di occupancy considerati

Tabella 2.1-7 In tabella sono riportati i valori annuali in GW derivanti dalla produzione mediante PV, dai consumi domestici

	Energia [MWh]
Produzione PV	2216,49
Consumi	2956,80
Batteria	5168,72
Rete	-869,36
Out Batteria	1357,95
In Batteria	3810,77
Out Rete	-1390,72
In Rete	521,36

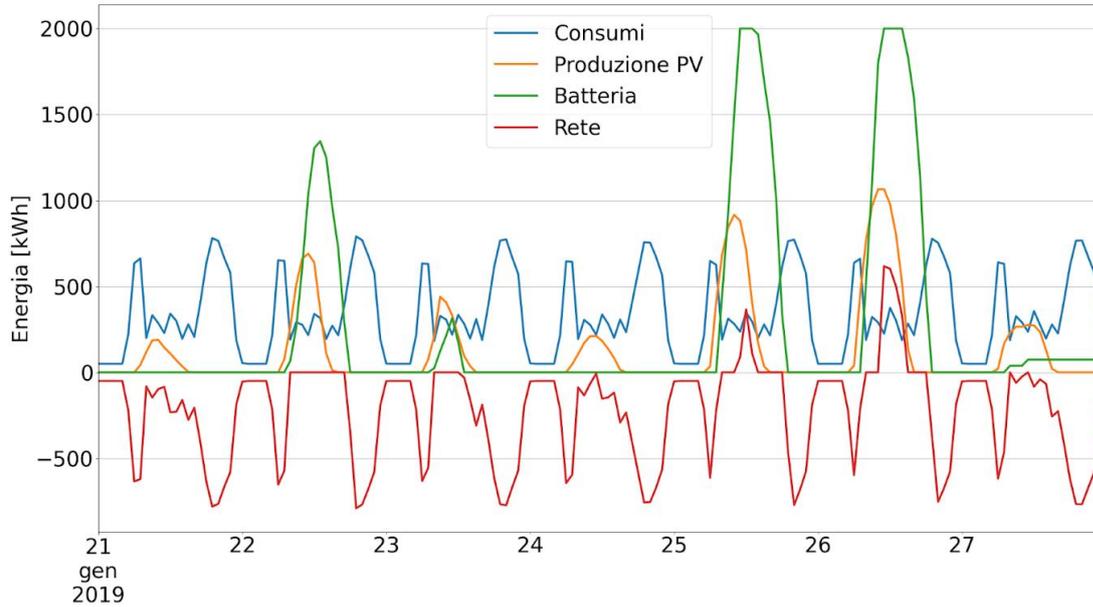


Figura 2.1-38 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

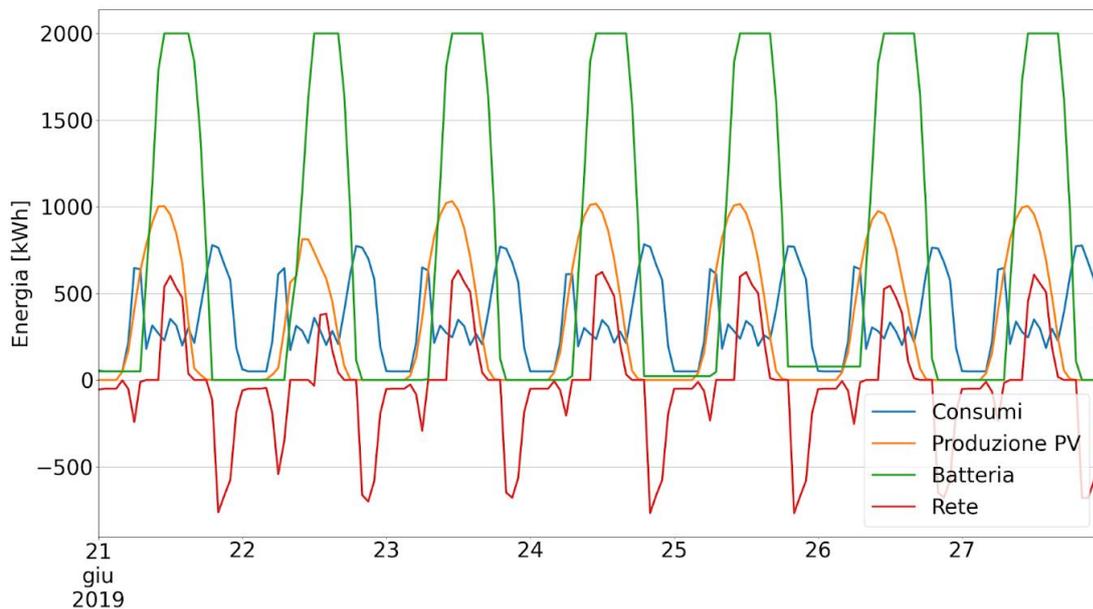


Figura 2.1-39 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

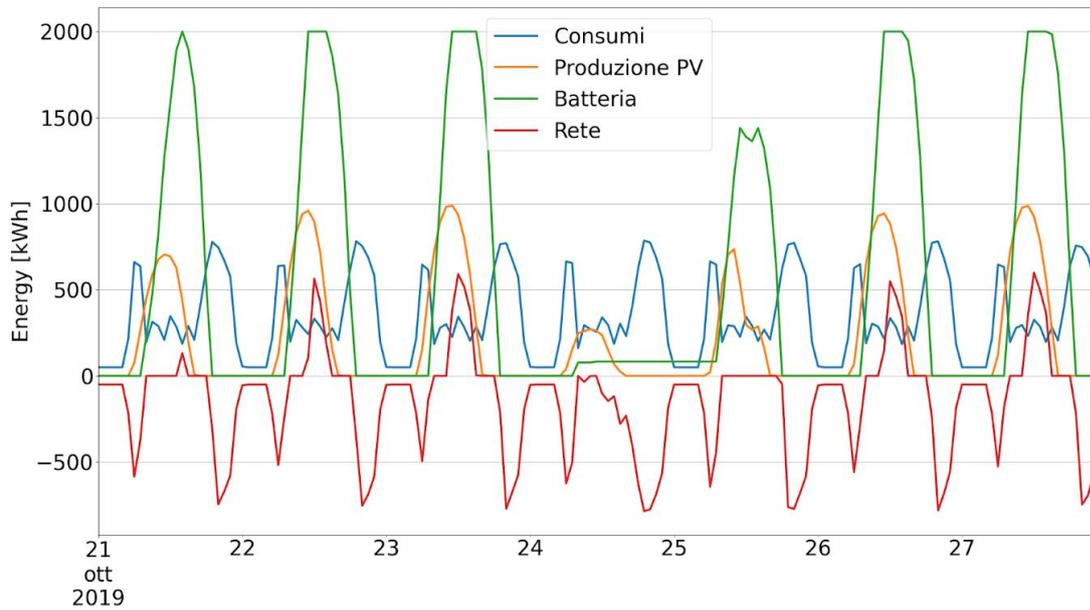


Figura 2.1-40 In figura sono riportate le curve dei consumi domestici (linea blue), della produzione derivante dal PV (linea arancione), energia in batteria (linea verde) e della rete (linea rossa), relative alla configurazione presa in esame

2.2 Metodologia per la modellazione termica ed elettrica di edifici terziari con tecniche data driven. Validazione mediante simulazioni e utilizzo di dati reali di tali metodologie

I temi sviluppati nell’ambito del presente accordo di collaborazione tra ENEA e il Dipartimento di Ingegneria dell’Informazione dell’Università Politecnica delle Marche riguardano lo sviluppo di metodologie per la modellazione termica ed elettrica di edifici terziari con tecniche data-driven. Per la modellazione si è preso in esame un simulatore di edificio già oggetto di sviluppo nel precedente triennio in scenari di Demand-Response. Nel report “Ottimizzazione multi-obiettivo in scenari Demand-Response di un edificio terziario reale” Ricerca di Sistema Elettrico, Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico – ENEA, Piano Annuale di Realizzazione 2017 era emersa la necessità di sviluppare modelli data-driven di un edificio terziario per l’ottimizzazione energetica. La principale motivazione dell’adozione di modelli data-driven risiede nel fatto che la modellazione di un edificio attraverso simulatori non è semplice e richiede tempo e i modelli data-driven sono computazionalmente più veloci e quindi più semplici da utilizzare in ottica ottimizzazione energetica.

In particolare, le attività svolte in questa attività sono state:

- Modifica del simulatore di edifici terziari per il salvataggio dei dati di ingresso e uscita dei modelli data-driven.
- Modellazione data-driven a partire dai dati di ingresso e uscita del simulatore dell’edificio F40.
- Processamento dei dati reali acquisiti dai sensori installati nell’edificio F40.
- Modellazione data-driven a partire dai dati reali misurati nell’edificio F40.

La Figura 2.2-1 mostra la schermata iniziale del software di simulazione, integrato con tutti i suoi componenti e con tutte le sue funzionalità ampiamente descritte nei report tecnici delle annualità precedenti.

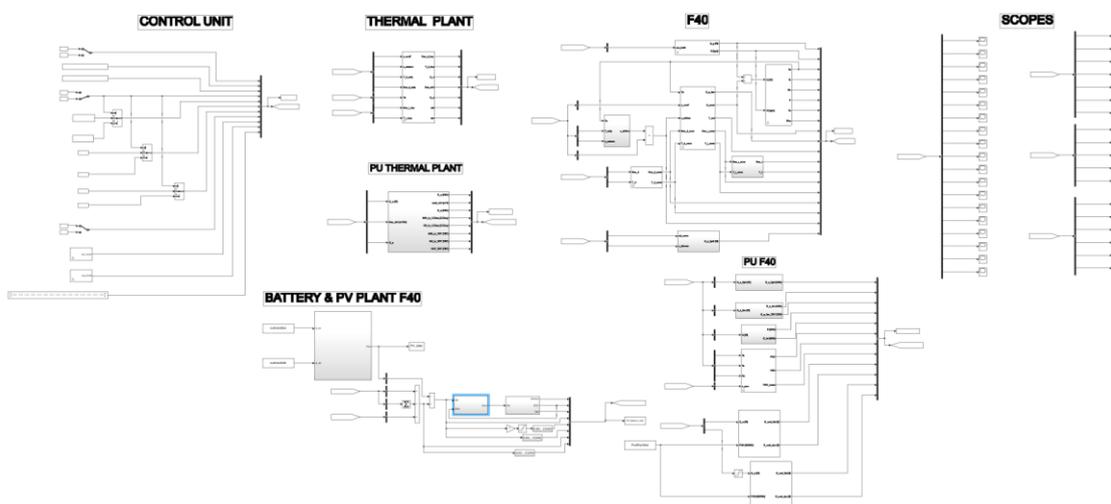


Figura 2.2-1 Schema a blocchi del Simulatore F40

Il simulatore è stato modificato come una black-box in maniera da salvare le variabili di ingresso e uscita come vettori timeseries, campionati ogni 60 minuti.

2.2.1 Modellazione data-driven a partire dai dati di ingresso e uscita del simulatore F40

In questa attività sono stati sviluppati due tipi di modelli:

- il primo con l'obiettivo di essere utilizzato per l'ottimizzazione day-ahead tramite algoritmi evolutivi come Particle Swarm Optimization, Artificial Bee Colony o metodi basati su Reinforcement Learning.
- il secondo modello con l'obiettivo di essere utilizzato per l'ottimizzazione di breve periodo (n-step) attraverso controllori predittivi come il Model Predictive Control.

Nella Tabella 2.2-1 sono riportate le variabili di ingresso e uscita utilizzate per il primo modello.

Tabella 2.2-1 Variabili di ingresso e uscita del modello 1

Variabili input		
1	Irraggiamento diffuso	[W / m ²]
2	Temperatura dell'aria esterna	[°C]
3	Irraggiamento diretto	[W / m ²]
4	Nuvolosità del cielo	[Okta]
5	Umidità dell'aria	[%]
6	Velocità del vento	[km / h]
7	Direzione del vento	[°]
8	Giorni della settimana (1-7)	
9-23	Temperatura dei set-point dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
24	Temperatura media dei set-point dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
25	Temperatura di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico	[°C]
Variabili output modello Ta		
1	Temperatura media dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
Variabili output modello PMV		
1	Predicted Mean Vote	
Variabili output modello Qe		
1	Potenza elettrica del chiller	[W]
Variabili output modello Q		
1	Potenza termica	[W]

Nella Tabella 2.2-2 sono riportate le variabili di ingresso e uscita utilizzate per il secondo modello.

Tabella 2.2-2 Variabili di ingresso e uscita del modello 2

Variabili input		
1	Irraggiamento diffuso	[W / m ²]
2	Temperatura dell'aria esterna	[°C]
3	Irraggiamento diretto	[W / m ²]
4	Nuvolosità del cielo	[Okta]
5	Umidità dell'aria	[%]
6	Velocità del vento	[km / h]
7	Direzione del vento	[°]
8	Giorni della settimana (1-7)	
9-23	Temperatura dei set-point dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
24	Temperatura media dei set-point dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]

25	Temperatura di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico	[°C]
26-40	Temperatura media dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
41	Potenza elettrica del chiller (questa variabile non è considerata come predittore nel caso del modello Qe)	[W]
42	Potenza elettrica totale dell'edificio	[W]
Variabile output Ta (predizione 1hour-ahead)		
1	Temperatura media dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
Variabile output PMV (predizione 1hour-ahead)		
1	Predicted Mean Vote	
Variabile output Qe (predizione 1hour-ahead)		
1	Potenza elettrica del chiller	[W]
Variabile output Q (predizione 1hour-ahead)		
1	Potenza termica	[W]

Le seguenti variabili sono state definite come variabili categoriale ordinali:

- Temperatura di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico [10,11,12,13,14] °C
- Temperatura dei set-point dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato [24,24.5,25,25.5,26,26.5,27,27.5,28] °C

Le seguenti variabili sono state definite come variabili categoriale non ordinali:

- Giorni della settimana (1-7)

Sono state effettuate 15 simulazioni variando la temperatura di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico e variando le temperature dei set-point dell'aria delle 15 stanze dell'edificio simulato. La variazione dei setpoint è avvenuta su base oraria per 5 simulazioni e su base giornaliera per le restanti 10 simulazioni. È stata considerata una variazione dei setpoint di temperatura con distribuzione uniforme negli intervalli [10,11,12,13,14] °C e [24,24.5,25,25.5,26,26.5,27,27.5,28] °C per la mandata dell'acqua e per le stanze.

Il periodo di analisi va dal 10 Giugno al 30 Agosto 2013. Sono state considerate 8 simulazioni per addestrare i modelli e le restanti 7 per validare i modelli.

Come modelli data-driven sono stati considerati modelli di regressione basati su alberi decisionali binari [2, 3]. La scelta è ricaduta su questa tipologia di modelli in quanto sono modelli robusti all'overfitting e computazionalmente veloci sia per quanto riguarda il training che la predizione. Come numero massimo di split è stato considerato 256 in maniera da ottenere un albero grossolano che permetta di simulare 574 giorni di simulazioni in 0.01 secondi che risulta essere un tempo molto minore rispetto alle tempistiche del simulatore F40 che sfrutta modelli definiti da equazioni differenziali.

2.2.2 Risultati con dati del simulatore F40

Di seguito vengono riportati i risultati della validazione. La Tabella 2.2-3 mostra i risultati del modello 1 e la Tabella 2.2-4 mostra i risultati di predizione relativi al modello 2. Le tabelle mostrano i seguenti indici per valutare la bontà dei modelli:

- Best Fit Rate (BFR)
- Root Mean Square Error (RMSE)
- Mean Absolute Error (MAE)
- Adjusted Root Mean Square Error (adjRMSE)
- Adjusted Mean Absolute Error (adjMAE)
- R-squared

Definite y la variabile d'uscita e \hat{y} la variabile d'uscita del modello e $SSE = \sum(y - \hat{y})^2$, $SST = \sum(y - \text{mean}(y))^2$, $SSEN = \|y - \hat{y}\|^2$, $SSTN = \|y - \text{mean}(y)\|^2$, gli indici sono calcolati come descritto di seguito:

- $BFR = 100 * \left(1 - \frac{SSEN}{SSTN}\right)$
- $RMSE = \sqrt{\text{mean}((y - \hat{y})^2)}$
- $MAE = \text{mean}(|y - \hat{y}|)$
- $\text{adjRMSE} = RMSE / (\max(y) - \min(y))$
- $\text{adjMAE} = MAE / (\max(y) - \min(y))$
- $R2 = \left(1 - \frac{SSE}{SST}\right)$

Tabella 2.2-3 Risultati di validazione del modello 1

Modello 1						
	BFR	RMSE	MAE	adjRMSE	adjMAE	R2
Potenza termica (Q)	62.65 %	2199 [W]	1468 [W]	0.099 [W]	0.066 [W]	0.861
Predicted Mean Vote (PMV)	78.86 %	0.100	0.070	0.036	0.025	0.955
Temperatura media dell'edificio (Ta)	79.70 %	0.449 [°C]	0.324 [°C]	0.033 [°C]	0.023 [°C]	0.959
Potenza elettrica del chiller (Qe)	76.46 %	711 [W]	484 [W]	0.054 [W]	0.036 [W]	0.945

Tabella 2.2-4 Risultati di validazione del modello 2

Modello 2 (predizione 1hour-ahead)						
	BFR	RMSE	MAE	AdjRMSE	AdjMAE	R2
Potenza termica (Q)	82.25 %	1045 [W]	706 [W]	0.047 [W]	0.032 [W]	0.968
Predicted Mean Vote (PMV)	89.48 %	0.050	0.039	0.018	0.014	0.989
Temperatura media dell'edificio (Ta)	90.36 %	0.213 [°C]	0.167 [°C]	0.015 [°C]	0.012 [°C]	0.991
Potenza elettrica del chiller (Qe)	78.84 %	640 [W]	397 [W]	0.048 [W]	0.030 [W]	0.955

I risultati mostrano come il modello 1 restituisca risultati peggiori rispetto al modello 2, questo è dovuto dal fatto che il modello 1 presenta meno predittori in ingresso rispetto al modello 2 in quanto questo modello è utilizzato con l'obiettivo della scelta ottima day-ahead dei setpoint di temperatura delle stanze e della mandata del chiller al fine di minimizzare un certo funzionale di costo. Perciò nel contesto del modello 1 è difficile conoscere in maniera affidabile il profilo elettrico del chiller, dell'edificio e le temperature interne dell'edificio del giorno successivo. Mentre il modello 2 presenta più predittori in quanto è possibile misurare real-time con passo orario i profili elettrici del chiller, dell'edificio e le temperature interne dell'edificio e con queste informazioni aggiuntive predire la temperatura media dell'edificio nell'ora successiva.

Di seguito sono mostrati alcuni grafici relativi ai risultati ottenuti con i dati di validazione.

La Figura 2.2-2 mostra la temperatura media dell'edificio nel periodo 15/07 – 28/07 utilizzando il modello 1 mentre la Figura 2.2-3 mostra lo scatter plot della stessa variabile con tutti i dati di validazione generati dalle simulazioni.

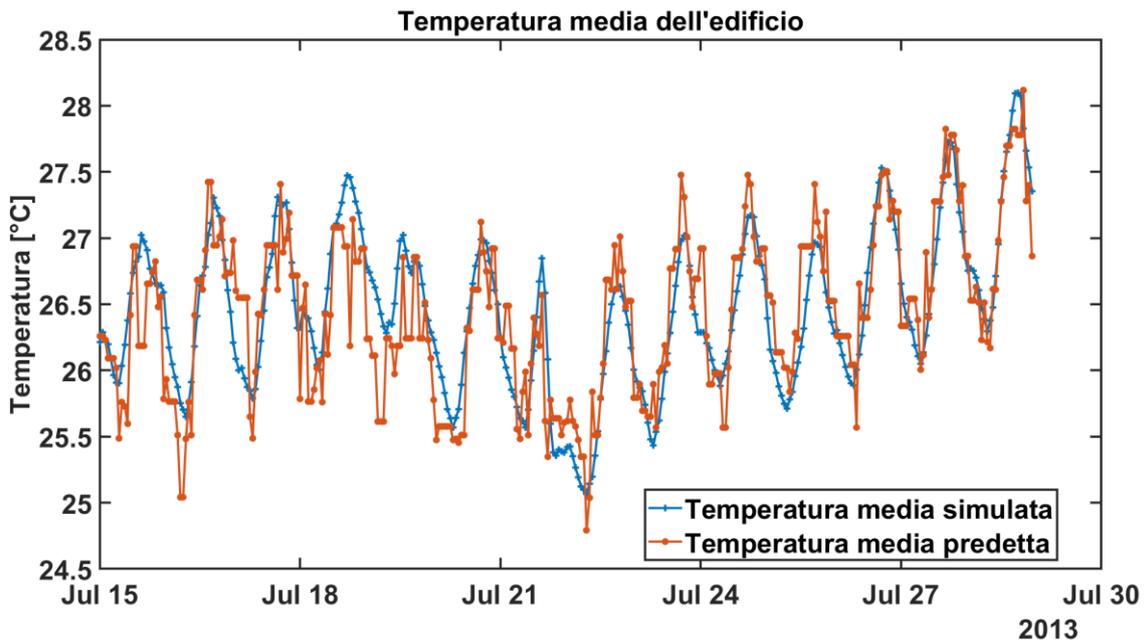


Figura 2.2-2 Modello 1: temperatura media dell'edificio nel periodo 15/07 - 28/07

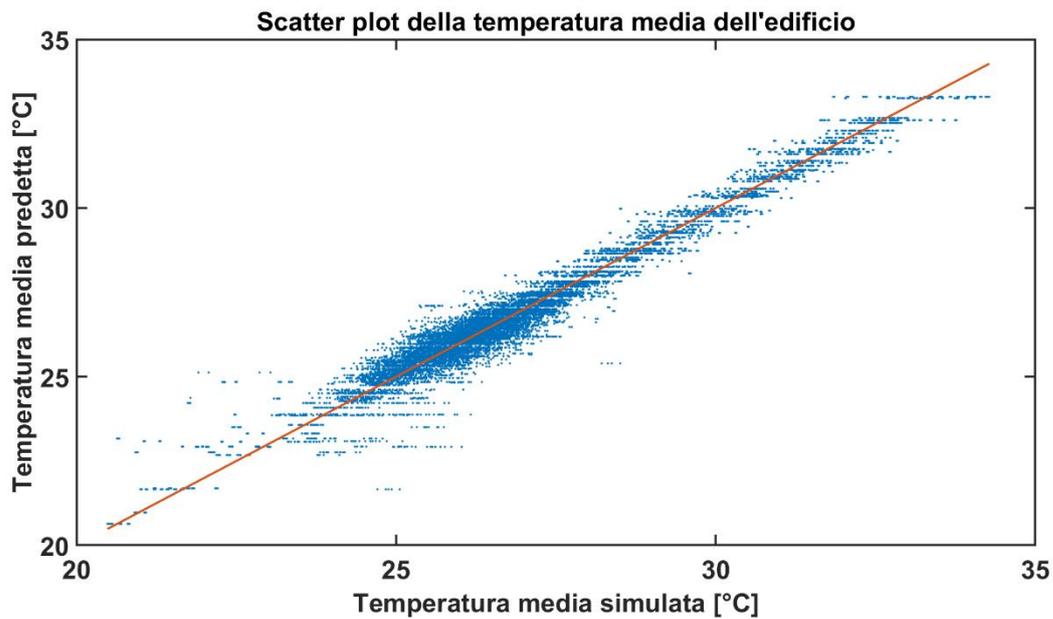


Figura 2.2-3 Modello 1: scatter plot della temperatura media dell'edificio per tutte le simulazioni

La Figura 2.2-4 mostra la potenza elettrica del chiller nel periodo 15/07 – 28/07 utilizzando il modello 1 mentre la Figura 2.2-5 mostra lo scatter plot della stessa variabile con tutti i dati di validazione generati dalle simulazioni. Dai grafici si evince come il modello 1 riesca a modellare l'andamento della temperatura media dell'edificio e la potenza elettrica chiller con risultati simili, questo è dovuto dal fatto che le due variabili sono molto correlate.

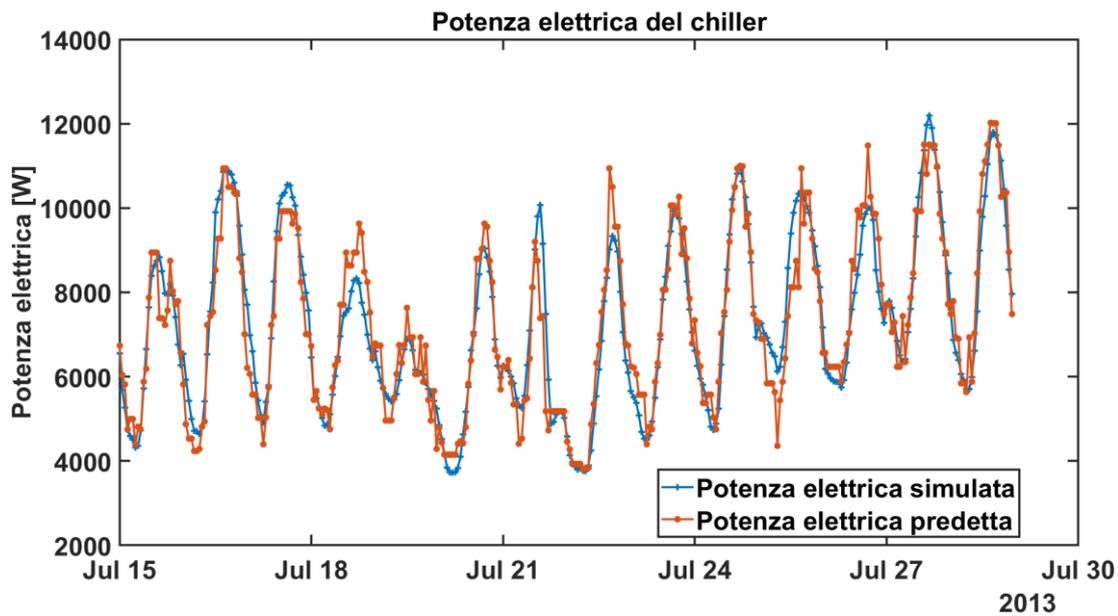


Figura 2.2-4 Modello 1: potenza elettrica del chiller nel periodo 15/07 - 28/07

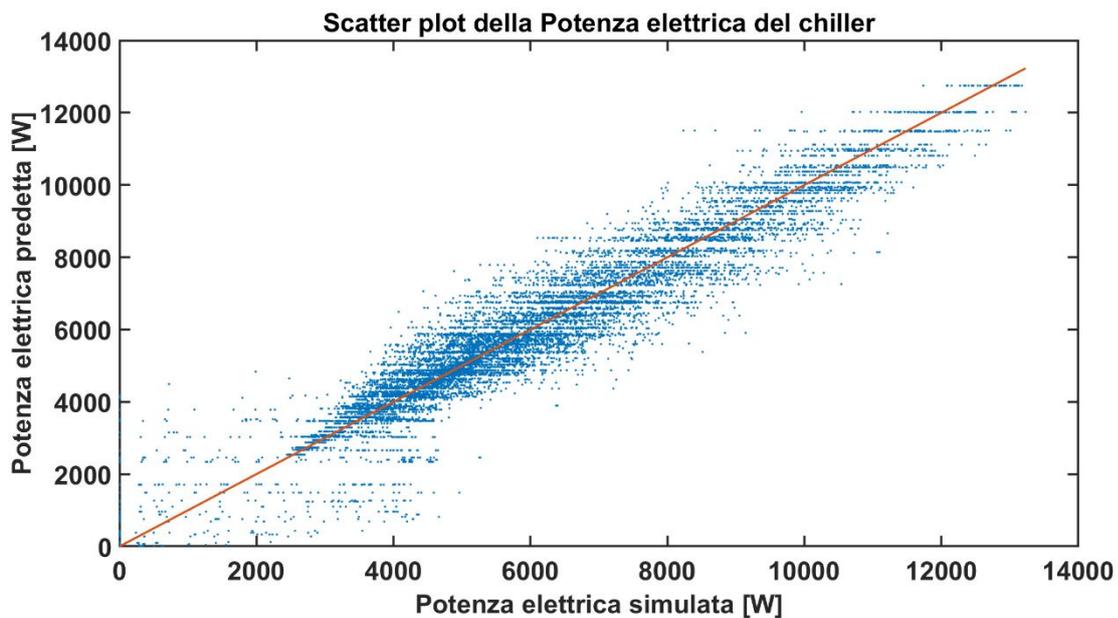


Figura 2.2-5 Modello 1: scatter plot della potenza elettrica del chiller per tutte le simulazioni

La Figura 2.2-6 mostra la temperatura media dell'edificio nel periodo 15/07 – 28/07 utilizzando il modello 2 mentre la Figura 2.2-7 mostra lo scatter plot della stessa variabile con tutti i dati di validazione generati dalle simulazioni.

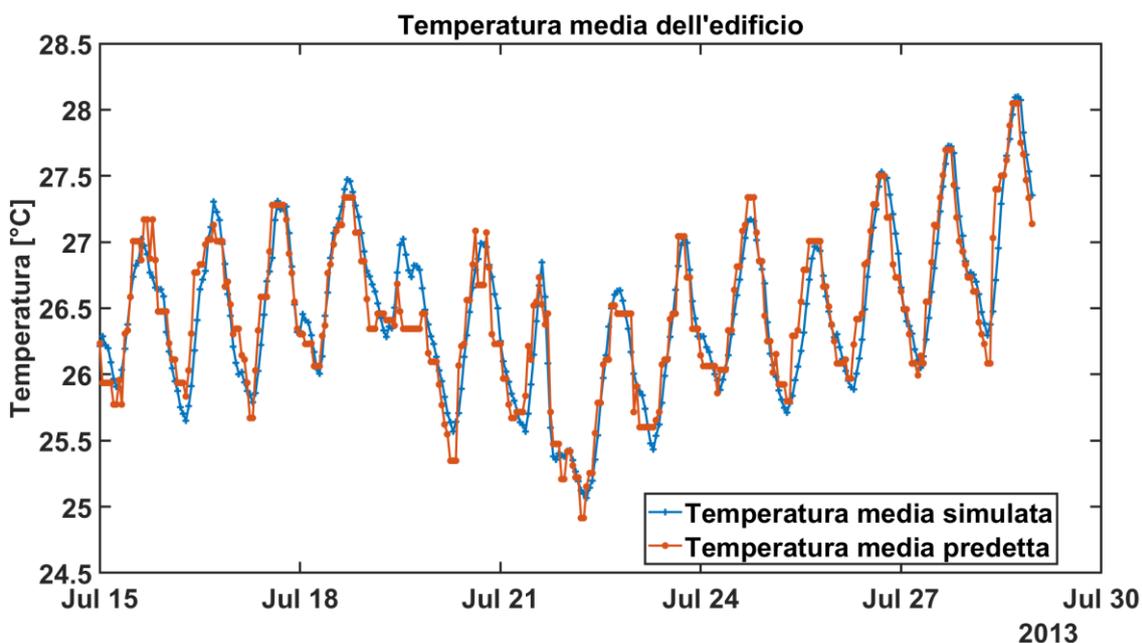


Figura 2.2-6 Modello 2: temperatura media dell'edificio nel periodo 15/07 - 28/07

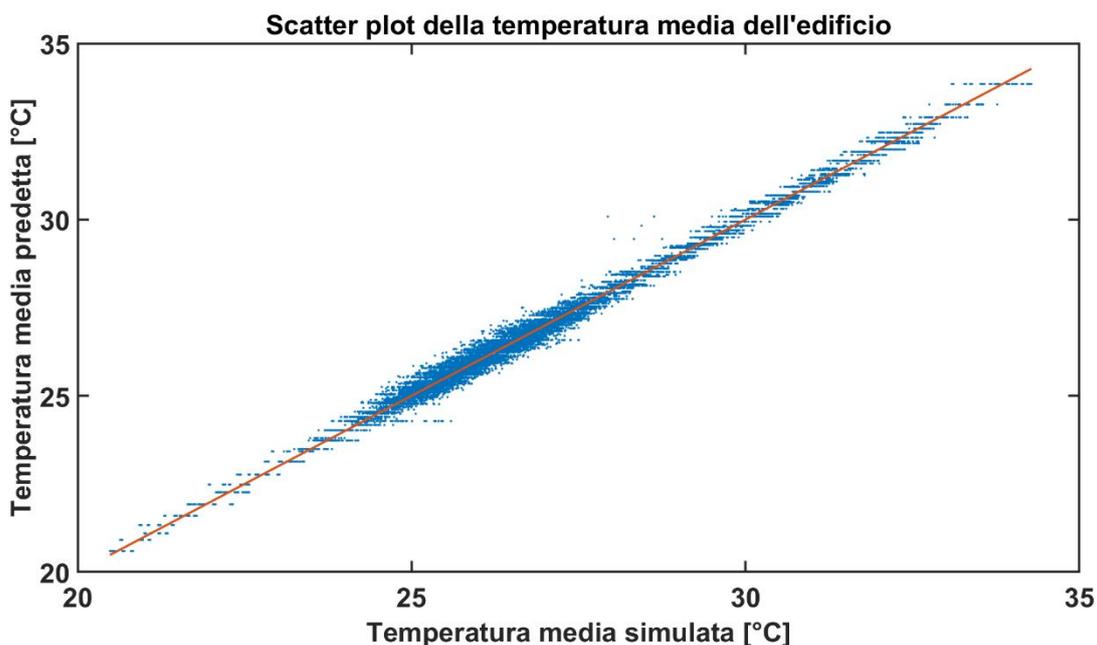


Figura 2.2-7 Modello 2: scatter plot della temperatura media dell'edificio per tutte le simulazioni

La Figura 2.2-8 mostra la potenza elettrica del chiller nel periodo 15/07 – 28/07 utilizzando il modello 2 mentre la Figura 2.2-9 mostra lo scatter plot della stessa variabile con tutti i dati di validazione generati dalle simulazioni. Da queste figure si evince come il modello 2 sia più affidabile nel modellare e predire la temperatura media dell'edificio e la potenza elettrica del chiller.

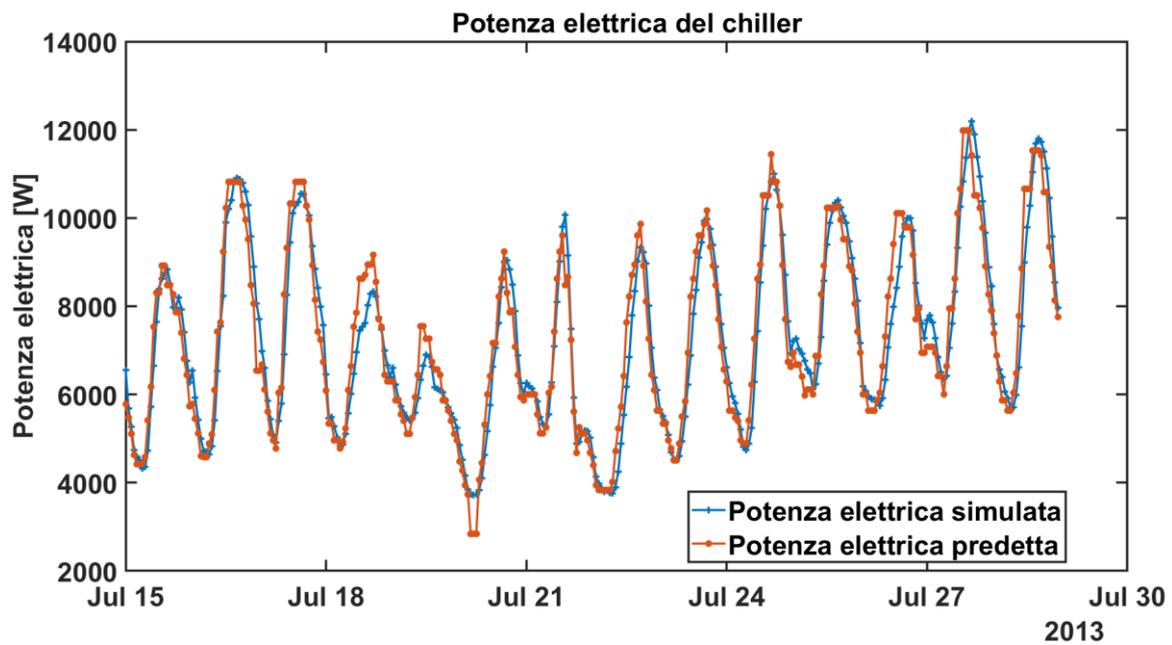


Figura 2.2-8 Modello 2: potenza elettrica del chiller nel periodo 15/07 - 28/07

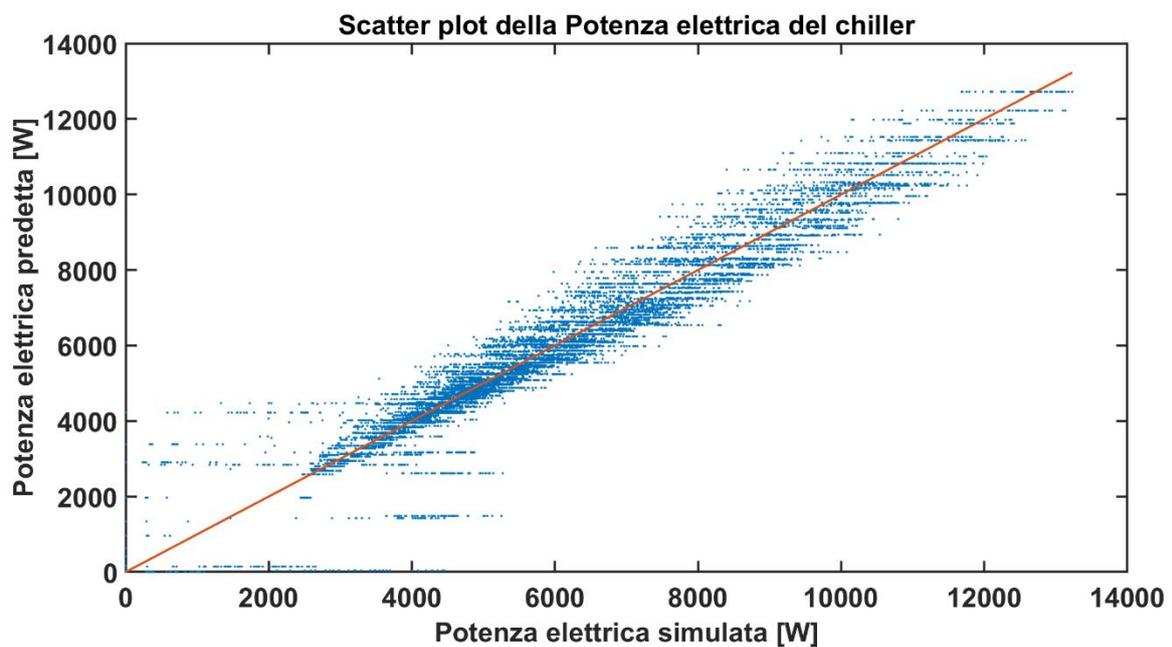


Figura 2.2-9 Modello 2: scatter plot della potenza elettrica del chiller per tutte le simulazioni

Infine, la Figura 2.2-10 mostra la predizione ad un passo del predicted mean vote nel periodo 15/07 – 28/07 utilizzando il modello 2.

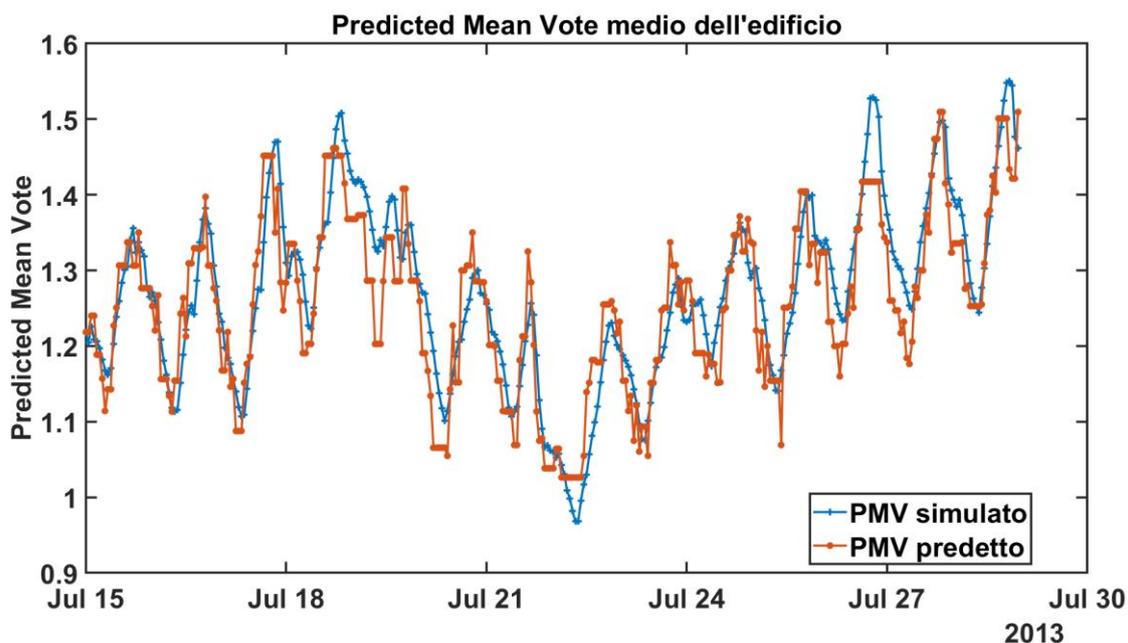


Figura 2.2-10 Modello 2: predicted mean vote (PMV) nel periodo 15/07 - 28/07

2.2.3 Risultati con dati reali dell'edificio F40

In questa sezione sono state adottate le metodologie precedentemente descritte nei paragrafi precedenti per modellare il comportamento reale, elettrico e termico, dell'edificio nel periodo 01/06/2019 al 31/08/2019.

Per poter costruire i modelli precedentemente descritti sono stati raccolti i dati puntuali misurati da sensori smart presenti dell'edificio F40. I dati puntuali sono stati processati per arrivare alla definizione di una matrice dati utile al fine della modellazione. I passi effettuati in questa fase sono stati:

- Importazione dei dati da csv.
- Filtraggio mediano dei dati per rimuovere eventuali outliers presenti nelle serie temporali.
- Interpolazione lineare dei dati per la definizione dei dati mancanti.
- Aggregazione dei dati su base oraria.
- Sincronizzazione delle serie temporali.

Come modelli data-driven sono stati considerati modelli di regressione basati su random forest [4]. La scelta è ricaduta su questa tipologia di modelli in quanto sono modelli robusti all'overfitting e computazionalmente veloci sia per quanto riguarda il training che la predizione. Come numero massimo di split è stato considerato 512 e 30 "weak learners".

La Figura 2.2-11 mostra i dati raw della stanza 004 nel periodo di monitoraggio che va dal primo Giugno al 31 Agosto del 2019. La figura mostra come i dati presentano molti outliers che inficerebbero la modellazione del comportamento elettrico e termico dell'edificio.

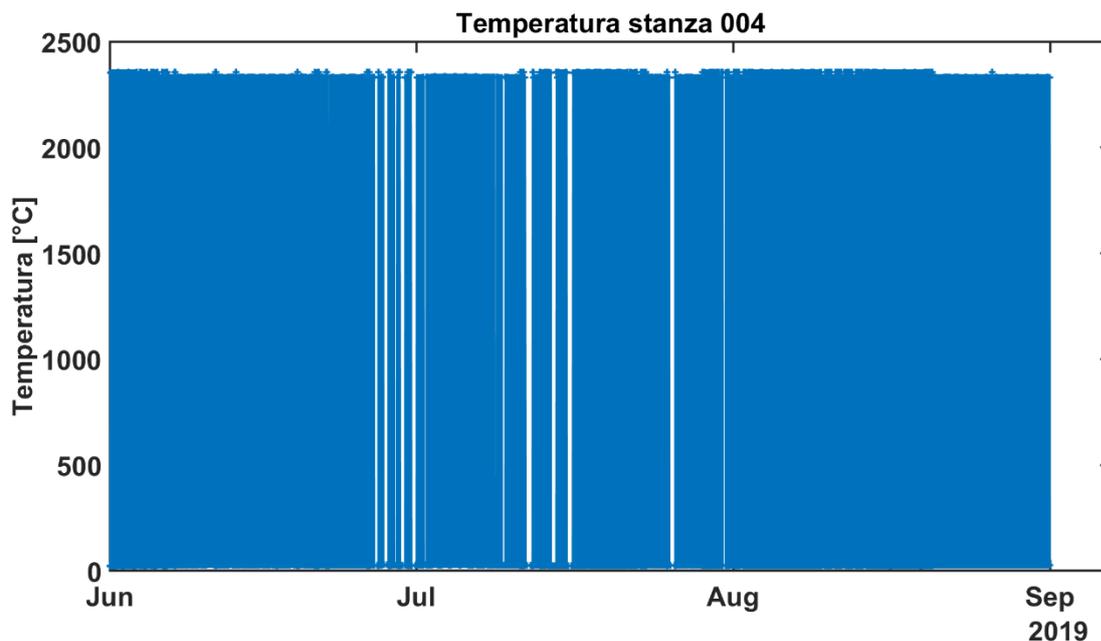


Figura 2.2-11 Dati raw di temperatura della stanza 004 nel periodo 01/06/2019 - 31/08/2019

La Figura 2.2-12 mostra il risultato del preprocessamento, filtraggio, interpolazione e infine aggregazione su base oraria dei dati puntuali relativi alla stanza 004.

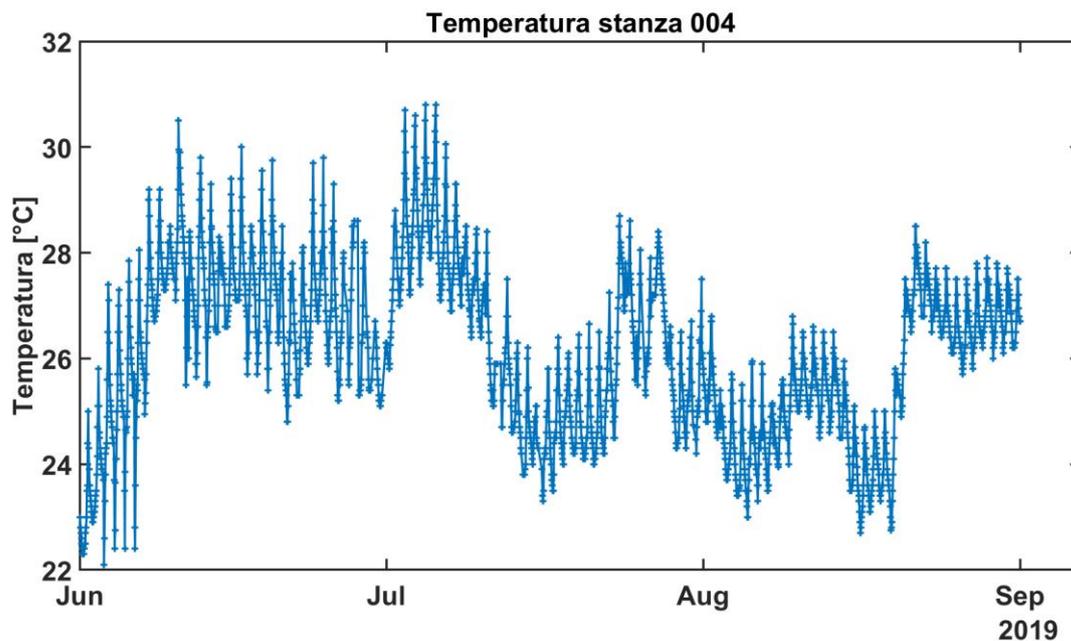


Figura 2.2-12 Dati filtrati e preprocessati della temperatura della stanza 004 nel periodo 01/06/2019 - 31/08/2019

Sono stati raccolti i dati di 33 stanze, i dati del generale elettrico, i dati di consumo elettrico del chiller, la mandata del chiller ed infine i dati meteo. La Tabella 2.2-5 mostra la lista delle stanze dell'edificio e la Figura 2.2-13 mostra la temperatura media dell'edificio F40 nel periodo 01/06 - 31/08 che mostra una variabilità molto elevata da 23 fino a 29 °C.

Tabella 2.2-5 Stanze dell'edificio F40

#	Piano	Nome stanza
1	Piano 0	003
2	Piano 0	004
3	Piano 0	006
4	Piano 0	007
5	Piano 0	008
6	Piano 1	100
7	Piano 1	101
8	Piano 1	102
9	Piano 1	103
10	Piano 1	104
11	Piano 1	105
12	Piano 1	106
13	Piano 1	107
14	Piano 1	108
15	Piano 1	109
16	Piano 1	110
17	Piano 1	111
18	Piano 1	112
19	Piano 1	113
20	Piano 1	114
21	Piano 2	200
22	Piano 2	201
23	Piano 2	202
24	Piano 2	203
25	Piano 2	204
26	Piano 2	205
27	Piano 2	206
28	Piano 2	207
29	Piano 2	208
30	Piano 2	209
31	Piano 2	210
32	Piano 2	215
33	Piano 2	216

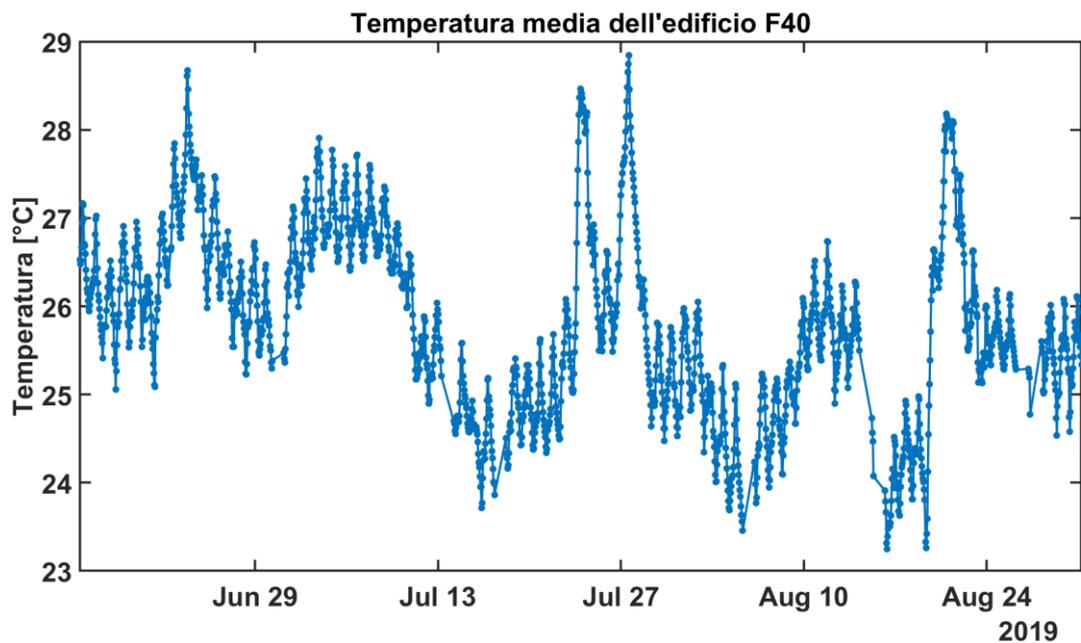


Figura 2.2-13 Temperatura media dell'edificio F40 nel periodo 01/06 - 31/08

Nella Tabella 2.2-6 sono riportate le variabili di ingresso e uscita utilizzate per il modello 1 addestrato con i dati reali dell'edificio F40.

Tabella 2.2-6 Variabili di ingresso e uscita del modello 1 addestrato con i dati reali

Variabili input		
1	Irraggiamento	[W / m ²]
2	Temperatura dell'aria esterna	[°C]
3	Heat index	[°C]
4	Umidità dell'aria	[%]
5	Velocità del vento	[km / h]
6	Giorni della settimana (1-7)	
7-39	Temperatura dei set-point dell'aria delle 33 stanze dell'edificio F40	[°C]
40	Temperatura media dei set-point dell'aria delle 33 stanze dell'edificio simulato	[°C]
Variabile output Ta		
1	Temperatura media dell'aria delle 33 stanze dell'edificio simulato	[°C]
Variabile output Qe		
1	Potenza elettrica del chiller	[kW]

L'RMSE ottenuto con il modello 1 e un kfold uguale a 5 è di 0.67 °C per la modellazione della temperatura media dell'edificio F40. La Figura 2.2-14 mostra l'output del modello 1 in termini di temperatura media dell'edificio mentre la Figura 2.2-15 mostra la temperatura in caso la temperatura esterna fosse di 21 °C nel periodo 24/06 – 06/07, da ciò si evince che il modello segue molto l'andamento della temperatura esterna e poco il valore dei set-points di temperatura delle stanze. Questo può essere verificato anche dal valore medio di temperatura dei set-points delle stanze mostrato nella Figura 2.2-16 che risulta essere poco attendibile come predittore dei modelli proposti.

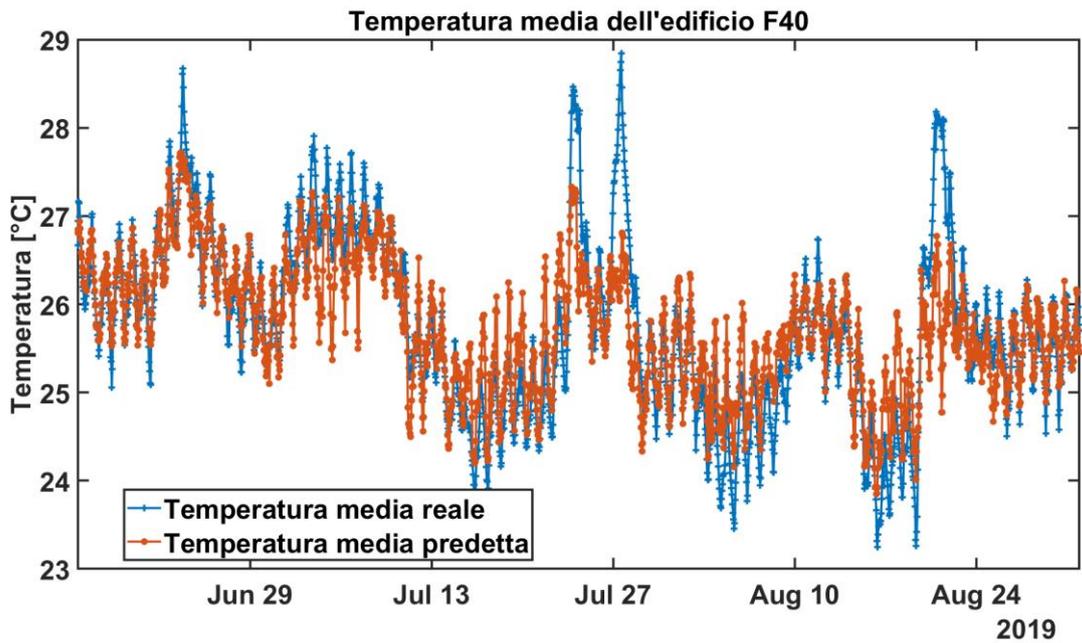


Figura 2.2-14 Temperatura media predetta dal modello 1 con i dati reali dell'edificio F40

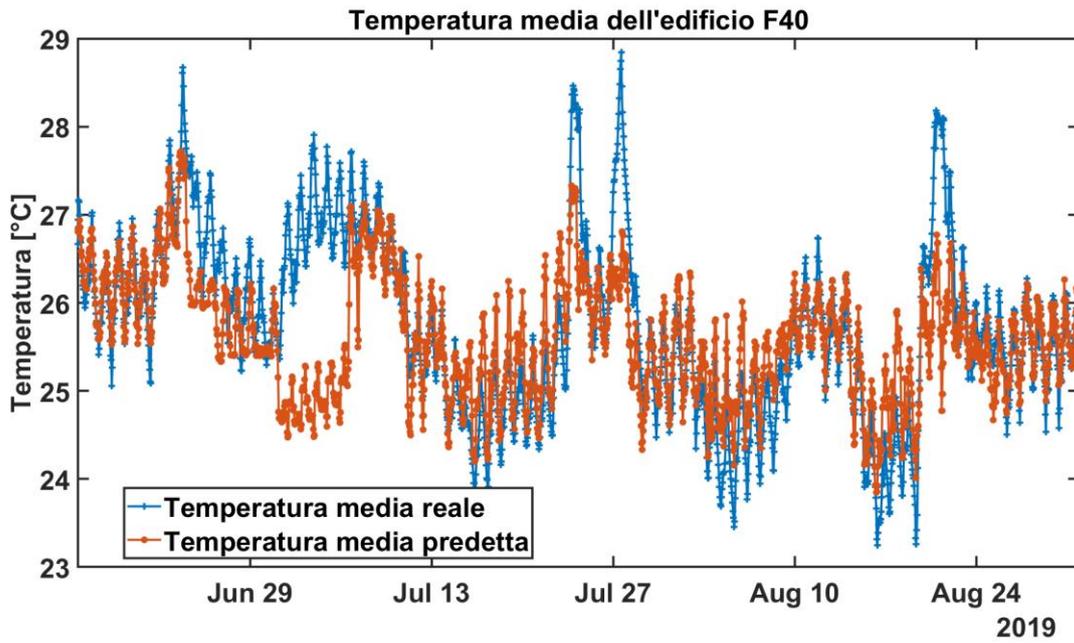


Figura 2.2-15 Temperatura media predetta dal modello 1 con temperatura esterna di 21 °C nel periodo 24/06 - 06/07

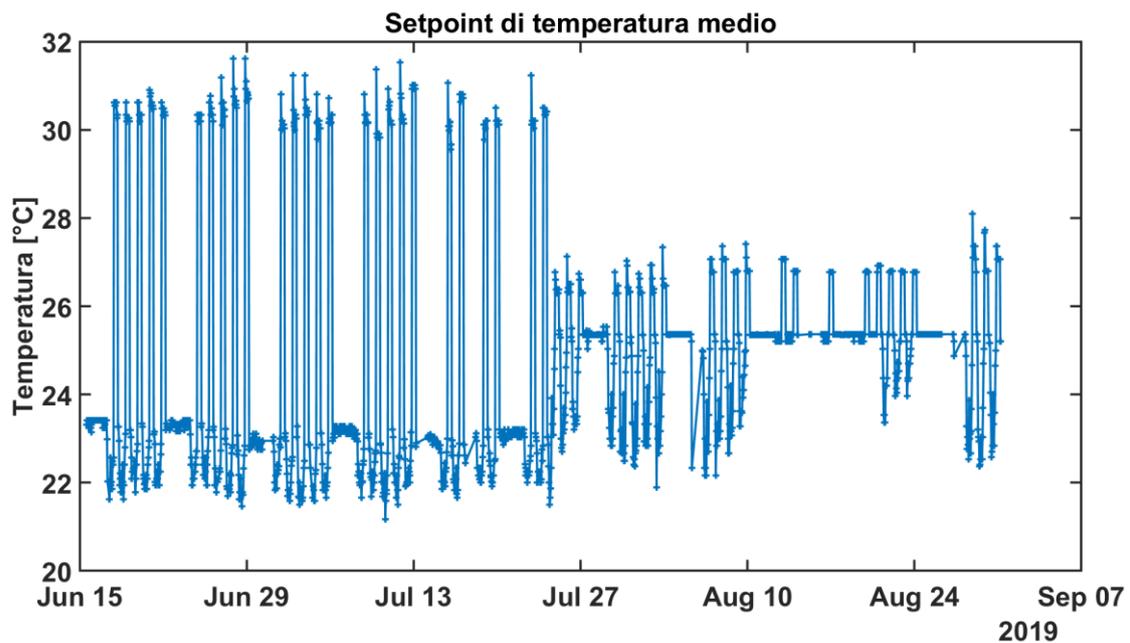


Figura 2.2-16 Setpoint medio di temperatura dell'edificio F40

L'RMSE ottenuto con il modello 1 e un kfold uguale a 5 è di 8.58 kW per la modellazione della potenza elettrica del chiller.

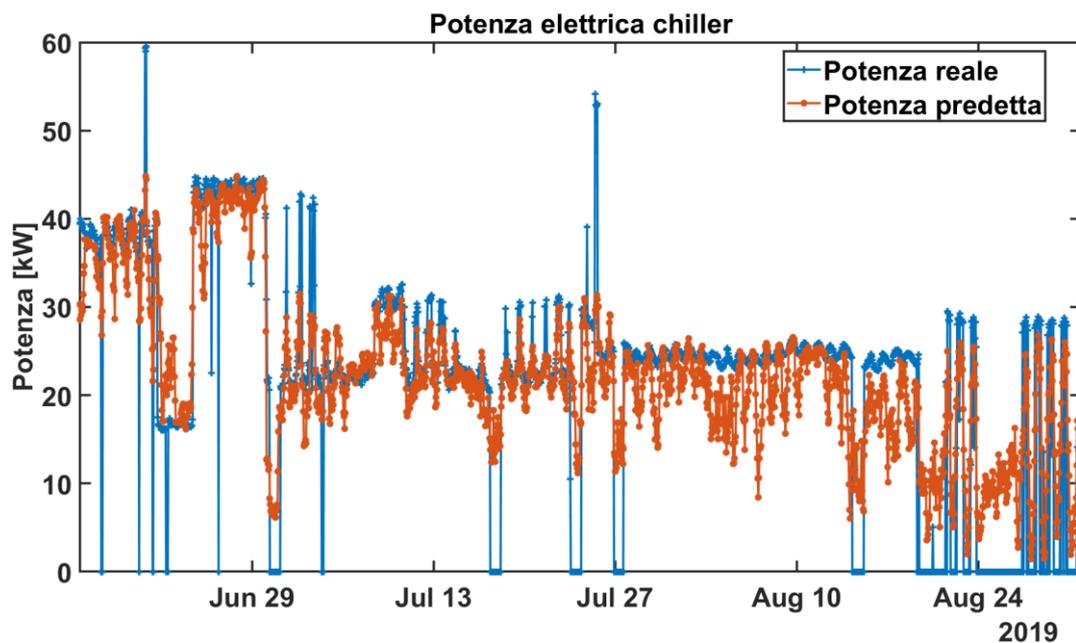


Figura 2.2-17 Potenza elettrica del chiller predetta dal modello 1 con i dati reali dell'edificio F40

La Figura 2.2-17 mostra l'output del modello 1 in termini di potenza elettrica del chiller mentre la Figura 2.2-18 mostra la potenza elettrica del chiller nel caso la temperatura esterna fosse di 38°C nel periodo 21/08 – 29/08, da ciò si può affermare anche in questo test che il modello 1 segue molto l'andamento della temperatura esterna e poco il valore dei set-points di temperatura delle stanze.

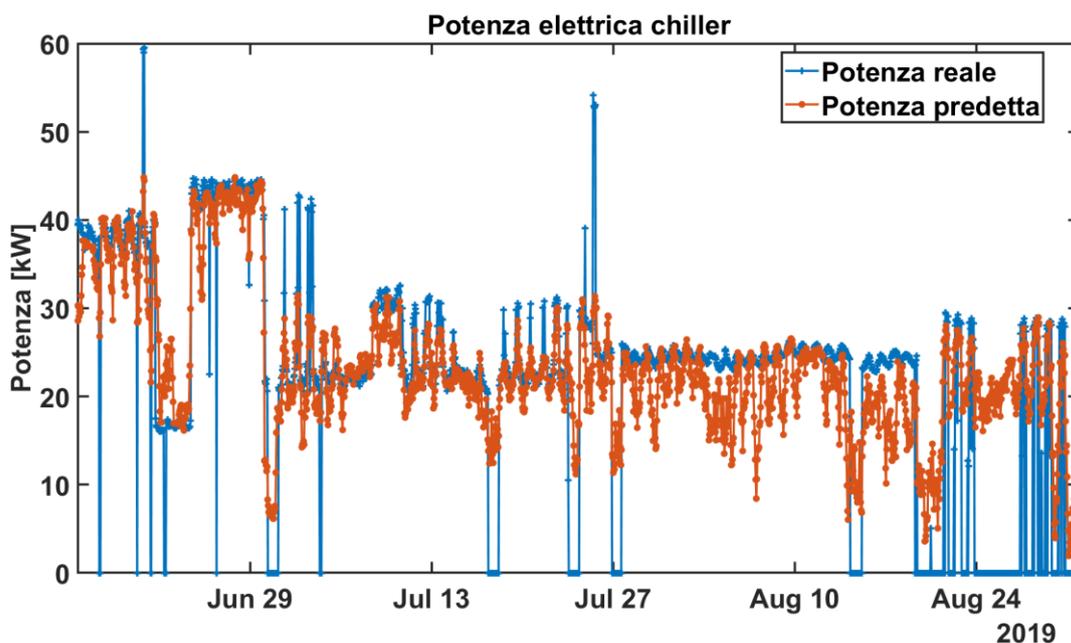


Figura 2.2-18 Potenza elettrica del chiller predetta dal modello 1 con temperatura esterna di 38 °C nel periodo 21/08 – 29/08

Nella Tabella 2.2-7 sono riportate le variabili di ingresso e uscita utilizzate per il modello 2 addestrato con i dati reali dell’edificio F40.

Tabella 2.2-7 Variabili di ingresso e uscita del modello 2 addestrato con i dati reali

Variabili input		
1	Irraggiamento	[W / m ²]
2	Temperatura dell’aria esterna	[°C]
3	Heat index	[°C]
4	Umidità dell’aria	[%]
5	Velocità del vento	[km / h]
6	Giorni della settimana (1-7)	
7-39	Temperatura dei set-point dell’aria delle 33 stanze dell’edificio F40	[°C]
40	Temperatura media dei set-point dell’aria delle 33 stanze dell’edificio simulato	[°C]
41	Potenza elettrica del chiller	[kW]
42	Potenza elettrica del generale	[kW]
Variabile output Ta		
1	Temperatura media dell’aria delle 33 stanze dell’edificio simulato	[°C]
Variabile output Qe		
1	Potenza elettrica del chiller	[kW]

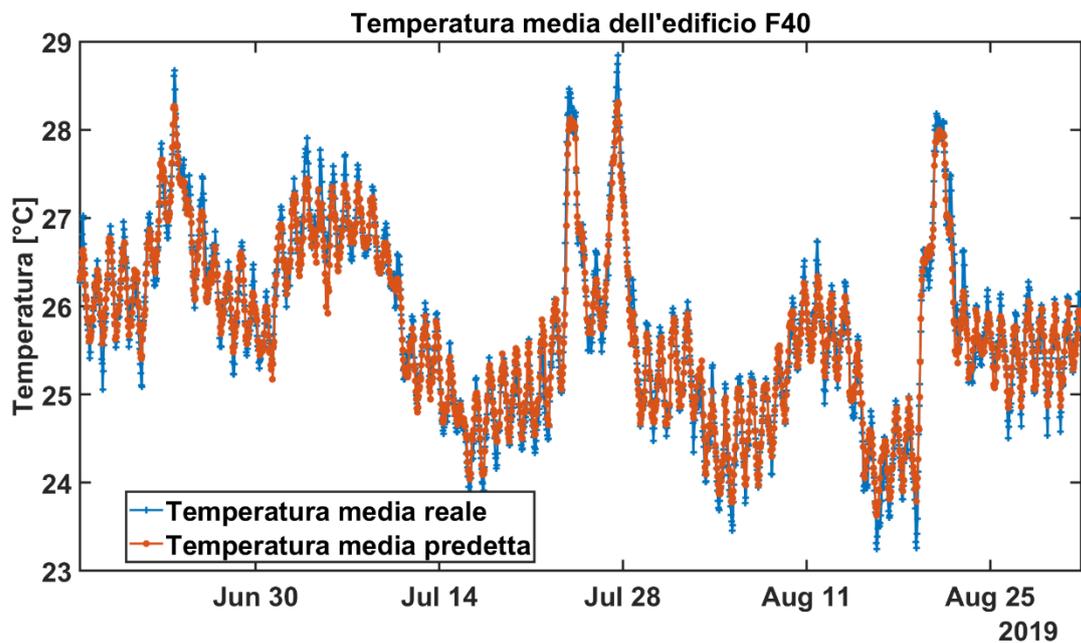


Figura 2.2-19 Temperatura media predetta dal modello 2 con i dati reali dell'edificio F40

L'RMSE ottenuto con il modello 2 e un kfold uguale a 5 è di 0.28 °C per la predizione oraria della temperatura media dell'edificio F40. La Figura 2.2-19 mostra l'output del modello 2 in termini di temperatura media dell'edificio mentre la Figura 2.2-20 mostra la temperatura media predetta dal modello 2 con potenza elettrica del chiller di 40 kW nel periodo 24/06 – 06/07.

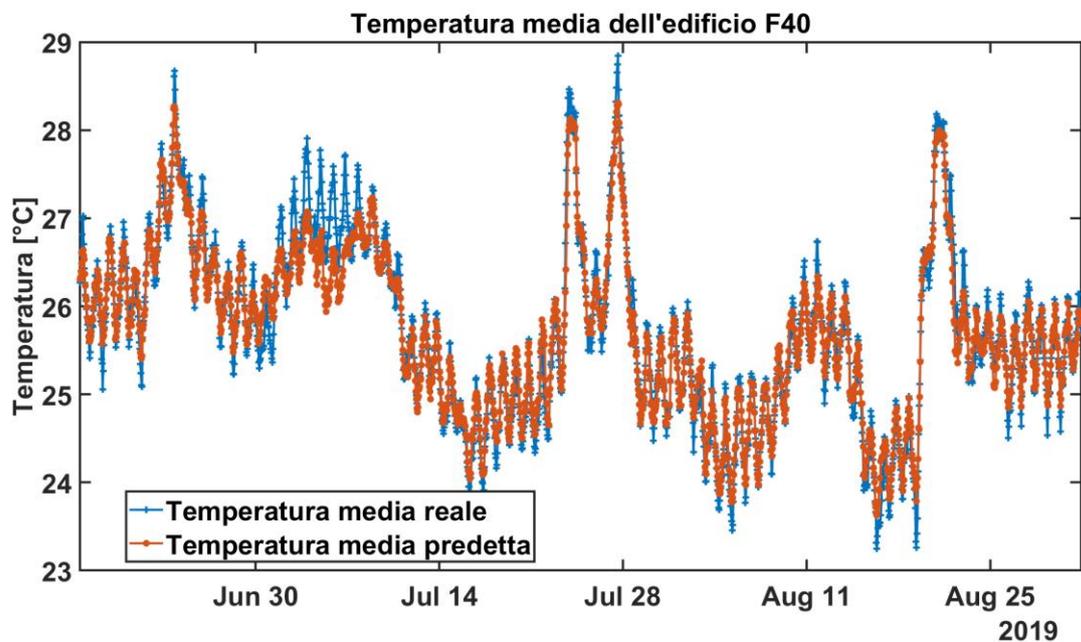


Figura 2.2-20 Temperatura media predetta dal modello 2 con potenza elettrica del chiller di 40 kW nel periodo 24/06 – 06/07

Infine, L'RMSE ottenuto con il modello 2 e un kfold uguale a 5 è di 5.96 kW per la modellazione della potenza elettrica del chiller e la Figura 2.2-21 mostra l'output del modello 2 in termini di potenza elettrica del chiller.

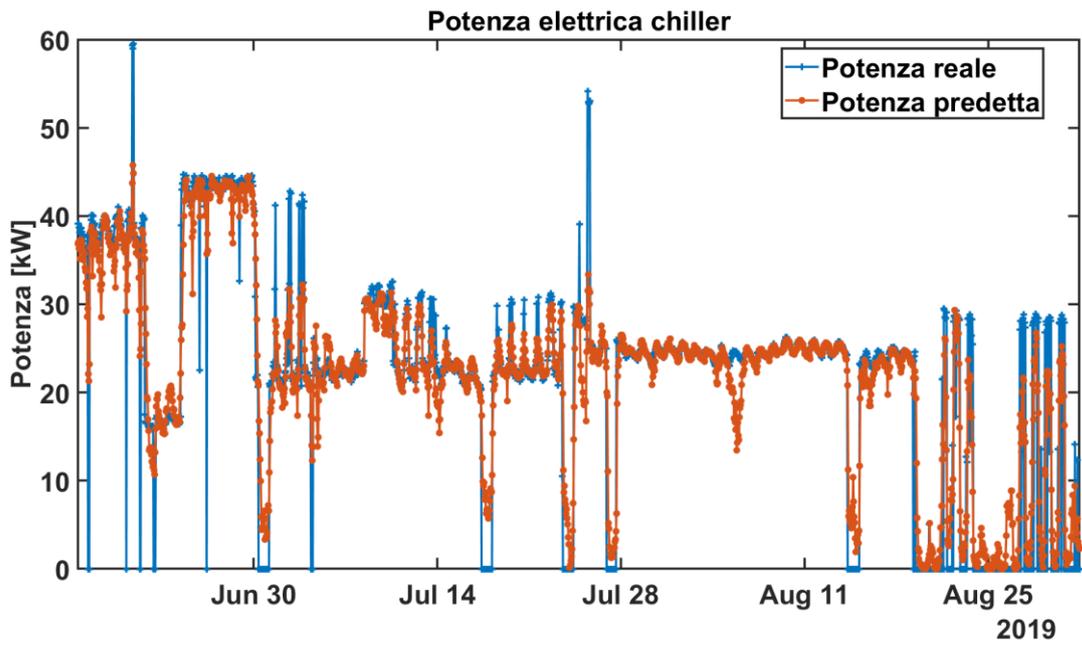


Figura 2.2-21 Potenza elettrica del chiller predetta dal modello 2 con i dati reali dell'edificio F40

2.3 Algoritmi per la determinazione della baseline dei consumi elettrici e clusterizzazione degli utenti residenziali con risultati di validazione su dati reali

In questa attività ci si è posti l'obiettivo di presentare una metodologia per determinare la baseline dei consumi elettrici e la clusterizzazione degli utenti residenziali attraverso l'utilizzo di dati reali.

I dati considerati sono stati raccolti da 10 utenze monitorate per il periodo che va dal 25 Maggio 2021 al 27 Ottobre 2021.

Sono stati raccolti i dati attraverso l'utilizzo di energy box, energy meters e smart plugs installati da Enea nelle dieci abitazioni. La Tabella 2.3-1 contiene le informazioni delle abitazioni monitorate e la relativa strumentazione installata. Maggiori dettagli relativi alle utenze monitorate e alla campagna di acquisizione sono contenuti nel report RDS/PTR (2021)/003.

Tabella 2.3-1 Informazioni delle abitazioni monitorate e della strumentazione installata

Nome EB	Località	EnergyBox	Energy Meter	Plug Aeotec	Avvio sperimentazione
1	Viterbo	1	1	8	20-mag
2	San Martino al Cimino	1	1	6	03-set
3	Centocelle	1	2	4	03-giu
4	Tor Di Valle	1	1	4	08-giu
5	Villaggio Olimpico	1	3	4	10-giu
6	Centocelle	1	1	5	13-lug
9	Villaggio Olimpico	1	3	4	23-giu
10	Tor Di Valle	1	1	3	11-giu
11	Tor Di Valle	1	1	4	09-giu
12	Centocelle	1	1	3	09-giu
		10	15	45	

I dati elettrici sono stati raccolti con un campionamento di circa 10 secondi e poi aggregati su base oraria. I dati sono stati preprocessati per rimuovere eventuali outliers.

Per analizzare il comportamento degli utenti residenziali, i dati sono stati clusterizzati attraverso la tecnica fuzzy C-means (FCM) [5]. Utilizzando l'FCM è possibile sfruttare il concetto di "appartenenza", ovvero un singolo profilo può appartenere parzialmente a due o più clusters.

Poiché un profilo può essere posto a metà tra due cluster, diventa possibile modellare la "sfocatura" delle abitudini umane, ridurre il numero di cluster e trascurare i dati con estrema variabilità, modellare i profili di consumo a livello individuale in maniera più "smooth" e considerare la variazione dei profili nel tempo (dovuta alla stagionalità e/o cambiamenti di abitudini). FCM si basa sulla minimizzazione della seguente funzione obiettivo:

$$J_p = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \mu_{ij}^p \|x_i - c_j\|^2$$

dove N è il numero di punti dati, C è il numero di cluster, x_i è l' i -esimo d -dimensionale dato, c_j è il centro d -dimensionale del j -esimo cluster, p è l'indice di fuzziness per controllare il grado di sovrapposizione fuzzy, dove $1 < p < \infty$ e μ_{ij} è il grado di "appartenenza" di x_i al cluster j -esimo. FCM è stato considerato per estrarre i cluster relativi al profilo di consumo giornaliero che maggiormente rappresentano la baseline dei

consumi elettrici. Il numero ottimale di cluster è due ed è stato impostato considerando $p = 1.4$ e utilizzando il noto indice di validità del clustering fuzzy Xie–Beni.

La Figura 2.3-1 mostra i risultati del FCM clustering ottenuti con tutti i dati a disposizione. Vale la pena notare che il cluster 1 evidenzia come il maggior consumo di energia si concentri dalle 12:00 fino le 21:00. I cluster 1 e 2 evidenziano come da mezzanotte alle 08:00 il consumo di energia sia basso, mentre l'energia viene utilizzata principalmente dalle 09:00 alle 23:00. Questi cluster rappresentano la baseline dei consumi elettrici per questo particolare dataset.

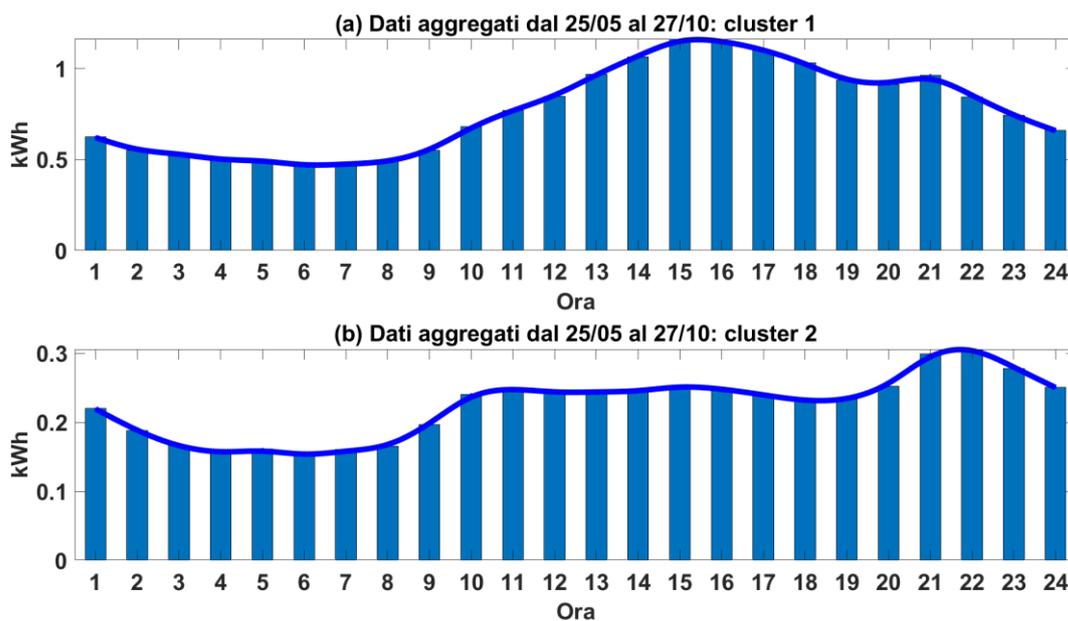


Figura 2.3-1 FCM clustering del consumo di energia durante tutto il periodo di analisi: (a) cluster 1 e (b) cluster 2

La Figura 2.3-2 e la Figura 2.3-3 mostrano i risultati del FCM clustering ottenuti rispettivamente per i giorni feriali e festivi. In particolare, le Figura 2.3-2 (a) e (b) mostrano la distribuzione energetica giornaliera dei giorni feriali rispettivamente per il cluster 1 e il cluster 2. Vale la pena notare che il cluster 1 evidenzia come il maggior consumo di energia si concentri dalle 12:00 fino alle 21:00. I cluster 1 e 2 evidenziano come da mezzanotte alle 07:00 il consumo di energia sia basso, mentre l'energia viene utilizzata principalmente dalle 08:00 alle 23:00. Le Figura 2.3-3 (a) e (b) mostrano la distribuzione energetica giornaliera dei giorni festivi rispettivamente per il cluster 1 e il cluster 2. Si può notare come non ci sia una distinzione marcata tra i giorni festivi e quelli feriali.

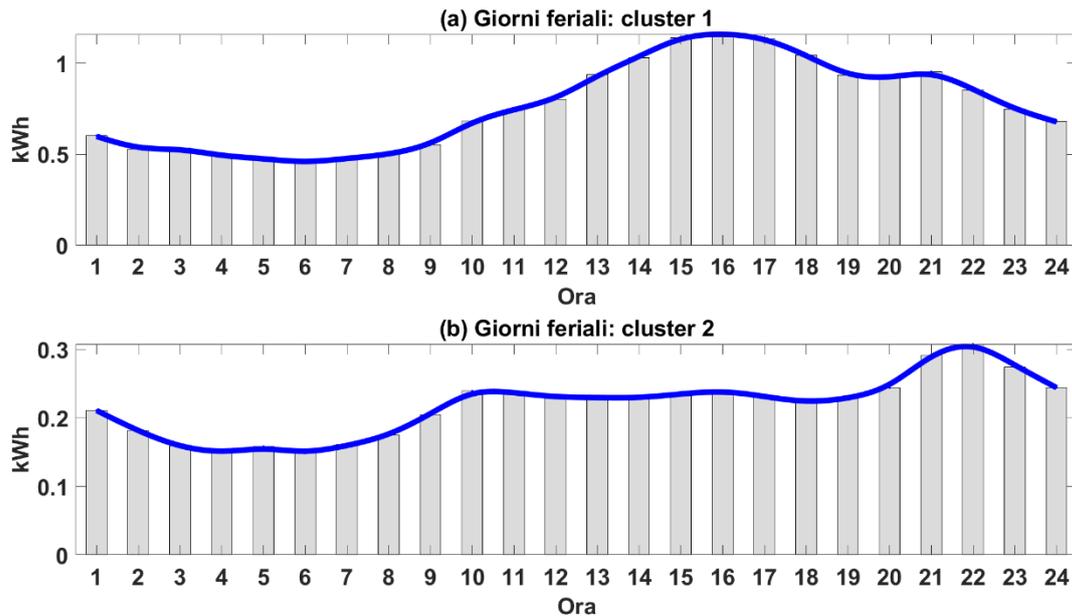


Figura 2.3-2 FCM clustering del consumo di energia durante i giorni feriali: (a) cluster 1 e (b) cluster 2

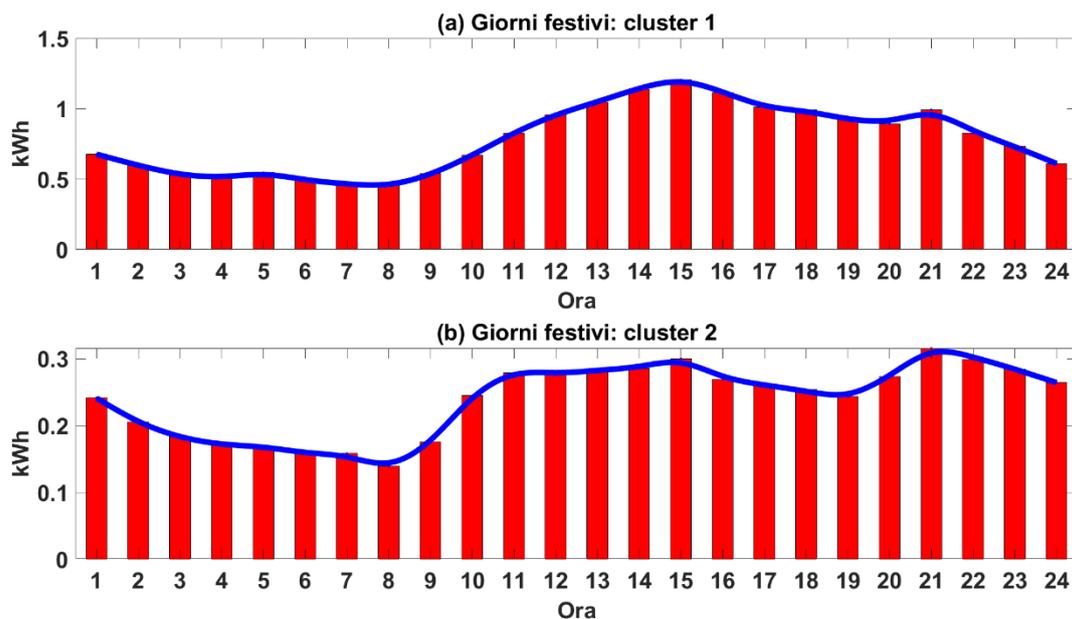


Figura 2.3-3 FCM clustering del consumo di energia durante i giorni festivi: (a) cluster 1 e (b) cluster 2

La Figura 2.3-4 e la Figura 2.3-5 mostrano i risultati del FCM clustering ottenuti rispettivamente per il periodo estivo (25/05 – 31/08) e il periodo autunnale (01/09 – 27/10). Vale la pena notare che il consumo nella fascia 20:00 - 21:00 è maggiormente visibile nel periodo autunnale.

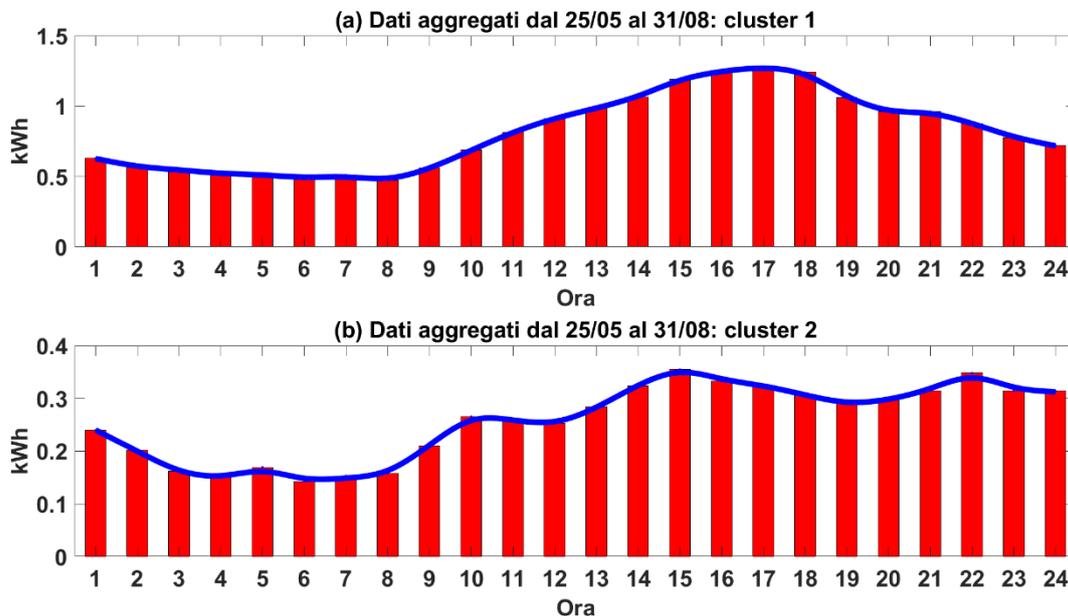


Figura 2.3-4 FCM clustering del consumo di energia durante il periodo 25/05 – 31/08: (a) cluster 1 e (b) cluster 2

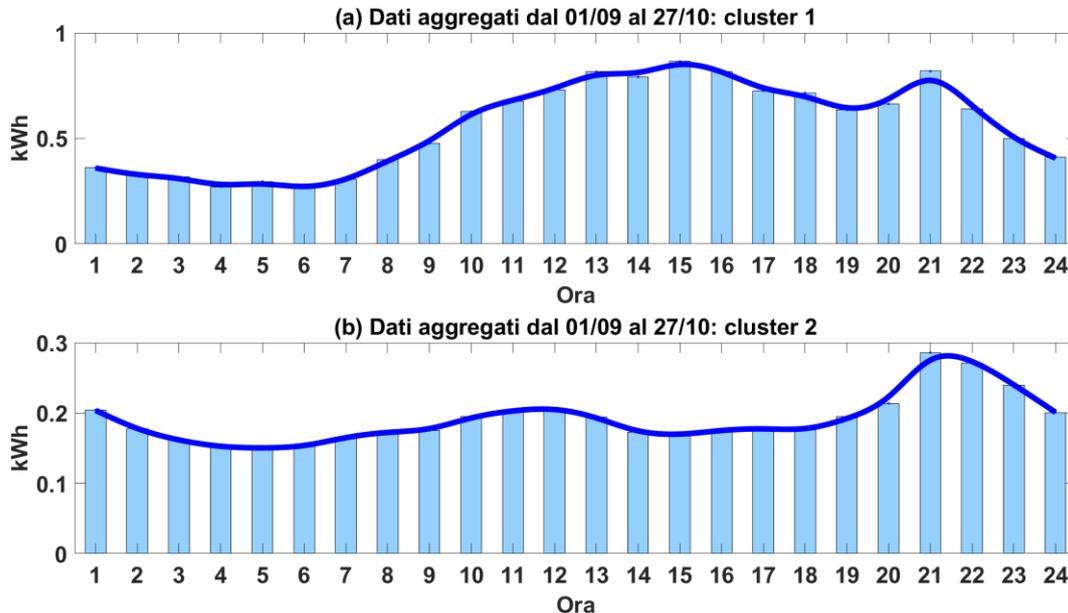


Figura 2.3-5 FCM clustering del consumo di energia durante il periodo 01/09 – 27/10: (a) cluster 1 e (b) cluster 2

Di seguito vengono mostrati i risultati della metodologia di clusterizzazione utilizzando i dati generati con il simulatore proposto nel paragrafo 2.1. La Figura 2.3-6 mostra i clusters ottenuti attraverso la clusterizzazione dei carichi totali di mille utenze simulate mentre la Figura 2.3-7 mostra i clusters ottenuti attraverso la clusterizzazione dei soli carichi flessibili.

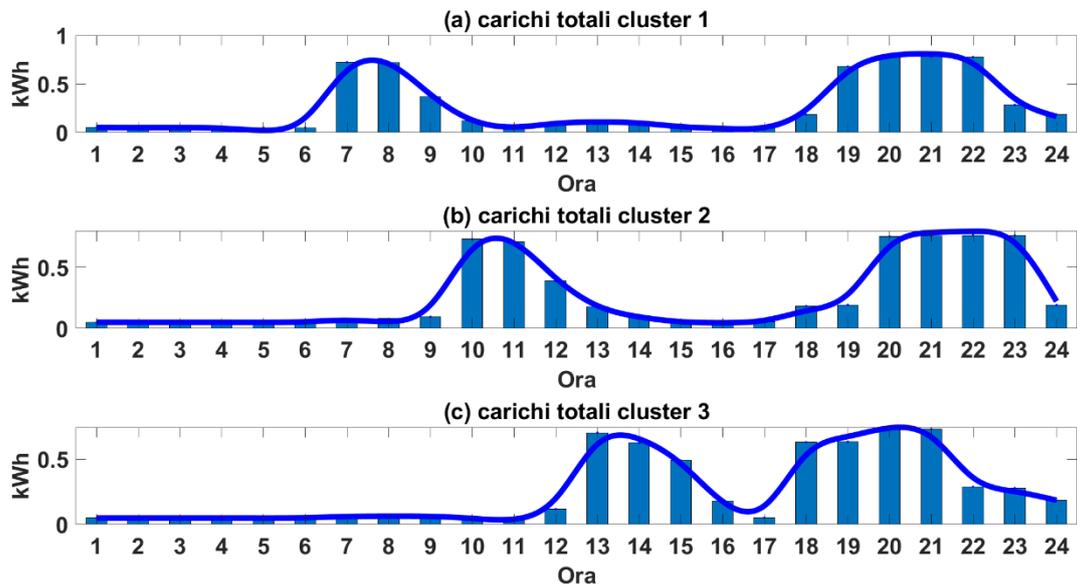


Figura 2.3-6 FCM clustering con i dati generati dal simulatore. Clusterizzazione dei carichi totali di 1000 utenze simulate.

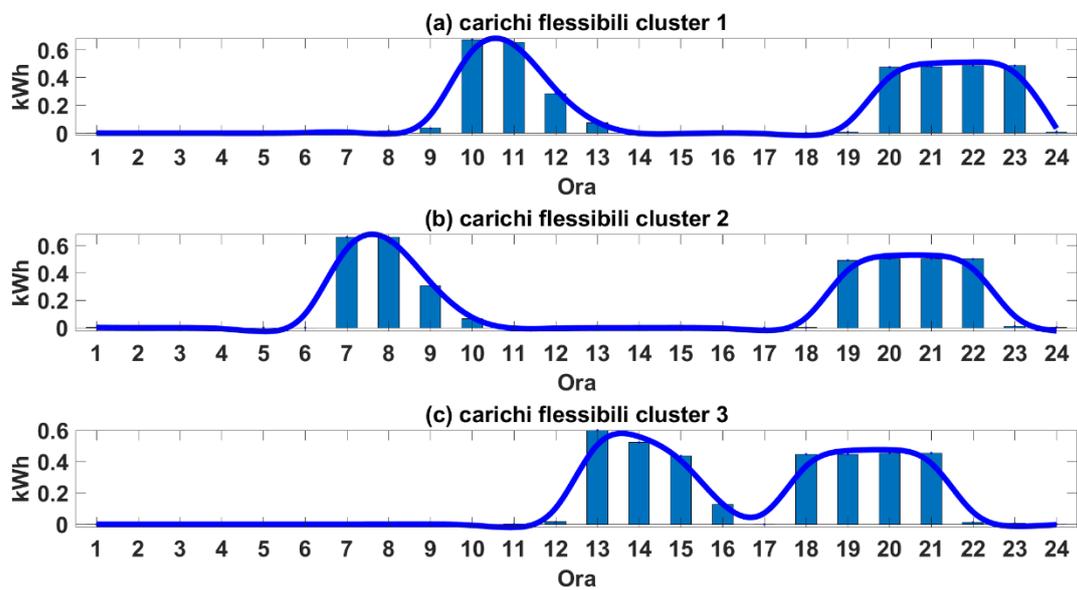


Figura 2.3-7 FCM clustering con i dati generati dal simulatore. Clusterizzazione dei carichi flessibili di 1000 utenze simulate.

2.4 Simulazioni per valutare gli effetti di tecniche di DR su un aggregato di utenze al variare dell'affidabilità degli utenti stessi

In questa sezione sono riportati e discussi i risultati delle simulazioni legate a logiche di DR (in particolare nel seguito verrà simulata e discussa la tecnica del load shifting) su uno degli aggregati di utenze descritto nel paragrafo 2.1 (nella fattispecie lo scenario 7). All'interno di questi scenari simulati sarà considerato un parametro centrale l'affidabilità degli utenti stessi, che descrive la possibilità per un utente di partecipare a programmi di DR con differenti livelli di costanza e/o con un differente livello di partecipazione nel corso dell'anno.

In particolare, il parametro di input che permette di modellare in maniera realistica il comportamento dell'utente per quanto concerne il timing dell'accensione degli elettrodomestici shiftabili (quelli appartenenti alle categorie "Elettrodomestici ad uso periodico con interazione con l'utente" e "Elettrodomestici ad uso periodico senza interazione con l'utente") è l'orario della giornata $h(t)$, in base al quale possono essere adattate le regole all'interno della rule base. Nella fattispecie, se si vuole modellare l'aderenza dell'utente ad un programma di DR che ha come obiettivo quello di incentivare lo spostamento dei consumi all'interno di una determinata fascia oraria, è possibile impostare ad un livello "alto" o "molto alto" l'output delle regole che contengono quella determinata fascia oraria nell'input $h(t)$. Per tale ragione la stessa variabile e la stessa metodologia possono essere usate per impostare in maniera esplicita l'affidabilità e la propensione dell'utente alla partecipazione ai programmi di DR. Impostare a "basso" o "molto basso" l'output delle regole in corrispondenza della fascia oraria corrispondente al periodo della giornata in cui viene richiesto agli utenti di consumare energia corrisponde a "forzare" l'utente a non accendere gli elettrodomestici in quella fascia oraria. Al contempo, impostare per due diverse fasce orarie l'output delle corrispondenti regole come "alto" o "molto alto" vorrà dire lasciare equivalente la possibilità di accensione nelle suddette fasce orarie.

In particolare gli elettrodomestici shiftati in questo scenario sono lavatrice e lavastoviglie per tutti gli utenti e condizionatori per una porzione di essi (30%).

Le seguenti tabelle, Tabella 2.4-1, Tabella 2.4-2, Tabella 2.4-3, Tabella 2.4-4, riportano i risultati del load shifting su uno degli aggregati di utenze descritto nel paragrafo 2.1. In particolare, è stato generato un aggregato di 1000 utenze e sono state generate simulazioni di partecipazione a programmi di load shifting con diversi livelli di adesione, fasce orarie e livelli di affidabilità.

La Tabella 2.4-1 mostra, per la fascia oraria 06:00-10:00, l'energia che potenzialmente può essere shiftata e quella che è stata effettivamente shiftata al variare del livello di adesione e livelli di affidabilità. È evidente che riducendo il livello di affidabilità si riduce la possibilità di shiftare i carichi. Le tabelle, Tabella 2.4-2, Tabella 2.4-3, Tabella 2.4-4, mostrano analoghi risultati considerando le fasce orarie 11:00-15:00, 16:00-19:00, 20:00-23:00.

Tabella 2.4-1 Potenziali consumi che possono essere shiftati e consumi shiftati nella fascia oraria 06:00-10:00 per diversi livelli di affidabilità e percentuali di adesione

Fascia oraria 06:00-10:00					
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità molto alta	Potenziale shifting [kWh]	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06
	Shiftato [kWh]	3.46E+05	6.61E+05	1.00E+06	1.32E+06
	Shiftato [%]	26.2%	50.2%	76.3%	100.0%
Affidabilità alta		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
	Potenziale shifting	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06

	[kWh]				
	Shiftato [kWh]	2.59E+05	5.23E+05	7.96E+05	1.06E+06
	Shiftato [%]	19.7%	39.7%	60.5%	80.5%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità media	Potenziale shifting [kWh]	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06
	Shiftato [kWh]	2.17E+05	4.35E+05	6.59E+05	8.72E+05
	Shiftato [%]	16.5%	33.0%	50.0%	66.2%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità bassa	Potenziale shifting [kWh]	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06	1.32E+06
	Shiftato [kWh]	7.42E+04	1.42E+05	2.14E+05	2.91E+05
	Shiftato [%]	5.6%	10.8%	16.2%	22.1%

Tabella 2.4-2 Potenziali consumi che possono essere shiftati e consumi shiftati nella fascia oraria 11:00-15:00 per diversi livelli di affidabilità e percentuali di adesione

Fascia oraria 11:00-15:00					
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità molto alta	Potenziale shifting [kWh]	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06
	Shiftato [kWh]	3.40E+05	7.05E+05	1.05E+06	1.38E+06
	Shiftato [%]	24.6%	50.9%	75.7%	100.0%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità alta	Potenziale shifting [kWh]	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06
	Shiftato [kWh]	2.95E+05	5.85E+05	8.70E+05	1.16E+06
	Shiftato [%]	21.3%	42.2%	62.8%	84.0%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità media	Potenziale shifting [kWh]	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06
	Shiftato [kWh]	2.29E+05	4.82E+05	7.15E+05	9.53E+05
	Shiftato [%]	16.5%	34.8%	51.7%	68.8%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità bassa	Potenziale shifting [kWh]	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06	1.38E+06
	Shiftato [kWh]	1.08E+05	2.31E+05	3.47E+05	4.61E+05
	Shiftato [%]	7.8%	16.7%	25.1%	33.3%

Tabella 2.4-3 Potenziali consumi che possono essere shiftati e consumi shiftati nella fascia oraria 16:00-19:00 per diversi livelli di affidabilità e percentuali di adesione

Fascia oraria 16:00-19:00					
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%

Affidabilità molto alta	Potenziale shifting [kWh]	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06
	Shiftato [kWh]	3.27E+05	6.70E+05	9.94E+05	1.34E+06
	Shiftato [%]	28.2%	58.0%	86.0%	115.5%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità alta	Potenziale shifting [kWh]	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06
	Shiftato [kWh]	2.28E+05	4.65E+05	7.01E+05	9.41E+05
	Shiftato [%]	19.7%	40.2%	60.6%	81.4%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità media	Potenziale shifting [kWh]	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06
	Shiftato [kWh]	1.89E+05	3.93E+05	5.69E+05	7.72E+05
	Shiftato [%]	16.3%	34.0%	49.2%	66.8%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità bassa	Potenziale shifting [kWh]	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06	1.16E+06
	Shiftato [kWh]	7.41E+04	1.52E+05	2.36E+05	3.15E+05
	Shiftato [%]	6.4%	13.2%	20.4%	27.3%

Tabella 2.4-4 Potenziali consumi che possono essere shiftati e consumi shiftati nella fascia oraria 20:00-23:00 per diversi livelli di affidabilità e percentuali di adesione

Fascia oraria 20:00-23:00					
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità molto alta	Potenziale shifting [kWh]	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06
	Shiftato [kWh]	2.72E+05	5.59E+05	8.26E+05	1.11E+06
	Shiftato [%]	24.6%	50.6%	74.7%	100.0%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità alta	Potenziale shifting [kWh]	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06
	Shiftato [kWh]	1.77E+05	3.58E+05	5.24E+05	7.05E+05
	Shiftato [%]	16.0%	32.4%	47.3%	63.7%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità media	Potenziale shifting [kWh]	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06
	Shiftato [kWh]	1.26E+05	2.50E+05	3.84E+05	5.12E+05
	Shiftato [%]	11.4%	22.6%	34.8%	46.2%
		Adesione 25%	Adesione 50%	Adesione 75%	Adesione 100%
Affidabilità bassa	Potenziale shifting [kWh]	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06	1.11E+06
	Shiftato [kWh]	7.42E+03	1.47E+04	2.20E+04	2.93E+04

	Shiftato [%]	0.7%	1.3%	2.0%	2.6%
--	--------------	------	------	------	------

Di seguito è mostrato un esempio dei risultati ottenuti considerando un livello di affidabilità medio, un'adesione ai programmi di DR del 50% e la fascia oraria 20:00-23:00. La Figura 2.4-1 mostra il grafico a barre dei consumi orari aggregati con e senza shifting mentre la Figura 2.4-2 mostra il grafico dei consumi orari puntuali dei 365 giorni di simulazioni per 1000 utenze con e senza shifting.

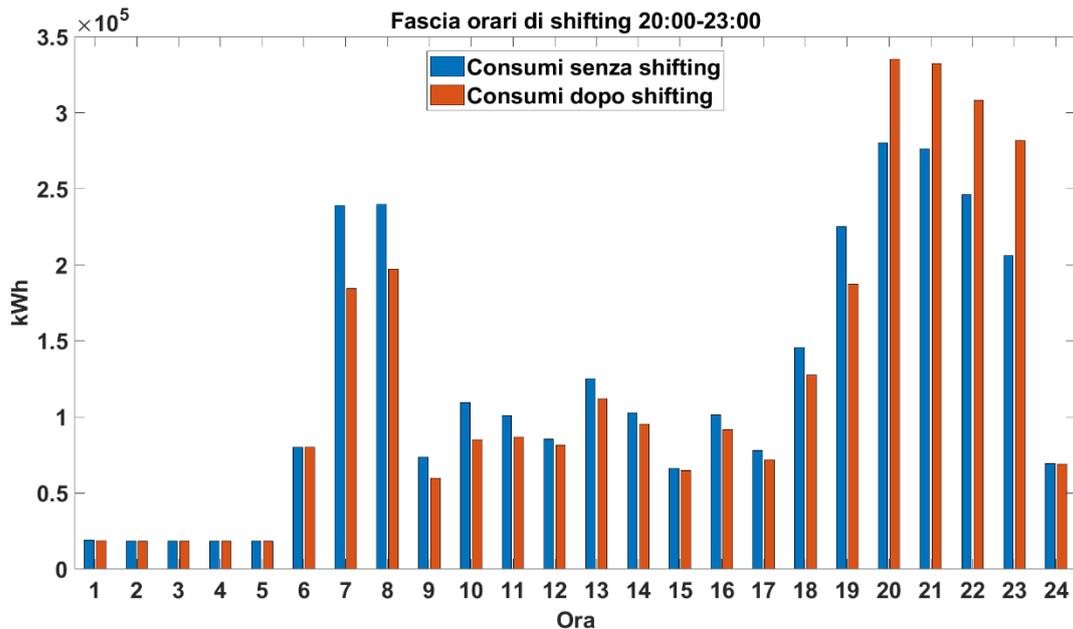


Figura 2.4-1 Consumi aggregati senza shifting e con shifting nella fascia oraria 20:00-23:00

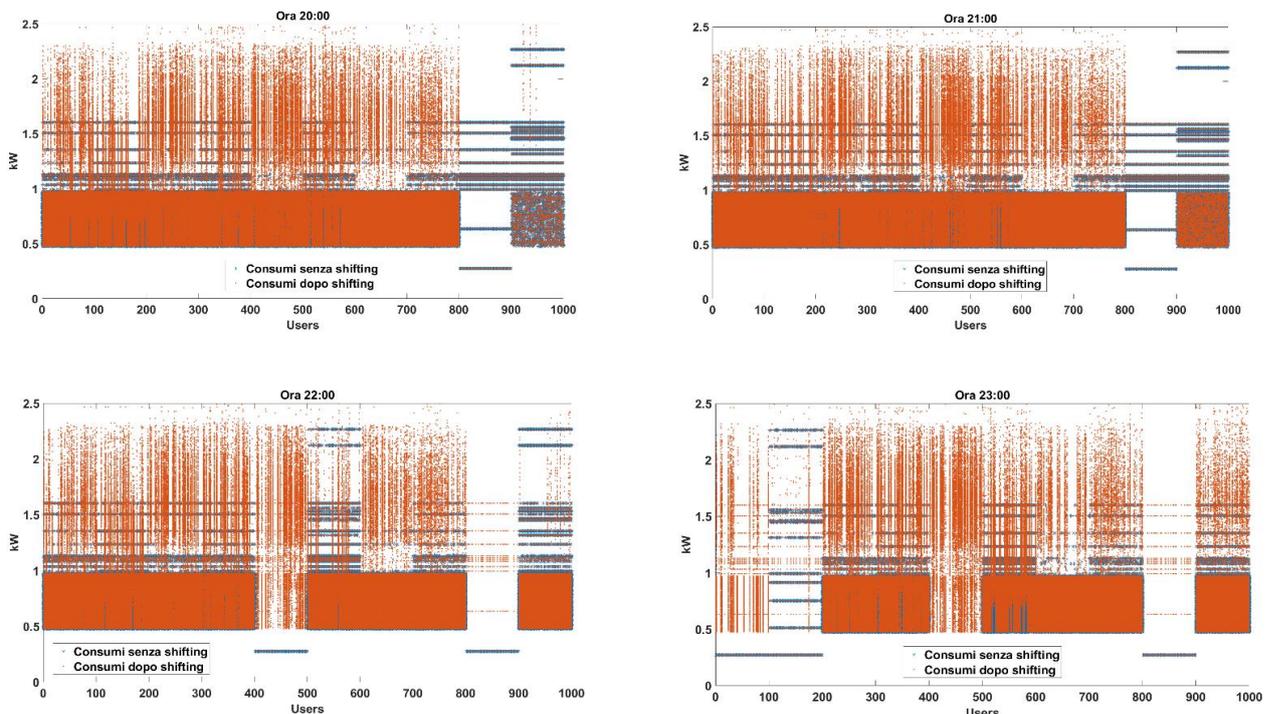


Figura 2.4-2 Consumi puntuali senza shifting e con shifting nelle fasce orarie 20:00, 21:00, 22:00, 23:00

3 Conclusioni

L'attività svolta in questa annualità dall'Università Politecnica delle Marche, in collaborazione con ENEA, si è incentrata nella ricerca e la valutazione di una serie di metodologie e tecniche utili per la simulazione e lo studio di scenari di demand response a livello di Aggregatore e di distretto urbano, compreso lo studio e il test di modelli e tecniche data driven.

L'ampio lavoro svolto in questa annualità ha permesso di creare un set di strumenti teorici, metodologici e software utili alla simulazione di scenari di Aggregazione a livello di distretti urbani. In particolare, tali strumenti saranno cruciali per testare, in futuro, scenari e business models di Aggregazione e di Demand Response in un futuro mercato della flessibilità.

I risultati ottenuti da questi strumenti teorici (modellazione della domanda di energia elettrica unita a produzione fotovoltaica e storage elettrico; modellazione data driven termica; algoritmi di clustering e baselining degli utenti finali; simulazione di partecipazione e affidabilità degli utenti finali alla partecipazione ai programmi di flessibilità) sono molto positivi ed in linea con le aspettative e gli obiettivi fissati.

4 Riferimenti bibliografici

- [1] Lotfi A. Zadeh, "Fuzzy sets", *Information and control*, 8.3 (1965): 338-353.
- [2] L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone. "Classification and Regression Trees", Boca Raton, FL: CRC Press, 1984.
- [3] W.Y. Loh, "Regression Trees with Unbiased Variable Selection and Interaction Detection", *Statistica Sinica*, Vol. 12, 2002, pp. 361–386.
- [4] L. Breiman, "Random Forests", *Machine Learning* 45, 2001, pp. 5–32.
- [5] J.C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", Plenum Press, New York, 1981.

5 Abbreviazioni ed acronimi

Se nel rapporto si fa uso di molte abbreviazioni e acronimi si suggerisce di inserire un elenco alla fine del documento, i termini devono comunque essere definiti anche all'interno del testo la prima volta che vengono utilizzati.

6 Curriculum Vitae

6.1 *Andrea Monteriù*

Andrea Monteriù è Professore Associato di Automatica presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università Politecnica delle Marche. Ha conseguito la Laurea Magistrale (V.O.) con lode in Ingegneria Elettronica nel 2003 presso l'Università Politecnica delle Marche, con una tesi sviluppata presso la Technical University of Denmark, Lyngby, Danimarca, sotto la supervisione del Prof. Mogens Blanke. Nel 2002 ha conseguito il Master of Science Degree in Electrical Engineering presso la stessa

università danese. Ha conseguito il titolo di Dottore di Ricerca in Sistemi Artificiali Intelligenti nel 2006 presso l'Università Politecnica delle Marche, sotto la supervisione del Prof. Sauro Longhi. Nel 2005, ha lavorato come ricercatore visitatore presso il Center for Robot Assisted Search & Rescue della University of South Florida, Tampa, collaborando col Prof. Kimon Valavanis. È autore di oltre 180 pubblicazioni su riviste e congressi internazionali, è autore di 8 libri e di 2 brevetti. I suoi principali interessi di ricerca includono le metodologie di controllo per sistemi dinamici, la diagnosi guasti e le tecniche di controllo tollerante ai guasti, tecniche di controllo e guida di sistemi autonomi impiegati in diversi campi di applicazione, la robotica mobile e di servizio, e le tecnologie assistive.

6.2 *Lucio Ciabattoni*

Lucio Ciabattoni, nato a San Benedetto del Tronto (AP) il 12 Luglio 1986, ha ricevuto nel 2008 la laurea triennale in Ingegneria Informatica e dell'Automazione (cum laude) dall'Università Politecnica delle Marche. Nel 2010 ha conseguito la laurea specialistica in Automazione Industriale (cum laude) e nel 2014 il Dottorato di ricerca in Ingegneria Informatica, Gestionale e dell'Automazione dall'Università Politecnica delle Marche. Dal Novembre 2012 a Giugno 2013 è stato visiting scholar presso la University of Arizona (USA), department of physics. Autore di oltre 60 articoli scientifici peer review e attualmente il presidente della sezione italiana della IEEE Consumer Electronics Society e associate editor delle IEEE Transactions on Consumer Electronics. Ingegnere abilitato nel settore industriale, impegnato da oltre 5 anni nel settore della home automation, delle energie rinnovabili e dell'intelligenza artificiale, collabora regolarmente con diverse ditte del settore. Cofondatore nel 2014 dello spin-off META srl dell'Università Politecnica delle Marche di cui è stato CEO fino al Febbraio 2016. Presidente e Co-Fondatore dal 2017 dello spin-off Revolt srl dell'Università Politecnica delle Marche.

6.3 *Francesco Ferracuti*

Francesco Ferracuti ha ricevuto nel 2010 ha conseguito la laurea specialistica in Automazione Industriale e nel 2014 il Dottorato di ricerca in Ingegneria Informatica, Gestionale e dell'Automazione dall'Università Politecnica delle Marche. Abilitato all'esercizio della professione di ingegnere nel Marzo 2013 nel settore Industriale. Da Settembre 2012 a Ottobre 2013 è stato visiting scholar presso The University of Manchester (UK). I suoi principali interessi di ricerca comprendono, la diagnosi guasti, l'elaborazione numerica dei segnali, l'apprendimento automatico, il riconoscimento di pattern e la loro applicazione in ambito industriale. Autore di oltre 80 articoli scientifici peer review, attualmente è il tesoriere della sezione italiana della IEEE Consumer Electronics Society e vicepresidente e co-fondatore dal 2017 dello spin-off Revolt srl dell'Università Politecnica delle Marche.

6.4 *Gabriele Comodi*

Gabriele Comodi ha conseguito la laurea in ingegneria meccanica nel 2001 con la votazione di 110 e lode presso l'Università degli studi di Ancona (ora Politecnica delle Marche). Nel 2004 acquisisce il titolo di dottore di ricerca in "Energetica" presso il Dipartimento di Energetica (ora DIISM – Dipartimento di ingegneria industriale e scienze matematiche) dell'Università Politecnica delle Marche. In seguito, è stato titolare di 3 assegni di ricerca annuali e nel 2007 è diventato ricercatore presso il Dipartimento di Energetica dell'Università Politecnica delle Marche. Attualmente è ricercatore confermato presso il DIISM nel settore scientifico disciplinare "Sistemi per l'Energia e l'ambiente" (ING-IND/09). Stirling, motori a combustione interna, fuel cells, PV e CPV) in reti energetiche urbane; ii) efficienza energetica negli usi finali dell'energia; iii) demand side management di reti di edifici civili; iv) energy policy e programmazione energetica locale. È autore di oltre 70 pubblicazioni a livello nazionale ed internazionale. È titolare di un brevetto industriale. È stato relatore/correlatore di oltre 100 tesi di laurea triennale e specialistica. È attualmente supervisor di 4 candidati al titolo di dottore di ricerca.

È membro del gruppo di lavoro "Urban Energy Network" del Joint Program EERA-"Smart Cities" ed è membro della Task Force "Simulation Tools" dello stesso Joint Program.

Dal 2015 è visiting research fellow presso l'Energy Research Institute della Nanyang Technological University di Singapore.

6.5 Sauro Longhi

Sauro Longhi ha conseguito la laurea con Lode in Ingegneria Elettronica presso l'Università degli Studi di Ancona nel 1979. Dal 1983 presta servizio presso la Facoltà di Ingegneria dell'Università Politecnica delle Marche e dal 2001 è professore ordinario di Automatica. Dal 2001 al 2013 è stato coordinatore del Dottorato di Ricerca in "Sistemi Artificiali Intelligenti", poi curriculum in Ingegneria Informatica, Gestionale e dell'Automazione della Scuola di Dottorato in Scienze dell'Ingegneria dell'Università Politecnica delle Marche.

Dal 2011 al 2013 è stato Direttore del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dello stesso Ateneo. Dal 2005 al 2012 è stato Presidente del Corso di Laurea in Ingegneria Informatica e dell'Automazione (CUCS) dell'Università Politecnica delle Marche. Dal 2012 al 2013 è stato Componente del Senato Accademico. Dal 2012 è componente del consiglio scientifico del Centro per l'Innovazione e l'Imprenditorialità. Dal Novembre 2013 è Rettore dell'Università Politecnica delle Marche. Scadenza del mandato di rettore: 31 ottobre 2019. Da Aprile 2014 a Novembre 2014 è stato Presidente nazionale del Cluster Tecnologie per gli Ambienti di Vita. Dal Maggio 2014 è Presidente del Consortium GARR (Gruppo per l'Armonizzazione delle Reti di Ricerca). Dal Dicembre 2014 è componente dell'Organo di Gestione e Controllo del Cluster Nazionale "Fabbrica Intelligente". È componente dell'IFAC Technical Committee (TC) on Marine Systems. I suoi interessi di ricerca comprendono la modellazione, l'identificazione e il controllo di sistemi lineari e nonlineari, il controllo di robot mobili, veicoli sottomarini, navi e veicoli autonomi, controllo cooperativo di agenti autonomi, robot di servizio per applicazioni assistive a supporto della mobilità, automazione domestica e degli edifici, controllo decentralizzato su reti, reti di sensori, gestione dell'alimentazione in auto ibride, controllo motore elettrico, sistema di controllo integrato, gestione e controllo delle risorse energetiche rinnovabili, gestione efficiente dei sistemi energetici, rilevamento automatico dei guasti e isolamento. Ha pubblicato più di 400 articoli su riviste e congressi internazionali ed è autore di due brevetti.