



**UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE**  
**FACOLTÀ DI INGEGNERIA**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Meccanica

**Ottimizzazione multi-obiettivo della gestione energetica  
di un edificio del settore terziario  
equipaggiato con generazione distribuita**

*Multi-objective optimization of the energy management  
of a tertiary building  
equipped with distributed energy generation system*

Relatore: Chiar.mo  
Prof. Ing. **Gabriele Comodi**

Tesi di Laurea di:  
**Matteo Carnali**

Correlatore:  
Ing. **Francesco Ferracuti**

Anno Accademico 2019/2020

*“Non esiste buono e cattivo tempo ma solo buono e cattivo equipaggiamento”*

*Robert Baden-Powell*

# INDICE

Abstract .....	1
1 Introduzione .....	2
1.1 L'automazione e l'efficienza energetica nel settore civile .....	2
1.2 Ottimizzazione multi-obiettivo .....	5
1.3 Caso di studio .....	6
2 Dati .....	8
2.1 Pulizia dei dati .....	8
2.2 Dinamica energetica dell'edificio reale F40 .....	11
3 Modellazione e ottimizzazione energetica .....	18
3.1 Modello fisico dell'edificio F40 in MATLAB/Simulink .....	18
3.2 Modello data-driven dell'edificio F40 .....	22
3.2.1 Potenza termica .....	22
3.2.2 Comfort termoigrometrico .....	25
3.3 Algoritmi multi-obiettivo .....	29
4 Risultati .....	38
4.1 Modello MATLAB/Simulink .....	38
4.1.1 Fotovoltaico .....	38
4.2 Modello data-driven .....	41
4.2.1 Potenza termica .....	41
4.2.2 Comfort termoigrometrico .....	56
4.3 Gestione ottimizzata .....	63
5 Conclusioni .....	83
Bibliografia .....	85

## ABSTRACT

Il lavoro riguarda l'ottimizzazione della gestione energetica dell'edificio terziario reale F40 del Centro Ricerche Casaccia di ENEA a Roma. Sono state eseguite ottimizzazioni multi-obiettivo dei funzionali della potenza termica e del comfort espresso con il parametro PMV.

Per la minimizzazione dei due funzionali contrapposti sono stati utilizzati gli algoritmi del settore della Swarm Intellingence, Particle Swarm Optimization (PSO) e Multi-objective PSO.

Gli algoritmi scelti, e provati con diverse calibrazioni, utilizzano un approccio iterativo di ispirazione biologica che sulla base della ricerca locale per tentativi prova ad evitare il problema di rimanere intrappolati in massimi/minimi locali.

L'ottimizzazione è stata eseguita su un modello data-driven che ha garantito una velocità di calcolo molto importante permettendo di eseguire l'analisi su un lungo arco temporale, in questo caso 27 mesi pari a 19827 campioni orari.

Il lavoro è stato sviluppato in ambiente MATLAB/Simulink utilizzando un simulatore già realizzato dall'Università Politecnica delle Marche. Il simulatore modella l'edificio F40 e tutti i suoi componenti termici ed elettrici. Le variabili di controllo del sistema sono la temperatura [°C] del set-point dell'aria nelle zone e la temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico.

Nella prima fase del lavoro sono stati scelti dei valori target per ciascuna variabile di controllo e sono state effettuate le simulazioni sia della stagione estiva sia della stagione invernale con tutte le combinazioni delle variabili.

Il lavoro poi si è articolato nella costruzione del modello data-driven. Sono state scelte le variabili significative per costruire, per entrambe le stagioni, il modello che restituisse in output la potenza termica. È stato affinato il modello data-driven adeguando le variabili in ingresso. Sui risultati raggiunti sono stati costruiti i modelli, per entrambe le stagioni, che restituissero il comfort espresso sia con il PMV sia con il PPD. Verificata la capacità predittiva dei modelli si è concluso il lavoro con l'ottimizzazione.

I risultati dell'ottimizzazione sono stati incoraggianti ed hanno confermato le potenzialità di efficientamento energetico negli edifici e la bontà dell'algoritmo Multi-objective PSO.

# 1 INTRODUZIONE

## 1.1 L'automazione e l'efficienza energetica nel settore civile

L'efficienza energetica è una questione rilevante da molto tempo e diventata urgente da quando si è presa consapevolezza del *climate change*.

L'efficienza energetica comporta un risparmio di risorse e quindi un vantaggio economico ed un vantaggio ambientale in termini di minori emissioni.

Il settore dell'edilizia è il maggiore utilizzatore di energia nell'Unione Europea (UE) ed è responsabile per circa il 40 % del consumo totale di energia finale dell'UE. Edifici energivori significano anche grandi generatori di emissioni climalteranti, infatti l'edilizia è responsabile del 36 % delle emissioni di CO<sub>2</sub> nella UE.

L'Europa quindi ha orientato la sua politica energetica alla conservazione e all'uso razionale dell'energia negli edifici con la direttiva sul rendimento energetico nell'edilizia 2002/91/CE (EPBD, Energy Performance of Building Directive) e la sua rifusione 2010/31/UE [1, 2].

L'Italia è intervenuta recependo la normativa europea: la direttiva 2002/91/CE con D.Lgs. n. 192 del 19 agosto 2005 e s.m. e i.; la direttiva 2010/31/UE con D.Lgs. n. 63 del 4 giugno 2013, convertito con modificazioni nella Legge n. 90 del 3 agosto 2013.

L'obiettivo principale dell'EPBD è promuovere il miglioramento delle prestazioni energetiche complessive degli edifici. In Europa, gli Stati membri hanno fissato un obiettivo di risparmio energetico del 20 % entro il 2020 e del 27 % entro il 2030, principalmente attraverso misure di efficienza energetica.

L'Efficient World Scenario della International Energy Agency evidenzia il potenziale di riduzione della domanda globale di energia per gli edifici entro il 2040: in media entro tale data gli edifici potrebbero essere quasi il 40 % più efficienti rispetto ad oggi.

Conformemente alla direttiva europea sulla prestazione degli edifici (EPBD) 2010/31/UE, il prossimo obiettivo, a partire dal 2021, sarà la diffusione di edifici a energia quasi zero, nZEB (near Zero Energy Building). L'obbligo in Italia sarà dal 01 Gennaio 2021 per tutti i nuovi immobili e quelli sottoposti a ristrutturazione importante (obbligo anticipato al 2019 per gli edifici pubblici). Sono considerati nZEB gli edifici ad altissima prestazione energetica nei quali il bilancio tra energia consumata e prodotta è vicina allo zero.

La riduzione dei consumi può avvenire utilizzando materiali e soluzioni costruttive che puntino all'efficienza ma questo non può essere sufficiente. Il tema della riqualificazione riveste un ruolo decisivo per raggiungere gli obiettivi energetici prefissati dall'Unione Europea.

Alcuni dati indicano che il 35 % degli edifici in Europa ha più di 50 anni e quasi il 75 % è considerato inefficiente dal punto di vista energetico. Considerato che gli stessi dati riportano che il parco edilizio ogni anno è rinnovato solo per una quota compresa tra lo 0,4 % e l'1,2 % (a seconda del Paese), comprendiamo il ruolo che ha la riqualificazione edilizia che si stima possa ridurre del 5-6 % i consumi primari di energia in Europa, con una conseguente diminuzione del 5 % delle emissioni di CO<sub>2</sub>.

Quindi con le opportune soluzioni tecnologiche anche un vecchio edificio può, e deve, trasformarsi in uno Smart Building contribuendo all'efficientamento energetico. Lo Smart Building o Intelligent Building è un edificio basato sulla connessione e sulla relazione di diversi componenti elettroniche inserite nell'edificio stesso.

Il campo di applicazione dello Smart Building è molto ampio tuttavia è un concetto che è strettamente legato all'efficienza energetica, ragione per cui è nato e si è sviluppato. Per riuscire a raggiungere l'efficienza l'edificio intelligente può basarsi principalmente su due sistemi: smart lighting in grado di regolare i livelli di luce in base ai tempi ma anche in base ad altri elementi intelligenti; sistema HVAC (Heating, Ventilation and Air Conditioning ovvero riscaldamento, ventilazione e condizionamento dell'aria). In tutto questo un ruolo fondamentale lo assumono i sensori (specie quelli IoT) in grado di permettere l'interconnessione di oggetti e impianti.

All'inizio i vari sottosistemi risultavano a compartimento stagno (automatizzati a livello di funzionamento individuale). È con l'avvento del computer e della sua evoluzione che il Building Management System (BMS) si diffonde, il monitoraggio e il controllo di impianti ed apparecchiature meccaniche ed elettriche presenti nell'edificio viene facilitato e prende campo. Internet e l'accesso al wireless permettono il passaggio da sistema chiuso a sistema integrato.

Esistono varie definizioni di Smart Building, secondo lo statunitense Intelligent Building Institute (IBI) e la European Intelligent Building Group (EIBG) la definizione più propria è quella di "Edificio che fornisce un ambiente produttivo e conveniente attraverso l'ottimizzazione dei suoi quattro elementi base (strutture, sistemi, servizi, gestione) e la loro interrelazione."

Entrambe le organizzazioni, se pur con lievi differenze, sono concordi anche nell'evidenziare non solo i vantaggi per i residenti ma anche per chi deve gestirli oltre che per l'ambiente.

Parlando di Smart Building non si può non pensare alla domotica cioè lo studio di tecnologie atte a migliorare la qualità della vita dell'uomo negli ambienti. Questo tema è molto rilevante se si pensa che l'uomo trascorre fino al 90 % della propria vita negli edifici e quindi merita di trascorrere il suo tempo in un luogo perfetto.

Un'area della domotica è l'automazione ed il telecontrollo; la Building automation mira quindi al risparmio energetico, al comfort ambientale e alla sicurezza. Riguardo questi temi sono previste

norme utilizzate dai Tecnici sia per la progettazione di nuovi edifici sia per la verifica di edifici esistenti.

Il Comitato Elettrotecnico Italiano ha redatto la Guida Tecnica CEI 2015-18 che fa riferimento alla norma UNI EN 15232:2017 la quale definisce l'impatto dell'automazione, del controllo e della gestione tecnica degli edifici sull'efficienza energetica.

La norma consente di qualificare e quantificare i vantaggi dell'automazione degli edifici e definisce quattro diverse classi di efficienza in particolare per i BACS (Building Automation and Control System) prevedendo delle tabelle che, in funzione della tipologia di edificio, cioè del suo utilizzo e delle classi di efficienza dell'automazione, forniscono il risparmio energetico ottenibile in bolletta.

Il problema del risparmio energetico è sempre più cruciale e la sfida ora è quella di riuscire ad interconnettere sempre più edifici perfetti ai quartieri, alle città e oltre, dando così vita ad ambienti che si prendono cura della società. Si fanno quindi strada nuovi concetti e scenari che portano a definire un edificio come uno storage termico, a parlare non solo di Smart Building ma di Smart District e Smart City.

In questo contesto si inserisce la flessibilità energetica negli edifici. Nello scenario del Demand Side Management (DSM), programmi di Demand Response incoraggiano l'utente finale ad essere più efficiente dal punto di vista energetico con un insieme di azioni e programmi volti a ridurre i costi sostenuti per l'approvvigionamento di energia elettrica, per gli oneri di rete e per gli oneri generali e per gestire in maniera efficiente i consumi.

Questo viene ottenuto attraverso la modifica della domanda di energia a breve termine da parte dei consumatori, con misure temporanee che mantengono la rete funzionante in modo ottimale e che appianano automaticamente i picchi e le valli nella fornitura di energia.

Il lavoro in oggetto quindi si inserisce in questo contesto con l'obiettivo di trovare i migliori compromessi tra il risparmio energetico e il benessere dell'uomo e dell'ambiente in cui vive.

## 1.2 Ottimizzazione multi-obiettivo

Grazie alle diverse tecnologie sviluppatesi nell'ultimo decennio in ambito energetico, gli edifici sono divenuti ormai sistemi energeticamente complessi da gestire. In effetti, l'attenzione non è più rivolta soltanto al risparmio energetico in senso stretto, ma anche ad altri importanti fattori. Trovare tecniche adeguate ad un uso razionale dell'energia elettrica è diventato, oggi, ancora più importante della produzione stessa di energia, perché la rete elettrica sta gradualmente diventando satura e influenzata da molte richieste di connessione provenienti principalmente da impianti che sfruttano energie rinnovabili [3].

Una difficoltà riguardante l'ottimizzazione nasce dal fatto che spesso i diversi fattori che vogliamo ottimizzare sono contrastanti fra loro e, di conseguenza, per poter risolvere il problema energetico, risulta fondamentale utilizzare strategie di ottimizzazione mono- e multi-obiettivo che permettano di determinare la combinazione dei parametri di regolazione del sistema.

Nell'affrontare un problema di ottimizzazione possono essere utilizzati vari approcci, a seconda sia della difficoltà specifica e delle dimensioni del problema in esame sia degli obiettivi reali che si vogliono ottenere.

In ogni situazione comunque l'ottimizzazione parte dalla definizione delle funzioni di costo o funzioni obiettivo da ottimizzare con target specifici riguardanti ad esempio la minimizzazione della spesa energetica in un dato periodo  $N$ , la minimizzazione della spesa economica, la massimizzazione della percentuale di autoconsumo da fonti rinnovabili, la massimizzazione dell'autonomia dalla rete, la massimizzazione del comfort o la combinazione di più obiettivi.

A questo punto utilizzando algoritmi di ottimizzazione come Particle Swarm Optimization (PSO), Artificial Bee Colony (ABC), algoritmi genetici (NSGA-II) implementati nel software è possibile ricavare dati sulla gestione ottimale dell'edificio.

Nel caso della combinazione di più obiettivi sarà possibile combinare due o più funzionali definiti in precedenza, attribuendo anche pesi diversi ai vari problemi, per ottenere valori delle variabili di controllo che siano atti all'ottimizzazione di tali funzioni di costo proponendo il miglior compromesso tra i diversi obiettivi.



### 1.3 Caso di studio



Figura 1: Smart Building, F40.

Il progetto si inserisce all'interno di un contesto di collaborazione tra ENEA e Università Politecnica delle Marche che è stato avviato all'interno della "Ricerca di Sistema elettrico".

La "Ricerca di Sistema elettrico" è un programma che prevede un insieme di attività di ricerca e sviluppo finalizzate a ridurre il costo dell'energia elettrica per gli utenti finali, migliorare l'affidabilità del sistema e la qualità del servizio, ridurre l'impatto del sistema elettrico sull'ambiente e sulla salute e consentire l'utilizzo razionale delle risorse energetiche ed assicurare al Paese le condizioni per uno sviluppo sostenibile.

Per l'attuazione delle attività di ricerca, definite nei Piani triennali, e nei Piani Operativi Annuali che ne fanno parte integrante, il Ministero dello Sviluppo Economico stipula Accordi di Programma (AdP) con ENEA, RSE S.p.A e CNR. I tre soggetti affidatari annualmente presentano Piani Annuali di Realizzazione (PAR) in cui sono pianificate le attività di ricerca previste nell'accordo [4].

Lo studio è la prosecuzione del lavoro svolto sulla base dell'accordo di programma MISE-ENEA 2015-2017, nell'Area "Efficienza energetica e risparmio di energia negli usi finali elettrici ed interazioni con altri vettori energetici" con riguardo al Tema degli "Edifici intelligenti" [5].

È descritto dal progetto D.1 "Tecnologie per costruire gli edifici del futuro" con Obiettivo "Gestione di edifici in contesto Smart District e scenari di Demand-Response".

Lo studio si è sviluppato nel corso del triennio con i seguenti lavori:

- PAR2015 Sviluppo di funzionalità per un simulatore di micro-distretto orientato alla gestione attiva della domanda [6];
- PAR2016 Studi di scenari simulati di Demand-Response di un edificio terziario reale [7].

L'oggetto dello studio è stato l'edificio terziario reale F40 del Centro Ricerche Casaccia dell'ENEA a Roma.

L'edificio ha una struttura a forma di L, è orientato a 15° a nord-est ed è stato costruito tra il 1970 e il 1972, è formato da tre piani ed è attualmente riscaldato dalla rete di teleriscaldamento e raffrescato con chiller elettrici.

Ci sono 41 uffici di diverse dimensioni con una superficie compresa tra 14 e 36 m<sup>2</sup>, 2 sale EDP dedicate all'elaborazione elettronica dei dati di circa 20 m<sup>2</sup> ciascuna, 4 laboratori, 1 sala di controllo e 2 sale riunioni, per un totale di 1277,3 m<sup>2</sup>. Ogni ufficio ha da uno a due occupanti.

Ogni locale e laboratorio è dotato di fan-coil con velocità di apertura che è controllata da un termostato ambiente con isteresi. L'edificio è un vero Smart Building, intelligente e connesso infatti è dotato di dispositivi IoT che garantiscono un avanzato sistema di monitoraggio finalizzato alla raccolta di dati che rivelano sia le condizioni esterne sia quelle interne insieme al consumo di energia elettrica e termica [3].

## 2 DATI

### 2.1 Pulizia dei dati

Ogni simulatore per essere giudicato attendibile ha bisogno di essere validato confrontando i dati ottenuti dalla simulazione con i dati reali. La raccolta dei dati quindi riveste un ruolo molto importante e per questo non deve essere sottovalutato, deve essere opportunamente pianificata e verificata in corso d'opera. La validazione di un progetto con i dati reali è l'ultima fase del lavoro ma ne è parte integrante sin dall'inizio.

Pianificare la raccolta dei dati non è ovviamente cosa semplice in quanto il progetto nel tempo si può modificare e alcuni parametri che prima non venivano considerati possono diventare interessanti per poter effettuare nuove considerazioni, al contrario parametri già scelti possono diventare meno significativi.

Raccogliere la giusta quantità di dati è quindi molto difficile. Avere pochi dati può limitare le potenzialità di analisi ma raccogliere troppi dati può risultare dannoso, oltre che per le spese legate a installazione e gestione dei sensori, anche perché dovremo gestire un dataset molto ricco.

Un dataset di grandi dimensioni significa affrontare risolvibili difficoltà computazionali che possono risultare improduttive quando i dati non sono di facile lettura perché non sono accompagnati da metadati che spieghino esaurientemente il dato, indicandone anche chiaramente l'unità di misura.

Verificare periodicamente la corretta acquisizione dei dati può, in assenza di sistemi di allarme ed autoregolazione, aiutare chi gestisce l'impianto a non avere lacune nel dataset ed anche magari evitare malfunzionamenti.

I dati sono quindi condivisi dal gestore dell'impianto con l'analista. Effettuare analisi con dati parziali e non veritieri per abbondanza di buchi e/o valori fuori scala risulterà non produttivo. L'intervento dell'analista risulterà comunque indispensabile per colmare opportunamente i buchi e/o i fuori scala che non possono essere evitati in fase di acquisizione dei dati. Questo lavoro di elaborazione richiede conoscenza ed interpretazione dei dati in quanto in parte comporta delle variazioni al dataset quindi deve essere affrontato con attenzione e consapevolezza.

Nella prima fase del lavoro, riguardante la costruzione dei modelli, sono stati utilizzati dati relativi all'anno 2013, dati con cui il modello in ambiente MATLAB/Simulink era stato addestrato con precedenti lavori. I dati ottenuti dalle simulazioni sono stati utilizzati per costruire i modelli data-driven.

In una fase successiva, i dati che sono stati utilizzati per effettuare analisi sono relativi a due diversi dataset che sono stati condivisi da ENEA con l'Università Politecnica delle Marche.

Il primo dataset composto da n. 71 file .csv riguarda il periodo da Gennaio 2018 a Novembre 2019.

I dati in questione erano registrati ad intervalli di 15 minuti ad esclusione dei dati meteo della centralina. Si è partiti col considerare il periodo invernale, dal 01.01.2019 al 31.03.2019.

Con questo pacchetto di dati sono state fatte delle prime osservazioni sulla risposta della temperatura dell'aria nella stanza (avg\_roomTemperature) alla temperatura di set-point (avg\_setPoint). Quindi sono state selezionate le colonne di maggiore interesse per il caso in esame.

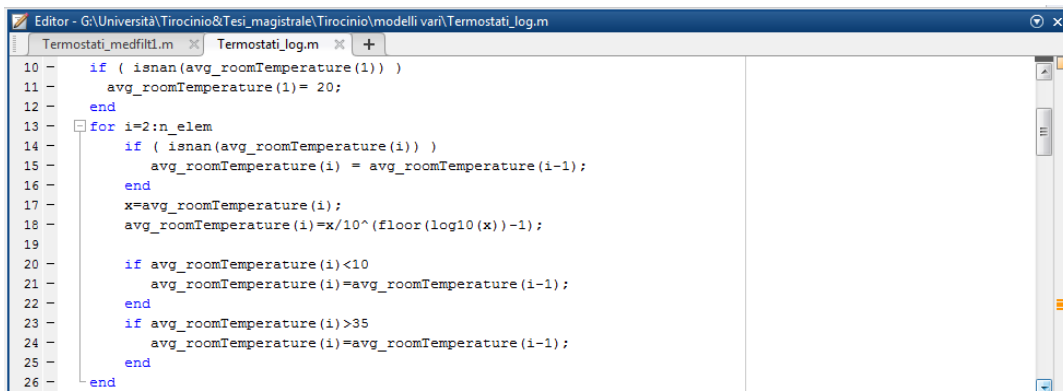
Si è riscontrata un'altra colonna avg\_setTempMiEDGE di incerta attribuzione, ma è stato constatato che questa sovrapponeva quasi sempre la avg\_setPoint.

Sono stati importati i dati in MATLAB. In questo momento si è dimostrata necessaria l'attenzione di riposizionare i valori NULL come valori NaN per facilitarne poi la sostituzione, quindi è stato necessario cambiare la classificazione di alcune colonne da categorical a number.

Le tabelle sono state successivamente ordinate ricorrendo alla variabile timestamp, per i file meteo è stata utilizzata la variabile datetime. Inizialmente i file erano ordinati secondo il parametro id che non rispetta sempre la precisa sequenza temporale.

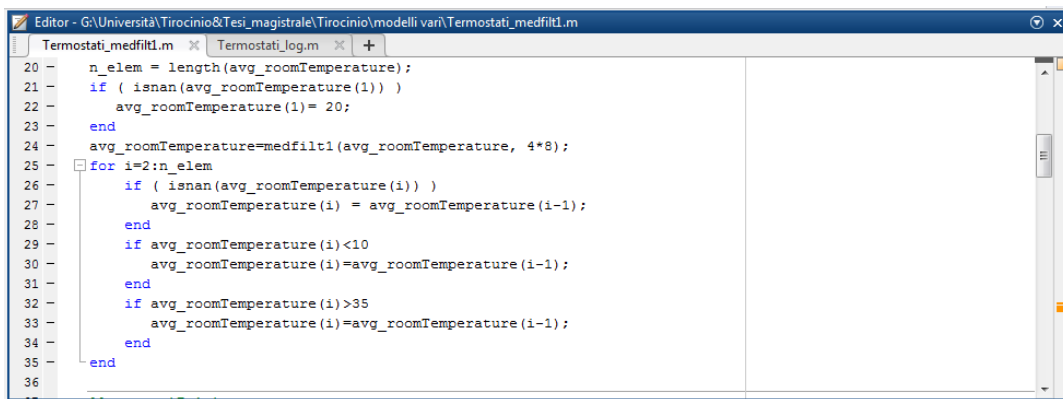
In un primo check dei dati si è provveduto attraverso cicli if ed un ciclo for a colmare i buchi nei dati attribuendo al dato mancante quello del valore precedente. In caso di valore NaN al primo dato è stato assegnato un valore pari a 20 °C. Le prime restituzioni grafiche hanno sin da subito dimostrato la presenza di numerosi valori di picco, outlier molti dei quali sembravano dei problemi di posizionamento della virgola, che sono stati inizialmente risolti con una funzione logaritmica. Gli ulteriori valori non realistici < 10 °C, > 35 °C venivano riportati al valore precedente.

Si è preferito poi utilizzare la funzione di MATLAB, medfilt1 che ha restituito un grafico più uniforme. La funzione utilizzata effettua la media sul numero di campioni impostati, 32 nel nostro caso, cioè la serie temporale corrispondente ad una finestra di 8 ore.



```
10 - if ( isnan(avg_roomTemperature(1)) )
11 -     avg_roomTemperature(1) = 20;
12 - end
13 - for i=2:n_elem
14 -     if ( isnan(avg_roomTemperature(i)) )
15 -         avg_roomTemperature(i) = avg_roomTemperature(i-1);
16 -     end
17 -     x=avg_roomTemperature(i);
18 -     avg_roomTemperature(i)=x/10^(floor(log10(x))-1);
19 -
20 -     if avg_roomTemperature(i)<10
21 -         avg_roomTemperature(i)=avg_roomTemperature(i-1);
22 -     end
23 -     if avg_roomTemperature(i)>35
24 -         avg_roomTemperature(i)=avg_roomTemperature(i-1);
25 -     end
26 - end
```

Figura 2: particolare codice MATLAB, file Termostati\_log.m



```
Termostati_medfilt1.m  Termostati_log.m  +
20 - n_elem = length(avg_roomTemperature);
21 - if ( isnan(avg_roomTemperature(1)) )
22 -     avg_roomTemperature(1) = 20;
23 - end
24 - avg_roomTemperature=medfilt1(avg_roomTemperature, 4*8);
25 - for i=2:n_elem
26 -     if ( isnan(avg_roomTemperature(i)) )
27 -         avg_roomTemperature(i) = avg_roomTemperature(i-1);
28 -     end
29 -     if avg_roomTemperature(i)<10
30 -         avg_roomTemperature(i)=avg_roomTemperature(i-1);
31 -     end
32 -     if avg_roomTemperature(i)>35
33 -         avg_roomTemperature(i)=avg_roomTemperature(i-1);
34 -     end
35 - end
36 -
```

Figura 3: particolare codice MATLAB, file Termostati\_medfilt1.m.

Per effettuare alcune considerazioni sono stati presi in esame i dati metereologici e sono emerse ulteriori lacune nei dati che hanno portato a decidere di ottenere un nuovo dataset di dati puntuali non filtrati.

Il nuovo dataset composto da n.42 file .csv riguardava i dati raccolti dal 01.06.2019 al 31.08.2019. Il dataset è differente nella tipologia di dati raccolti. È stato necessario un grande impegno computazionale visto che diverse tabelle erano composte da milioni di righe.

Individuate le colonne di interesse sono stati importati i dati. Anche in questo caso i dati sono stati ordinati secondo la variabile timestamp, essendo arrivati ordinati in base al parametro id.

Tutti i dati sono stati mediati all'ora e portati a 2208 righe (92 giorni per 24 ore).

Utilizzando la media oraria abbiamo “compresso” molti dati ma se pensiamo all'inerzia termica, sapendo che un parametro importante per le valutazioni economiche è il prezzo orario dell'energia e nella prospettiva di una ottimizzazione per il giorno successivo, è inutile utilizzare una mole eccessiva di dati che complica la gestione e l'elaborazione senza garantire vantaggi concreti.

## 2.2 Dinamica energetica dell'edificio reale F40

In una prima analisi sono state ricavati i grafici relativi all'andamento della temperatura dell'aria nelle stanze. Con il primo dataset abbiamo effettuato analisi dal 01.01.2019 al 31.03.2019.

Nei grafici sottostante in blu è plottato l'andamento della temperatura [°C] media oraria dell'aria nella stanza, in rosso la temperatura [°C] media oraria di set-point, in giallo la differenza di temperatura [°C] tra i due valori.

I grafici di Figura 4 e Figura 5 presentano una discreta risposta della temperatura dell'aria nella stanza alla temperatura di set-point anche se dai grafici si nota come la temperatura dell'aria sia quasi sempre maggiore della temperatura di set-point e a volte presenti dei picchi frutto di apporti gratuiti. Questo aspetto si accentua nel mese di Marzo e per giustificare l'andamento descritto si è cercata una spiegazione nei dati metereologici che sono risultati assenti per tutto l'inverno 2019 nel primo dataset per cui è stata necessaria la richiesta del secondo dataset.

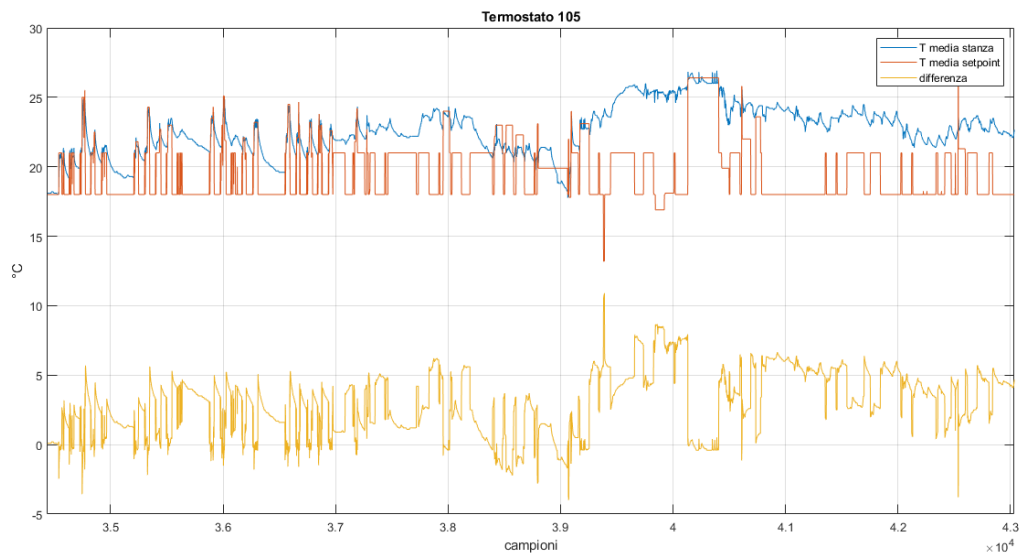


Figura 4: Termostato 105, dataset1 originale dal 01.01.2019 al 31.03.2019.

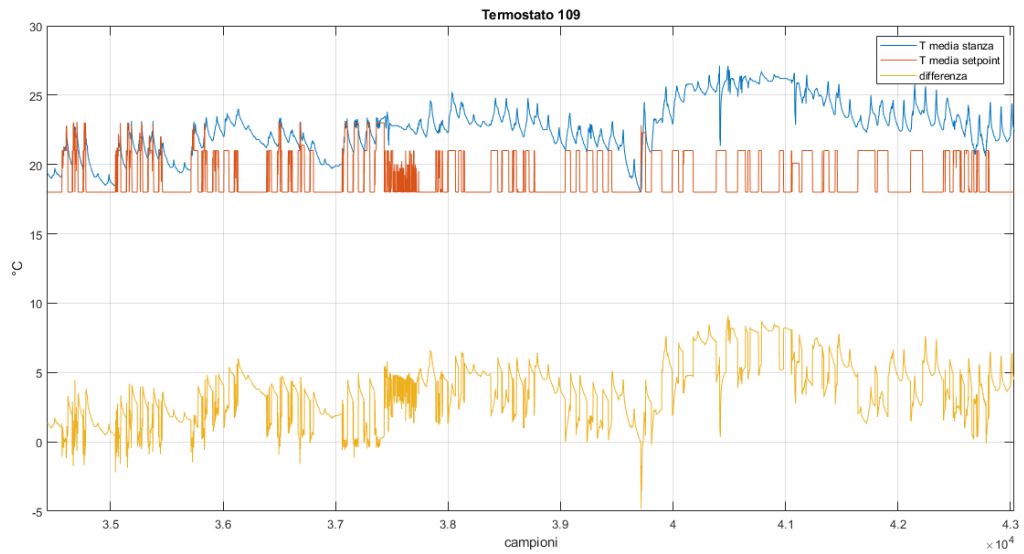


Figura 5: Termostato 109, dataset1 originale dal 01.01.2019 al 31.03.2019.

Nelle figure sottostanti si mostra come varia l'andamento della temperatura media della stanza lavorando i dati con la funzione medfilt1 che operando delle medie su ampie finestre permette di plottare un andamento meno suscettibile a picchi di variazioni.

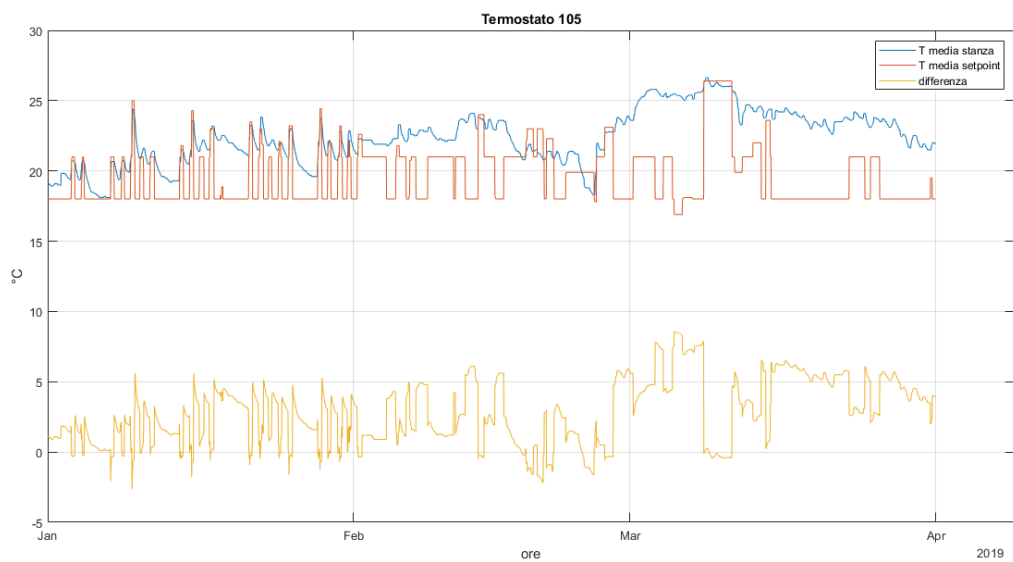


Figura 6: Termostato 105, dataset1 con funzione medfilt1 dal 01.01.2019 al 31.03.2019.

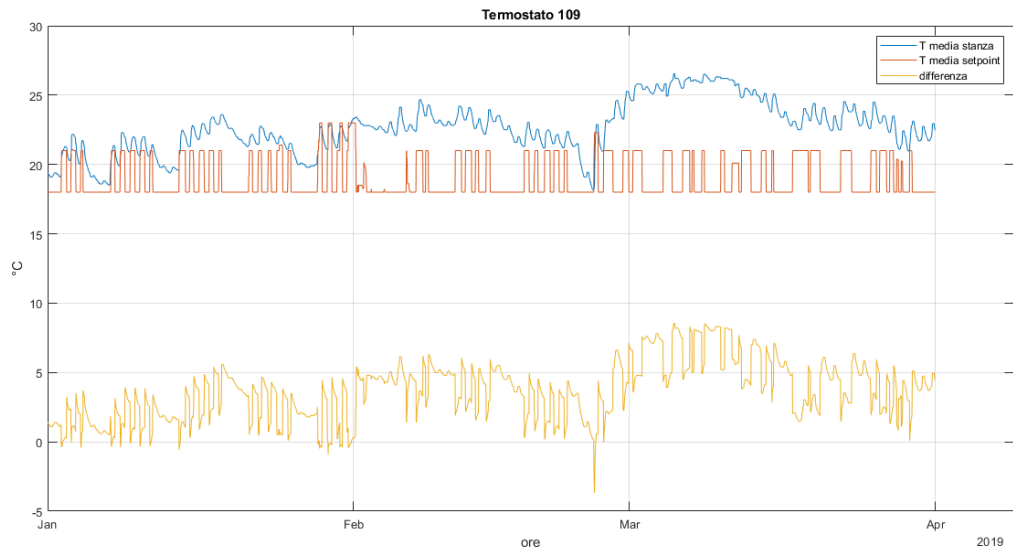


Figura 7: Termostato 109, dataset1 con funzione medfilt1 dal 01.01.2019 al 31.03.2019.

Con il secondo dataset abbiamo effettuato analisi sul periodo dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

Anche in questo caso in blu è stato plottato l'andamento della temperatura [°C] media oraria dell'aria nella stanza, in rosso la temperatura [°C] media oraria di set point, in giallo la differenza di temperatura [°C] tra i due valori.

Il grafico di Figura 8 presenta in particolare una risposta troppo lineare, un "elettrocardiogramma piatto" indice probabilmente di un malfunzionamento nell'acquisizione dei due dati per un lungo periodo che può suggerire di effettuare una verifica più frequente dell'acquisizione dei dati.

Nel periodo estivo vediamo l'utilizzo della temperatura di set-point impostata a 35°C per evitare l'accensione dell'impianto.

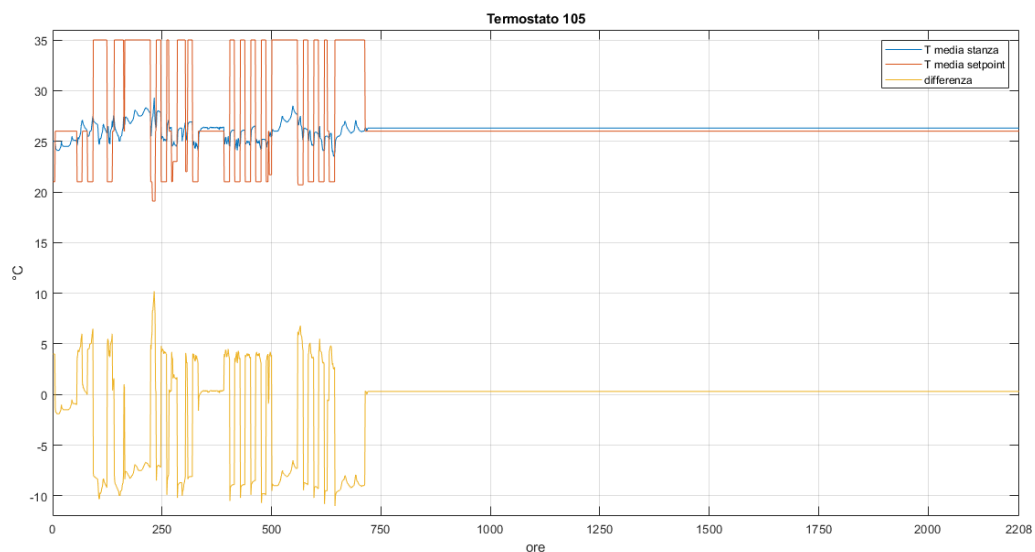


Figura 8: Termostato 105, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.



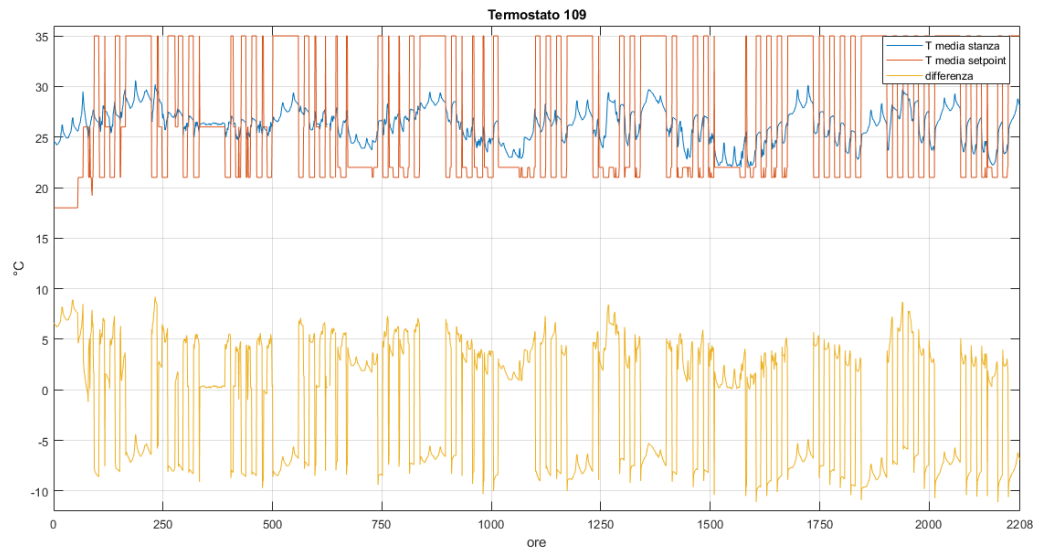


Figura 9: Termostato 109, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

Nei grafici seguenti è stato esaminato il consumo delle potenze elettriche. Lo studio è stato eseguito con il secondo dataset dal 01.06.2019 al 31.08.2019. I dati utilizzati sono i valori medi all'ora per un totale di 2208 ore.

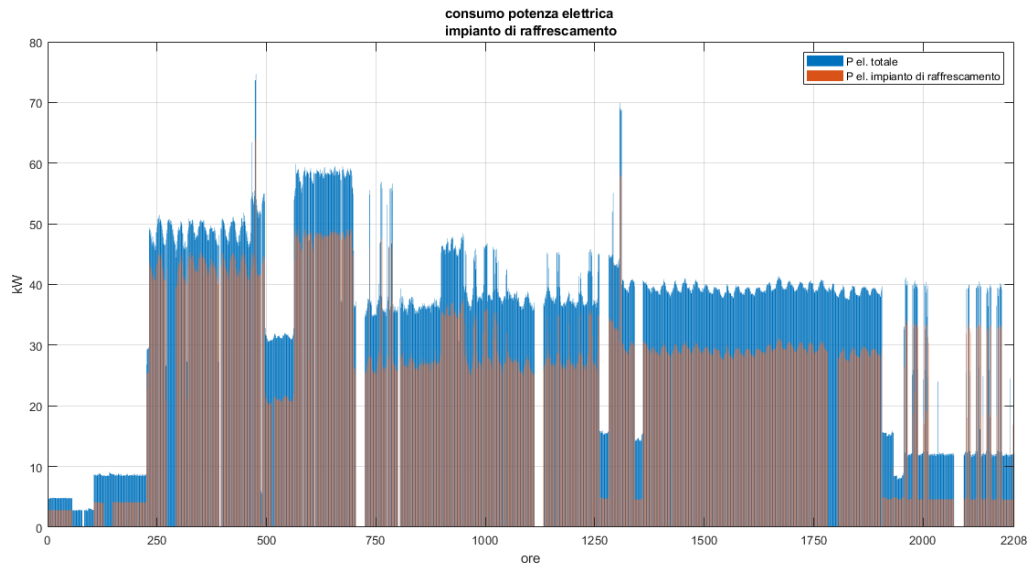


Figura 10: consumo potenza elettrica impianto di raffreddamento (compressori, pompe, fancoil dei 3 piani) su consumo potenza elettrica totale, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

Il grafico di Figura 10 pur con dei dati mancanti mostra la quota di potenza elettrica utilizzata per il raffreddamento, somma della potenza elettrica consumata per i compressori, per le pompe e per i fancoil dei tre piani. Nel grafico sottostante di Figura 11, sempre rapportati alla potenza elettrica totale, si vedono le quote delle potenze elettriche dei vari organi meccanici. La potenza elettrica per i compressori è la parte più significativa sul consumo totale.

Questi dati non coincidono con i valori del simulatore che quindi risulta non perfettamente calibrato sui dati reali.

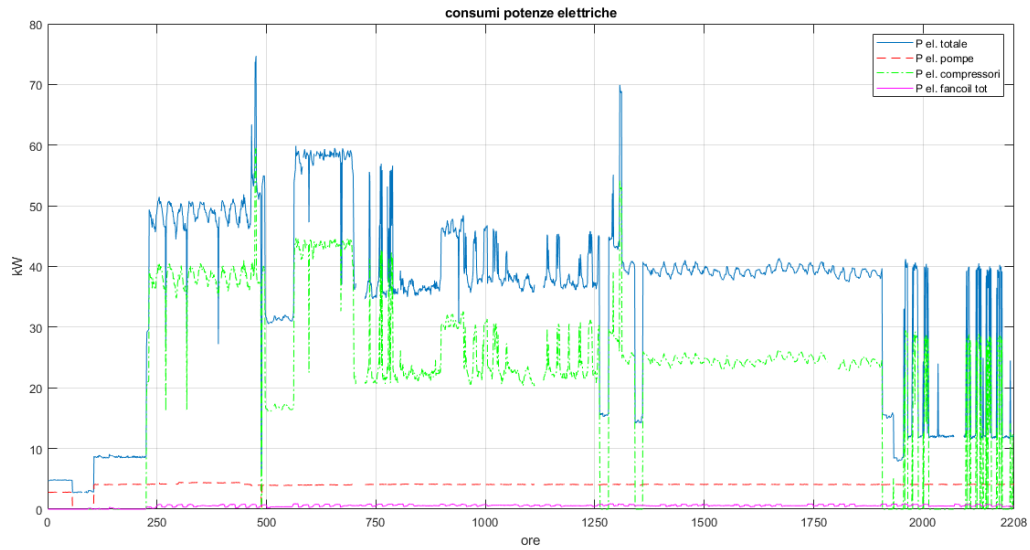


Figura 11: consumi potenze elettriche, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

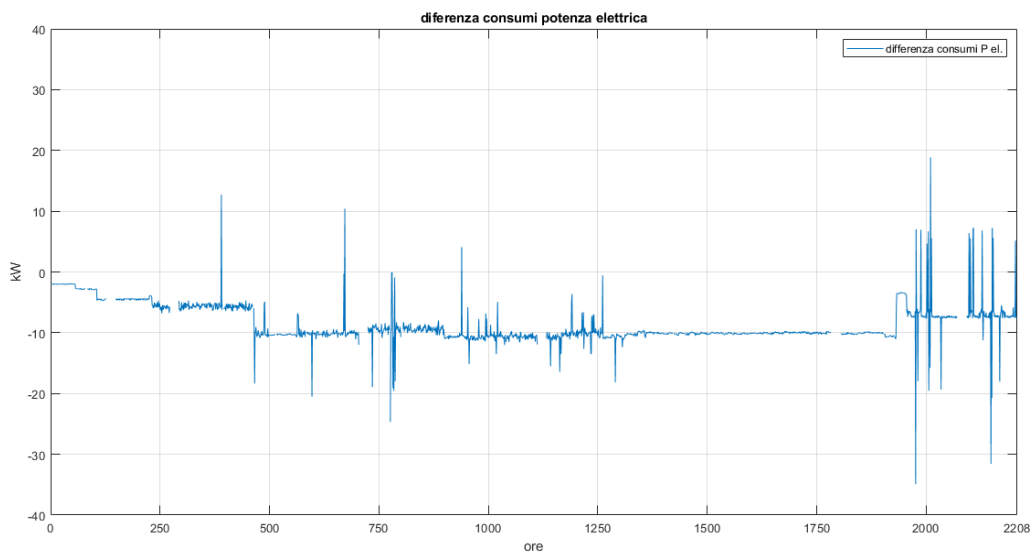


Figura 12: differenza consumi potenza elettrica, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

Il grafico di Figura 12 mostra i valori medi orari di potenza elettrica consumata per l'impianto di raffrescamento meno i valori medi orari di potenza elettrica totale. Il valore è nel complesso costante, con dei picchi anche nel semiasse positivo che potrebbero far pensare ad un surplus di potenza ricavato dal fotovoltaico.

Nelle figure seguenti invece si presentano altre analisi comparative che sono state effettuate nello studio dei dati reali puntuali.

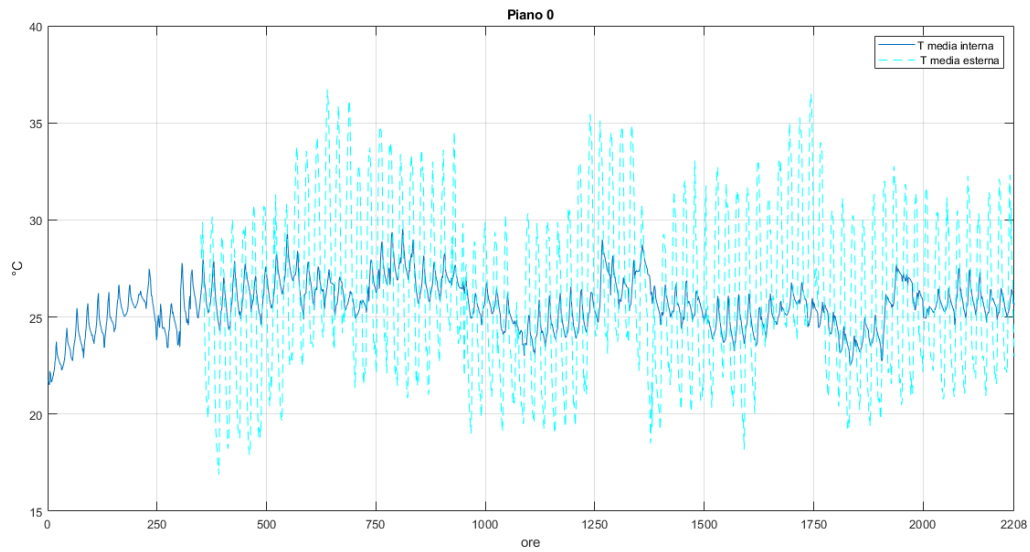


Figura 13: confronto tra T del piano 0 e T esterna, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

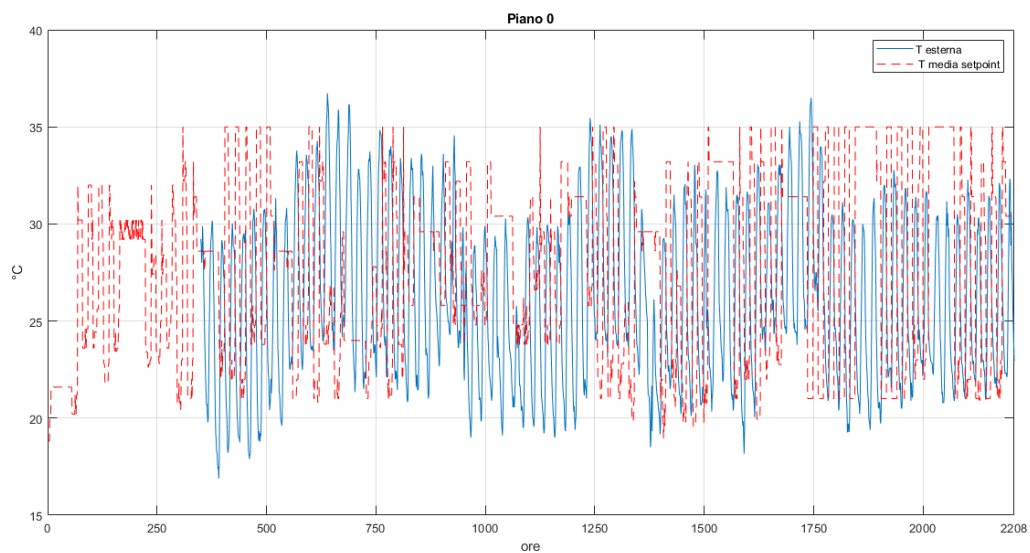


Figura 14: confronto tra T set-point del piano 0 e T esterna, medie orarie dataset2 dal 01.06.2019 al 31.08.2019.

Nel grafico di Figura 13 è rappresentata la temperatura media esterna confrontata con la temperatura media interna del piano, in questo caso il piano 0. Nel grafico di Figura 14 è rappresentata la temperatura media esterna confrontata con la temperatura media dei set-point dei termostati del piano 0. Vediamo che i dati anche nel dataset2 non sono completi, mancano dati medi orari della temperatura esterna per circa 350 campioni.

### 3 MODELLAZIONE E OTTIMIZZAZIONE ENERGETICA

#### 3.1 Modello fisico dell'edificio F40 in MATLAB/Simulink

Nei lavori precedenti dell'Università Politecnica della Marche in collaborazione con ENEA, citati al Capitolo 1, è stato sviluppato il simulatore dell'edificio F40 che in questo studio è stato utilizzato nella versione con generazione distribuita ma senza energy storage.

Simulink è un software dedicato alla modellazione, simulazione ed analisi di sistemi dinamici che è strettamente integrato con MATLAB ed è stato utilizzato per modellare l'edificio F40 e tutti i suoi componenti termici ed elettrici.

Il simulatore MATLAB/Simulink è basato sul modello HAMBASE [8, 9].

HAMBASE è un software che realizza un modello di simulazione per flussi di calore e vapore nell'edificio utilizzando i dati di temperatura e di umidità relativa dell'aria interna ed il consumo di energia necessario per il riscaldamento e il raffreddamento di un edificio multi-zona.

Il simulatore MATLAB/Simulink è stato sviluppato per simulare le seguenti variabili di controllo:

- Temperatura [°C] del set-point dell'aria nelle zone che può essere impostata usando i termostati in ogni stanza;
- Temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico che può essere impostata mediante una strumentazione speciale nella centrale termica dell'edificio.

Tutti i componenti e le funzionalità del simulatore Simulink dell'edificio F40 sono descritti nei Report annuali della RdS elettrico.

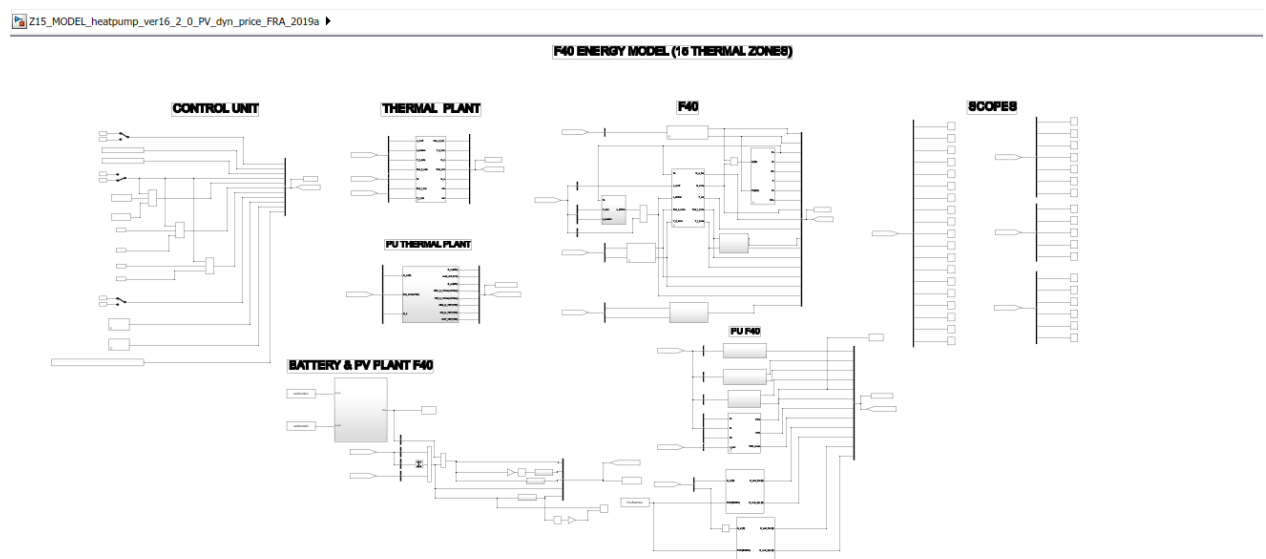


Figura 15: schema a blocchi del simulatore dell'edificio F40, Simulink.

```

1  %
2  % Z15 BUILDING DESCRIPTION AND CONFIGURATION FILE
3  % Building with 15 zones (corretto)
4  %
5  % ver14_1_0: Basic configuration file. no heating cooling plant parameters.
6  % No time constant for fancoils.
7  % ver14_2_0: Added fancoil time constant and heating cooling parameters. New
8  % fan air speeds
9  % ver14_3_0: No major changes.
10 % ver_4_4_0: Added scale factors. New fan air speeds.
11 %
12 %
13 % PART 0 : SIMULATION PARAMETERS
14 %
15 %
16 % SCALE FACTORS
17 % s = 1; % wall scale factors

```

Figura 16: particolare codice MATLAB, *Z15\_conf\_ver\_14\_4\_0.m*.

Il lavoro è iniziato in ambiente MATLAB operando nel file di configurazione del simulatore *Z15\_conf\_ver\_14\_4\_0.m* in particolare:

- è stato caricato il file meteo *Roma\_Ciampino\_2013.dat*;
- è stata modificata la variabile *BAS.Period = [yr, month, day, ndays]*
  - *yr* è l'anno della simulazione (corrisponde a -1 se coincide con l'anno del file meteo);
  - *month* è il mese di inizio della simulazione;
  - *day* è il giorno di inizio della simulazione;
  - *ndays* è la durata della simulazione.

Perciò per simulare la stagione invernale e quella estiva, sono state usate:

- o *BAS.Period = [-1,1,1,90]* per la stagione invernale, dal 01.01.2013 al 31.03.2013, 90 giorni
- o *BAS.Period = [-1,6,1,92]* per la stagione estiva, dal 01.06.2013 al 31.08.2013, 92 giorni

In Simulink si è agito nel sottosistema Control Unit, regolando le variabili di controllo utilizzando i seguenti blocchi:

- Switch manuale tra 0 – winter e 1 – summer che attiva i blocchi relativi alla stagione scelta e disattiva quelli relativi all'altra;
- *Winter Temperature Setpoints* [°C], è la temperatura dell'aria scelta per la stagione invernale nelle 15 stanze del modello;
- *Summer Temperature Setpoints* [°C], è la temperatura dell'aria scelta per la stagione estiva nelle 15 stanze del modello;
- *Winter Disc. Temp. Setpoint* [°C], è la temperatura dell'acqua di mandata scelta per la stagione invernale;
- *Summer Disc. Temp. Setpoint* [°C], è la temperatura dell'acqua di mandata scelta per la stagione invernale.

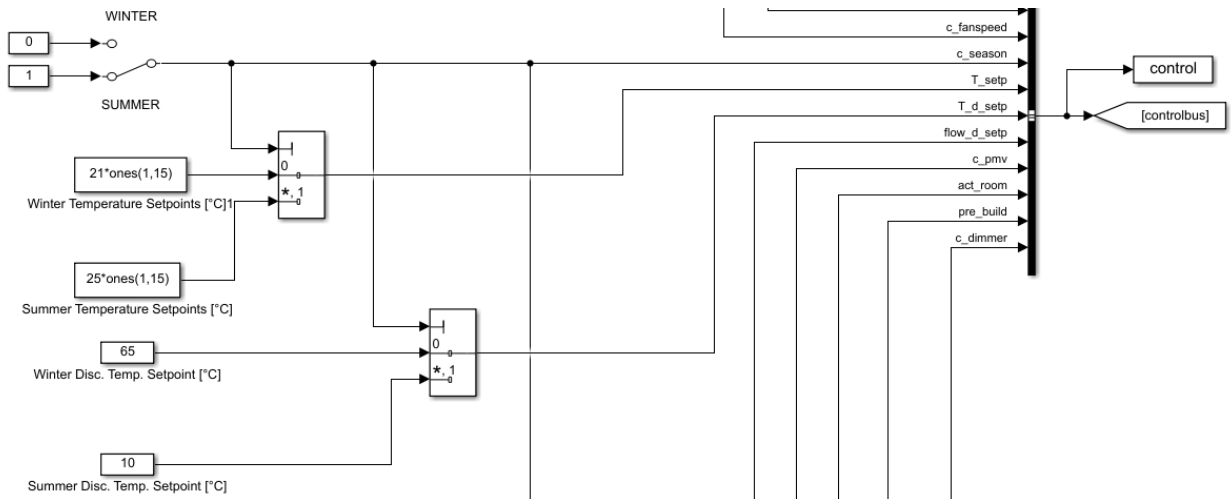


Figura 17: particolare del blocco Control Unit del simulatore dell'edificio F40, Simulink.

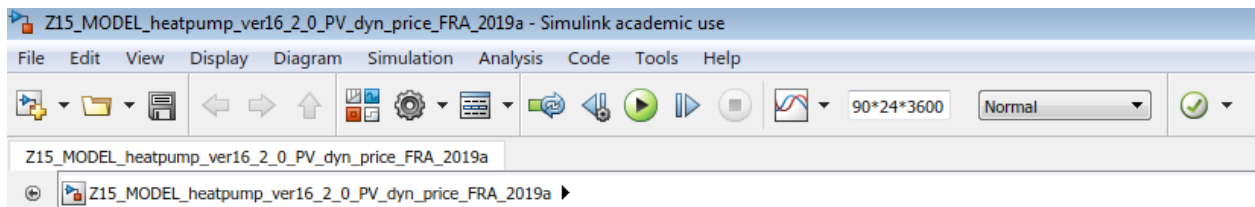


Figura 18: particolare della barra degli strumenti, Simulink.

In Simulink viene confermata la durata della simulazione impostando nella barra degli strumenti il numero di giorni per 24 ore in un giorno per 3600 secondi in un'ora.

Per la simulazione della stagione invernale sono state scelte le seguenti temperature di set-point:

- *Winter Temperature Setpoints* [°C]: 18,0°C - 20,0°C - 22,0°C
- *Winter Disc. Temp. Setpoint* [°C]: 55,0°C - 62,5°C - 70,0°C

Sono state svolte le simulazioni con tutte le combinazioni dei due dati, nel dettaglio:

	T_setpoint [°C]	T_disc_setpoint [°C]
INVERNO_1	18,0	55,0
INVERNO_2	18,0	62,5
INVERNO_3	18,0	70,0
INVERNO_4	20,0	55,0
INVERNO_5	20,0	62,5
INVERNO_6	20,0	70,0
INVERNO_7	22,0	55,0
INVERNO_8	22,0	62,5
INVERNO_9	22,0	70,0

Tabella 1: simulazioni della stagione invernale.

Per la simulazione della stagione estiva sono state scelte le seguenti temperature di set-point:

- *Summer Temperature Setpoints* [°C]: 24,0°C – 26,0°C – 28,0°C
- *Summer Disc. Temp. Setpoint* [°C] 10,0°C – 12,0°C – 14,0 °C

Sono state svolte le simulazioni con tutte le combinazioni dei due dati, nel dettaglio:

	T_setpoint [°C]	T_disc_setpoint [°C]
ESTATE_1	24,0	10,0
ESTATE_2	24,0	12,0
ESTATE_3	24,0	14,0
ESTATE_4	26,0	10,0
ESTATE_5	26,0	12,0
ESTATE_6	26,0	14,0
ESTATE_7	28,0	10,0
ESTATE_8	28,0	12,0
ESTATE_9	28,0	14,0

Tabella 2: simulazioni della stagione estiva.

Per ogni simulazione è stato considerato un tempo di campionamento di 300 secondi, ottenendo:

	giorni	secondi	campioni
INVERNO	90	7776000	25920
ESTATE	92	7948800	26496

Tabella 3: riassunto temporale delle simulazioni.

Alcune variabili comunque sono più dettagliate con valori ad intervalli di 30 secondi.

Per ogni simulazione è stato salvato il Workspace ottenuto in ambiente MATLAB con tutti i dati che sono risultati dalla simulazione e che facevano capo ai vari moduli del simulatore in Simulink.



## 3.2 Modello data-driven dell'edificio F40

I modelli data-driven non richiedono analisi dettagliate ed approfondite come quelle necessarie per i modelli fisici [10] per questo motivo ottenere un modello data-driven affidabile rappresenta un grande vantaggio in quanto un modello data-driven garantisce una maggiore velocità computazionale rispetto al simulatore Simulink.

In precedenti lavori erano stati creati modelli data-driven che hanno dato ottimi risultati nel calcolo dell'Energia totale sia per la stagione invernale sia per la stagione estiva. Anche in questo caso il modello in oggetto è stato elaborato utilizzando un numero ridotto di variabili con addestramento su pochi mesi. Sono stati create varie versioni del modello, relative sia alla stagione invernale sia alla stagione estiva, facendo riferimento soltanto a quelle variabili più influenti sull'andamento del parametro scelto e inoltre più facilmente reperibili e misurabili.

### 3.2.1 Potenza termica

Il primo parametro scelto come output è stato la potenza termica totale.

Sono state individuate e prese in considerazione le seguenti variabili:

1	Temperatura di set-point dell'aria nelle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
2	Temperatura di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico	[°C]
3	Irraggiamento diffuso	[W / m <sup>2</sup> ]
4	Temperatura dell'aria esterna;	[°C]
5	Irraggiamento diretto	[W / m <sup>2</sup> ]
6	Nuvolosità del cielo	[Okta]
7	Umidità dell'aria	[%]
8	Velocità del vento	[km / h]
9	Direzione del vento	[°]
10	Giorni della settimana (Domenica = 1, Lunedì = 2...)	
11	Temperatura dell'aria nelle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
12	Potenza elettrica totale	[W]
13	Potenza elettrica della caldaia simulata	[W]
14	Flusso di CH <sub>4</sub>	[m <sup>3</sup> ]
15	Potenza termica	[W]

Tabella 4: elenco delle variabili utilizzate nel modello data-driven, output potenza termica.

Per tutte le simulazioni ogni variabile è stata salvata come vettore timeseries, campionato ogni 15 minuti (900 secondi) ottenuto mediando 3 campioni delle simulazioni in Simulink.

Per ogni simulazione effettuata è stata quindi costruita una tabella costituita da 43 colonne:

- per INVERNO una tabella 8640 x 43;
- per ESTATE una tabella 8832 x 43.

A questo punto è stata utilizzata l'app di MATLAB Regression Learner che esegue una stima del valore atteso di una variabile dipendente, detta *response*, in questo caso *Ptermica\_tot*, in funzione dei valori di variabili indipendenti, detti *predictor*, cioè tutte le altre variabili.

In modo automatico il software stima l'andamento di *Ptermica\_tot* dando un peso diverso ad ogni variabile. Scelta l'opzione "no validation" come mostrato in Figura 19 si avvia la sessione accedendo alla schermata di Figura 20.

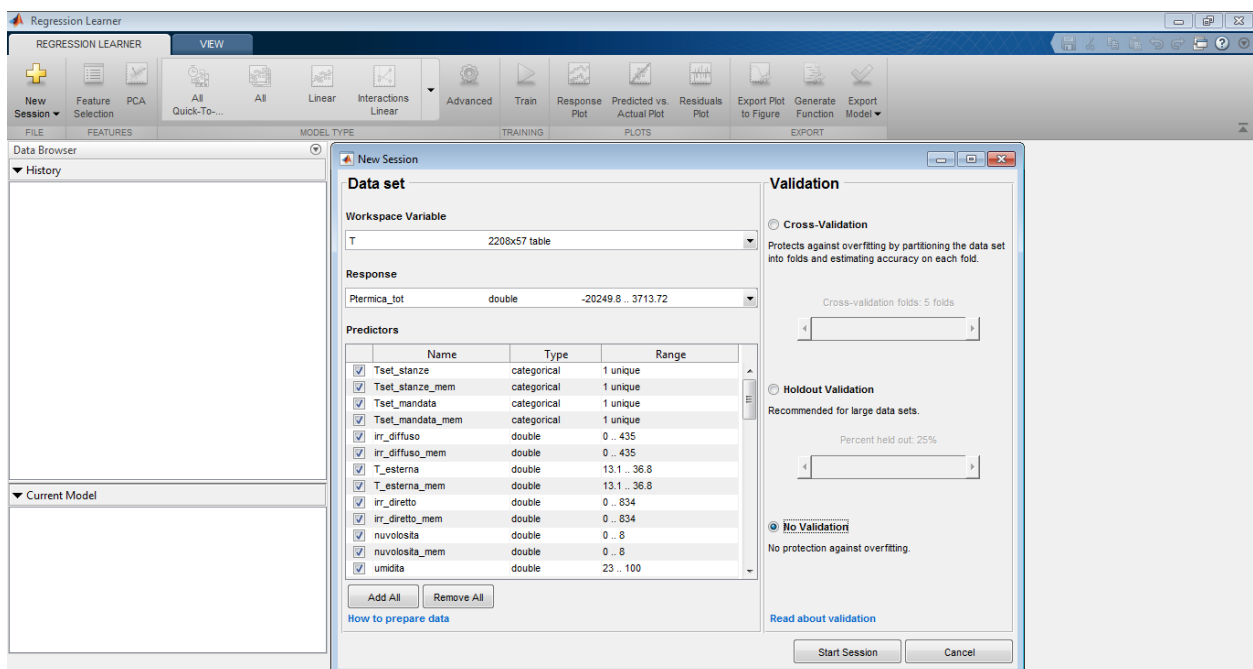


Figura 19: nuova sessione della app Regression Learner, MATLAB.

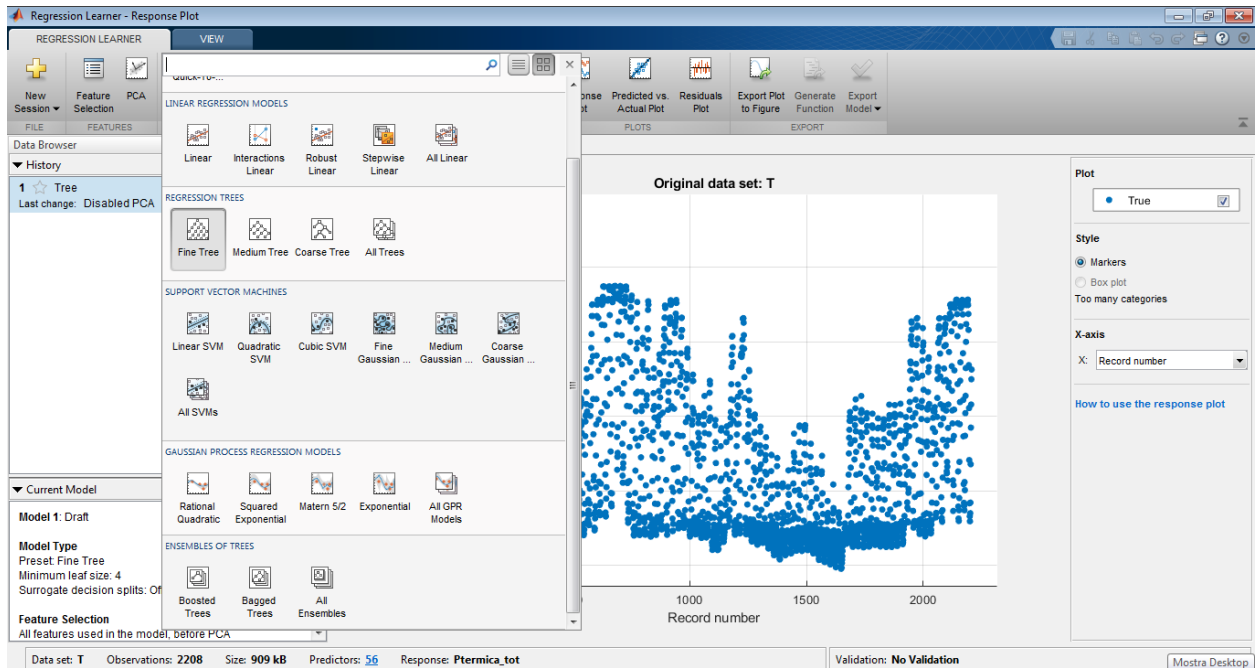


Figura 20: modelli della app Regression Learner, MATLAB.

Sono stati selezionati tutti i modelli per effettuare un'analisi più completa.

Si ottengono così per ogni modello tre tipi di grafici:

- **Response plot**, sovrappone il valore della variabile dipendente *response* al valore della stessa variabile ottenuto dal simulatore;
- **Predicted vs Actual plot**, mostra quanto la predizione si discosta dalla stima perfetta;
- **Residual plot**, mostra l'andamento dell'errore, viene rappresentato quanto il valore della variabile dipendente *response* si discosta da quello ottenuto dal simulatore.

Al risultato di ogni modello di regressione lineare è associato il valore **RMSE**, *Root Mean Square Error*, errore quadratico medio.

L'analisi dei risultati ottenuti ci ha portato a ipotizzare un nuovo modello per entrambe le stagioni in cui abbiamo portato delle modifiche.

Per tutte le simulazioni ogni variabile è stata salvata come vettore timeseries, campionato ogni 60 minuti (3600 secondi) ottenuto mediando 12 campioni delle simulazioni in Simulink.

Alle variabili indipendenti, per migliorare l'inseguimento, sono state aggiunte delle variabili "memoria" che per ogni variabile indipendente scelta riportano il valore del campione precedente.

La temperatura di set-point dell'aria nelle stanze dell'edificio simulato, in prima ipotesi è costante tra le varie zone quindi è stata riportata una sola volta per non appesantire i calcoli in questa fase.

Per ogni simulazione effettuata è stata quindi costruita una tabella costituita da 57 colonne:

- per INVERNO una Tabella 2160 x 57;
- per ESTATE una Tabella 2208 x 57.

### 3.2.2 Comfort termoigrometrico

Il benessere termo-igrometrico dell'individuo può essere definito come “*la condizione mentale di soddisfazione nei confronti dell'ambiente termico*” [UNI EN ISO 7730]; coincide con lo stato in cui il soggetto non sente né caldo né freddo.

La sensazione di benessere è diversa da soggetto a soggetto e dipende da diversi fattori, alcuni sono parametri ambientali misurabili e altri fattori sono personali, soggettivi e non quantificabili. La norma UNI EN ISO 7730: 2006 specifica i metodi per prevedere la sensazione termica globale e il grado di disagio (insoddisfazione termica) delle persone. Lo studioso danese Fanger ha stabilito due equazioni descritte in dettaglio nella norma UNI EN ISO 7730: 2006 per la valutazione del benessere termoigrometrico.

Il parametro PMV (*Predicted Mean Vote*) esprime il livello di soddisfazione di un ampio campione di persone che lavorano nello stesso edificio ed esprimono la loro sensazione termica attraverso una scala psicofisica.

PMV and evaluation of the thermal environment (UNI EN ISO 7730:2006)	
PMV	Thermal environment evaluation
+3	very hot
+2	Hot
+1	slightly hot
0	Neutral
-1	Fresh
-2	Cold
-3	very cold

Tabella 5: PMV e scala di valutazione dell'ambiente termico (UNI EN ISO 7730:2006).

La Tabella 5 mostra i valori che l'indice PMV può accettare, se l'ambiente termico è neutro i valori saranno 0 ma se le persone hanno una sensazione di caldo i valori saranno positivi e se la sensazione è di freddo il valore sarà negativo.

Il valore di PMV è espresso dalla seguente equazione:

$$PMV = CT (0,303 \cdot e^{-0,036 \cdot M} + 0,028) \quad (1)$$

CT rappresenta il carico termico determinato dalla differenza tra la potenza termica ceduta da un individuo all'ambiente e quella scambiata dallo stesso in condizioni omeoterme; il valore di M nell'esponente esprime invece il dispendio metabolico dell'organismo.

Il parametro PPD (*Percentage of Person Dissatisfied*), rappresenta la percentuale di persone insoddisfatte in un determinato ambiente, può essere calcolato usando il modello PMV, in quanto sperimentalmente correlati attraverso la seguente formula:

$$PPD = 100 - 95 \cdot e^{-(0,03353 \cdot PMV^4 + 0,2179 \cdot PMV^2)} \quad (2)$$

Va notato che non è possibile utilizzare gli indici di valutazione PMV e PPD in tutte le condizioni di lavoro ma solo quando certi i parametri sono compresi in intervalli definiti.

Gli intervalli attraverso i quali è possibile applicare gli indici PMV e PPD, in termini di metabolismo energetico, isolamento termico degli indumenti presenti e temperatura e velocità dell'aria, sono riportati nella Tabella 6.

Limits of applicability of the PMV-PPD criterion (UNI EN ISO 7730:2006)		
Variable	range of applicability	
Energy metabolism	46 – 232	[W / m <sup>2</sup> ]
Thermal insulation of clothing	0,00 – 0,31	[m °C / W]
Air temperature	10 – 30	[°C]
Air velocity	0 – 1	[m / s]

Tabella 6: limiti di applicabilità del criterio PMV-PPD (UNI EN ISO 7730:2006).

Statisticamente anche con PMV prossimi allo zero si avrà una piccola percentuale di insoddisfatti. Per PMV pari a zero ci sarà circa il 5% di soggetti insoddisfatti.

La UNI EN ISO 7730 prescrive un PPD massimo del 10%, ai limiti dell'intervallo di benessere, con PMV compreso tra -0,5 e +0,5 che corrisponde alla Classe B.

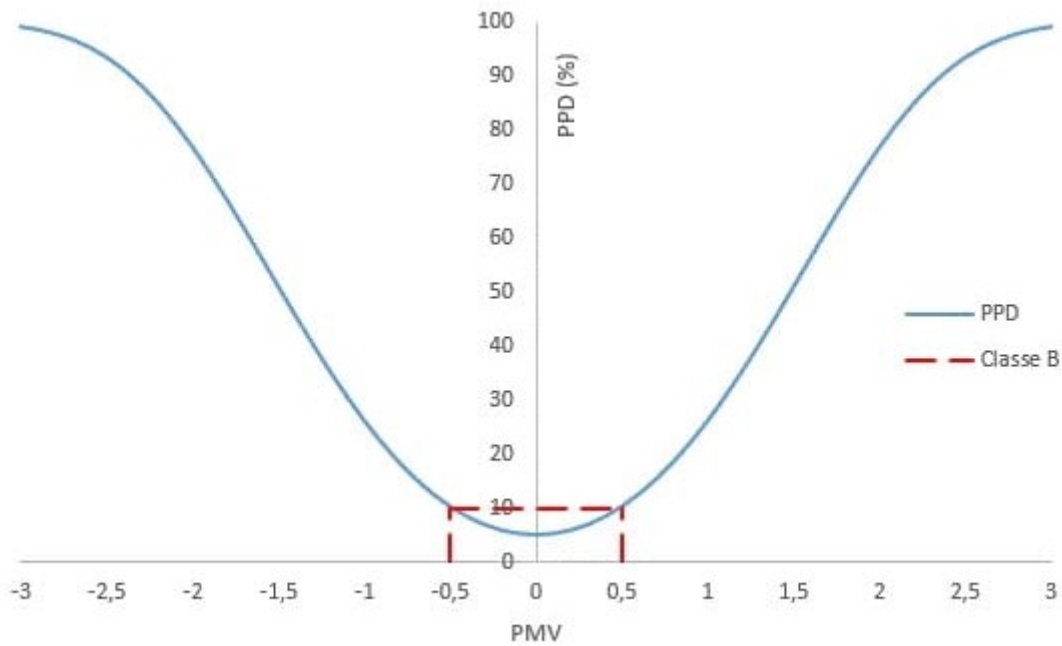


Figura 21: andamento PPD in funzione di PMV.

	PMV	PPD
A class	-0,2 ÷ +0,2	< 6 %
B class	-0,5 ÷ +0,5	< 10%
C class	-0,7 ÷ +0,7	< 15%

Tabella 7: condizioni limite PMV e PPD per le classi (UNI EN ISO 7730:2006).

Nel simulatore il sottosistema Comfort meter riceve in ingresso:

- $T_a$ , temperatura dell'aria [°C] è la temperatura percepita all'interno della stanza;
- $T_s$ , temperatura radiante [°C] è la temperatura delle pareti all'interno della stanza, compresi il soffitto e il pavimento;
- $R_h$  è l'umidità relativa all'interno;
- $c_{pmv}$  è il misuratore di comfort.

Restituisce, mediante una funzione che tiene conto dei limiti di applicabilità della sequenza:

- PMV è il punteggio medio atteso (per ciascuna zona);
- PMV\_mean è il punteggio medio previsto (media dei valori per ciascuna zona);
- PPD è l'percentuale attesa di insoddisfazione [%].

Questi dati li troviamo nella struttura F40meter\_data come vettori timeseries con campioni orari per le 15 stanze che costituiscono il modello dell'edificio F40 nel simulatore.

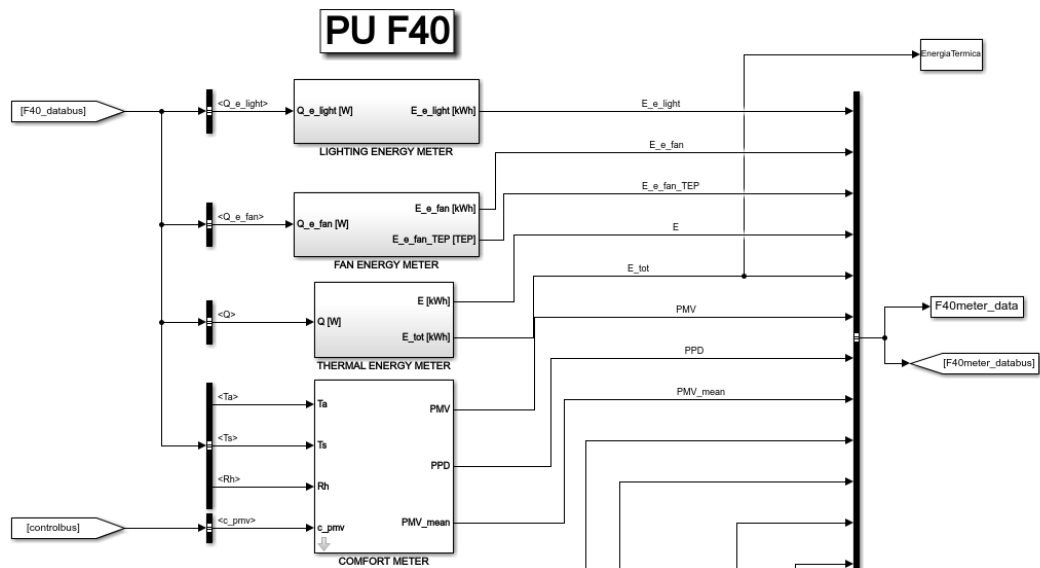


Figura 22: Particolare del simulatore, sottosistema COMFORT METER.

Per rappresentare il comfort è stato scelto di utilizzare entrambi i coefficienti, PMV e PPD.

È stato quindi adeguato il modello per entrambe le stagioni, invernale ed estiva, per i due parametri. Sono state individuate e prese in considerazione tutte le variabili indipendenti considerate per la potenza termica. È stato adottato il modello a campioni orari e con variabili “memoria”.

È stato riscontrato che non tutte le stanze avevano un andamento “affidabile” della temperatura, o meglio la temperatura dell’aria nella stanza era sempre lontana dalla temperatura di set-point facendo supporre in prima analisi che alcune stanza non erano “controllate”. Questo in realtà è dovuto al fatto che nel modello del simulatore, per verosimiglianza al caso reale nei 15 locali sono presenti 3 corridoi e 2 sale riunioni che non possono essere tenuti strettamente in considerazione per il comfort.

Per questo sono state individuate le colonne da prendere in considerazione, attribuite alle “stanze controllate”, individuate nelle colonne 1,2,3,4,6,7,9,11,12,14.

I valori delle dieci colonne selezionate sono elaborati per ottenere il parametro medio e la variabile è stata salvata come vettore timeseries, campionato ogni 60 min. (3600 secondi).

Per ogni simulazione effettuata è stata quindi costruita una tabella costituita da 57 colonne:

- per INVERNO una Tabella 2160 x 57;
- per ESTATE una Tabella 2208 x 57.

A questo punto è stata utilizzata l’app di MATLAB *Regression Learner*.

Il modello è stato predisposto, sia per la stagione invernale sia per la stagione estiva, per il parametro PPDmedio e per il parametro PMVmedio delle 5 stanze non controllate.

Anche in questo caso si realizzano tabelle delle dimensioni analoghe a quelle sopra descritte.

### 3.3 Algoritmi multi-obiettivo

Nell'affrontare un problema di ottimizzazione, possono essere utilizzati vari approcci, a seconda sia della difficoltà specifica e delle dimensioni del problema in esame sia degli obiettivi reali che si vogliono ottenere.

Un approccio comune per risolvere un problema di ottimizzazione multi-obiettivo è quello di trasformare un problema di ottimizzazione multi-obiettivo in un problema di ottimizzazione a obiettivo singolo combinando i molteplici obiettivi attraverso parametri. L'analisi della funzione obiettivo viene effettuata modificando una variabile decisionale alla volta.

Nei casi in cui un problema è particolarmente complesso o di grandi dimensioni, quando un funzionale ha un andamento particolarmente "oscillatorio" (con un numero elevato di massimi o minimi locali) o quando il sistema opera in un ambiente stocastico e non è disponibile alcuna espressione in forma chiusa per la funzione obiettivo, cioè non è possibile ammettere dipendenza esplicita delle variabili decisionali con il funzionale da ottimizzare, l'approccio che si deve avere consiste nel cercare soluzioni di tipo euristico, ottenute applicando un algoritmo in grado di produrre soluzioni buone o sub-ottime in tempo relativamente breve.

È possibile progettare euristiche specifiche per qualunque problema di ottimizzazione combinatoria, negli ultimi anni hanno acquisito importanza via via maggiore alcuni approcci euristici di tipo generale, detti metaeuristiche. Ogni metaeuristica ha una idea di fondo sulla quale, in base al singolo problema da risolvere, avviene la realizzazione delle varie componenti dell'algoritmo. Queste metaeuristiche traggono ispirazione da alcune analogie con la natura fisica. Gli approcci metaeuristici possono vedersi in realtà in modo omogeneo, come generalizzazioni di un unico approccio fondamentale, che è quello della ricerca locale. La ricerca locale si basa su un processo iterativo frutto di tentativi. Questa relativa semplicità chiede una accurata e a volte laboriosa messa a punto.

Consideriamo un problema di massimizzazione, e una sua soluzione ammissibile  $x$  con associato il valore della funzione obiettivo  $f(x)$ . La ricerca locale consiste nel definire un intorno di  $x$  (detto, nella terminologia della ricerca locale, vicinato), e nell'esplorarlo in cerca di soluzioni migliori, se ve ne sono. Se, in questo vicinato di  $x$  si scopre una soluzione  $y$  per cui  $f(y) > f(x)$ , allora ci si sposta da  $x$  a  $y$  e si riparte da  $y$  con l'esplorazione del suo intorno. Se invece nel vicinato di  $x$  non si scopre nessuna soluzione migliore, allora vuol dire che  $x$  è un massimo locale. Nella ricerca locale classica, arrivati in un massimo locale, l'algoritmo si ferma e restituisce questo massimo come valore di output. Ovviamente, non si ha nessuna garanzia in generale che tale valore costituisca una soluzione ottima del problema; anzi, tipicamente esso può essere anche molto



distante dall'ottimo globale. Le metaeuristiche sono state concepite proprio per cercare di ovviare al problema di rimanere intrappolati in un massimo locale.

Si può riassumere l'algoritmo generale di ricerca locale come segue. Con  $x$  indichiamo una generica soluzione ammissibile del problema,  $N(x)$  il suo vicinato e  $f(x)$  la funzione obiettivo.

Algoritmo di ricerca locale

1. Scegli una soluzione iniziale  $x$ ;
2. Genera le soluzioni nel vicinato  $N(x)$ ;
3. Se in  $N(x)$  c'è una soluzione  $y$  tale che  $f(y) > f(x)$ , allora poni  $x = y$  e vai a 2, altrimenti STOP.

Nella ricerca locale, si ha un miglioramento della funzione obiettivo con un passaggio.

Per applicare l'approccio della ricerca locale a un particolare problema occorre avere a disposizione una soluzione iniziale ammissibile; bisogna definire in modo preciso e opportuno il vicinato di una soluzione. Definito il vicinato, occorre avere a disposizione un algoritmo efficiente per esplorarlo. È opportuno definire il vicinato in modo che permetta di esplorarlo in un tempo ragionevole. Infine per evitare di incorrere in massimi/minimi locali è necessaria una procedura che possa permettere l'esplorazione di diverse parti dello spazio delle soluzioni.

A seconda di come vengono fatte queste scelte, l'algoritmo risultante può essere più o meno efficiente, quindi la soluzione proposta dalla ricerca locale può risultare più o meno buona.

Per risolvere il problema di ottimizzazione di questo lavoro è stato utilizzato un approccio iterativo di ispirazione biologica di tipo *population-based* che appartiene al filone della *Swarm Intelligence*. La *Swarm Intelligence* (SI) è una famiglia di tecniche dell'intelligenza artificiale basata sullo studio di comportamenti collettivi in sistemi decentralizzati e auto organizzati. Questi sistemi sono costituiti da una popolazione di agenti i quali interagiscono tra di loro e con il loro ambiente, sono denominati particelle in quanto sono descritte da velocità e accelerazione nello spazio delle soluzioni [11]. Ciascuna particella rappresenta una possibile candidata soluzione ed ha associate ad essa una posizione ed un valore, chiamato *fitness value*, che indica la sua qualità.

Le particelle costituiscono un solo gruppo e dalla loro interazione sociale si ottiene la soluzione del problema di ottimizzazione.

L'algoritmo utilizzato è la *Particle Swarm Optimization* (PSO), un approccio che si rifà al comportamento sociale degli stormi di uccelli o dei banchi di pesce. In tale contesto ogni uccello facente parte di uno stormo deve perseguire in maniera ottimale la ricerca di cibo, la fuga dai predatori e così via. Per soddisfare questi obiettivi utilizza informazioni relative alla propria velocità e posizione e alle direzioni e velocità prese dalla popolazione. La particella stabilisce il

suo comportamento in base a quello delle altre, deve quindi seguire i propri vicini, evitare collisioni e restare nello “stormo”. Un singolo volatile, quando scorge una fonte di cibo (ovvero, una zona dello spazio in cui la soluzione può essere migliore) può agire secondo due differenti modalità. La prima è dettata dall’individualismo, cioè tenderà ad allontanarsi dal gruppo per raggiungerla; la seconda è dovuta alla socialità, ovvero tenderà a rimanere comunque all’interno dello stormo. Si può quindi distinguere una strategia di ricerca basata sull’esplorazione, legata all’individualismo del singolo, ed una basata sullo sfruttamento, connessa alla socialità e quindi all’utilizzo dei successi di altri individui. Nella PSO le due componenti convivono ed hanno due diversi pesi nello spostamento della singola particella.

Inizialmente un numero prefissato di particelle sono posizionate in modo casuale all’interno dello spazio delle soluzioni ammissibili che rappresenta un’area di ricerca della soluzione ottima.

Nella versione della PSO implementata lo spazio di ricerca non è composto da tutto  $R^n$  (dove  $n$  è il numero di variabili del problema) ma da un suo sottospazio, avendo incorporato i vincoli del problema sotto forma di *bound* entro i quali le variabili sono “forzate” a restare.

Ogni particella della popolazione esplora l’area di ricerca e determina il proprio successivo movimento considerando la propria posizione corrente, la propria migliore posizione passata (*personal best fitness*), e la migliore posizione passata dello sciame (*global best fitness*) il tutto scambiando queste informazioni con le altre particelle vicine del gruppo.

In questo modo si avrà che l’intero gruppo tenderà a dirigersi verso la migliore posizione individuata globalmente grazie all’interazione tra le particelle.

Da un punto di vista quantitativo, la PSO è caratterizzata da  $M$  particelle dove ognuna rappresenta una possibile soluzione, da  $N$  variabili del problema di ottimizzazione e dalla *fitness function*  $f : S \in R^n \rightarrow R$  che individua la bontà della posizione dell’ $i$ -esima particella.

Ciascuna particella  $i$  è a sua volta caratterizzata all’iterazione  $t$  da:

- $\vec{x}(t)$ : posizione attuale della  $i$ -esima particella al tempo  $t$ ;
- $\vec{v}(t)$ : velocità attuale della  $i$ -esima particella al tempo  $t$ ;
- $\vec{p}(t)$ : migliore posizione passata della  $i$ -esima particella;
- $\vec{g}(t)$ : migliore posizione passata tra tutte le particelle dello sciame;
- $f(\vec{x}(t))$ : valore di bontà della posizione attuale.

L’algoritmo PSO è inizializzato con particelle posizionate casualmente e uniformemente in determinati *bound* delle variabili decisionali. Vengono assegnate casualmente anche le velocità iniziali all’interno del range  $[v_{min} v_{max}]$ .

Successivamente la funzione obiettivo è valutata per ogni particella e la miglior funzione obiettivo e le relative variabili decisionali sono salvate. La velocità viene aggiornata considerando la

velocità corrente ( $\vec{v}(t)$ ) la posizione della migliore particella ( $\vec{g}(t)$ ) e le migliori posizioni ( $\vec{p}(t)$ ) relative ad ogni particella:

$$\vec{v}(t + 1) = \omega\vec{v}(t) + \phi_1rand(0,1)(\vec{p}(t) - \vec{x}(t)) + \phi_2rand(0,1)(\vec{g}(t) - \vec{x}(t)) \quad (3)$$

dove  $\omega$  è il *inertial weight* e  $\phi_1, \phi_2$  sono costanti che pesano  $\vec{p}(t)$  e  $\vec{g}(t)$ .

Poi, iterativamente, ogni particella viene spostata in una nuova posizione calcolata in base alla velocità aggiornata ad ogni passo di tempo  $t$ . La posizione di ogni particella viene aggiornata:

$$\vec{x}(t + 1) = \vec{x}(t) + \vec{v}(t + 1) \quad (4)$$

Le iterazioni procedono fino a quando l'algoritmo raggiunge un criterio di arresto.

Di seguito lo schema dell'algoritmo PSO.

<b>Algoritmo PSO (pseudo-code)</b>
1: Inizializzare particelle.
2: <b>ripetere.</b>
3: Calcolare la funzione obiettivo per ogni particella.
4: Modificare le migliori particelle.
5: Scegliere la particella migliore.
6: Calcolare le velocità delle particelle.
7: Aggiornare posizioni delle particelle.
8: fino a quando i criteri di arresto non sono soddisfatti.

Tabella 8: algoritmo PSO.

Multi-Objective Particle Swarm Optimization [12] è un'estensione multi-obiettivo dell'algoritmo PSO. In particolare, MPSO incorpora, nell'algoritmo standard PSO, il fronte di Pareto al fine di gestire problemi con diverse funzioni obiettivo. Il fronte di Pareto rappresenta le soluzioni di compromesso tra funzioni obiettivo contrastanti.

L'idea di questo algoritmo consiste nell'utilizzare un *repository* di particelle che viene poi utilizzato da altre particelle per guidare il proprio volo.

Di seguito lo schema dell'algoritmo MPSO [13, 14].

<b>Algoritmo MPSO (pseudo-code)</b>
1: Inizializzare posizioni e velocità particelle.
2: <b>ripetere.</b>
3: Calcolare la funzione obiettivo per ogni particella.
4: Salvare le posizioni delle particelle che rappresentano i vettori non dominanti nel <i>repository</i> .
5: Inizializzare la memoria di ogni particella e salvare le migliori posizioni di ogni particella.
6: Calcolare le velocità delle particelle.
7: Aggiornare posizioni delle particelle.
8: Calcolare la funzione obiettivo per ogni particella.
9: Aggiornare il <i>repository</i> .
10: Salvare le migliori posizioni di ogni particella e aggiornare la memoria.
11: fino a quando i criteri di arresto non sono soddisfatti.

Tabella 9: algoritmo MPSO.

Nelle pagine seguenti si descrive la realizzazione dell'ottimizzazione multi-obiettivo. L'ottimizzazione è stata eseguita solo per la stagione estiva. Sulla base dell'esperienza del modello data-driven sono state costruite delle nuove tabelle di campioni orari. Partendo dalle 9 simulazioni estive, è stata creata per ogni simulazione una tabella da 2203 righe x 11 colonne, le 9 tabelle ottenute sono poi confluite in un'unica tabella da 19827 righe x 11 colonne. Le nuove tabelle contengono all'ultima colonna la variabile del funzionale da ottimizzare e nelle precedenti le variabili ritenute più influenti ai fini dell'ottimizzazione della stagione estiva. Per opportunità di calcolo sono state escluse le variabili "memoria" e sono state individuate solo alcune delle variabili utilizzate per costruire il modello data-driven, nello specifico:

1	Temperatura di set-point dell'aria nelle 15 stanze dell'edificio simulato	[°C]
2	Temperatura di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico	[°C]
3	Irraggiamento diffuso	[W / m <sup>2</sup> ]
4	Temperatura dell'aria esterna;	[°C]
5	Irraggiamento diretto	[W / m <sup>2</sup> ]
6	Nuvolosità del cielo	[Okta]
7	Umidità dell'aria	[%]
8	Velocità del vento	[km / h]
9	Direzione del vento	[°]
10	Giorni della settimana (Domenica = 1, Lunedì = 2...)	

Tabella 10: variabili comuni utilizzate nel modello data-driven per l'ottimizzazione.

Nell'ultima colonna sono inserite in due differenti tabelle, i funzionali da ottimizzare che sono:

11	Potenza termica	[W]
11	PMV, comfort	

Tabella 11: funzionali da ottimizzare.

Sono state costruite per entrambe le tipologie di tabella, una tabella riguardante l'intero edificio, una tabella riguardante le stanze considerate "controllate", ed una tabella per le stanze considerate "non controllate".

Si considerano controllate le stanze che presentano una correlazione tra la temperatura media dell'aria interna e la temperatura media dell'aria esterna che rispetta le condizioni indicate nella parte di codice riportato nella Figura 23.

```

130 %% Solo le stanze controllate
131 idxcontrol=[];
132 rho=zeros(15,1);
133 pval=zeros(15,1);
134 for i=1:15
135     [rho(i),pval(i)]=corr(Ta(:,i),meteo(:,3),'Type','Spearman');
136     if pval(i)<0.05 && rho(i)<0.65
137         idxcontrol=cat(1,idxcontrol,i);
138     end

```

Figura 23: codice per individuare le stanze “controllate”, MATLAB.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
	Tset_stanze	Tset_mandata	irr_diffuso	T_esterna	irr_diretto	nuvolosita	umidita	velocita_vento	direzione_vento	giorni_settimana	Ptermica_tot				
1	24	10	2	14.7000	0	7	85	28	188.7		-45.9451				
2	24	10	30	14.9000	0	7	84	25	172.7		-63.9363				
3	24	10	123	15.2000	16	7	84	26	160.7		-67.0676				
4	24	10	211	15.3000	26	7	86	35	163.7		-67.6761				
5	24	10	236	15.4000	16	8	89	46	170.7		-67.5842				
6	24	10	187	15.4000	3	8	91	51	170.7		-67.2492				
7	24	10	154	15.3000	1	8	93	43	147.7		-66.7835				
8	24	10	114	15.3000	0	7	92	29	118.7		-66.1605				
9	24	10	249	15.4000	13	7	89	15	100.7		-65.9271				
10	24	10	422	16	50	7	81	7	101.7		-66.1791				
11	24	10	379	16.7000	149	6	73	4	116.7		-67.0463				
12	24	10	303	17	306	6	69	5	140.7		-68.4536				
13	24	10	188	16.6000	457	6	72	18	183.7		-69.2474				
14	24	10	150	15.8000	100	6	80	33	222.7		-68.5728				
15	24	10	64	15	41	6	87	41	230.7		-67.3297				
16	24	10	8	14.3000	0	5	89	31	161.7		-65.5358				
17	24	10	0	13.6000	0	4	89	14	69.7		-64.1245				
18	24	10	0	13.2000	0	3	89	0	0.7		-62.9448				
19	24	10	0	13.1000	0	4	91	0	10.7		-62.0030				
20	24	10	0	13.2000	0	6	93	5	48.1		-61.3334				
21	24	10	0	13.4000	0	7	95	10	80.1		-60.8747				
22	24	10	0	13.3000	0	8	95	10	65.1		-60.6476				
23	24	10	0	13.3000	0	8	95	8	36.1		-60.1509				

Figura 24: TableData1 per l'intero edificio, funzionale da ottimizzare Ptermica\_tot.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
	Tset_stanze	Tset_mandata	irr_diffuso	T_esterna	irr_diretto	nuvolosita	umidita	velocita_vento	direzione_vento	giorni_settimana	PMV				
1	24	10	2	14.7000	0	7	85	28	188.7		-0.0331				
2	24	10	30	14.9000	0	7	84	25	172.7		-0.0590				
3	24	10	123	15.2000	16	7	84	26	160.7		-0.0763				
4	24	10	211	15.3000	26	7	86	35	163.7		-0.0748				
5	24	10	236	15.4000	16	8	89	46	170.7		-0.0770				
6	24	10	187	15.4000	3	8	91	51	170.7		-0.0846				
7	24	10	154	15.3000	1	8	93	43	147.7		-0.0951				
8	24	10	114	15.3000	0	7	92	29	118.7		-0.1072				
9	24	10	249	15.4000	13	7	89	15	100.7		-0.1217				
10	24	10	422	16	50	7	81	7	101.7		-0.1238				
11	24	10	379	16.7000	149	6	73	4	116.7		-0.1138				
12	24	10	303	17	306	6	69	5	140.7		-0.1013				
13	24	10	188	16.6000	457	6	72	18	183.7		-0.0800				
14	24	10	150	15.8000	100	6	80	33	222.7		-0.0788				
15	24	10	64	15	41	6	87	41	230.7		-0.1141				
16	24	10	8	14.3000	0	5	89	31	161.7		-0.1380				
17	24	10	0	13.6000	0	4	89	14	69.7		-0.1813				
18	24	10	0	13.2000	0	3	89	0	0.7		-0.2092				
19	24	10	0	13.1000	0	4	91	0	10.7		-0.2395				
20	24	10	0	13.2000	0	6	93	5	48.1		-0.2660				
21	24	10	0	13.4000	0	7	95	10	80.1		-0.2845				
22	24	10	0	13.3000	0	8	95	10	65.1		-0.2976				
23	24	10	0	13.3000	0	8	95	8	36.1		-0.3054				

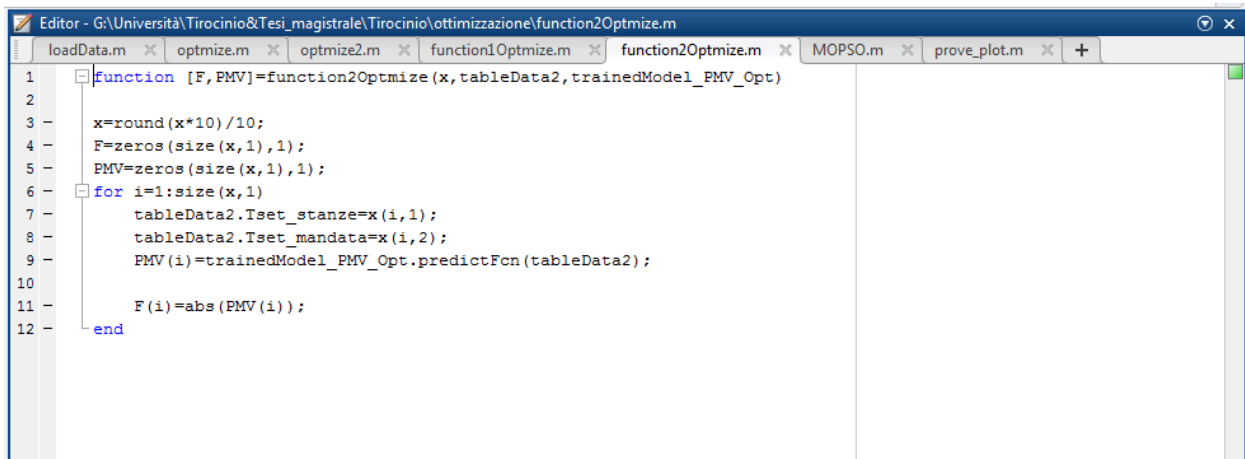
Figura 25: TableData2 per l'intero edificio, funzionale da ottimizzare PMV.

Sono state eseguite due ottimizzazioni con l'algoritmo PSO, variando il peso attribuito ai funzionali, in una prima versione con parametro  $\alpha = 0,9999$  privilegiando il comfort espresso tramite il parametro PMV.

Una seconda versione dell'ottimizzazione è stata eseguita con parametro  $\alpha = 0,999$ .

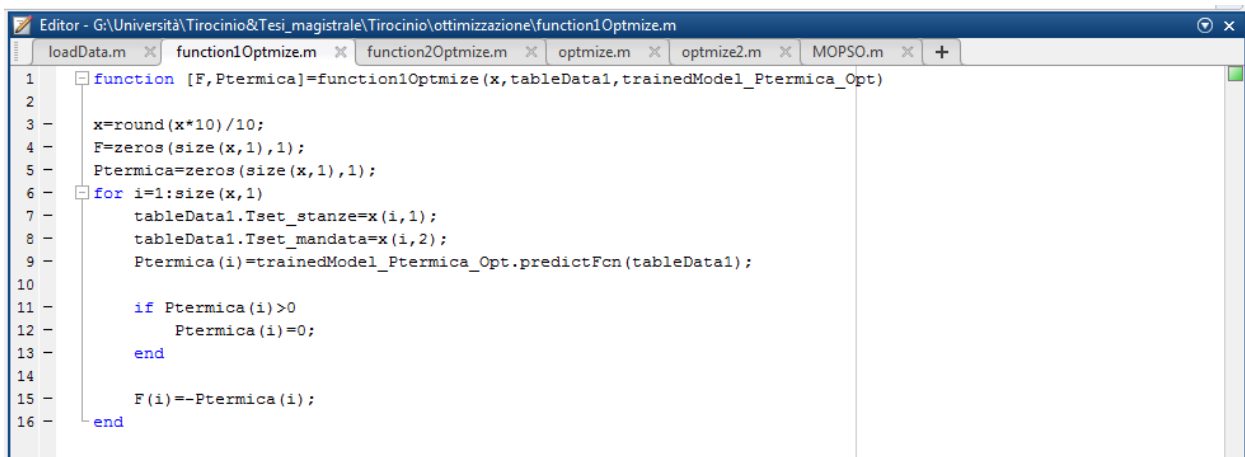
L'ultima simulazione è stata eseguita utilizzando invece un algoritmo MPSO.

Di seguito vengono mostrati le righe di codice per ottenere l'ottimizzazione.



```
1 function [F, PMV]=function2Optimize(x, tableData2, trainedModel_PMV_Opt)
2
3 x=round(x*10)/10;
4 F=zeros(size(x,1),1);
5 PMV=zeros(size(x,1),1);
6 for i=1:size(x,1)
7     tableData2.Tset_stanze=x(i,1);
8     tableData2.Tset_mandata=x(i,2);
9     PMV(i)=trainedModel_PMV_Opt.predictFcn(tableData2);
10
11     F(i)=abs(PMV(i));
12 end
```

Figura 26: funzione ottimizzazione PSO v1, MATLAB.



```
1 function [F, Ptermica]=function1Optimize(x, tableData1, trainedModel_Ptermica_Opt)
2
3 x=round(x*10)/10;
4 F=zeros(size(x,1),1);
5 Ptermica=zeros(size(x,1),1);
6 for i=1:size(x,1)
7     tableData1.Tset_stanze=x(i,1);
8     tableData1.Tset_mandata=x(i,2);
9     Ptermica(i)=trainedModel_Ptermica_Opt.predictFcn(tableData1);
10
11     if Ptermica(i)>0
12         Ptermica(i)=0;
13     end
14
15     F(i)=-Ptermica(i);
16 end
```

Figura 27: funzione ottimizzazione PSO v2, MATLAB.

```

G:\Università\Tirocinio&Tesi_magistrale\Tirocinio\ottimizzazione\optimize2.m
EDITOR PUBLISH VIEW
None Left/ Right Top/ Bottom Expand Collapse Expand Collapse
Highlight current line
Show line numbers
Enable datatips while editing
SPLIT DOCUMENT CODE FOLDING DISPLAY
1 - clc;clear;
2 - rng('default') % For reproducibility
3 - load('dataDrivenModels.mat');
4 - load('estateSimulation');
5
6 - alpha=0.9999;
7
8 - tableData1=vertcat(Estate_Ptermica{:});
9 - tableData1.giorni_settimana=categorical(tableData1.giorni_settimana);
10 - tableData1=removevars(tableData1,{'T_stanze_avg','Pelettrica_tot','Pelettrica_caldaia'});
11
12 - tableData2=vertcat(Estate_PMV{:});
13 - tableData2.giorni_settimana=categorical(tableData2.giorni_settimana);
14 - tableData2=removevars(tableData2,{'T_stanze_avg','Pelettrica_tot','Pelettrica_caldaia'});
15
16 - nvars=2;
17 - options=optimoptions('particleswarm','SwarmSize',10,'Display','off');
18 - SetPoints=zeros(size(tableData1,1),nvars);
19 - F=zeros(size(tableData1,1),1);
20 - Ptermica=zeros(size(tableData1,1),1);
21 - PMV=zeros(size(tableData1,1),1);
22 - for i=1:size(tableData1,1)
23 -     fprintf('Iter:%i\n',i)
24 -     fun=@(x)functionOptimize(x,tableData1(i,:),trainedModel_Ptermica_Opt,tableData2(i,:),trainedModel_PMV_Opt,alpha);
25 -     [x,fval,exitflag,output]=particleswarm(fun,nvars,[24 10],[28 14],options);
26 -     x=round(x*10)/10;
27 -     SetPoints(i,:)=x;
28 -     [F(i),Ptermica(i),PMV(i)]=functionOptimize(SetPoints(i,:),tableData1(i,:),trainedModel_Ptermica_Opt,tableData2(i,:),trainedModel_PMV_Opt,alpha);
29 - end
30
31
script Ln 1 Col 1

```

Figura 28: ottimizzazione PSO di Ptermica\_tot e PMV, MATLAB.

```

G:\Università\Tirocinio&Tesi_magistrale\Tirocinio\ottimizzazione\optimize2.m
EDITOR PUBLISH VIEW
None Left/ Right Top/ Bottom Expand Collapse Expand Collapse
Highlight current line
Show line numbers
Enable datatips while editing
SPLIT DOCUMENT CODE FOLDING DISPLAY
32 - % Parameters
33 - params.Np = 40; % Population size
34 - params.Nr = 200; % Repository size
35 - params.maxgen = 5; % Maximum number of generations
36 - params.W = 0.4; % Inertia weight
37 - params.C1 = 2; % Individual confidence factor
38 - params.C2 = 2; % Swarm confidence factor
39 - params.ngrid = 30; % Number of grids in each dimension
40 - params.maxvel = 5; % Maximum vel in percentage
41 - params.u_mut = 0.5; % Uniform mutation percentage

```

Figura 29: parametri ottimizzazione MPSO di Ptermica\_tot e PMV, MATLAB.

```

42
43 - MultiObj.nVar = 2;
44 - MultiObj.var_min = [24 10];
45 - MultiObj.var_max = [28 14];
46
47 - SetPoints=zeros(size(tableData1,1),MultiObj.nVar);
48 - Ptermica=zeros(size(tableData1,1),1);
49 - PMV=zeros(size(tableData1,1),1);
50 - F1=zeros(size(tableData1,1),1);
51 - F2=zeros(size(tableData2,1),1);
52 - F=zeros(size(tableData1,1),2);
53 - for i=1:size(tableData1,1)
54 -     fprintf('Iter:%i\n',i)
55 -     fun1=@(x)function1Optimize(x,tableData1(i,:),trainedModel_Ptermica_Opt);
56 -     fun2=@(x)function2Optimize(x,tableData2(i,:),trainedModel_PMV_Opt);
57 -     MultiObj.fun1=fun1;
58 -     MultiObj.fun2=fun2;
59 -     REP = MOFSO(params,MultiObj);
60 -     [val,idx]=min(sum(REP.PBEST_fit,2));
61 -     F(i,:)=REP.PBEST_fit(idx,:);
62 -     SetPoints(i,:)=REP.PBEST_fit(idx,:);
63 -     [F1(i),Ptermica(i)]=function1Optimize(SetPoints(i,:),tableData1(i,:),trainedModel_Ptermica_Opt);
64 -     [F2(i),PMV(i)]=function2Optimize(SetPoints(i,:),tableData2(i,:),trainedModel_PMV_Opt);
65 - end
script Ln 52 Col 31

```

Figura 30: ottimizzazione MPSO di Ptermica\_tot e PMV, MATLAB.



## 4 RISULTATI

### 4.1 Modello MATLAB/Simulink

#### 4.1.1 Fotovoltaico

Il simulatore prevede un impianto fotovoltaico di potenza nominale pari a 20 kWp.

Vengono presentati i risultati delle simulazioni, sia per la stagione estiva sia per la stagione invernale, con le variabili di configurazioni estreme.

	ESTATE_1	ESTATE_9	INVERNO_1	INVERNO_9
T_setpoint [°C]	24	28	18	22
T_disc_setpoint [°C]	10	14	55	70
E_el_tot [MWh]	23,028	17,561	11,523	11,928
E_el_PV [MWh]	11,718	11,718	5,975	5,975
E_to_grid [MWh]	11,310	5,844	5,548	5,954
PV / tot [%]	50,9	66,7	51,9	50,1
Campioni	266290	266289	260343	260326

Tabella 12: energia elettrica associata all'impianto fotovoltaico.

Nelle pagine successive vengono riportati i grafici associati ai valori in Tabella 12.

Per tutta la durata della simulazione, ciascun grafico riporta in kWh i valori accumulati dell'energia elettrica totale consumata dall'edificio F40 ( $E_{el\_tot}$ ), dell'energia elettrica prodotta dall'impianto fotovoltaico ( $E_{el\_PV}$ ) e dell'energia elettrica scambiata con la rete ( $E_{to\_grid}$ ).

Nei grafici  $E_{el\_tot}$  è rappresentata in blu,  $E_{el\_PV}$  in rosso ed  $E_{to\_grid}$  in giallo.

L'energia elettrica scambiata con la rete è stata calcolata per ogni campione come differenza tra gli altri due valori sopraindicati.

Il numero dei campioni ha subito qualche variazione rispetto a quanto atteso per il tempo delle simulazioni campionato a 30 secondi come da impostazioni del blocco.

Le simulazioni ESTATE\_1, INVERNO\_9 sono le più dispendiose per le rispettive stagioni.

L'Energia elettrica prodotta dal fotovoltaico resta ovviamente costante tra le simulazioni della stessa stagione. Nella stagione invernale c'è naturalmente una riduzione della produzione di Energia elettrica dall'impianto fotovoltaico. L'energia prodotta dall'impianto fotovoltaico anche nella stagione estiva copre solo in parte i consumi dell'edificio F40.

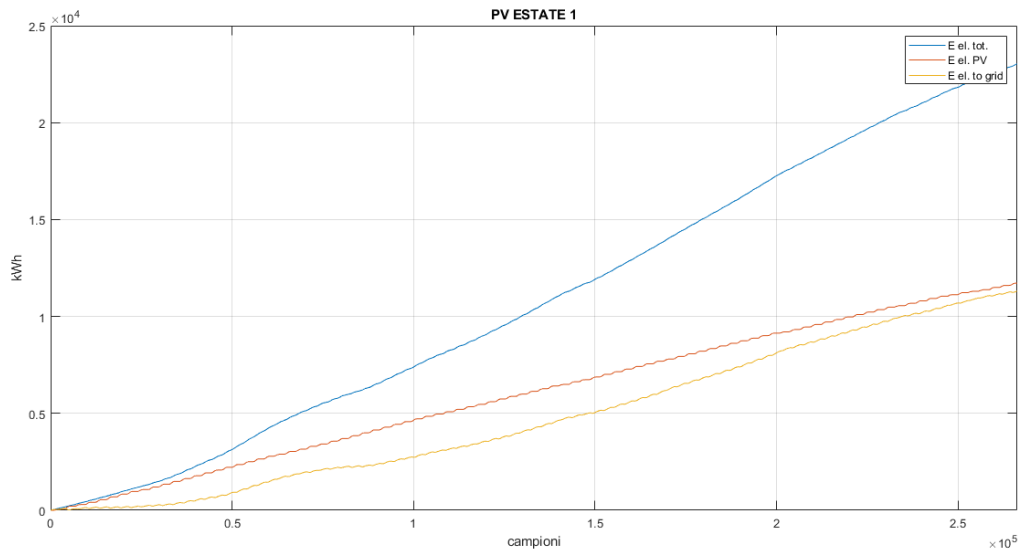


Figura 31: energia elettrica associata impianto fotovoltaico, ESTATE\_1.

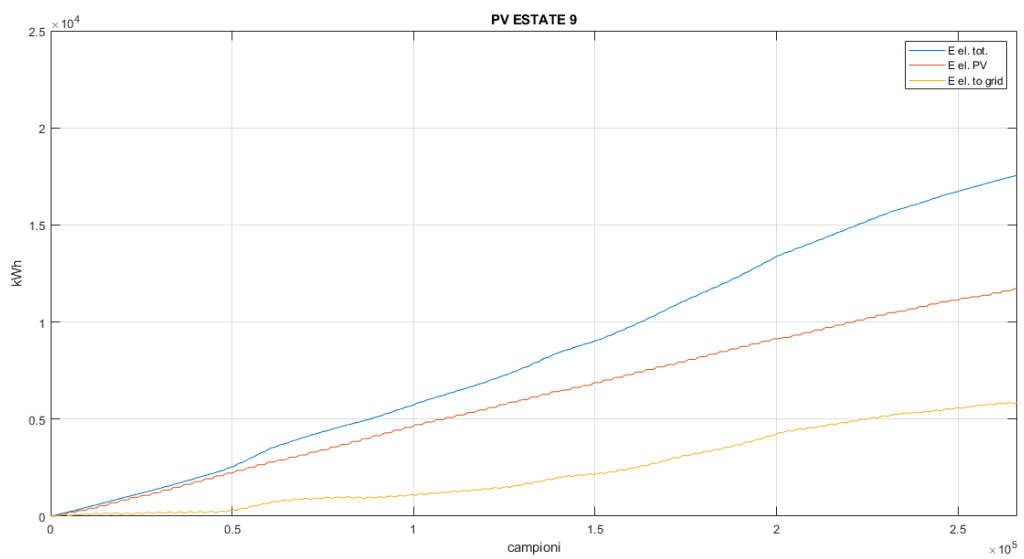


Figura 32: energia elettrica associata impianto fotovoltaico, ESTATE\_9.

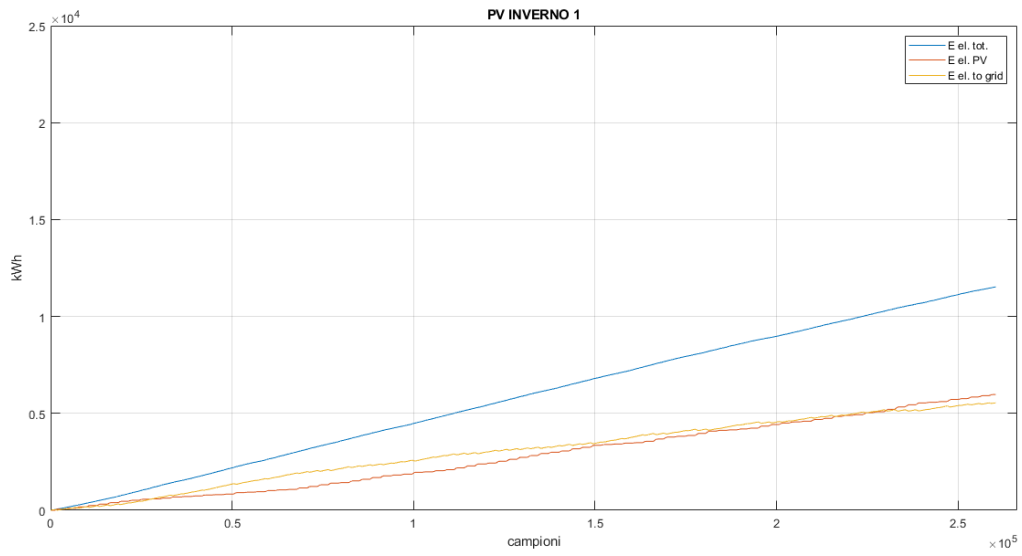


Figura 33: energia elettrica associata all'impianto fotovoltaico, INVERNO\_1.

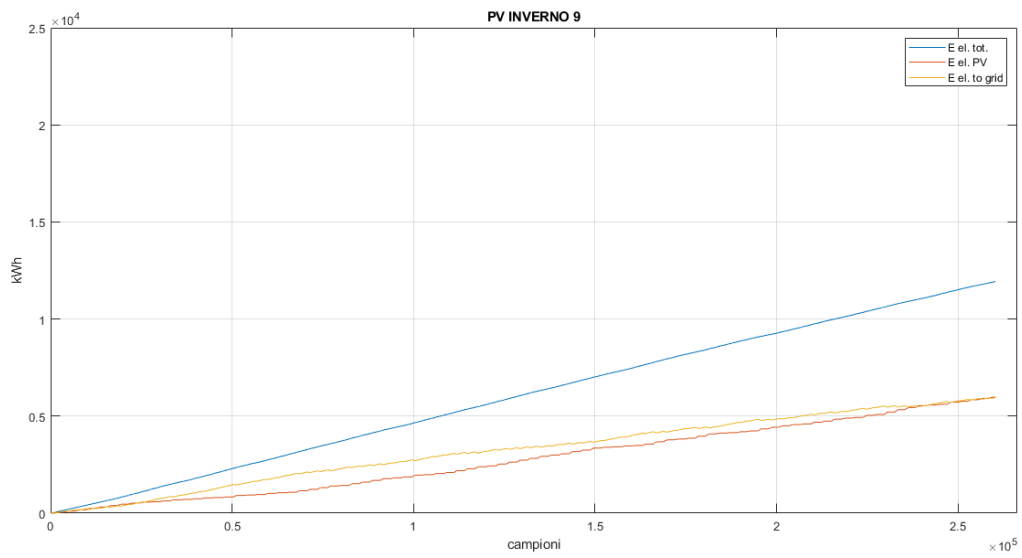


Figura 34: energia elettrica associata all'impianto fotovoltaico, INVERNO\_9.

## 4.2 Modello data-driven

### 4.2.1 Potenza termica

Con il modello data-driven definitivo abbiamo ottenuto per ogni simulazione una tabella:

- per INVERNO una tabella 2160 x 57;
- per ESTATE una tabella 2208 x 57.

A questo punto è stata utilizzata l'app di MATLAB *Regression Learner*.

Sono stati utilizzati tutti i modelli offerti dalla app e per ciascun modello si sono ottenuti i tre grafici descritti anche al capitolo precedente:

- **Response plot**, sovrappone il valore della variabile dipendente *response* al valore della stessa variabile ottenuto dal simulatore;
- **Predicted vs Actual plot**, mostra quanto la predizione si discosta dalla stima perfetta;
- **Residual plot**, mostra l'andamento dell'errore, quanto il valore della variabile dipendente *response* si discosta da quello ottenuto dal simulatore;

Al risultato di ogni modello di regressione lineare è associato il valore **RMSE**, *Root Mean Square Error*, errore quadratico medio.

Nelle pagine seguenti si presentano alcuni grafici come esempio di quelli prodotti dalla app *Regression Learner*.

Per il modello con output la potenza termica si riportano i dati ed alcuni grafici della simulazione ESTATE\_1.

		Model Type	RMSE
1	Linear Regression Models	Linear	636,0200
2		Interactions Linear	39,5180
3		Robust Linear	692,7500
4		Stepwise Linear	110,5700
5	Regression Trees	Fine Tree	182,7800
6		Medium Tree	325,7500
7		Coarse Tree	485,1800
8	Support Vector Machines	Linear SVM	711,9600
9		Quadratic SVM	424,7700
10		Cubic SVM	453,1600
11		Fine Gaussian SVM	735,2200
12		Medium Gaussian SVM	450,2300
13		Coarse Gaussian SVM	607,9100
14	Ensembles of Trees	Boosted Trees	650,3300
15		Bagged Trees	231,5500
16	Gussian Process Regression Models	Squared Exponential GPR	83,8550
17		Matern 5/2 GPR	79,0180
18		Exponential GPR	6,5112
19		Rational Quadratic GPR	82,2360

Tabella 13: riassunto dei valori RMSE dei modelli di Regression Learner, simulazione ESTATE\_1\_v\_2\_2.

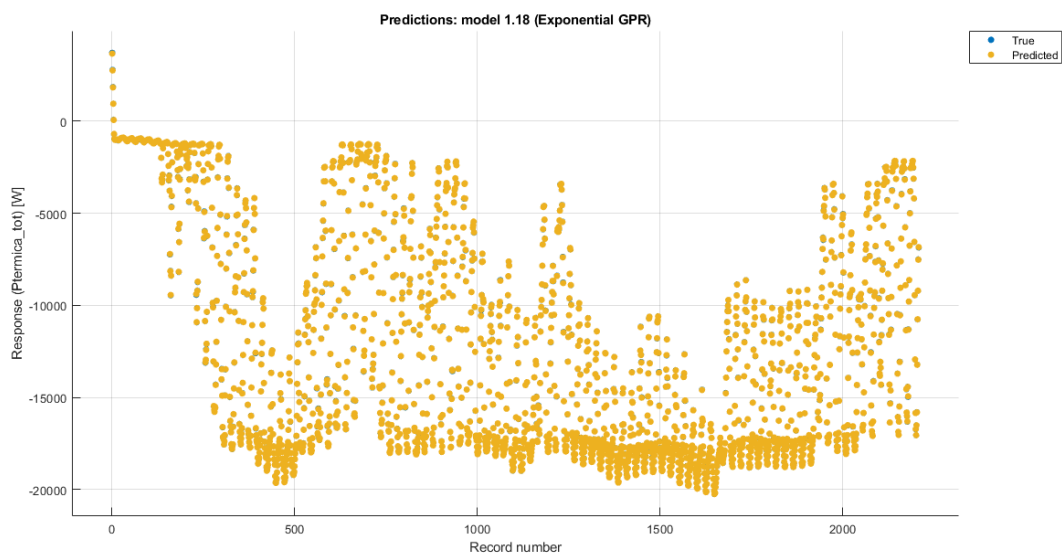


Figura 35: Response plot, modello EXPONENTIAL GPR, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 6,5266.

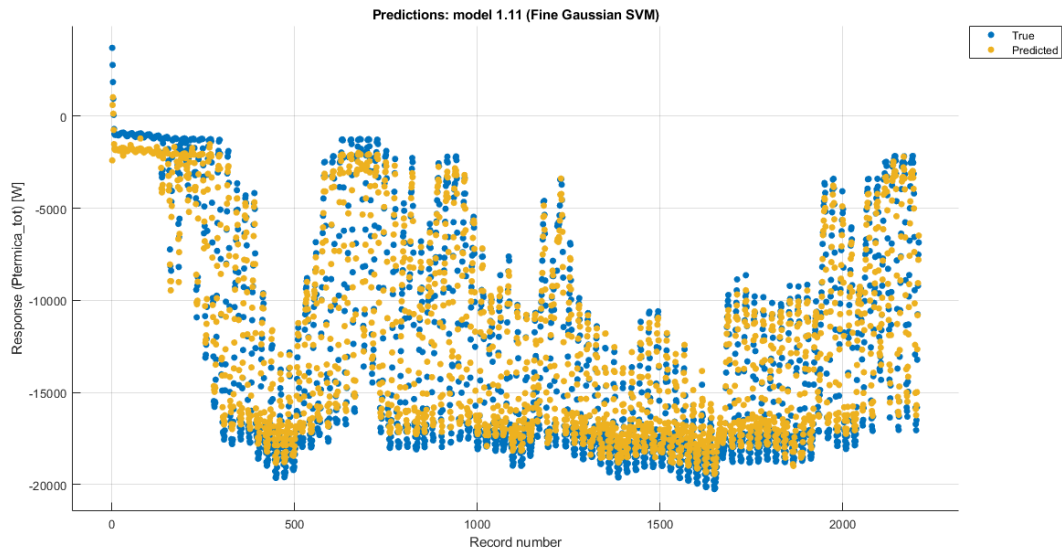


Figura 36: Response plot, modello FINE GAUSSIAN SVM, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 735,22.

Dai grafici Response plot innanzitutto si verifica come la potenza termica, trattandosi di raffrescamento, è rappresentata come negativa per una convezione del software.

I grafici riportano come il modello matematico approssima i risultati noti. Confrontando i vari Response plot vediamo come il modello Exponential GPR in Figura 35 riesce a stimare ottimamente i risultati tanto che i punti gialli si sovrappongono quasi completamente ai punti blu dei risultati noti (true).

Il modello Fine Gaussian SVM Figura 36 risulta il peggior modello di regressione lineare, con una stima dei risultati che rispetto ai noti produce un errore quadratico, RMSE pari a 735,150 rispetto all'errore del miglior modello fermo a 6,5266.

Nella pagina seguente i grafici Response Plot di altri modelli significativi.

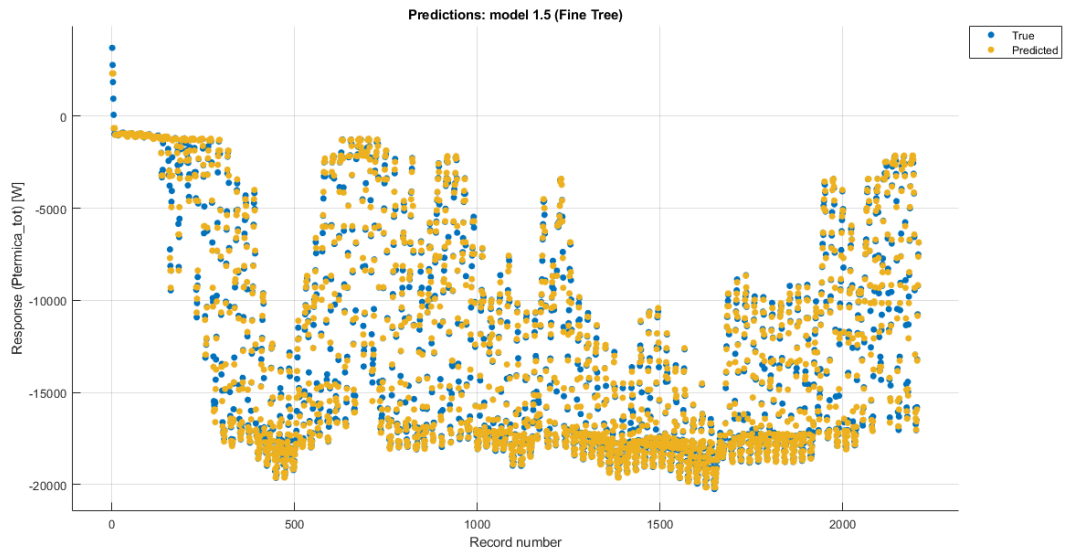


Figura 37: Response plot, modello FINE TREE, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 182,78.

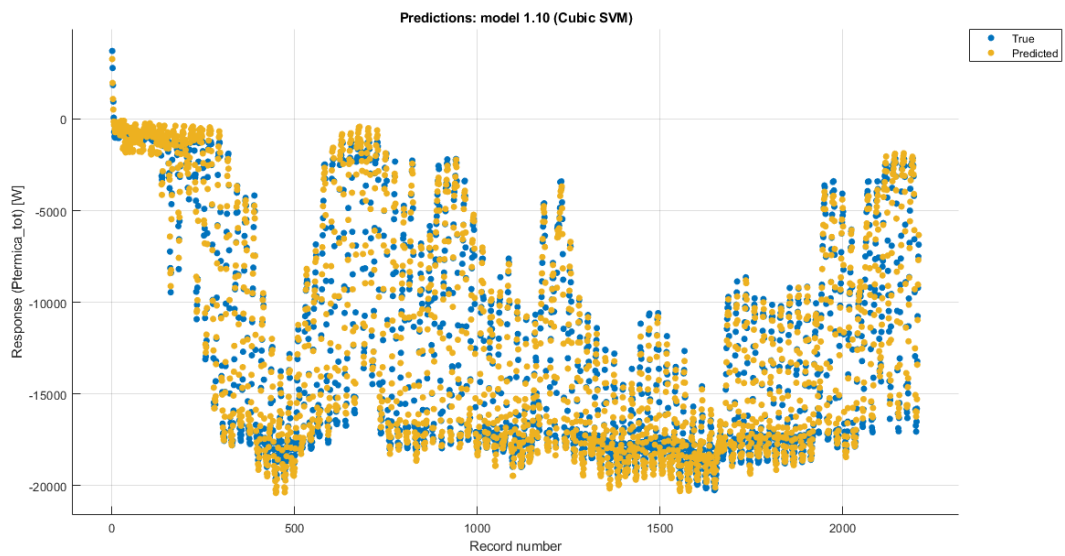


Figura 38: Response plot, modello CUBIC SVM, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 453,16.

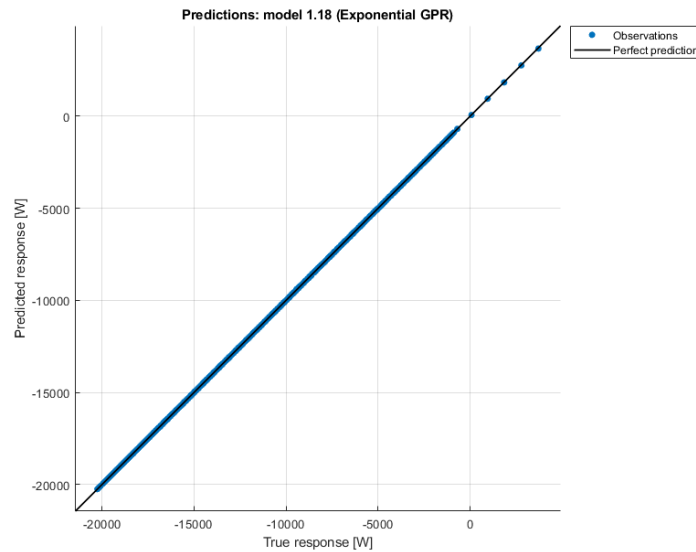


Figura 39: Predicted vs Actual plot, modello EXPONENTIAL GPR, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 6,5112.

Il grafico Predicted vs Actual plot in Figura 39 è tutto sovrapposto alla bisettrice, dimostrando l’ottima capacità di stima del modello Exponential GPR.

Di seguito vengono presentati altri grafici portati a confronto che dimostrano come in vari modelli la predizione si discosta dalla bisettrice, con valori sovrastimati sopra la bisettrice e viceversa valori sottostimati sotto la linea della perfetta predizione.

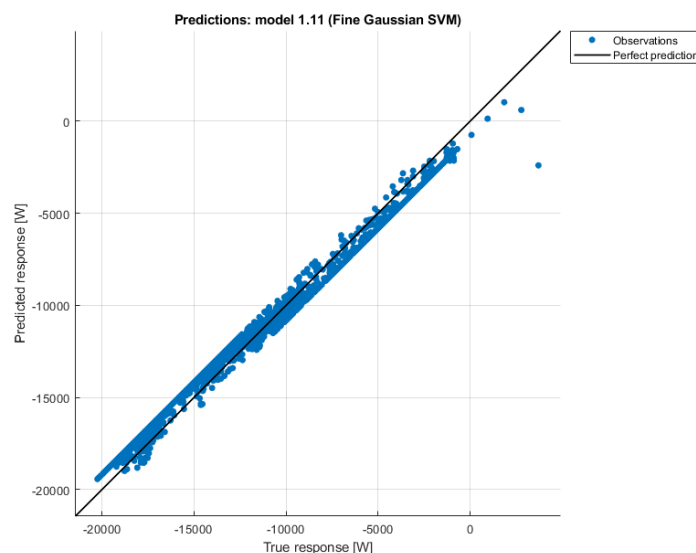


Figura 40: Predicted vs Actual plot, modello FINE GAUSSIAN SVM, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 735,22.



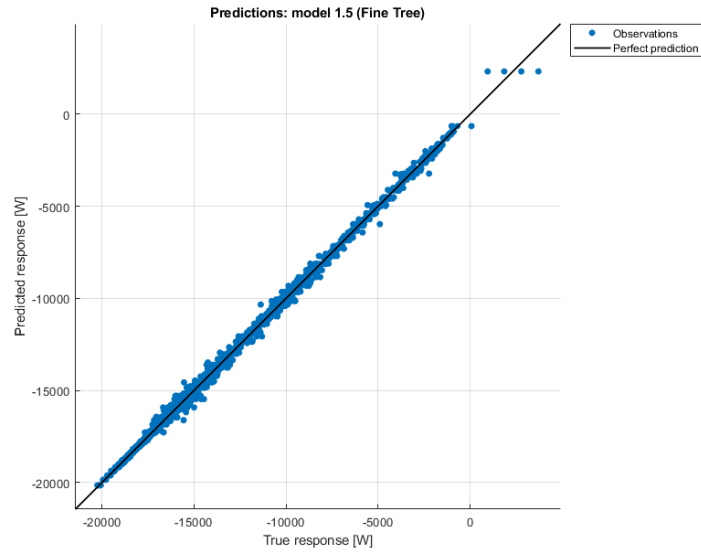


Figura 41: Predicted vs Actual plot, modello FINE TREE, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 182,78.

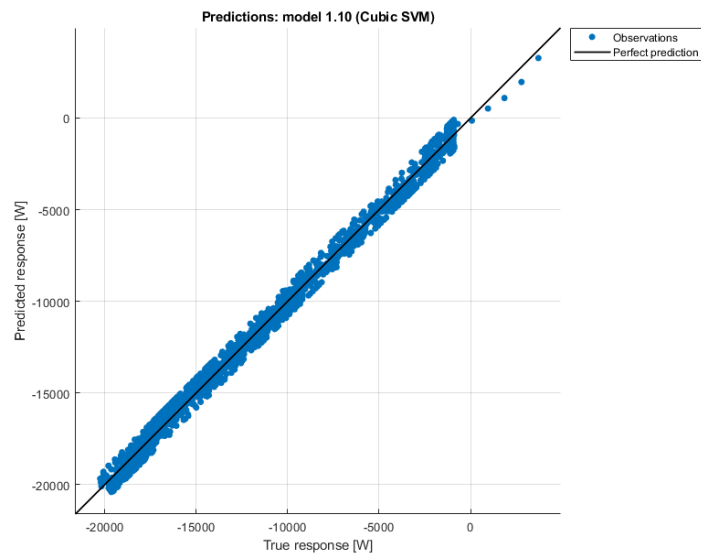


Figura 42: Predicted vs Actual plot, modello CUBIC SVM, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 453,16.

In questa pagina e nella successiva sono riportati i grafici Residual plot dei modelli più significativi. I grafici mostrano quantitativamente come si distribuisce l'errore; più il grafico è vicino all'ascissa più è corretta la stima come nella Figura 43 del modello Exponential GPR.

Particolare attenzione va posta all'ordine di grandezza dell'ordinata. Apparentemente il grafico di Figura 44 sembra migliore ma l'ordine di grandezza dell'ordinata è molto maggiore.

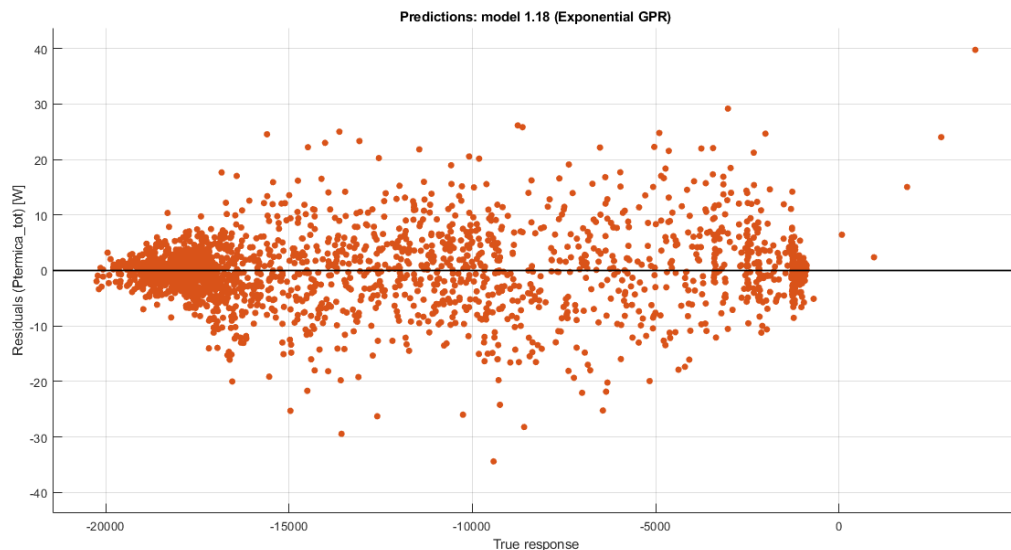


Figura 43: Residual plot, modello EXPONENTIAL GPR, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 6,5112.

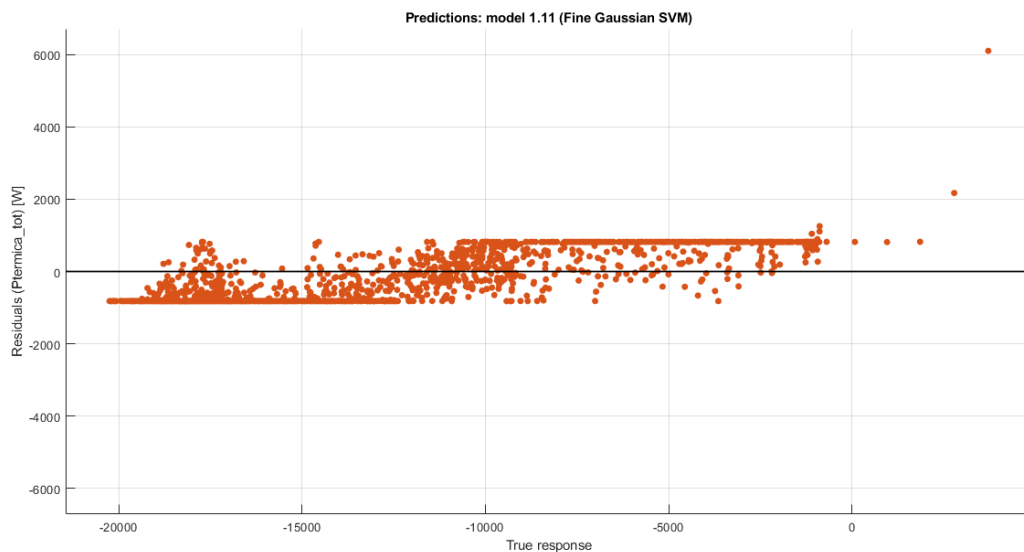


Figura 44: Residual plot, modello FINE GAUSSIAN SVM, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 735,22.

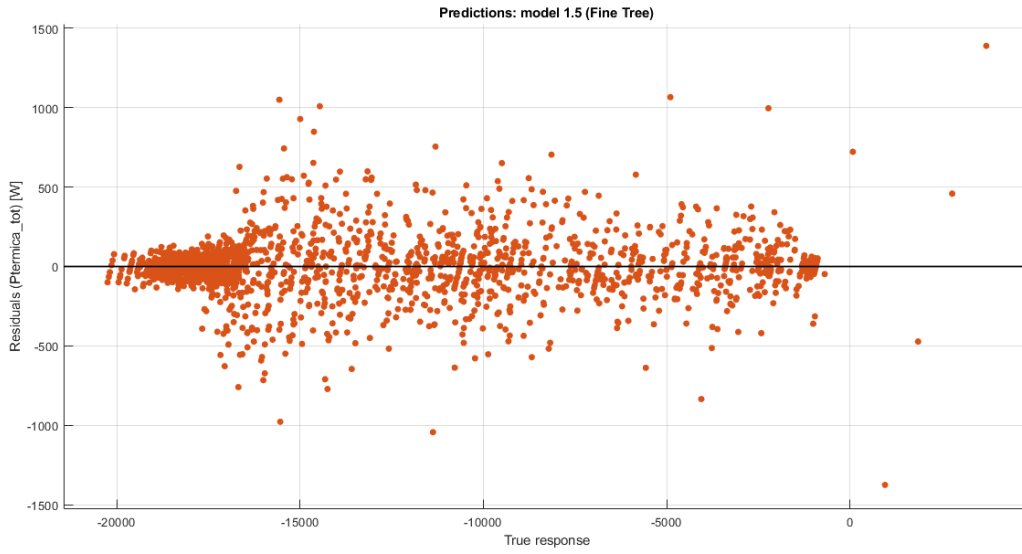


Figura 45: Residual plot, modello FINE TREE, ESTATE\_1 – RMSE 182,78.

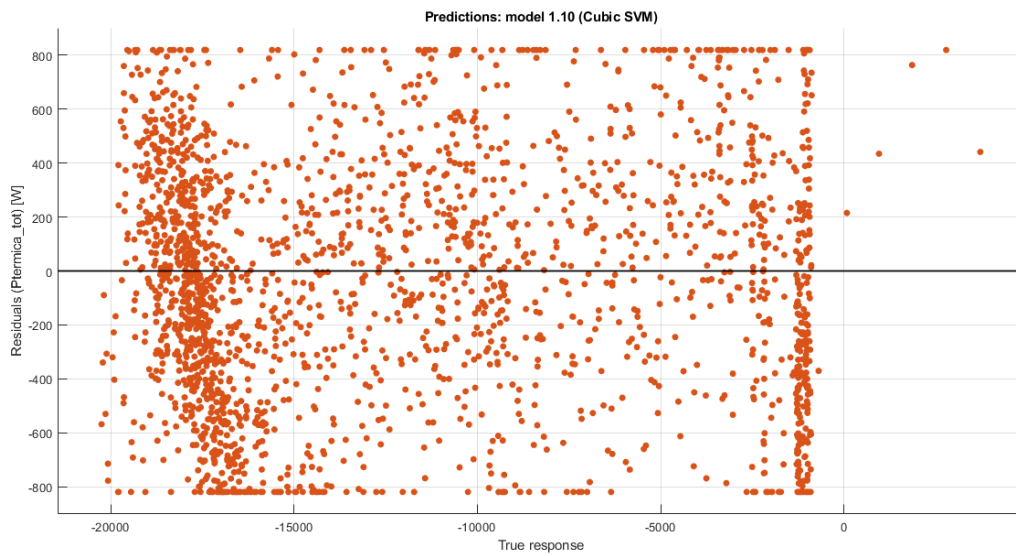


Figura 46: Residual plot, modello FINE CUBIC SVM, ESTATE\_1\_v\_2\_2 – RMSE 453,16.

Analogamente a quanto argomentato per la simulazione ESTATE\_1, si riportano i principali grafici della simulazione INVERNO\_1. Anche per la stagione invernale è il modello Exponential GPR quello che permettere una migliore stima dei risultati con un errore quadratico medio, RMSE pari a 6,7074 analogo a quello misurato per la simulazione ESTATE\_1 (RMSE 6,5266).

		Model Type	RMSE
1	Linear Regression Models	Linear	565,9300
2		Interactions Linear	143,5400
3		Robust Linear	584,4600
4		Stepwise Linear	290,0600
5	Regression Trees	Fine Tree	216,5400
6		Medium Tree	348,6200
7		Coarse Tree	525,4100
8	Support Vector Machines	Linear SVM	593,6400
9		Quadratic SVM	471,5000
10		Cubic SVM	494,5600
11		Fine Gaussian SVM	858,5900
12		Medium Gaussian SVM	507,6200
13		Coarse Gaussian SVM	734,6200
14	Ensembles of Trees	Boosted Trees	812,1500
15		Bagged Trees	343,6600
16	Gussian Process Regression Models	Squared Exponential GPR	251,6500
17		Matern 5/2 GPR	234,8700
18		Exponential GPR	6,7074
19		Rational Quadratic GPR	248,3000

Tabella 14: riassunto dei valori RMSE dei modelli di Regression Learner, simulazione INVERNO\_1\_v\_2\_2.

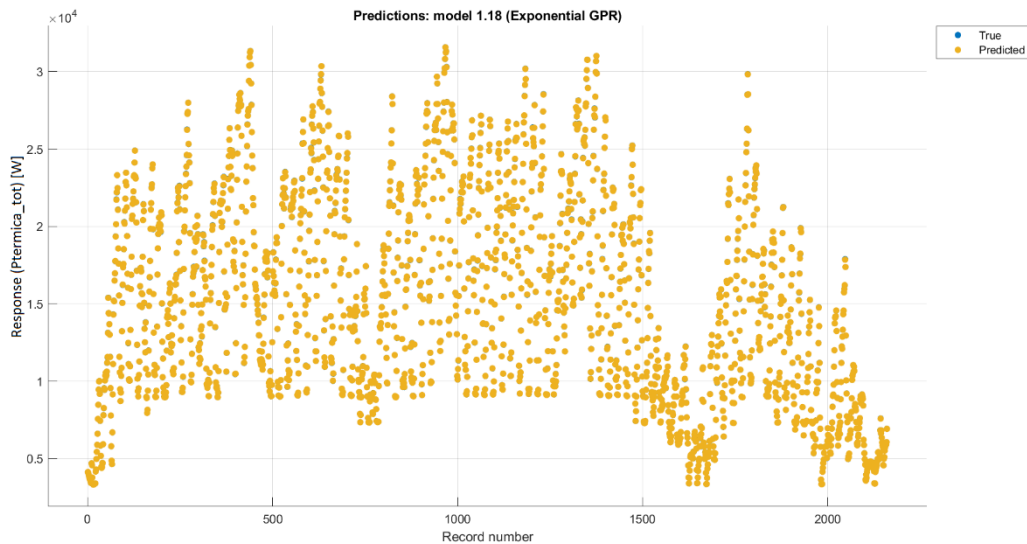


Figura 47: Response plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 6,7074.

Dal grafico di Figura 47 vediamo come il modello Exponential GPR riesce a stimare ottimamente i risultati tanto che i punti gialli si sovrappongono quasi completamente ai punti blu dei risultati noti (true).

Il modello Fine Gaussian SVM di Figura 48 risulta il peggior modello di regressione lineare, con una stima dei risultati che rispetto ai noti produce un errore quadratico, RMSE pari a 858,59 rispetto all'errore del miglior modello fermo a 6,7074.

Nella Figura 49 e nella Figura 50 della pagina seguente i grafici Response Plot di altri modelli significativi con risultati intermedi.

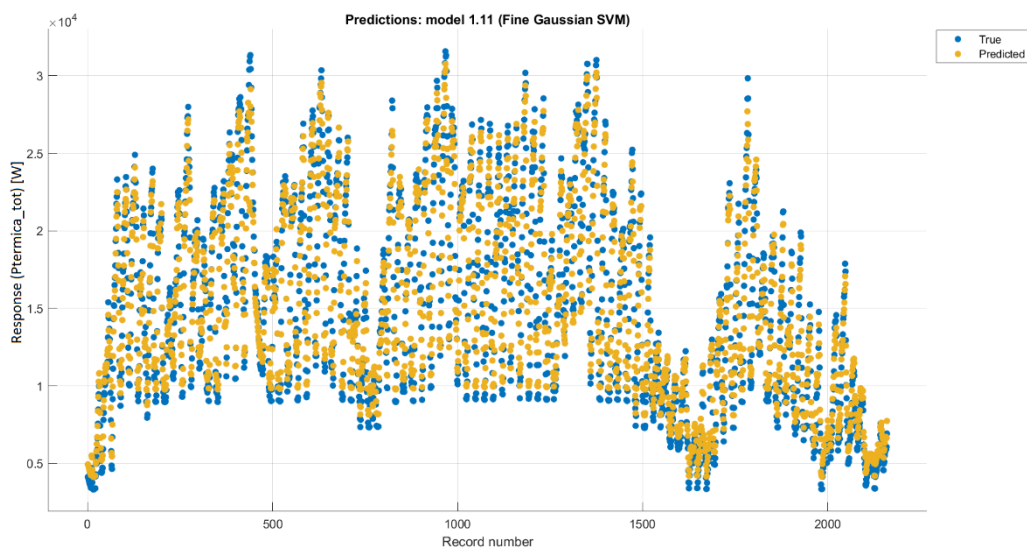


Figura 48: Response plot, modello FINE GAUSSIAN SVM, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 858,59.

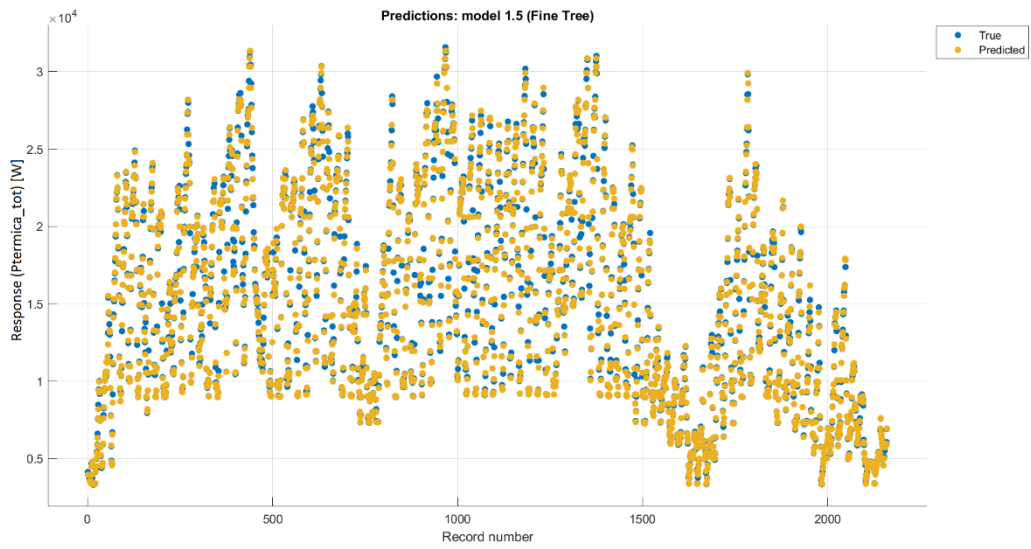


Figura 49: Response plot, modello FINE TREE, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 216,54.

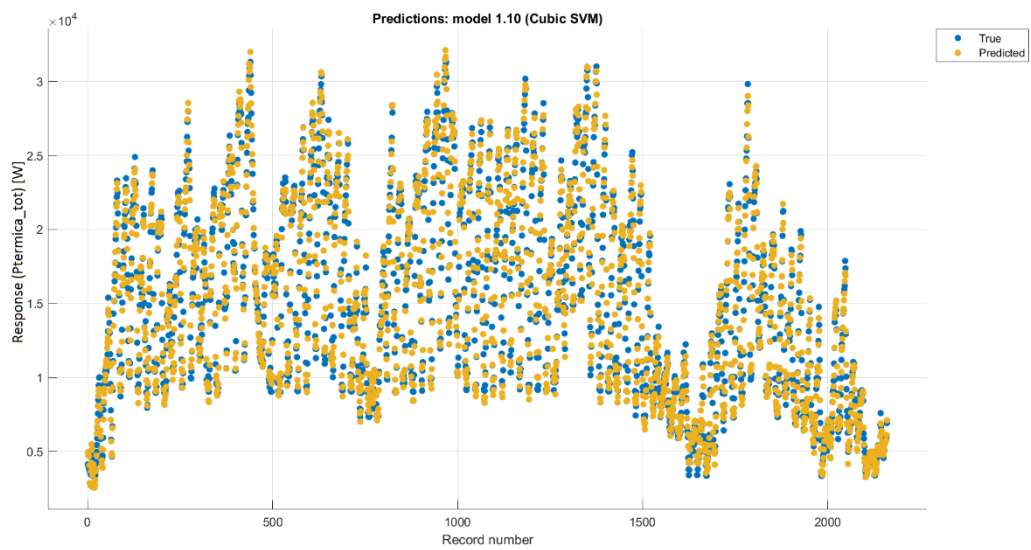


Figura 50: Response plot, modello CUBIC SVM, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 494,56.

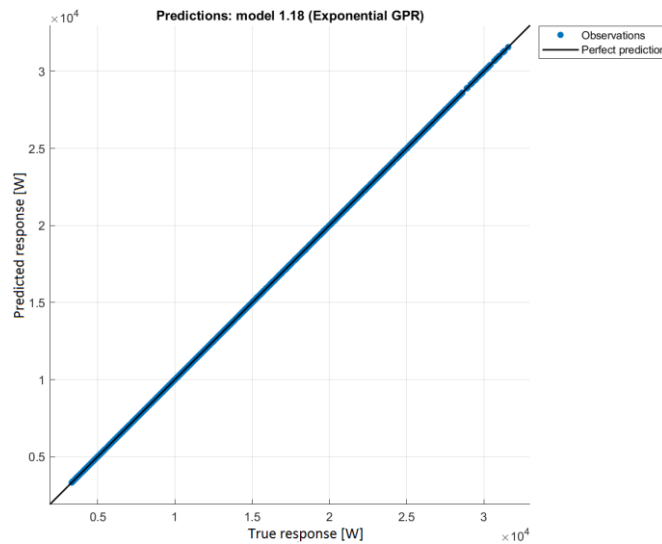


Figura 51: Predicted vs Actual plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 6,7074.

Il grafico Predicted vs Actual plot in Figura 51 è tutto sovrapposto alla bisettrice, dimostrando l'ottima capacità di stima del modello Exponential GPR anche per questa simulazione.

Di seguito vengono presentati altri grafici portati a confronto che dimostrano come in vari modelli la predizione si discosta dalla bisettrice.

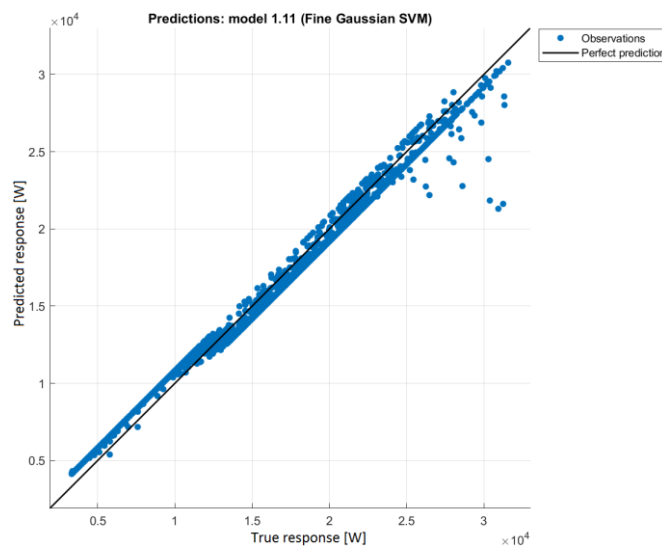


Figura 52: Predicted vs Actual plot, modello FINE GAUSSIAN SVM, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 858,59.

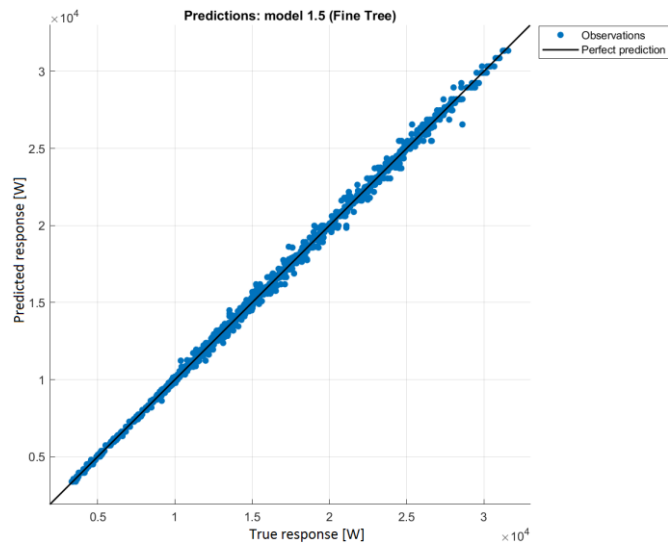


Figura 53: Predicted vs Actual plot, modello FINE TREE, INVERNO\_1 – RMSE 216,54.

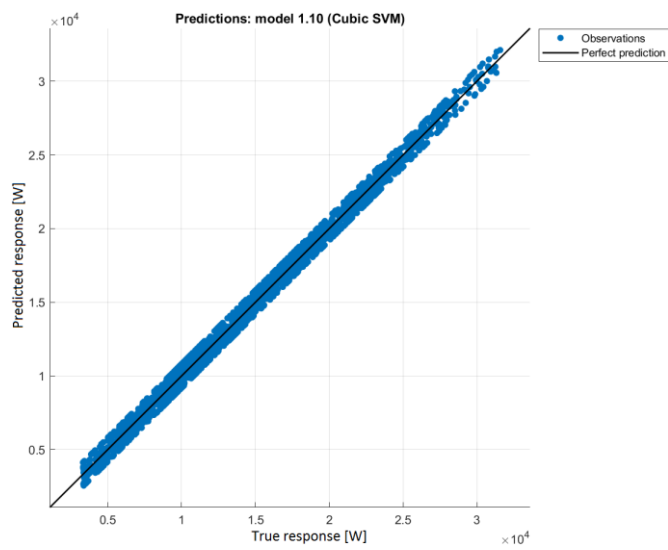


Figura 54: Predicted vs Actual plot, modello CUBIC SVM, INVERNO\_1 – RMSE 494,56.



In questa pagina e nella successiva sono riportati i grafici Residual plot dei modelli più significativi. I grafici mostrano quantitativamente come si distribuisce l'errore; più il grafico è vicino all'ascissa più è corretta la stima come nella Figura 55 del modello Exponential GPR.

Particolare attenzione va posta all'ordine di grandezza dell'ordinata. Apparentemente il grafico di Figura 56 sembra migliore ma l'ordine di grandezza dell'ordinata è molto maggiore.

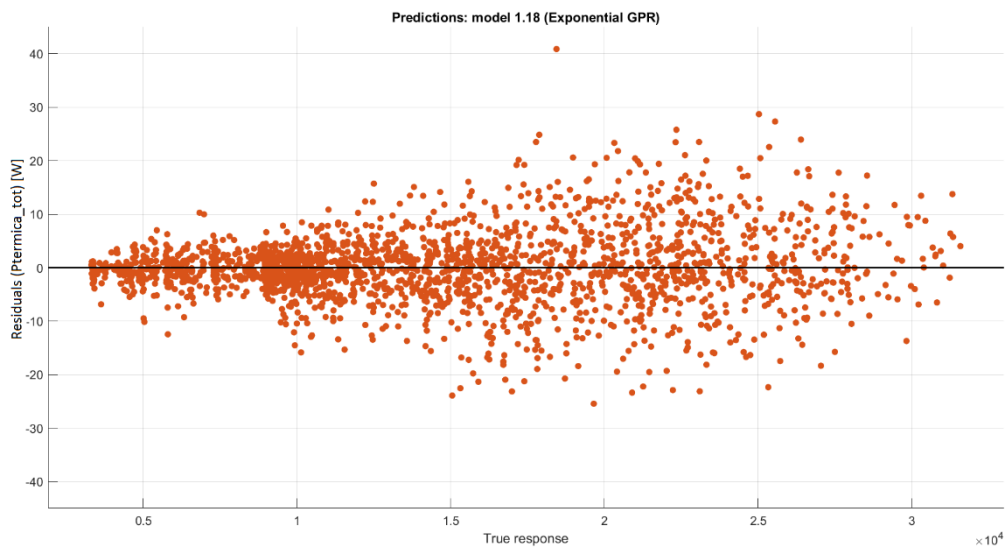


Figura 55: Residual plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 6,7074.

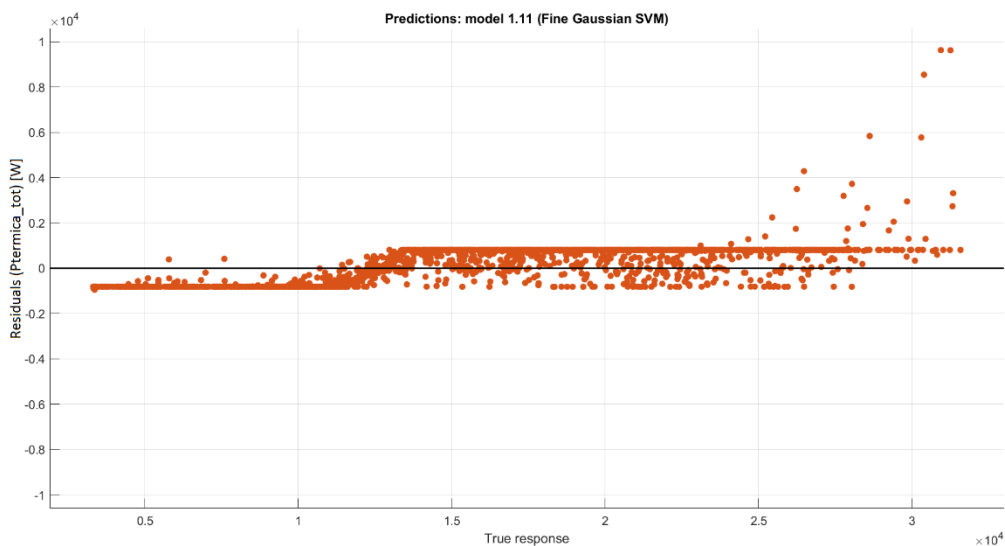


Figura 56: Residual plot, modello FINE GAUSSIAN SVM, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 858,59.

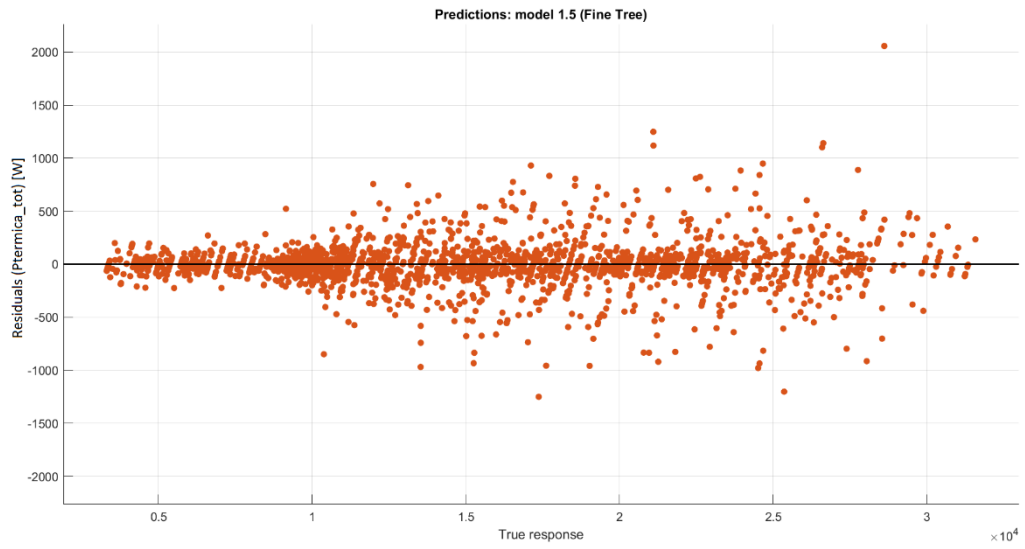


Figura 57: Residual plot, modello FINE TREE, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 216,54.

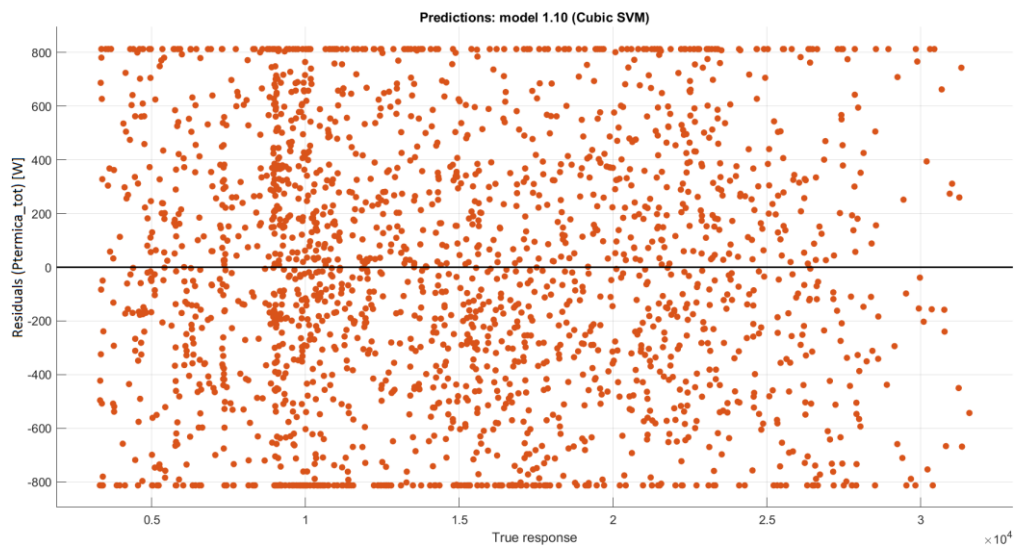


Figura 58: Residual plot, modello CUBIC SVM, INVERNO\_1\_v\_2\_2 – RMSE 494,56.

## 4.2.2 Comfort termoigrometrico

Per il modello data-driven con il comfort come output sono state realizzate versioni con il comfort espresso sia con il parametro PMV medio sia con il parametro PPD medio. Per entrambi i parametri sono state previste due versioni.

Una versione per le stanze considerate “controllate” prendeva in esame come output la media del parametro relativo alle stanze del simulatore 1, 2, 3, 4, 6, 7, 9, 11, 12, 14.

Una versione per le stanze considerare “non controllate” prendeva in esame come output la media del parametro relativo alle rimanenti stanze 5, 8, 10, 13, 15.

Anche in questo caso veniva caricata nella sessione Regression Learner una tabella:

- per INVERNO una tabella 2160 x 57;
- per ESTATE una tabella 2208 x 57.

A titolo di esempio si riportano i grafici del miglior e del peggior modello di due simulazioni.

Di seguito i risultati del PMV medio per le stanze “controllate” nella simulazione INVERNO\_9.

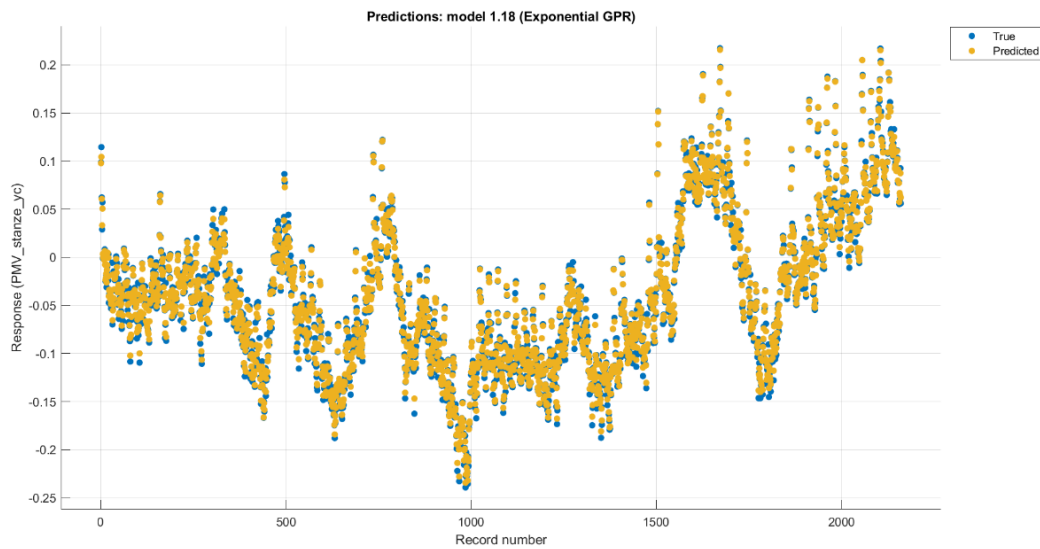


Figura 59: Response plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_9\_PMV\_yc – RMSE 0,0033143.

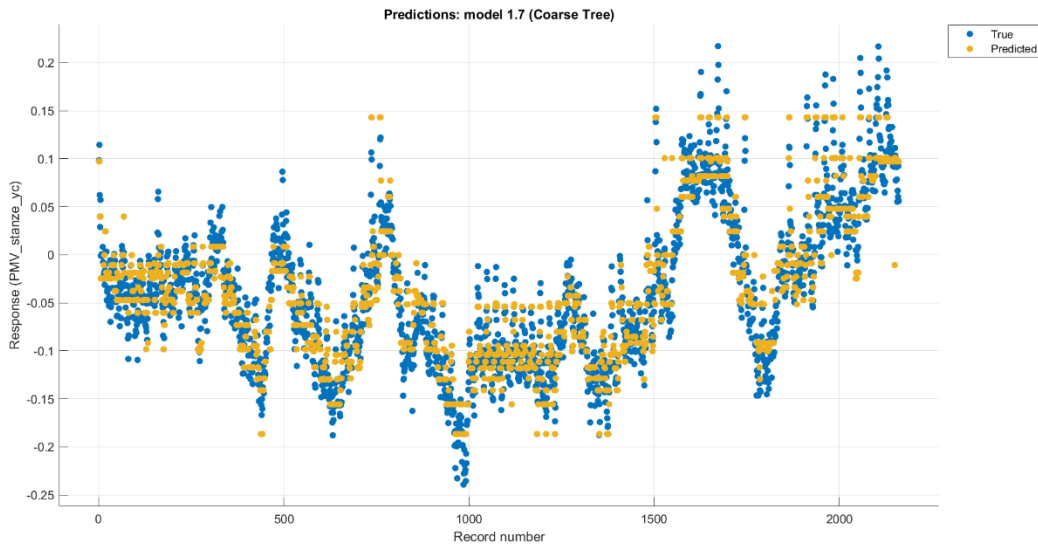


Figura 60: Response plot, modello COARSE TREE, INVERNO\_9\_PMV\_yc – RMSE 0,023692.

Anche in questo caso è il modello Exponential GPR a presentare il valore RMSE più basso e quindi ad essere il miglior modello. In questo caso è il modello Coarse Tree ad essere il peggiore.

I due modelli di Figura 59 e di Figura 60 pur avendo associato un errore molto basso in confronto ai migliori modelli per la potenza termica, non presentano una perfetta sovrapposizione dei valori stimati ai valori noti (true). Il modello Coarse Tree presenta una pessima capacità predittiva e non è possibile prenderlo in considerazione. Quindi il basso errore in valore assoluto dei due modelli è dovuto ai valori di output molto piccoli.

La minor precisione del modello con output il PMV medio delle stanze controllate, rispetto al modello con output la potenza termica, è dimostrata anche dal grafico di Figura 61 che pur rappresentando il miglior modello trovato non si sovrappone precisamente alla bisettrice.

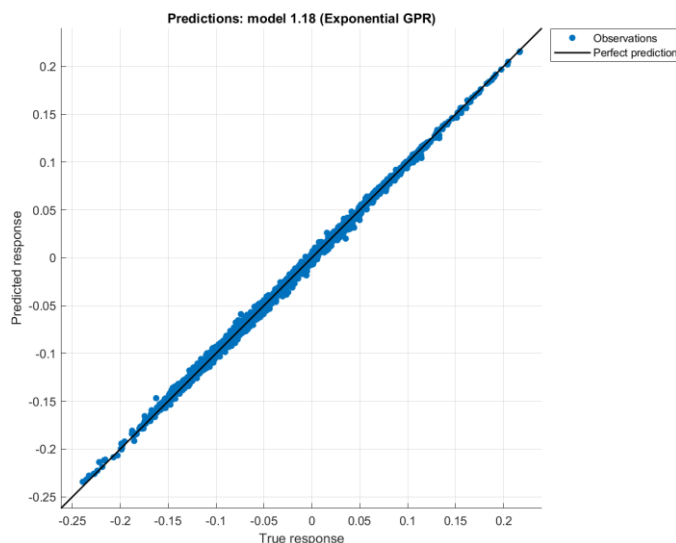


Figura 61: Predicted vs Actual plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_9\_PMV\_yc – RMSE 0,0033143.

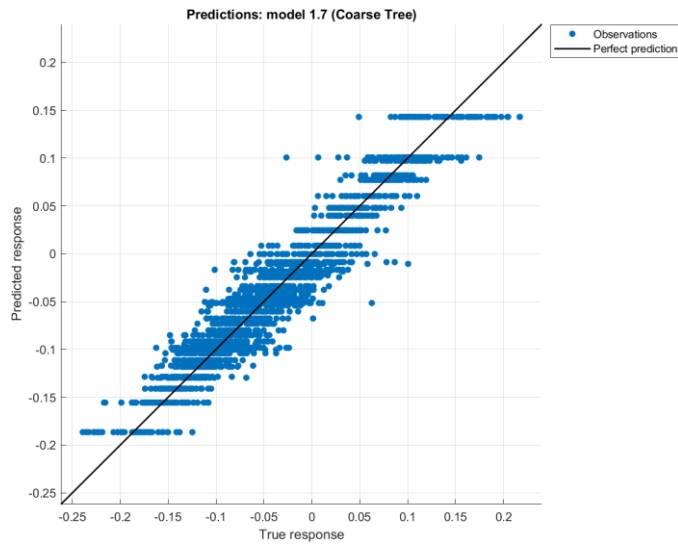


Figura 62: Predicted vs Actual plot, modello COARSE TREE, INVERNO\_9\_PMV\_yc – RMSE 0,023692.

Dalla Figura 62 si vede come si distribuisce l'errore del peggior modello per questa simulazione.

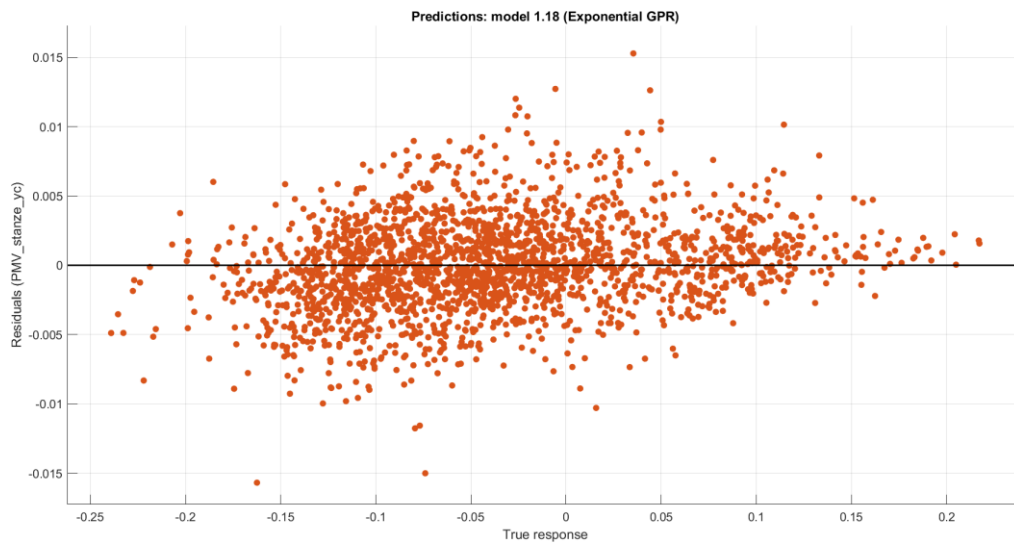


Figura 63: Residual plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_9\_PMV\_yc – RMSE 0,0033143.

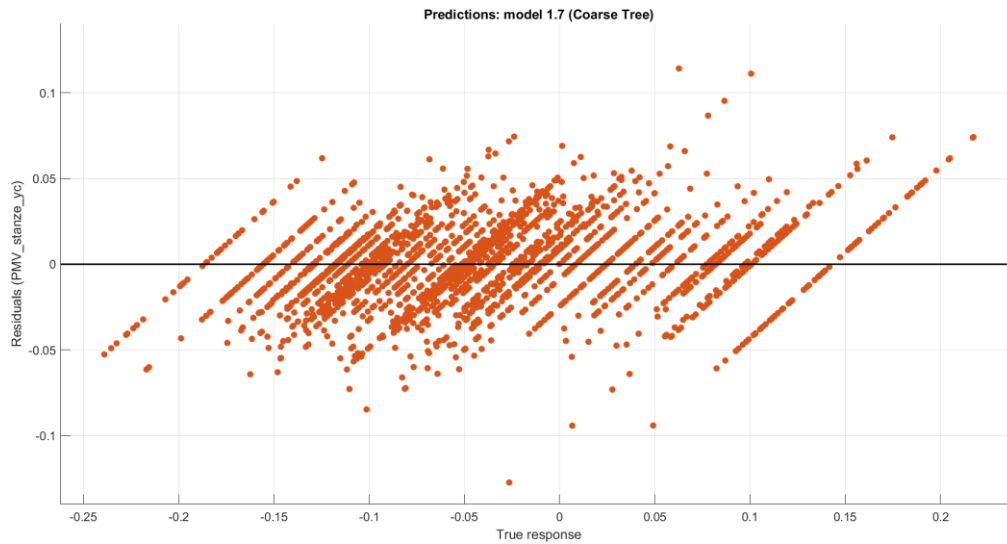


Figura 64: Residual plot, modello COARSE TREE, INVERNO\_9\_PMV\_yc – RMSE 0,023692.

Come già descritto in precedenza, nei grafici Residual plot di Figura 63 e Figura 64 viene mostrato quantitativamente come si distribuisce l'errore.

Di seguito i risultati del PPD medio per le stanze “controllate” nella simulazione INVERNO\_1.

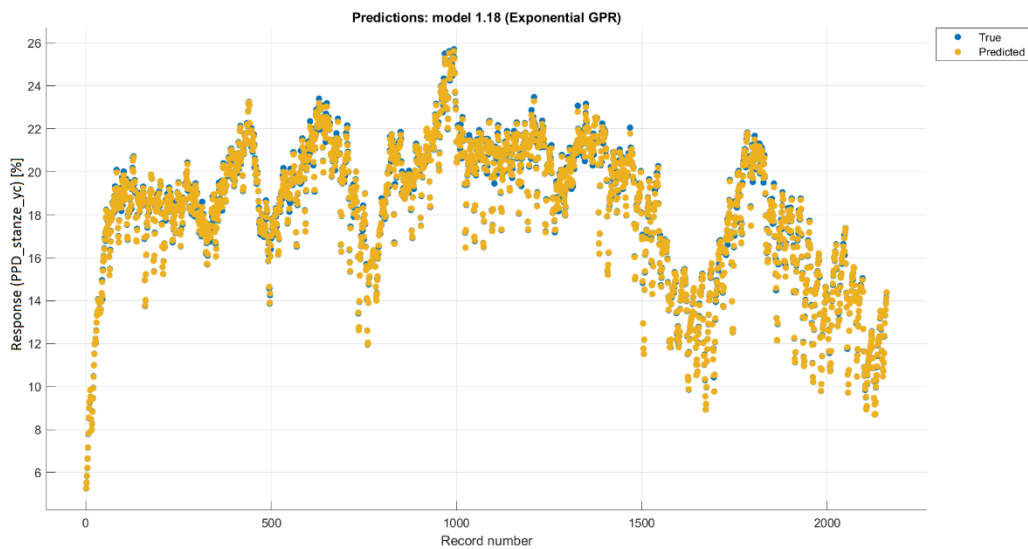


Figura 65: Response plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_1\_PPD\_yc – RMSE 0,066101.

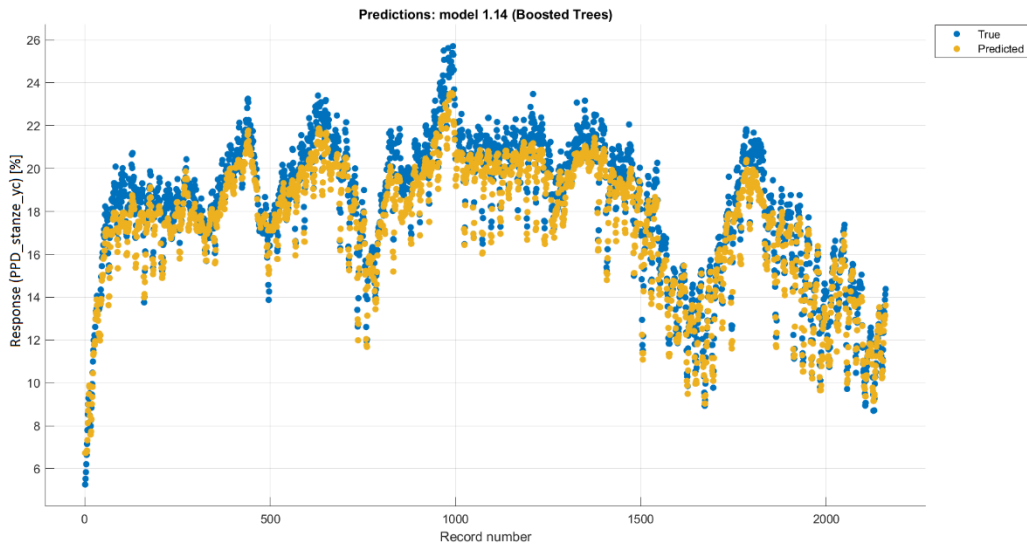


Figura 66: Response plot, modello BOOSTED TREES, INVERNO\_1\_PPD\_yc – RMSE 0,98525.

Anche in questo caso è il modello Exponential GPR a presentare il valore RMSE più basso e quindi ad essere il miglior modello. In questo caso è il modello Boosted Trees ad essere il peggiore. Il modello Boosted Trees sembra presentare un ritardo, una incapacità di seguire i massimi locali.

La minor precisione del modello con output il PPD medio delle stanze controllate, rispetto al modello con output la potenza termica, è dimostrata anche dal grafico di Figura 67 che pur rappresentando il miglior modello trovato non si sovrappone precisamente alla bisettrice.

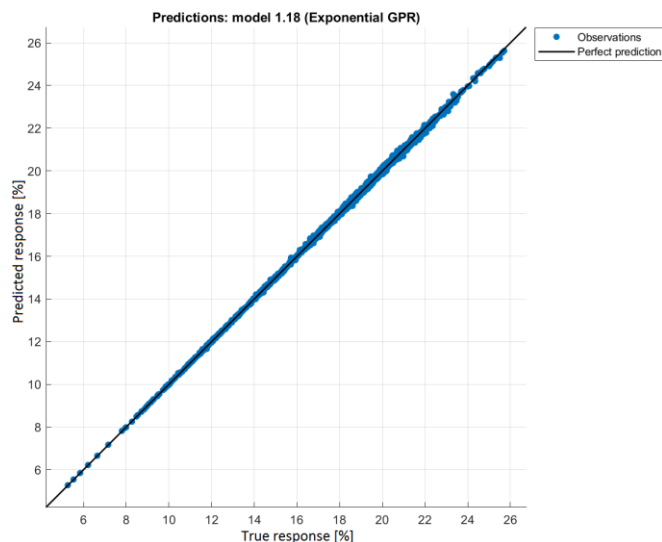


Figura 67: Predicted vs Actual plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_1\_PPD\_yc – RMSE 0,066101.

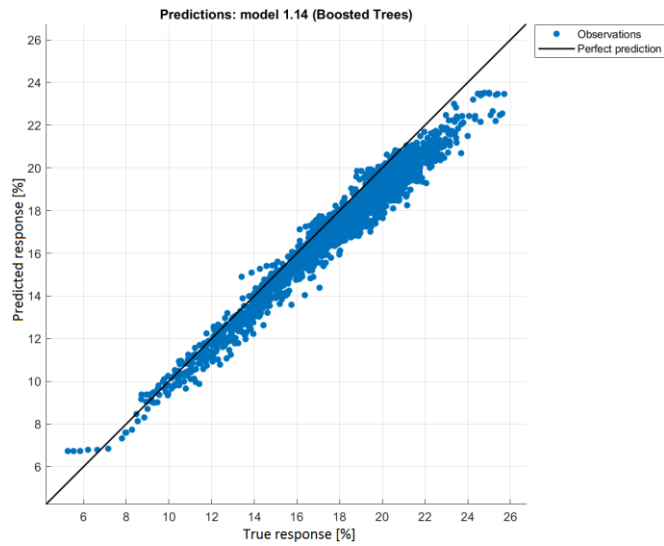


Figura 68: Predicted vs Actual plot, modello BOOSTED TREES, INVERNO\_1\_PPD\_yc – RMSE 0,98525.

Dalla Figura 68 si vede come si distribuisce l’errore del peggior modello per questa simulazione.

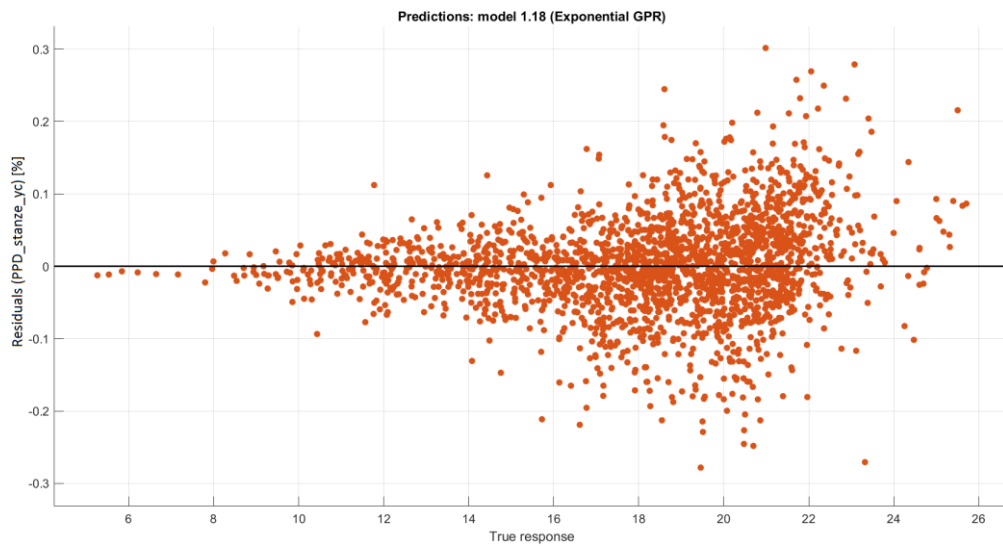


Figura 69: Residual plot, modello EXPONENTIAL GPR, INVERNO\_1\_PPD\_yc – RMSE 0,066101.



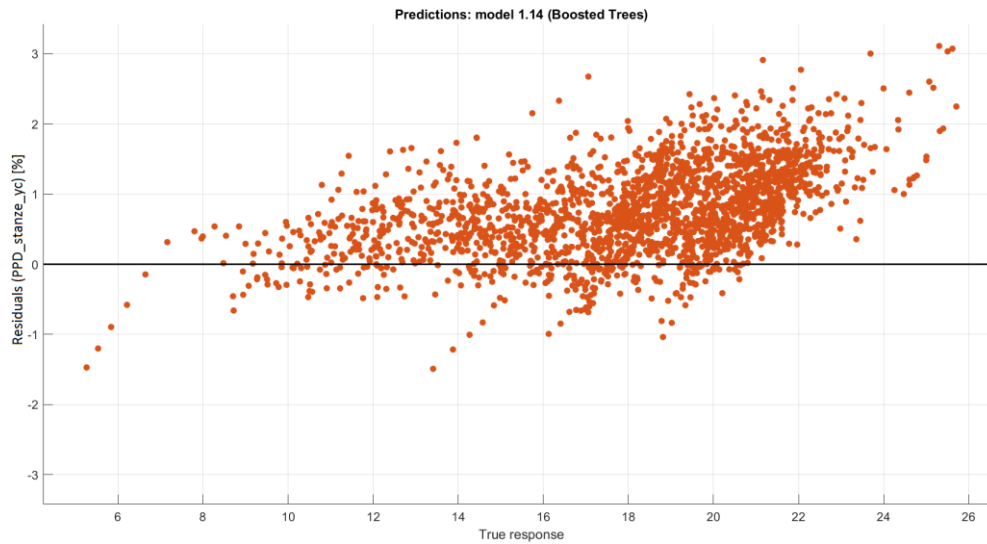


Figura 70: Residual plot, modello BOOSTED TREES, INVERNO\_1\_PPD\_yc – RMSE 0,98525.

Come già descritto in precedenza, nei grafici Residual plot di Figura 69 e Figura 70 viene mostrato quantitativamente come si distribuisce l'errore.

### 4.3 Gestione ottimizzata

I risultati dell'ottimizzazione multi-obiettivo eseguita su una zona termica media dell'edificio tramite algoritmo PSO in una prima versione con parametro  $\alpha = 0,9999$  ha prodotto i seguenti risultati che privilegiano il comfort espresso tramite il parametro PMV.

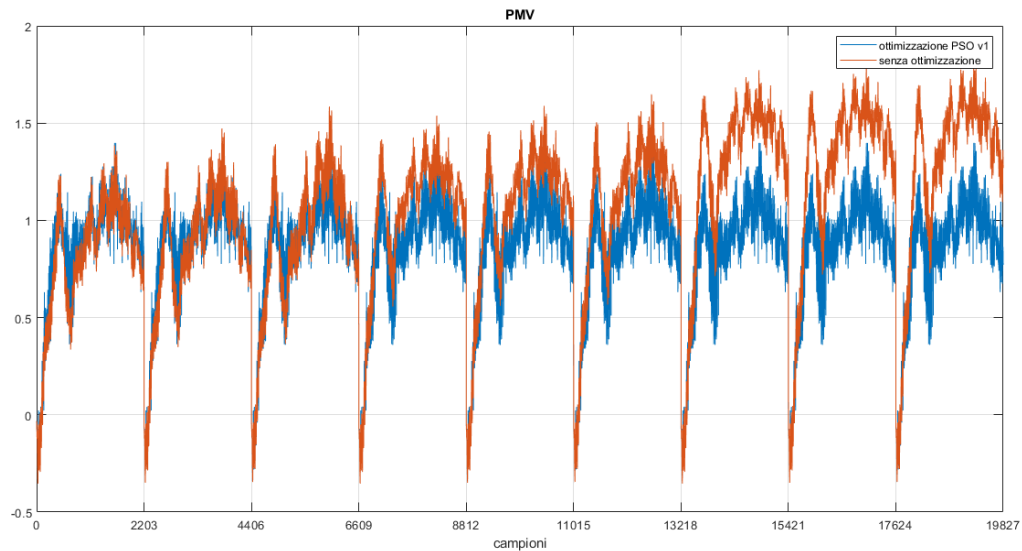


Figura 71: confronto PMV di una zona termica media, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v1.

PMV di una zona termica media	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	0,8356	1,0263	1,2428	1,0349
ottimizzazione PSO v1	0,8333	0,8332	0,8332	0,8332
variazione [%]	-0,3	-18,8	-33,0	-19,5

Tabella 15: PMV di una zona termica media, ottimizzazione PSO v1.

Nel grafico di Figura 71 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento del PMV prima e dopo l'ottimizzazione.

Nella Tabella 15 sono presentati i valori del PMV medio di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO nella prima versione.

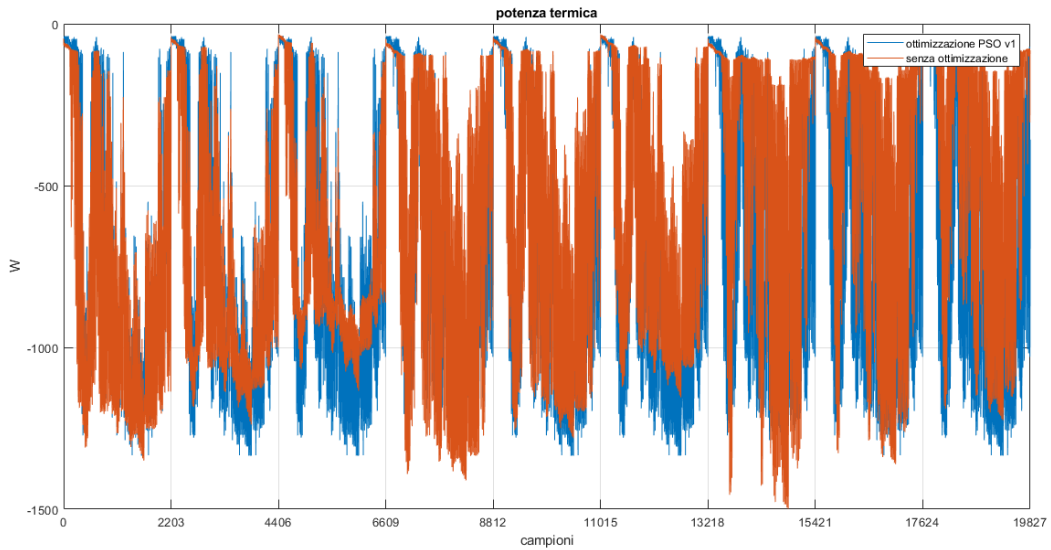


Figura 72: confronto potenza termica di una zona termica media, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v1.

energia termica totale di una zona termica media	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione [MWh]	5,0017	3,8176	2,4854	11,3047
ottimizzazione PSO v1 [MWh]	4,7852	4,7857	4,7859	14,3568
variazione [MWh]	-0,2165	0,9681	2,3005	3,0521
variazione [%]	-4,3	+25,4	+92,6	+27,0

Tabella 16: energia termica totale di una zona termica media, ottimizzazione PSO v1.

Nel grafico di Figura 72 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento della potenza termica prima e dopo l'ottimizzazione.

Nella Tabella 16 sono presentati i valori dell'energia termica totale di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO nella prima versione.

L'ottimizzazione con algoritmo PSO v1, spinto verso il comfort, mostra quindi un miglioramento della condizione di benessere a discapito di un significativo aumento dell'energia spesa.

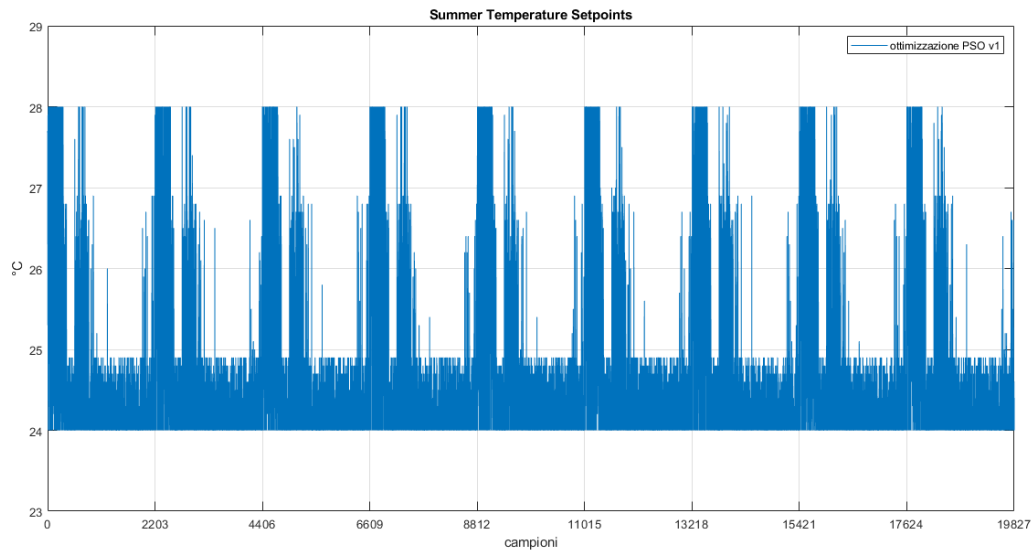


Figura 73: temperatura dei set-point dell'aria nella zona termica, ottimizzazione PSO v1.

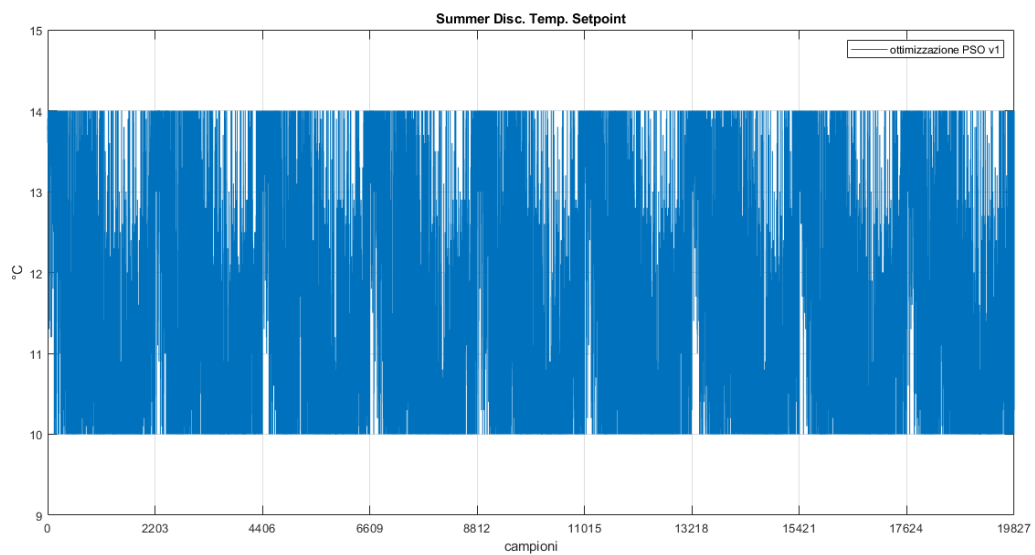


Figura 74: temperatura del set-point dell'acqua in mandata, ottimizzazione PSO v1.

variabili di controllo	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
T media setpoint aria [°C]	24,6492	24,6484	24,6466	24,6481
T media setpoint acqua [°C]	11,5782	11,5831	11,5738	11,5784

Tabella 17: valori medi delle variabili di controllo, ottimizzazione PSO v1.

Per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, si vede nel grafico di Figura 73 come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'aria con l'ottimizzazione e nel grafico di Figura 74 si vede come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico con l'ottimizzazione.

Nella Tabella 17 sono presentati i valori delle variabili di controllo prodotte dall'ottimizzazione PSO nella prima versione.

L'ottimizzazione con algoritmo PSO v1, spinto verso il comfort, abbassa la temperatura media di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico, pari a 12 °C nelle simulazioni, e la mantiene circa costante tra i gruppi delle simulazioni. L'ottimizzazione abbassa anche sensibilmente la temperatura media dell'aria nella zona termica per i gruppi delle simulazioni con i set-point dell'aria impostati a 26 °C e 28 °C. Invece nelle simulazioni con la temperatura del set-point dell'aria impostata a 24 °C ci si può permettere un aumento della temperatura media del set-point. In Figura 73, per tutte le 9 simulazioni si vedono dei picchi verso l'alto a cui sono associabili dei risparmi di energia, magari per delle giornate meno calde in cui non era necessario raffrescare le zone.

I risultati dell'ottimizzazione multi-obiettivo eseguita su una zona termica media dell'edificio tramite algoritmo PSO in una seconda versione con parametro  $\alpha = 0,999$  ha prodotto i seguenti risultati che portano un risparmio di energia totale senza variare significativamente il comfort espresso tramite il parametro PMV che rimane coerente a quello che deriva dalle variabili di controllo impostate.

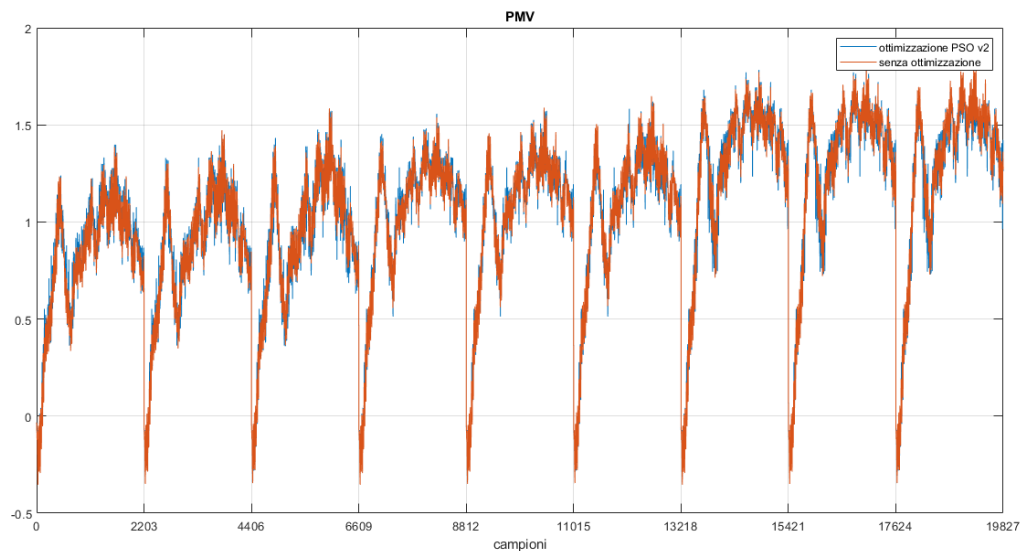


Figura 75: confronto PMV di una zona termica media, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v2.

PMV di una zona termica media	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	0,8356	1,0263	1,2428	1,0349
ottimizzazione PSO v2	0,8412	1,0257	1,2405	1,0358
Variazione [%]	+0,7	-0,1	-0,2	+0,1

Tabella 18: PMV di una zona termica media, ottimizzazione PSO v2.

Nel grafico di Figura 75 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento del PMV prima e dopo l'ottimizzazione. Nella Tabella 18 sono presentati i valori del PMV medio di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO nella seconda versione.

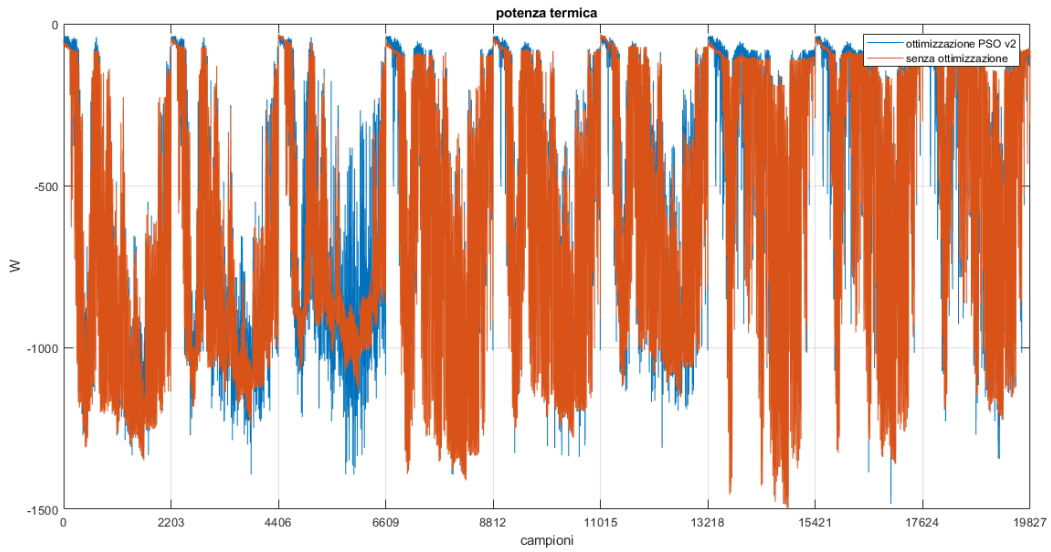


Figura 76: confronto potenza termica di una zona termica media, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v2.

energia termica totale di una zona termica media	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione [MWh]	5,0017	3,8176	2,4854	11,3047
ottimizzazione PSO v2 [MWh]	4,8019	3,6371	2,4260	10,8650
variazione [MWh]	-0,1998	-0,1805	-0,0594	-0,4397
variazione [%]	-4,0	-4,7	-2,4	-3,9

Tabella 19: energia termica totale di una zona termica media, ottimizzazione PSO v2.

Nel grafico di Figura 76 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento della potenza termica prima e dopo l'ottimizzazione.

Nella Tabella 19 sono presentati i valori dell'energia termica totale di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO nella seconda versione.

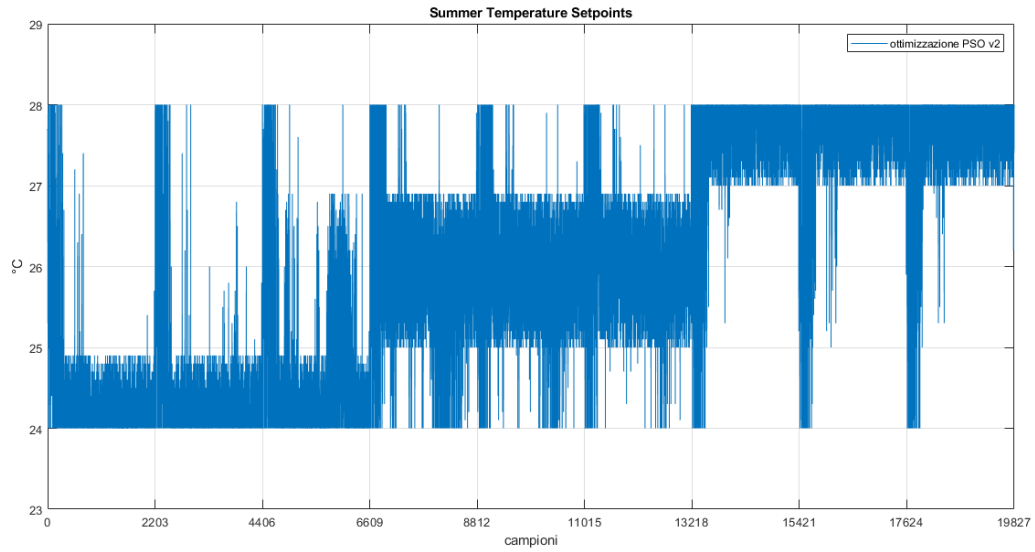


Figura 77: temperatura dei set-point dell'aria nella zona termica, ottimizzazione PSO v2.

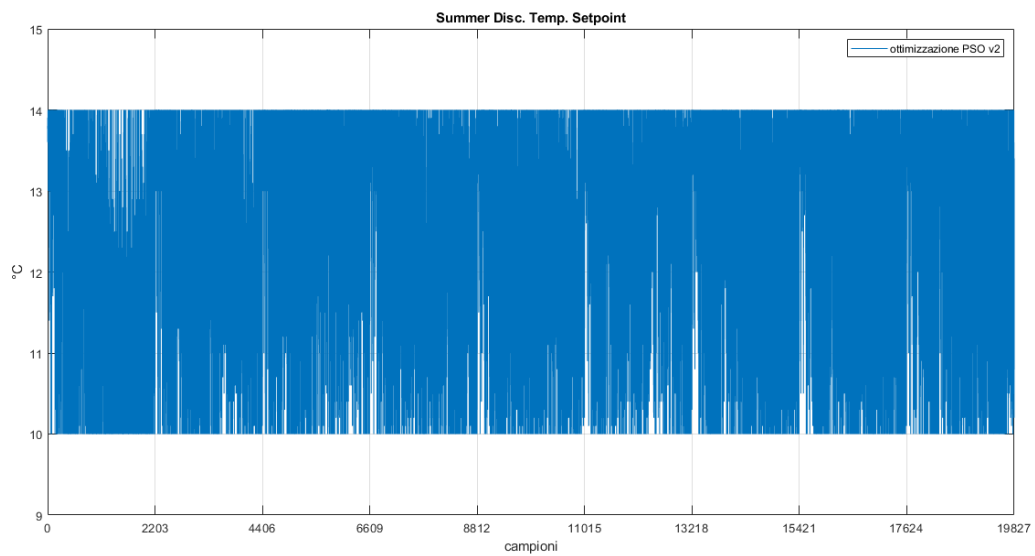


Figura 78: temperatura del set-point dell'acqua in mandata, ottimizzazione PSO v2.

variabili di controllo	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
T media setpoint aria [°C]	24,4723	25,9515	27,5546	25,9928
T media setpoint acqua [°C]	12,2375	12,5099	12,5239	12,4237

Tabella 20: valori medi delle variabili di controllo, ottimizzazione PSO v2.



Per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, si vede nel grafico di Figura 77 come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'aria con l'ottimizzazione e nel grafico di Figura 78 si vede come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico con l'ottimizzazione.

Nella Tabella 20 sono presentati i valori delle variabili di controllo prodotte dall'ottimizzazione PSO nella seconda versione.

L'ottimizzazione con algoritmo PSO v2, aumenta la temperatura media di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico, pari a 12 °C nelle simulazioni, e la mantiene circa costante tra i gruppi delle simulazioni. L'ottimizzazione invece abbassa di poco la temperatura media dell'aria nella zona termica per i gruppi delle simulazioni con i set-point dell'aria impostati a 26 °C e 28 °C. Invece nelle simulazioni con la temperatura del set-point dell'aria impostata a 24 °C ci si può permettere un aumento della temperatura media del set-point.

I risultati dell'ottimizzazione multi-obiettivo eseguita su una zona termica media dell'edificio tramite algoritmo MPSO ha prodotto, nelle 9 simulazioni della stagione estiva, i seguenti risultati che portano un notevole risparmio di energia totale anche frutto di un compromesso sul comfort che ha un andamento ciclico nelle simulazioni con valori intermedi tra quelli limite ma più orientati verso i valori del comfort associato alle simulazioni con temperatura di set-point dell'aria nelle stanze impostata a 28 °C.

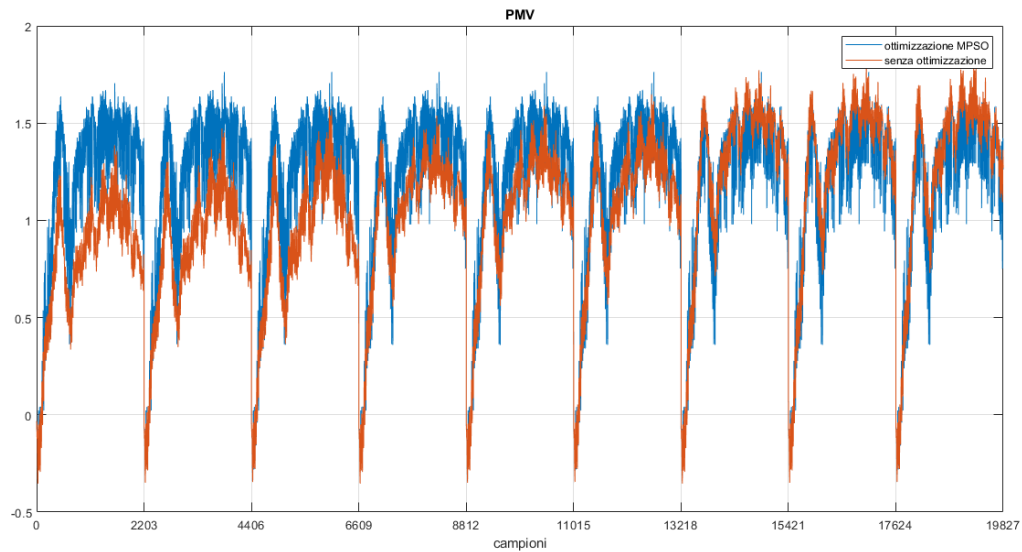


Figura 79: confronto PMV di una zona termica media, senza ottimizzazione e con ottimizzazione MPSO.

PMV di una zona termica media	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	0,8356	1,0263	1,2428	1,0349
ottimizzazione MPSO	1,1908	1,1909	1,1909	1,1909
variazione [%]	+42,5	+16,0	-4,2	+15,1

Tabella 21: PMV di una zona termica media, ottimizzazione MPSO.

Nel grafico di Figura 79 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento del PMV prima e dopo l'ottimizzazione. Nella Tabella 21 sono presentati i valori del PMV medio di ciascun gruppo di simulazioni, senza e con ottimizzazione MPSO.

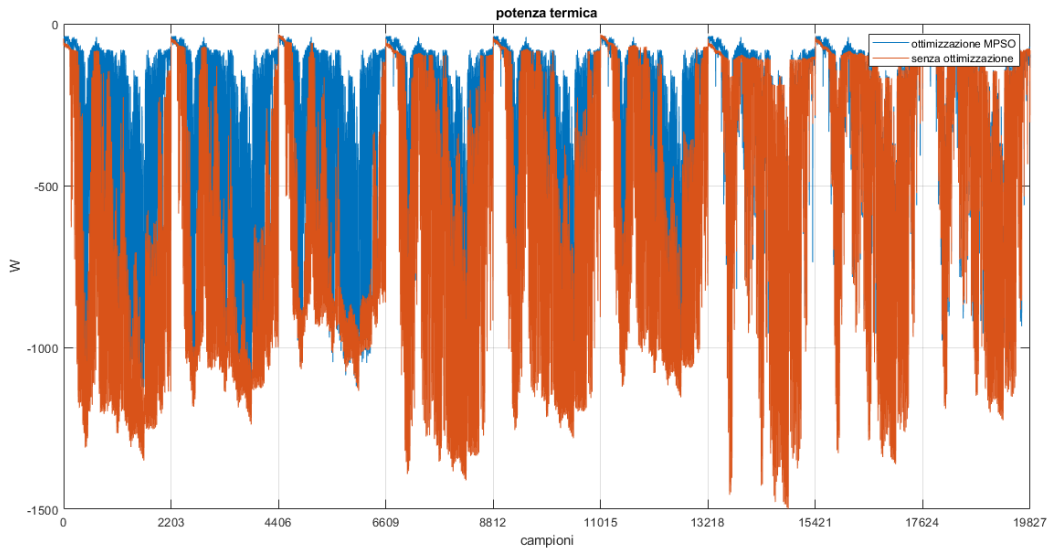


Figura 80: confronto potenza termica di una zona termica media, senza ottimizzazione e con ottimizzazione MPSO.

energia termica totale di una zona termica media		Simulazioni			
		24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	[MWh]	5,0017	3,8176	2,4854	11,3047
ottimizzazione MPSO	[MWh]	2,3197	2,3205	2,3189	6,9591
variazione	[MWh]	-2,6820	-1,4971	-0,1665	-4,3456
variazione	[%]	-53,6	-39,2	-6,7	-38,4

Tabella 22: energia termica totale di una zona termica media, ottimizzazione MPSO.

Nel grafico di Figura 80 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento della potenza termica prima e dopo l'ottimizzazione.

Nella Tabella 22 sono presentati i valori dell'energia termica totale di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione MPSO.

L'ottimizzazione con algoritmo MPSO mostra un risparmio di energia in ogni gruppo di simulazioni con maggior beneficio nel gruppo con la variabile di controllo della temperatura del set-point dell'aria impostata a 24 °C il quale con l'ottimizzazione risulta il più penalizzato dal lato del comfort. Significativo è il terzo gruppo di simulazioni, quello con temperatura del set-point dell'aria pari a 28 °C che presenta contemporaneamente un miglioramento nella condizione del comfort ed un risparmio di energia.

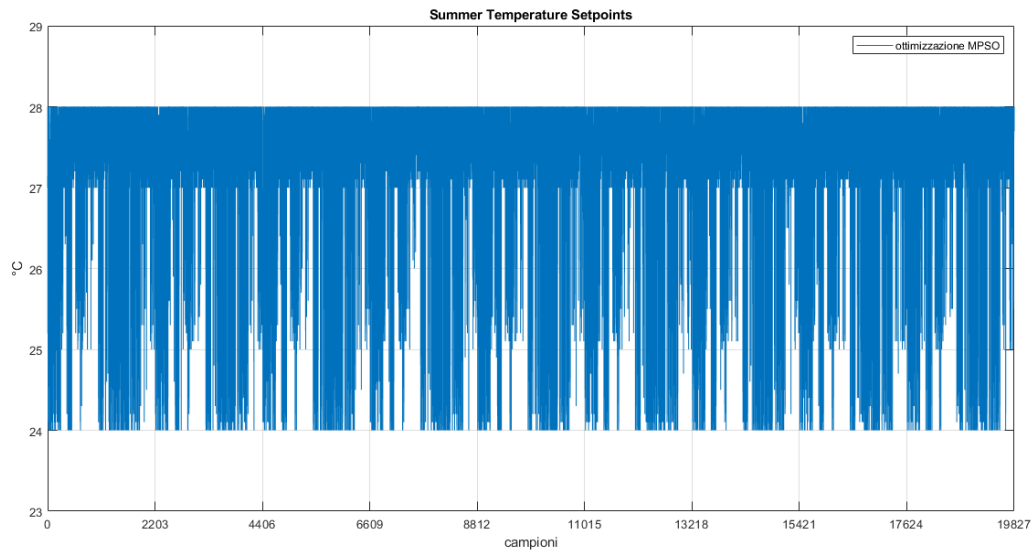


Figura 81: temperatura dei set-point dell'aria nella zona termica, ottimizzazione MPSO.

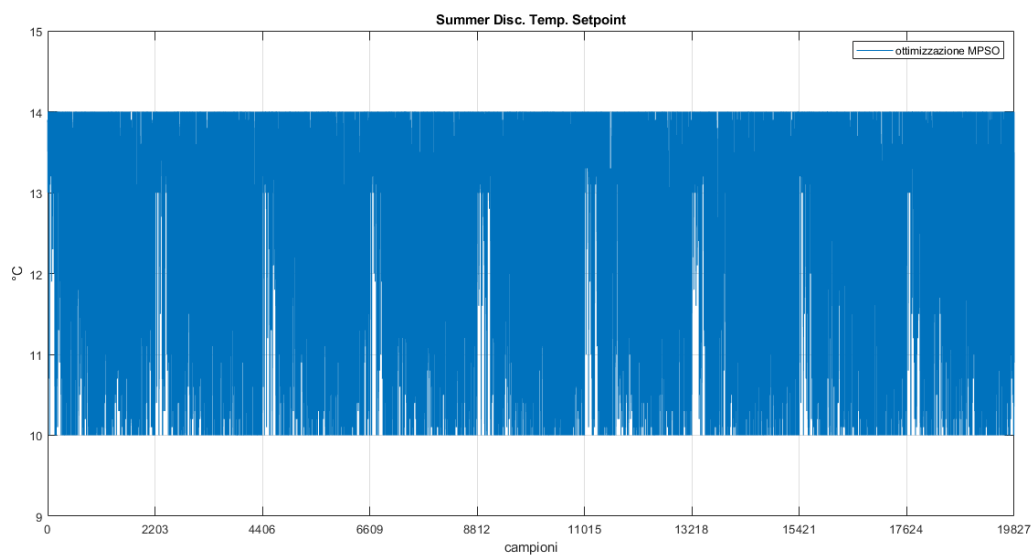


Figura 82: temperatura del set-point dell'acqua in mandata, ottimizzazione MPSO.

variabili di controllo	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
T media setpoint aria [°C]	27,0168	27,0295	27,0181	27,0215
T media setpoint acqua [°C]	12,5518	12,5551	12,5428	12,5499

Tabella 23: valori medi delle variabili di controllo, ottimizzazione MPSO.

Per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, si vede nel grafico di Figura 81 come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'aria con l'ottimizzazione e nel grafico di Figura 82 si vede come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico con l'ottimizzazione.

Nella Tabella 23 sono presentati i valori delle variabili di controllo prodotte dall'ottimizzazione Multi-objective PSO su una zona termica.

L'ottimizzazione con algoritmo MPSO, aumenta la temperatura media di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico, pari a 12 °C nelle simulazioni, e la mantiene costante tra i gruppi.

L'ottimizzazione invece alza la temperatura media dell'aria nella zona termica per i gruppi delle simulazioni con i set-point dell'aria impostati a 24 °C e 26 °C coerentemente con l'aumento del PMV medio. Invece nelle simulazioni con la temperatura del set-point dell'aria impostata a 28 °C si abbassa la temperatura media del set-point dell'aria nella zona termica, coerentemente con la riduzione del PMV medio.

I risultati dell'ottimizzazione multi-obiettivo eseguita su tutte le stanze dell'edificio tramite algoritmo PSO in una prima versione con parametro  $\alpha = 0,99999$  nelle 9 simulazioni della stagione estiva, ha prodotto i seguenti risultati. L'algoritmo nella prima versione predilige il comfort ma visto l'ordine di grandezza del problema risulta capace solo di mantenere il PMV medio circa costante a quanto imposto con i valori delle variabili di controllo in simulazione, ma l'algoritmo PSO v1 sull'intero edificio riesce a produrre un risparmio di energia che visto l'ordine di grandezza assume un valore interessante sul lungo periodo.

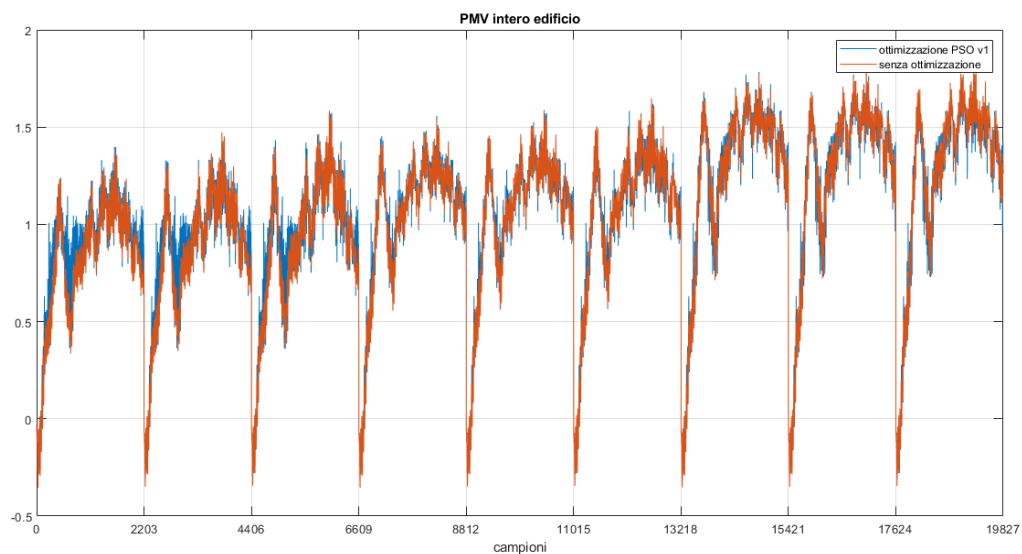


Figura 83: confronto PMV dell'intero edificio, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v1.

PMV medio dell'intero edificio	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	0,8356	1,0263	1,2428	1,0349
ottimizzazione PSO v1	0,8752	1,0277	1,2411	1,0480
variazione [%]	+4,7	+0,1	-0,1	+1,3

Tabella 24: PMV medio dell'intero edificio, ottimizzazione PSO v1.

Nel grafico di Figura 83 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento del PMV prima e dopo l'ottimizzazione. Nella Tabella 24 sono presentati i valori del PMV medio di ciascun gruppo di simulazioni, senza e con ottimizzazione PSO v1.

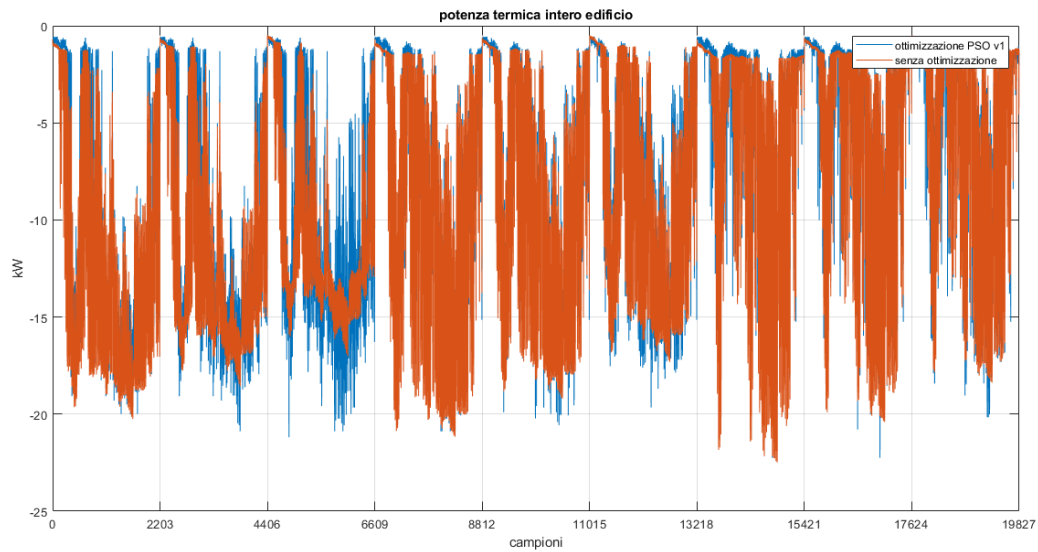


Figura 84: confronto potenza termica dell'intero edificio, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v1.

energia termica totale dell'intero edificio	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione [MWh]	75,026	57,264	37,281	169,571
ottimizzazione PSO v1 [MWh]	68,374	55,002	36,308	159,684
variazione [MWh]	-6,652	-2,262	-0,973	-9,887
variazione [%]	-8,9	-4,0	-2,6	-5,8

Tabella 25: energia termica totale dell'intero edificio, ottimizzazione PSO v1.

Nel grafico di Figura 84 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento della potenza termica prima e dopo l'ottimizzazione.

Nella Tabella 25 sono presentati i valori dell'energia termica totale di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione PSO v1.

L'ottimizzazione con algoritmo PSO v1 applicato all'intero edificio mostra un risparmio di energia in ogni gruppo di simulazioni con maggior beneficio nel gruppo con la variabile di controllo della temperatura di set-point dell'aria nelle stanze pari a 24 °C.

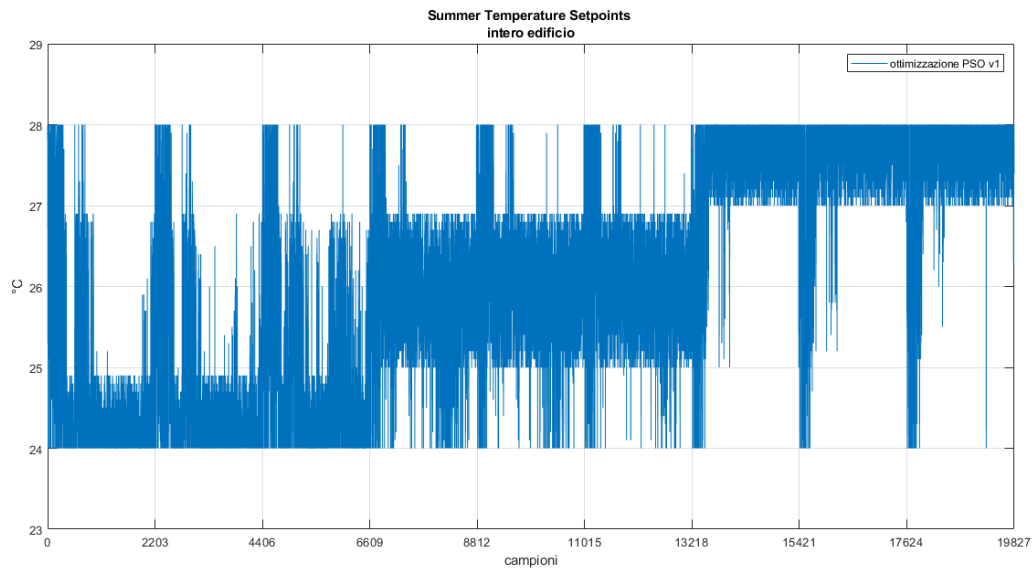


Figura 85: temperatura dei set-point dell'aria nelle zone, ottimizzazione PSO v1.

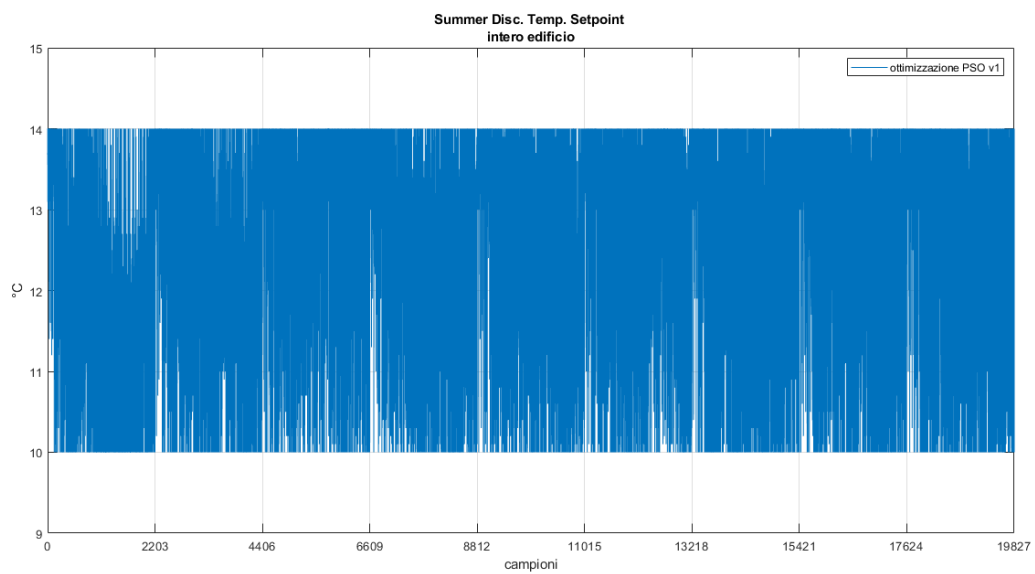


Figura 86: temperatura del set-point dell'acqua in mandata, ottimizzazione PSO v1.

variabili di controllo	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
T media setpoint aria [°C]	24,7781	25,9729	27,5625	26,1045
T media setpoint acqua [°C]	12,2639	12,4707	12,4963	12,4103

Tabella 26: valori medi delle variabili di controllo, ottimizzazione PSO v1.



Per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, si vede nel grafico di Figura 85 come viene modificata la temperatura [°C] dei set-point dell'aria nelle stanze con l'ottimizzazione e nel grafico di Figura 86 si vede come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico con l'ottimizzazione. Nella Tabella 26 sono presentati i valori delle variabili di controllo prodotte dall'ottimizzazione PSO in una prima versione sull'intero edificio.

L'ottimizzazione con algoritmo PSO v1, aumenta la temperatura media di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico, pari a 12° C nelle simulazioni, e la mantiene circa costante tra i gruppi. L'ottimizzazione non modifica sensibilmente la temperatura media di set-point dell'aria nelle stanze dell'intero edificio coerentemente con il fatto che il PMV medio dopo l'ottimizzazione non si discosta significativamente dal valore prima dell'ottimizzazione.

I risultati dell'ottimizzazione multi-obiettivo eseguita su tutte le stanze dell'edificio tramite algoritmo MPSO, nelle 9 simulazioni della stagione estiva, ha prodotto i seguenti risultati che, come nel caso dell'ottimizzazione con algoritmo MPSO per una zona termica media, portano un notevole risparmio di energia totale anche frutto di un compromesso sul comfort che ha un andamento ciclico nelle simulazioni con valori intermedi tra quelli limite ma più orientati verso i valori del comfort associato alle simulazioni con temperatura di set-point dell'aria nelle stanze impostata a 28 °C.

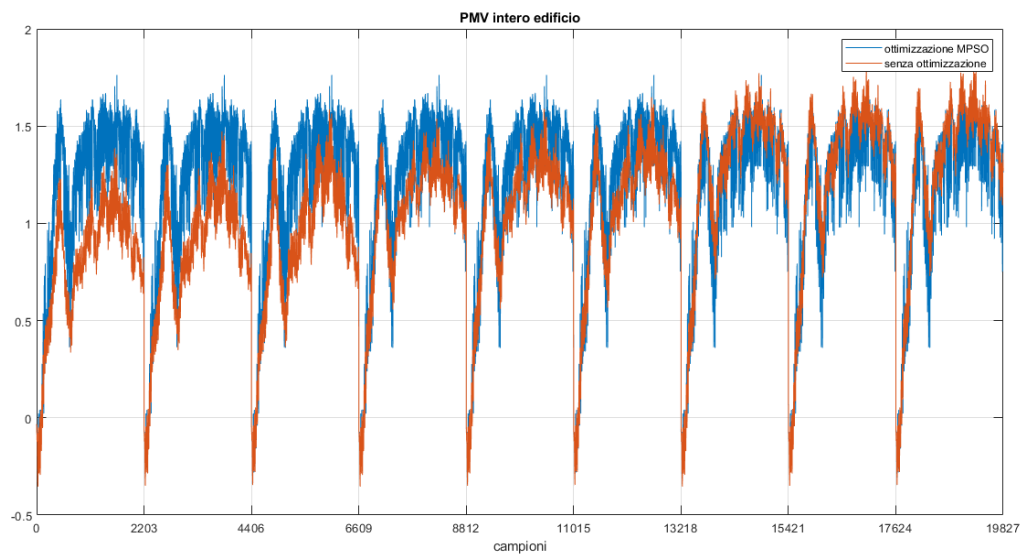


Figura 87: confronto PMV dell'intero edificio, senza ottimizzazione e con ottimizzazione MPSO.

PMV medio dell'intero edificio	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	0,8356	1,0263	1,2428	1,0349
ottimizzazione MPSO	1,1893	1,1901	1,1898	1,1897
variazione [%]	+42,3	+16,0	-4,3	+15,0

Tabella 27: PMV medio dell'intero edificio, ottimizzazione MPSO.

Nel grafico di Figura 87 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento del PMV prima e dopo l'ottimizzazione. Nella Tabella 27 sono presentati i valori del PMV medio di ciascun gruppo di simulazioni, senza e con ottimizzazione MPSO.

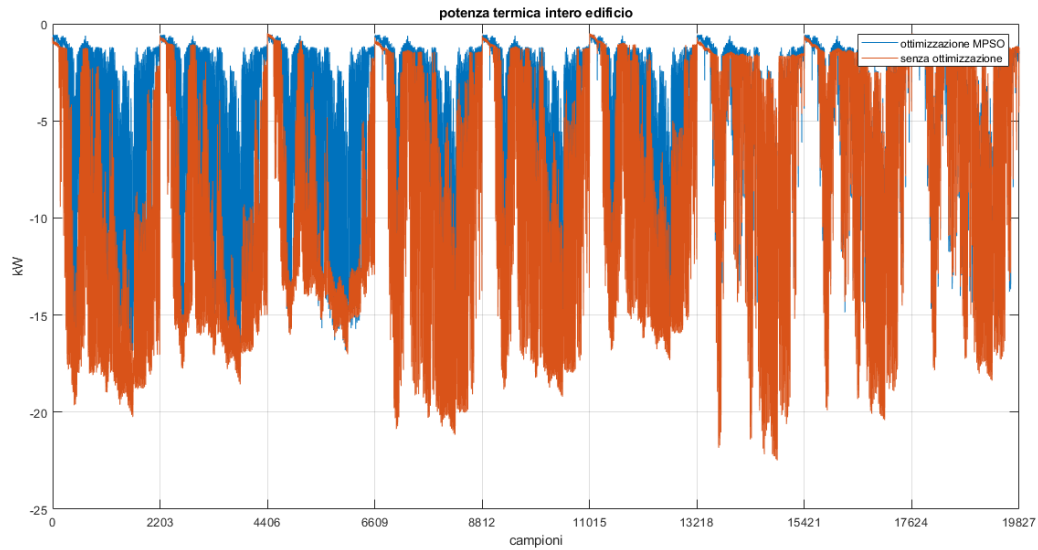


Figura 88: confronto potenza termica dell'intero edificio, senza ottimizzazione e con ottimizzazione MPSO.

energia termica totale dell'intero edificio		Simulazioni			
		24 °C	26 °C	28 °C	complessive
senza ottimizzazione	[MWh]	75,026	57,264	37,281	169,571
ottimizzazione MPSO	[MWh]	34,918	34,896	34,865	104,679
variazione	[MWh]	-40,108	-22,368	-2,416	-64,892
variazione	[%]	-53,5	-39,1	-6,5	-38,3

Tabella 28: energia termica totale dell'intero edificio, ottimizzazione MPSO.

Nel grafico di Figura 88 si vede, per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, l'andamento della potenza termica prima e dopo l'ottimizzazione.

Nella Tabella 28 sono presentati i valori dell'energia termica totale di ciascun gruppo di simulazioni, senza ottimizzazione e con ottimizzazione MPSO.

Come nel caso precedente per una zona termica media, l'ottimizzazione con algoritmo MPSO mostra un risparmio di energia in ogni gruppo di simulazioni con maggior beneficio nel gruppo con la variabile di controllo della temperatura di set-point dell'aria nelle stanze pari a 24 °C il quale con l'ottimizzazione risulta il più penalizzato dal lato del comfort. Significativo è il terzo gruppo di simulazioni, quello con temperatura di set-point dell'aria nelle stanze pari a 28 °C che presenta contemporaneamente un miglioramento nella condizione del comfort ed un risparmio di energia.

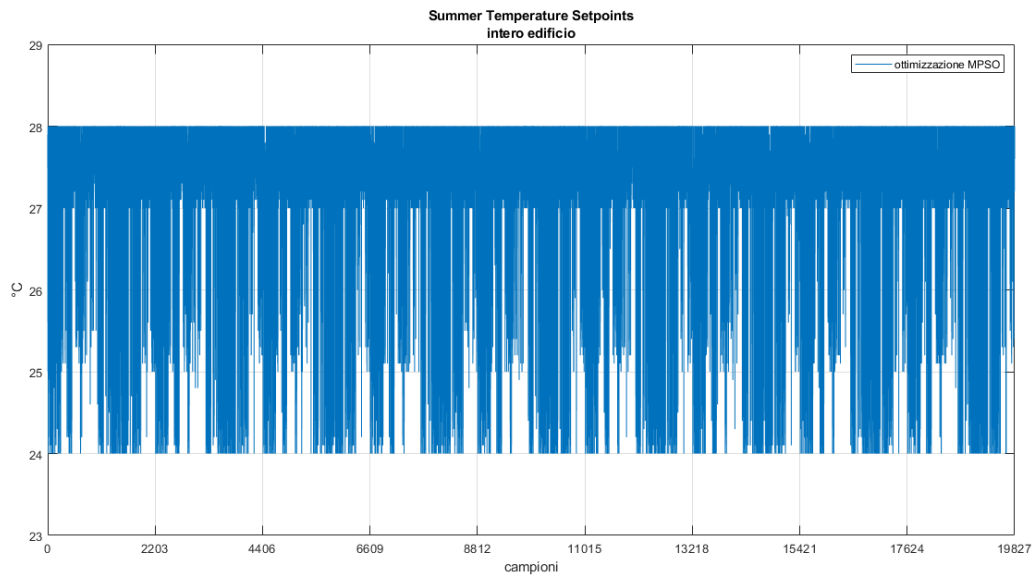


Figura 89: temperatura dei set-point dell'aria nelle zone, ottimizzazione MPSO.

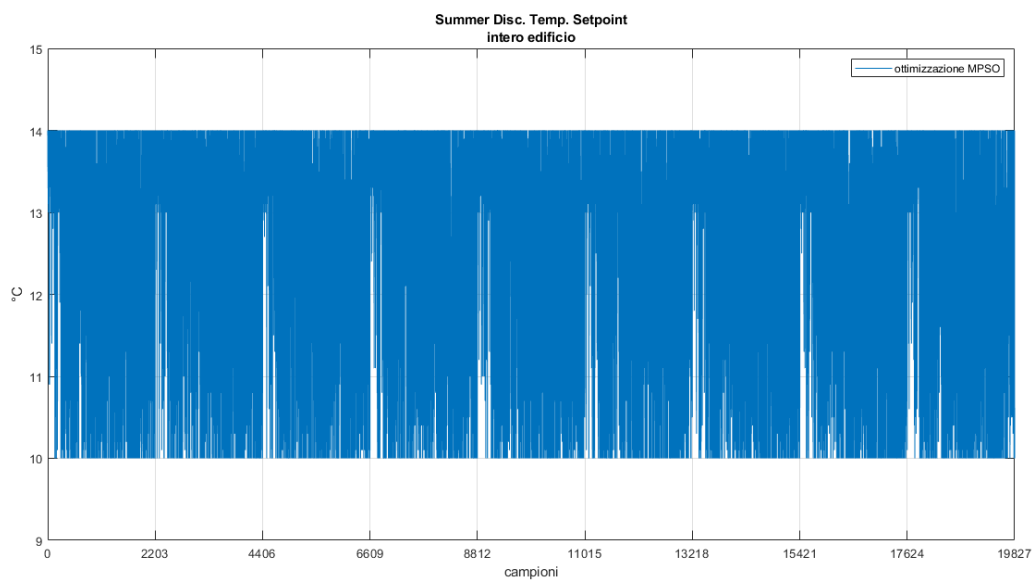


Figura 90: temperatura del set-point dell'acqua in mandata, ottimizzazione MPSO.

variabili di controllo	Simulazioni			
	24 °C	26 °C	28 °C	complessive
T media setpoint aria [°C]	27,0086	27,0138	27,0157	27,0127
T media setpoint acqua [°C]	12,5427	12,5467	12,5496	12,5464

Tabella 29: valori medi delle variabili di controllo, ottimizzazione MPSO.

Per le 9 simulazioni della stagione estiva eseguite con le diverse combinazioni delle variabili di controllo, si vede nel grafico di Figura 89 come viene modificata la temperatura [°C] dei set-point dell'aria nelle stanze con l'ottimizzazione e nel grafico di Figura 90 si vede come viene modificata la temperatura [°C] del set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico con l'ottimizzazione. Nella Tabella 29 sono presentati i valori delle variabili di controllo prodotte dall'ottimizzazione Multi-objective PSO sull'intero edificio.

L'ottimizzazione con algoritmo MPSO, aumenta la temperatura media di set-point dell'acqua in uscita dall'impianto termico, pari a 12° C nelle simulazioni, e la mantiene costante tra i gruppi. L'ottimizzazione invece alza la temperatura media dell'aria nelle stanze nei gruppi delle simulazioni con i set-point dell'aria impostati a 24 °C e 26 °C coerentemente con l'aumento del PMV medio. Invece nelle simulazioni con la temperatura dei set-point dell'aria nelle stanze impostata a 28 °C si abbassa la temperatura media dei set-point dell'aria nelle stanze, coerentemente con la riduzione del PMV medio.

I risultati di tutte le ottimizzazioni eseguite sono riepilogati nella Tabella 30 e nella Tabella 31.

	variazione PMV medio [%]	variazione energia totale [%]
ottimizzazione PSO v1	-19,5	+27,0
ottimizzazione PSO v2	+ 0,1	- 3,9
ottimizzazione MPSO	+15,1	-38,4

Tabella 30: confronto ottimizzazioni di una zona termica.

	variazione PMV medio [%]	variazione energia totale [%]
ottimizzazione PSO v1	+ 1,3	- 5,8
ottimizzazione MPSO	+15,0	-38,3

Tabella 31: confronto ottimizzazioni dell'intero edificio.

## 5 CONCLUSIONI

Il lavoro è stato sviluppato in ambiente MATLAB/Simulink utilizzando un simulatore già realizzato dall'Università Politecnica delle Marche. Il simulatore modella l'edificio F40 e tutti i suoi componenti termici ed elettrici. Le variabili di controllo del sistema sono la temperatura del set-point dell'aria [°C] delle zone e la temperatura del setpoint dell'acqua [°C] in uscita dall'impianto termico.

Scelti dei valori target per ciascuna variabile di controllo sono state effettuate le simulazioni della stagione invernale e dalla stagione estiva con tutte le combinazioni delle variabili.

Il lavoro si è poi articolato nella costruzione del modello data-driven. Sono state scelte le variabili significative per costruire, per entrambe le stagioni, il modello che restituisse in output la potenza termica. È stato affinato il modello data-driven adeguando le variabili in ingresso quindi è stata riscontrata una discreta accuratezza della dinamica energetica. Sui risultati raggiunti sono stati costruiti i modelli, per entrambe le stagioni, che restituissero il comfort espresso sia con il PMV sia con il PPD. Verificata la capacità predittiva dei modelli per il comfort si è passati all'ottimizzazione multi-obiettivo sul modello data-driven con funzionali da ottimizzare la potenza termica ed il comfort espresso con il parametro PMV.

È stato utilizzato un algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) con due diverse calibrazioni prima di effettuare un'ottimizzazione globale con l'algoritmo multi-obiettivo.

I risultati dell'ottimizzazione sono stati incoraggianti ed hanno confermato la bontà dell'algoritmo *Multi-objective Particle Swarm Optimization* (MPSO).

L'ottimizzazione PSO provata in due versioni, sbilanciata la prima verso il comfort e la seconda verso la potenza termica, con diversi ordini di grandezza del problema, una sola zona termica media e l'intero edificio, hanno dimostrato la possibilità se opportunamente calibrati di poter mantenere inalterato il comfort medio delle simulazioni con risparmio di energia da circa il 4 % a circa il 6 %.

L'ottimizzazione MPSO è stata eseguita sia su una zona termica media sia sull'intero edificio. Con l'ottimizzazione globale dell'MPSO eseguita sull'intero edificio è possibile nei 27 mesi simulati risparmiare 64,9 MWh, corrispondenti al 38,3 % dell'energia consumata senza ottimizzazione. Questi risultati sono ottenuti sacrificando il comfort ma riuscendo a mantenere un valore PMV medio per tutto l'edificio di poco inferiore ad 1,2, dato un valore di partenza di poco superiore all'unità.

L'ottimizzazione multi-obiettivo eseguita su modelli data-driven ha garantito una velocità di calcolo molto importante permettendo di eseguire l'analisi su un lungo arco temporale, in questo caso 27 mesi pari a 19827 campioni orari frutto delle 9 simulazioni della stagione estiva.

Invece una criticità emersa dal lavoro riguarda il dataset. I dati reali ricevuti non sempre sono risultati completi ed accompagnati da metadata dettagliati. È stato necessario acquisire un secondo dataset costituito da dati puntuali che sono stati elaborati calibrandoli alle esigenze dal lavoro.

Sulla base di questi dati si sono osservati alcuni aspetti sulla dinamica dell'edificio F40.

Riguardo la generazione distribuita si è analizzato il comportamento dell'impianto fotovoltaico principalmente sulla base dei dati emersi dalle simulazioni.

Ora il lavoro può estendersi in molte direzioni.

Per rafforzare i risultati ottenuti, dato che i modelli data-driven non sono stati confermati con dati reali, una nuova fase del lavoro potrebbe essere quella di verificare i modelli data-driven con i dati reali similmente a quanto fatto nel precedente lavoro citato con oggetto l'energia termica.

L'algoritmo PSO in un altro lavoro è già stato confrontato con l'algoritmo ABC sul simulatore, il confronto può essere ripetuto, anche con altri algoritmi, nel nuovo scenario data-driven.

L'ottimizzazione con PSO e MPSO può infine essere svolta con nuovi parametri e con nuovi funzionali e su dati reali fino a riuscire a mettere a punto l'obiettivo finale: avere un edificio intelligente capace di eseguire, per vari funzionali, l'ottimizzazione multi-obiettivo per il giorno successivo.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] Gazzetta ufficiale delle Comunità europee (2003), Direttiva 2002/91/CE del Parlamento europeo e del Consiglio del 16 dicembre 2002 sul rendimento energetico nell'edilizia. L1/65.
- [2] Gazzetta ufficiale dell'Unione europea (2010), Directive 2010/31/UE del Parlamento europeo e del Consiglio del 19 maggio 2010 sulla prestazione energetica nell'edilizia (rifusione). L153/13.
- [3] A. Pallante, L. Adacher, M. Botticelli, S. Pizzuti, G. Comodi, A. Monteriù, *Decision support methodologies and day-ahead optimization for smart building energy management in a dynamic pricing scenario*, Energy & Buildings 216 (2020).
- [4] [https://www.enea.it/it/Ricerca\\_sviluppo/energia/ricerca-di-sistema-elettrico/ricerca-di-sistema-elettrico](https://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/energia/ricerca-di-sistema-elettrico/ricerca-di-sistema-elettrico)
- [5] [https://www.enea.it/it/Ricerca\\_sviluppo/energia/ricerca-di-sistema-elettrico/accordo-di-programma-MiSE-ENEA-2015-2017/efficienza-energetica-negli-usi-finali/edifici-intelligenti](https://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/energia/ricerca-di-sistema-elettrico/accordo-di-programma-MiSE-ENEA-2015-2017/efficienza-energetica-negli-usi-finali/edifici-intelligenti)
- [6] G. Comodi, A. Fonti, Sviluppo di funzionalità per un simulatore di micro-distretto orientato alla gestione attiva della domanda, [https://www.enea.it/it/Ricerca\\_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/adp-mise-enea-2015-2017/edifici-intelligenti/rds\\_par2015-158.pdf](https://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/adp-mise-enea-2015-2017/edifici-intelligenti/rds_par2015-158.pdf)
- [7] A. Monteriù, L. Ciabattoni, F. Ferracuti, G. Comodi, S. Longhi, Studi di scenari simulati di Demand-Response di un edificio terziario reale [https://www.enea.it/it/Ricerca\\_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/adp-mise-enea-2015-2017/edifici-intelligenti/rds\\_par2016\\_087.pdf](https://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/adp-mise-enea-2015-2017/edifici-intelligenti/rds_par2016_087.pdf)
- [8] A.W.M. van Schijndel, Integrated Heat Air and Moisture Modeling and Simulation, Eindhoven: Technische Universiteit, 2007. p. 200.
- [9] M. H. de Wit, HAMBASE: heat, air and moisture model for building and systems evaluation, Eindhoven: Technische Universiteit Eindhoven, 2006. (Bouwstenen; Vol. 100). <https://pure.tue.nl/ws/portalfiles/portal/1749790/709317.pdf>.
- [10] K. Amasyali, N.M. El-Gohary, "A review of data-driven building energy consumption prediction studies", in *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018 Vol. 81 (1), pp. 1192-1205.
- [11] J. Kennedy, R. Eberhart, *Particle swarm optimization*, in Proceedings, IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, vol. 4, pp. 1942-1948.
- [12] <https://it.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/62074-multi-objective-particle-swarm-optimization-mopso>
- [13] C.A.C. Coello, G.T. Pulido, M.S. Luchuga (2004), *Handling multiple objectives with particle swarm optimization*, IEE Transactions on evolutionary computation, 8(3), pp. 256-279
- [14] M.R. Sierra, C.A.C. Coello (2005), *Improving PSO-based multi-objective optimization using crowding, mutation and dominance*. In International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (pp. 505-519), Springer Berlin Heidelberg.



## RINGRAZIAMENTI

Questo traguardo arriva ad anni di distanza dalla sua “naturale” scadenza ed è una tappa importante di un processo di riqualificazione personale per iniziare a progettare un futuro nuovo. Un sincero grazie va al Prof. Ing. Gabriele Comodi che a luglio dello scorso anno mi ha accolto con disponibilità e mi ha fatto sentire un normale studente universitario.

È stato un anno molto impegnativo, reso ancor più straordinario dall'emergenza sanitaria.

Un grande grazie va all'Ing. Francesco Ferracuti che mi ha assistito con pazienza e grande passione nonostante le difficoltà dei collegamenti da remoto. Senza la sua guida ed i suoi consigli questo lavoro non sarebbe stato possibile.

Voglio ringraziare anche i professori che ho incontrato in quest'anno e la Segreteria studenti che ha prontamente risolto alcuni inconvenienti che hanno reso quest'anno più emozionante.

Tuttavia questo traguardo è arrivato solo grazie alla mia Cocca che con il suo amore mi ha dato il coraggio di confrontarmi con un passato sospeso e pesante. Giuli, grazie del tuo amore, della tua testardaggine e della pazienza!

Un immenso grazie alla mia famiglia perché senza di loro niente sarebbe stato possibile. Ringrazio mia madre per la pazienza e la curiosità, ringrazio mio padre per la vicinanza discreta. Grazie a Marzia e Massimiliano per il sostegno e l'affetto.

Ringrazio Matteo e Sergio, colleghi ed amici con cui ho condiviso molto negli anni, mi hanno accompagnato sempre, capito ed aiutato nei momenti difficili, grazie di cuore.

Un grande grazie va anche a Nicola per la sua dedizione e competenza con cui mi ha permesso di sbrogliare la matassa del codice.

Ringrazio tutte le persone che negli anni, all'Università o nei posti di lavoro, fratelli e sorelle scout, amici e conoscenti che con una parola o un gesto hanno cercato di incoraggiarmi, di scuotermi o mi hanno dato la voglia di smentirli.

Ringrazio me stesso per averci creduto ed esserci riuscito.