



Ricerca di Sistema elettrico

Validazione, analisi e modelli di diagnostica energetica avanzata di reti di edifici

A. Capozzoli , S. P. Corgnati, I. Khan , F. Lauro, D. Raimondo

VALIDAZIONE, ANALISI E MODELLI DI DIAGNOSTICA ENERGETICA AVANZATA DI RETI DI EDIFICI

A. Capozzoli , S. P. Corgnati, I. Khan , F. Lauro, D. Raimondo (Politecnico di Torino, Dipartimento Energia)

Settembre 2014

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

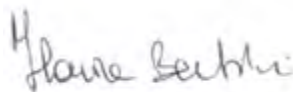
Piano Annuale di Realizzazione 2013

Area: Razionalizzazione e risparmio nell'uso dell'energia elettrica

Progetto: Risparmio di energia elettrica nei settori: civile, industria e servizi

Obiettivo: Gestione di reti di edifici e "smart village"

Responsabile del Progetto: Ilaria Bertini, ENEA



Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di *collaborazione "Validazione, analisi e modelli di diagnostica termica avanzata di reti di edifici"*

Responsabile scientifico ENEA: Stefano Pizzuti



Responsabile scientifico Politecnico di Torino : S.P. Corgnati , A. Capozzoli

Indice

SINTESI DEL RAPPORTO TECNICO	4
DESCRIZIONE DELLE ATTIVITÀ	5
Attività 1	5
VALIDAZIONE ED ANALISI DATI EDIFICI: ANALISI DEI DATI RACCOLTI IN FASE OPERATIVA DAI SISTEMI DI MONITORAGGIO INSTALLATI SUL	
CLUSTER DI EDIFICI	5
Attività 2	14
KPI RETE DI EDIFICI: ELABORAZIONE E ANALISI DATI ENERGETICI DEL MONITORAGGIO IN CAMPO. CARATTERIZZAZIONE DEI PROFILI DI	
CONSUMO E BENCHMARKS	14
Attività 3	28
DIAGNOSTICA SU CONSUMI DI NATURA TERMICA. SVILUPPO DI MODELLI DI DIAGNOSTICA AVANZATA ATTRAVERSO I DATI DEL MONITORAGGIO	
IN CAMPO	28
MODELLAZIONE DEI DATI DEL CLUSTER DI EDIFICI PER LA DIAGNOSTICA AVANZATA	28
VERIFICA E APPLICAZIONE DI METODI DI DATA MINING PER ANALISI DI FAULT DETECTION	29
<i>Risultati dell'analisi diagnostica avanzata con tecniche di data mining per il cluster o distretto di edifici</i>	38
VERIFICA E APPLICAZIONE DI TECNICHE DI "NEURAL ENSEMBLING" PER ANALISI DI FAULT DETECTION	48
<i>Risultati dell'analisi di fault detection per il cluster o distretto di edifici con tecniche di neural ensembling</i>	49
CONCLUSIONI	71
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	73
CURRICULUM VITAE DEGLI AUTORI DEL RAPPORTO TECNICO	74
STEFANO PAOLO CORGNATI	74
ALFONSO CAPOZZOLI	74
IMRAN KHAN	74
FIORELLA LAURO	74
DANIELA RAIMONDO	75
ALLEGATI	76
Centralina Meteo	76
Centrale termica	77
Edificio F67	78
Edificio F68	80
Edificio F69	82
Edificio F70	84
Edificio F71	86
Edificio F72	89
Edificio F73	91

Sintesi del rapporto tecnico

La presente relazione illustra le attività degli approfondimenti sviluppati nell'ambito della collaborazione tra ENEA e Politecnico di Torino - Dipartimento Energia sui temi del monitoraggio, della diagnostica remota e dell'ottimizzazione per la gestione energetica degli edifici.

Infatti, attraverso l'accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico – ENEA sulla Ricerca di Sistema Elettrico, triennio 2012-2014, Progetto Risparmio di energia elettrica nei settori: civile, industria e servizi, si è messo in atto un programma di ricerca di interesse congiunto dal titolo "validazione, analisi e modelli di diagnostica energetica avanzata di reti di edifici".

L'obiettivo principale della ricerca è quindi quello di mettere a punto e approfondire le tematiche riguardanti il monitoraggio energetico e ambientale di un distretto di edifici dal quale ottenere informazioni utili alla sua ottimizzazione.

Nel percorso di ricerca sviluppato, il "sistema edificio" ed il monitoraggio delle sue prestazioni energetiche e ambientali è stato oggetto di ricerca effettuati negli anni passati. La ricerca attualmente condotta è da considerarsi la naturale prosecuzione del percorso in atto, muovendosi dal monitoraggio del singolo edificio a quello di un gruppo di edifici, che generalizzando possono divenire un distretto di edifici. Sono state in particolare definite quattro linee di investigazione alla base del programma annuale di ricerca:

- Validazione ed analisi dati edifici: analisi dei dati raccolti in fase operativa dai sistemi di monitoraggio installati sul cluster di edifici (Attività 1)
- KPI rete di edifici: elaborazione e analisi dati energetici del monitoraggio in campo. Caratterizzazione dei profili di consumo e benchmarks (Attività 2)
- Diagnostica su consumi di natura termica. Sviluppo di modelli di diagnostica avanzata attraverso i dati del monitoraggio in campo (Attività 3)

Ciascuna delle linee di ricerca sopra introdotte è illustrata nel seguito della presente relazione, evidenziandone le finalità, le metodologie di analisi impiegate e i risultati ottenuti.

Elemento fondamentale emerso nello sviluppo della attività è stata l'assoluta necessità di mettere a disposizione delle analisi dati di "qualità". Per ottenere ciò è necessario in primis definire un chiaro piano di monitoraggio e mettere a punto un sistema di acquisizione robusto capace di restituire dati congruenti e affidabili.

L'attività svolta in questo anno di verifica operativa della qualità dei dati raccolti sullo "smartdistrict" oggetto di studio (Attività 1) è stata essenziale per mettere in atto un processo di miglioramento continuo nella acquisizione, raccolta e fruizione dei dati monitorati. L'attività ha portato ad un crescente e costante miglioramento della qualità dei dati raccolti, e conseguentemente degli studi effettuati. Questa attività è infatti fondamentale per un corretto svolgimento della attività di elaborazione e analisi, sia di base che avanzata, fino allo sviluppo di nuove tecniche diagnostiche real-time.

Questo anno di ricerca ha consentito di aggiungere conoscenze e innovazione intorno al tema del monitoraggio continuo e real-time di reti di edifici, aprendo la visione a nuove tematiche di approfondimento per ricerche future in continuità con le presenti. Tra queste, l'individuazione di kit minimi di strumenti di monitoraggio da mettere in campo per azioni di monitoraggio energetico-ambientale su scala urbana, metodi di analisi real-time sull'affidabilità delle misure condotte, sviluppo di tecniche di benchmarking dinamico e implementazioni di processi di diagnostica avanzata con logiche multi-decisionali.

Descrizione delle attività

Attività 1

Validazione ed analisi dati edifici: *analisi dei dati raccolti in fase operativa dai sistemi di monitoraggio installati sul cluster di edifici*

L'attività consiste nella continuazione del processo di verifica e collaudo del sistema di monitoraggio energetico e ambientale indoor implementato sul distretto di edifici "cluster" situato presso il centro ENEA della Casaccia. Tali edifici (in totale 8 - F66, F67, F68, F69, F70, F71, F72, F73 - più la centrale termica del distretto -CT-), che presentano caratteristiche simili dal punto di vista dimensionale, impiantistico e costruttivo, hanno tutti destinazione d'uso ufficio e, dal 2011, sono oggetto di un progetto sperimentale di monitoraggio e diagnostica da remoto. Tutti gli edifici sono collegati ad un'unica rete di teleriscaldamento/raffrescamento che parte dalla centrale termica e si dirama secondo una distribuzione ad anello, come indicato in Figura 1. Il monitoraggio energetico viene effettuato attraverso contabilizzatori di calore posti sia in centrale termica che nelle sottocentrali di ogni edificio.

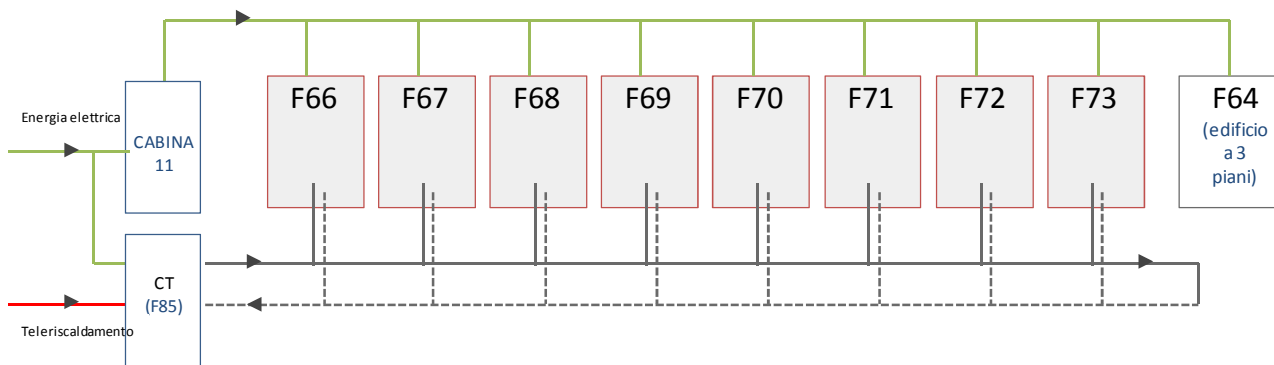


Figura 1: Schema di flussi energetici all'interno del cluster.

In Figura 1 si riporta anche lo schema unifilare elettrico presente all'interno del cluster. L'energia elettrica, proveniente dalla rete centrale della Casaccia, passa attraverso la cabina di trasformazione n° 11 per poi raggiungere tutti gli edifici del cluster più uno. L'energia elettrica viene monitorata in Cabina e all'ingresso di ogni edificio. In particolare, viene misurata per ogni immobile l'energia per condizionamento, per illuminazione e, per differenza, l'energia per forza motrice.

Maggiori dettagli relativamente alla descrizione degli edifici, al sistema di monitoraggio installato e ai primi risultati ottenuti dalla sperimentazione sono riportati all'interno dei rapporti "Ricerca di sistema elettrico 2011: Sviluppo di una metodologia per la diagnostica remota di reti di edifici integrata nella rete della pubblica illuminazione: applicazione su smart village C.R. Casaccia" e "Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore."

L'attività di validazione e analisi dei dati di monitoraggio, iniziata nel 2012, si è concentrata sulla verifica della qualità dei dati di natura energetica, ambientale e gestionale provenienti dalla sensoristica installata all'interno degli otto edifici componenti il cluster (e connessa centrale termica del distretto). L'analisi dei dati è stata effettuata su un periodo di campionamento di un anno esatto (01 agosto 2013 – 31 luglio 2014). Tutti i dati, tranne le presenze, sono stati acquisiti con un time step di 15 minuti. Le informazioni relative alle presenze sono infatti state acquisite non con cadenza temporale ma al variare dei valori registrati.

Per ogni sensore installato si sono verificate: l'accuratezza della grandezza misurata, il periodo di campionamento, la frequenza temporale di acquisizione, il numero totale di record registrati durante il periodo di monitoraggio, la quantità di dati mancanti e l'attendibilità dei dati acquisiti. I dati collezionati dalla piattaforma di acquisizione sono stati estratti ed elaborati fuori linea. Per ogni edificio si sono analizzati i dati di energia termica, di energia elettrica, di temperatura interna, di occupazione e i parametri ambientali esterni, allo scopo di realizzare un unico database di riferimento per lo sviluppo di tutte le altre attività elencate a programma.

Come già indicato all'interno del documento: *"Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore."*, il processo di verifica della qualità dei dati è un'operazione che si ripete periodicamente al fine di ottimizzare il sistema di monitoraggio installato, e che si struttura come illustrato nello schema di Figura 2.

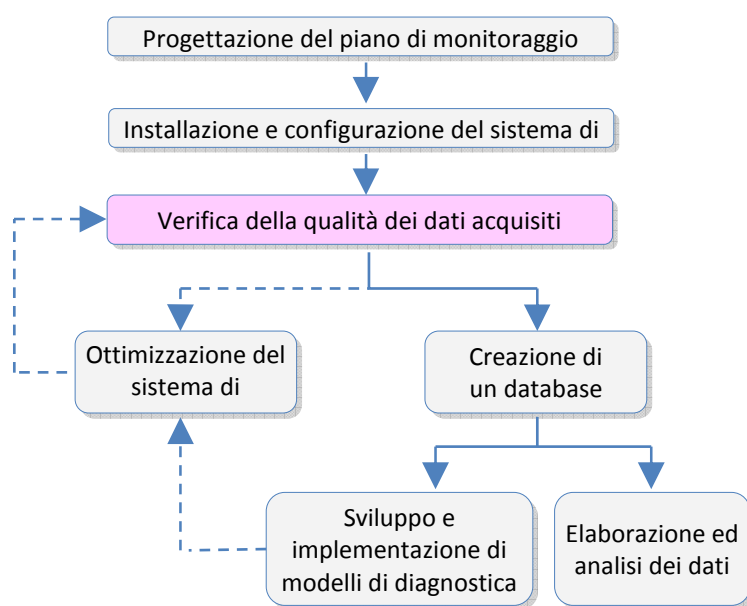


Figura 2: Processo ottimizzazione del sistema di monitoraggio ed elaborazione dati

In Figura 2 è illustrato l'intero processo di creazione ed ottimizzazione del sistema di monitoraggio ed elaborazione dati. Successivamente alle prime fasi di redazione di un piano di monitoraggio energetico ed ambientale e la sua effettiva messa in opera e configurazione, inizia un processo di analisi dati destinato all'ottimizzazione del sistema. Una volta che il sistema è stato configurato e l'acquisizione dei dati di monitoraggio è iniziata, si passa ad una fase di analisi dei dati sia dal punto di vista qualitativo che quantitativo. Occorre, infatti, verificare che i parametri descritti all'interno del piano di monitoraggio siano rispettati (ad esempio la frequenza di acquisizione e l'assenza di dati mancanti), dopodiché è necessario analizzare l'effettiva coerenza ed attendibilità dei dati di monitoraggio rispetto ai risultati attesi. Nel caso in cui quest'analisi evidenzia delle anomalie, queste devono essere corrette e, solo successivamente, si potrà procedere alle fasi di elaborazione successive. Nel caso in cui il sistema funzioni correttamente, i dati di monitoraggio vanno a costituire un database che rappresenta la base delle informazioni utili alle fasi di elaborazione ed analisi dati e di sviluppo di modelli di diagnostica. Inoltre, attraverso l'implementazione nel sistema dei modelli di diagnostica, è possibile evidenziare eventuali anomalie del sistema di monitoraggio: anche in questo caso i warnings, outputs della fase di diagnostica, diventeranno inputs per l'ottimizzazione del sistema. Questo processo, iniziato nel 2012, è stato ripetuto più volte fino ad ora, e continuerà ad essere ripetuto finché il sistema non presenterà più errori rispondendo a tutti i requisiti di partenza. Anche successivamente bisognerà comunque continuare a verificare che non emergano nuove anomalie.

Per ogni edificio è stata fatta un'analisi della qualità dei dati per un periodo pari a 01 agosto 2013 - 31 luglio 2014. Nelle pagine successive vengono riportate le principali analisi effettuate con le conseguenti considerazioni emerse sia di carattere generale sia facenti riferimento ad un singolo edificio (edificio F66) scelto a titolo esemplificativo ed a supporto della lettura degli allegati nei quali sono riportate le analisi di tutti gli edifici del cluster.

Verifica dell'andamento dei dati

Un primo procedimento consiste nell'elaborazione e correzione dei dati. L'approccio utilizzato per lo svolgimento di questa attività si basa essenzialmente sull'applicazione di tre fasi conseguenti:

1. Individuazione degli errori, effettuata attraverso la verifica delle situazioni di fuori dominio, delle mancate risposte e delle anomalie dei valori;
2. Localizzazione degli errori che causano le anomalie;
3. Correzione degli errori, la quale è stata di 2 tipi: eliminazione dei valori errati e integrazione di nuovi dati ottenuti attraverso metodi numerici di interpolazione lineare. Si riporta un esempio in Figura 4.

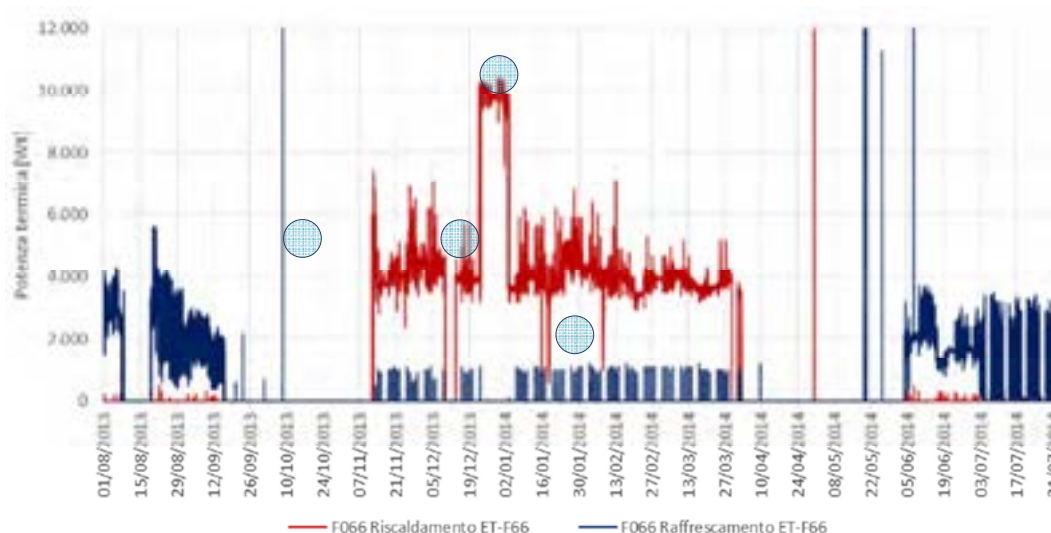


Figura 3: Esempio errori riscontrati nei dati di energia termica e frigorifera dell'edificio F66 per tutto il periodo di misura.

La Figura 3 illustra gli andamenti della potenza termica per riscaldamento e raffrescamento monitorata per l'edificio F66 durante tutto il periodo di misura. Essa evidenzia i tipici errori riscontrati nell'analisi della qualità dei dati:

- valori anomali isolati;
- valori nulli;
- valori anomali per periodi prolungati;
- valori ingiustificati in alcuni periodi dell'anno (ad esempio potenza frigorifera presente in periodo invernale e non giustificata dai valori di energia frigorifera monitorati in centrale termica).

La correzione di questi errori, secondo il metodo sopra citato, ha consentito di ottenere i profili di potenza termica per riscaldamento e raffrescamento riportati in Figura 4.

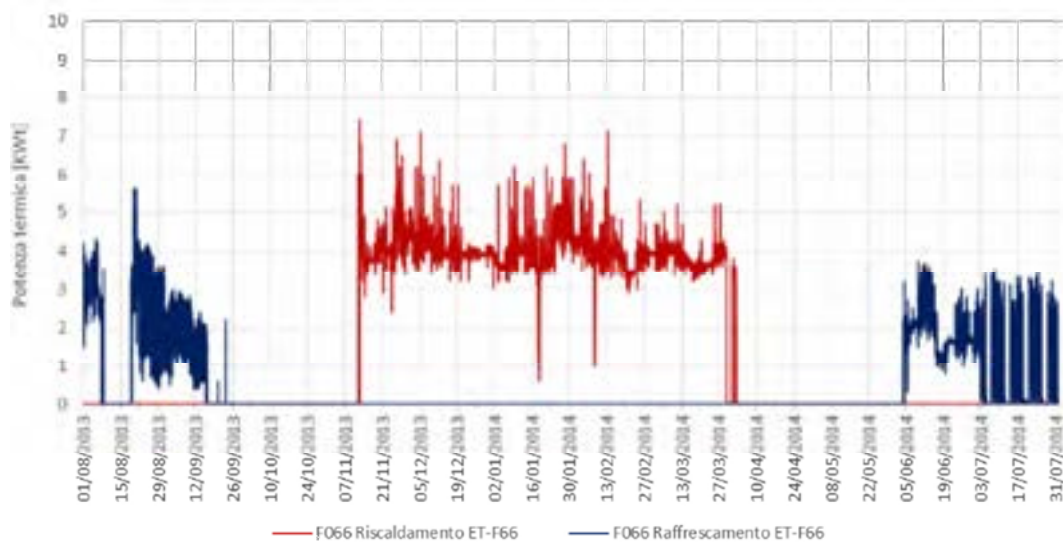
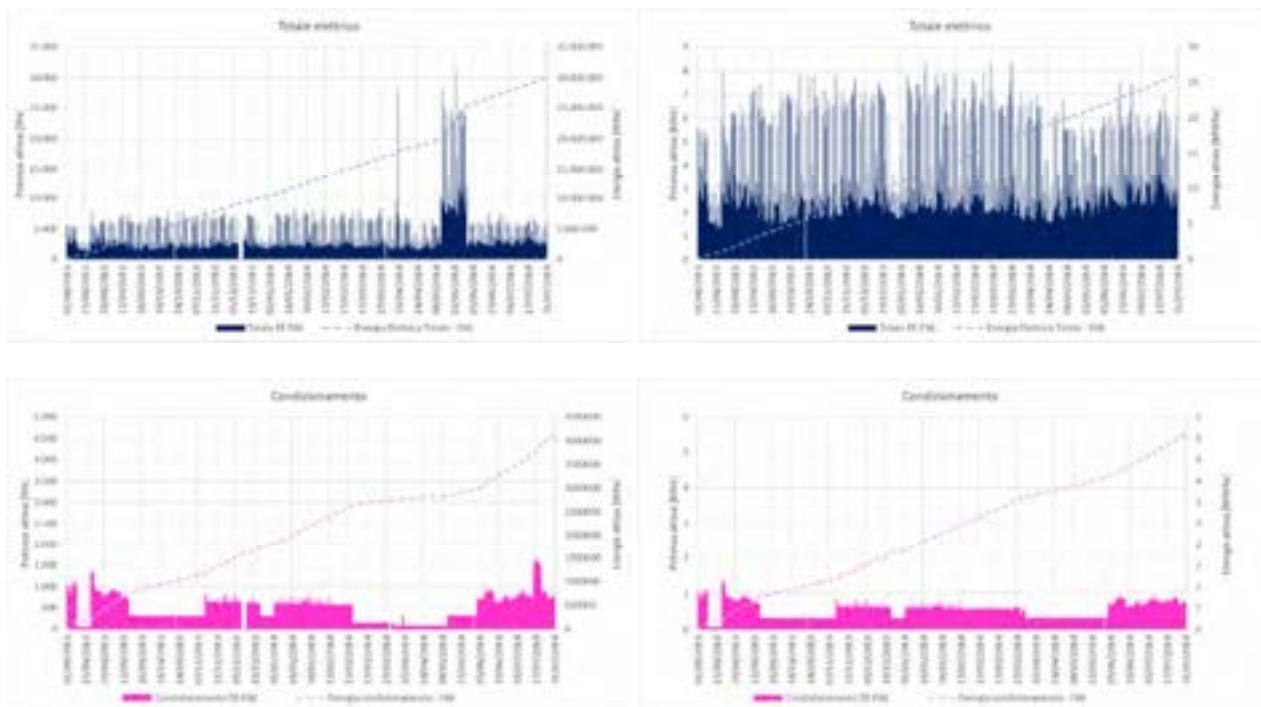


Figura 4: Esempio di correzione dei dati di energia termica e frigorifera dell'edificio F66 per tutto il periodo di misura.

Lo stesso procedimento è stata eseguito anche per i dati di energia elettrica, ambientali interni ed esterni, di cui si riporta di seguito un estratto a titolo di esempio (Figura 5).



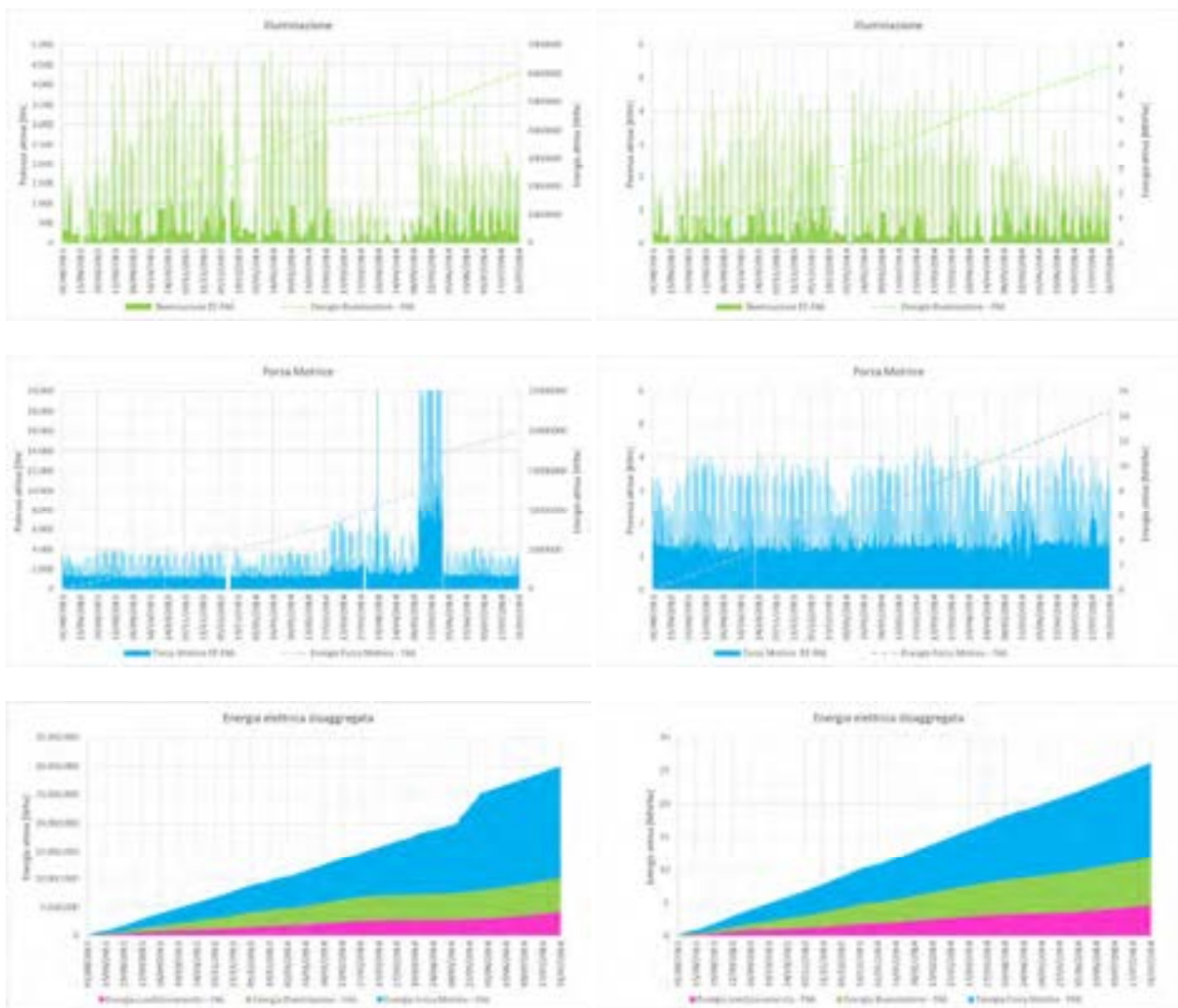


Figura 5: Operazione di correzione dei dati di potenza ed energia elettrica relativi all'edificio F66.

Verifica della quantità di dati mancanti

Oltre all'analisi dei profili delle diverse variabili monitorate, si è anche valutata la qualità dei dati in termini di numero di acquisizioni disponibili. Per ogni parametro sono stati calcolati i “missing data”, ossia i dati non acquisiti dal sistema di monitoraggio. Affinché i campioni collezionati siano considerati accettabili per l'elaborazione, si è fissato come criterio che i dati mancanti non devono essere inferiori al 5%.

Nella Figura 6 è stata indicata per ogni sensore, la percentuale di dati monitorati per ogni mese.

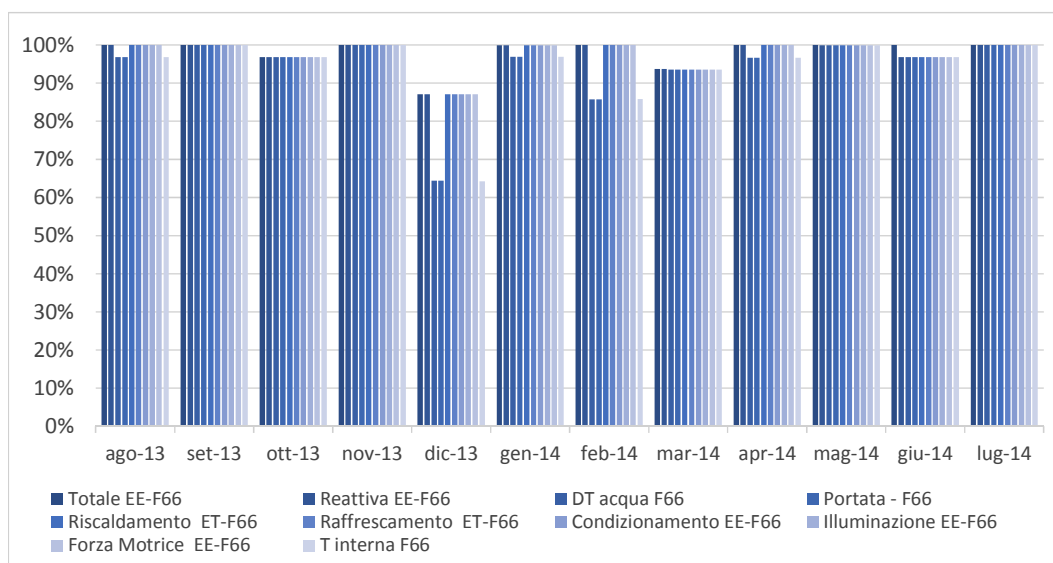


Figura 6 - Percentuale di dati monitorati ogni mese da ogni sensore (edificio F66)

Note: Dal grafico si evince come la maggior parte delle variabili monitorate per l'edificio in analisi presentano percentuali superiori al 95%. Ciononostante, in tre mesi (dicembre, febbraio, marzo) i parametri DT acqua, portata e temperatura interna, hanno un numero maggiore di valori mancanti. A dicembre le percentuali di dati monitorati risulta pari a 64%, febbraio 86% e marzo 94%.

Il seguente grafico (Figura 7) illustra solo i mesi in cui si acquisiscono almeno il 95% di tali informazioni.

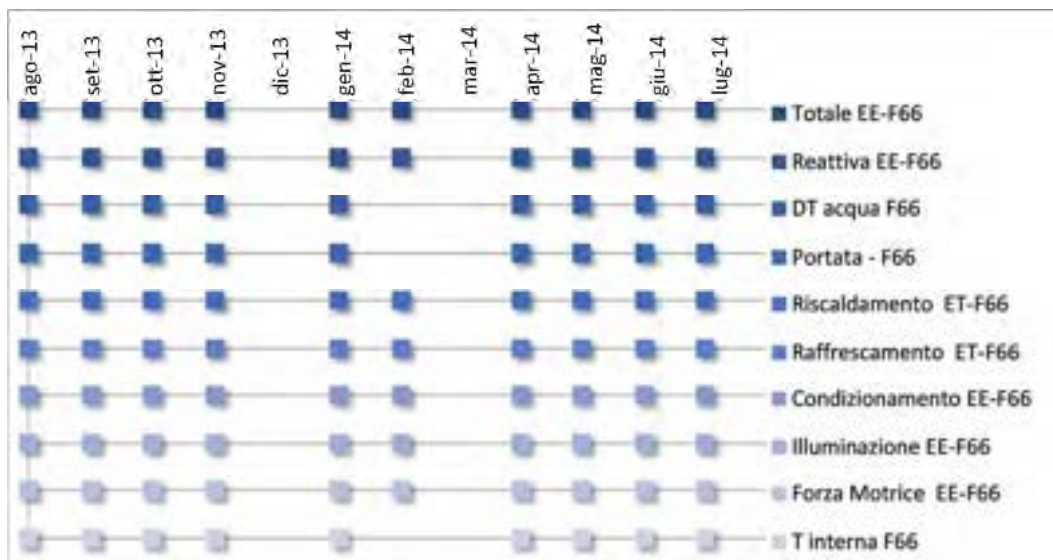


Figura 7 - Mesi in cui il sistema di monitoraggio registra almeno il 95% dei dati (edificio F66)

L'andamento dei dati mancanti è riportato in Figura 8. In particolare, la prima voce, rappresentata da indicatori di colore rosso, illustra i dati mancanti che possono essere attribuiti non al singolo sensore, ma al sistema di trasmissione. Questa ipotesi è stata effettuata ogni qual volta tutti i sensori presentavano un dato mancante in contemporanea.

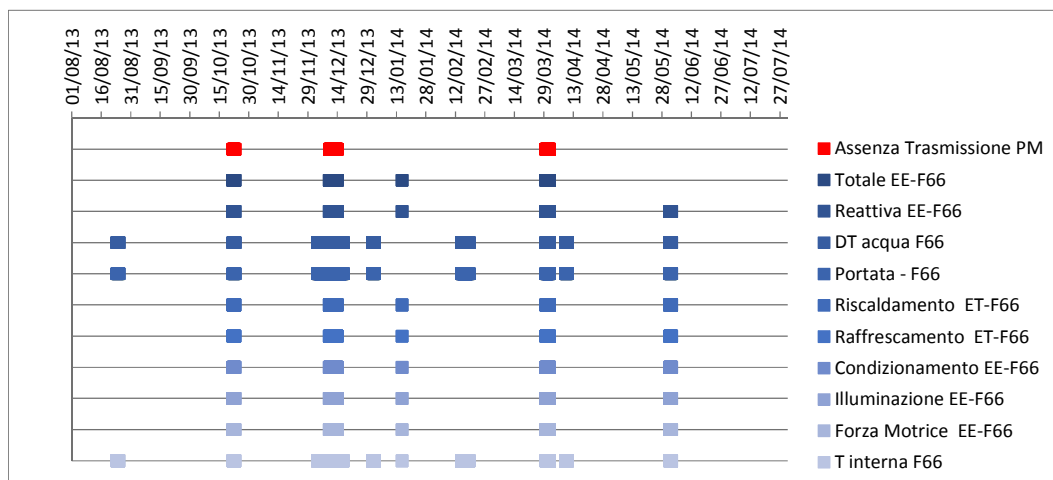


Figura 8 - Profilo temporale dei dati mancanti di ogni sensore (edificio F66)

Verifica del funzionamento dei sensori

Un'ulteriore analisi eseguita per verificare la qualità dei dati acquisiti è lo stato di funzionamento dei sensori impiegati per il monitoraggio. Per far ciò, si è ipotizzato che il loro funzionamento sia corretto se negli ultimi 3 mesi non si siano manifestati fenomeni di assenza di dati superiori al 5%. In Figura 9 sono rappresentati gli andamenti dei dati mancanti di tutti gli edifici in rapporto al tempo. Dal grafico emerge che, al di là dei dati meteo, che presentano discontinuità durante tutto il periodo di misura, tutti gli altri dati presentano brevi interruzioni in periodi pressoché identici, il che porta a pensare che vi sia stato un problema di comunicazione generale del sistema di acquisizione dati. Si evidenzia inoltre il fatto che i dati mancanti sono quasi sempre al di sotto della valore massimo del 5% e che, se non fosse per altre anomalie rilevate dall'analisi dei profili, il risultato ottenuto potrebbe definirsi soddisfacente ai fini delle elaborazioni successive.

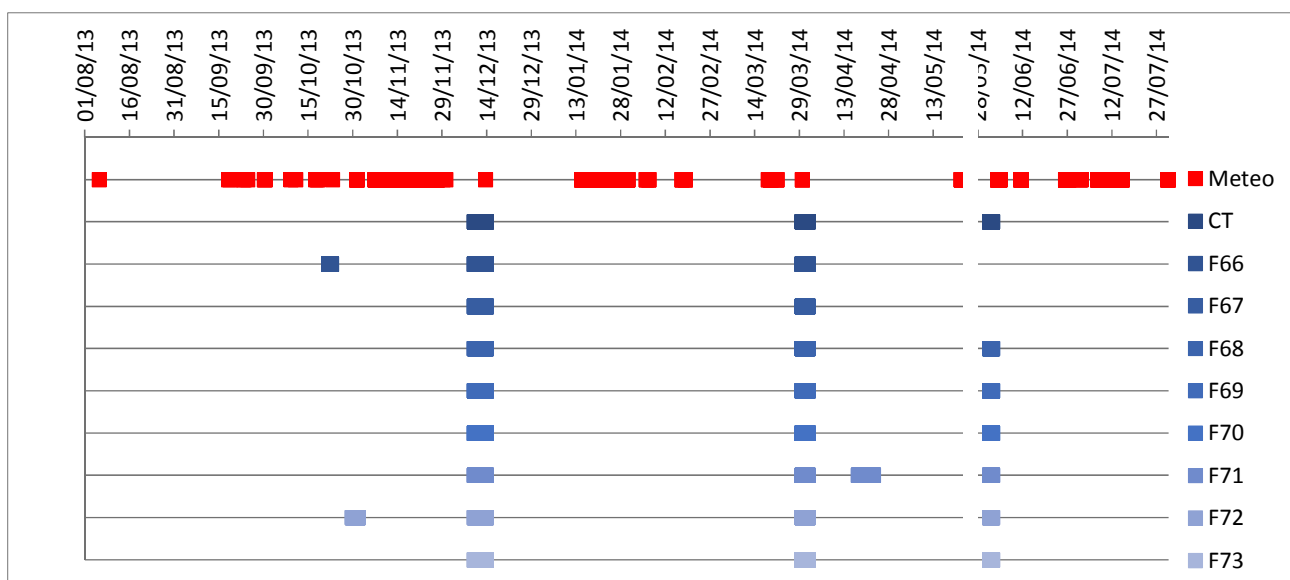


Figura 9 - Evidenza dei missing data totali presenti nei dati di monitoraggio degli otto edifici componenti il cluster e della centrale termica.

Verifica dei bilanci energetici

Al fine di completare la verifica della qualità dei dati e di verificare la “robustezza” del sistema di monitoraggio è stata condotta una verifica del bilancio energetico termico. In particolare i dati misurati in ogni singolo edificio sono stati aggregati e messi a confronto con i dati di monitoraggio ottenuti al punto di erogazione dell’energia (contabilizzatore di calore presente nella Centrale Termica). Il confronto ha evidenziato delle discrepanze che necessiteranno successivi approfondimenti al fine di individuare le cause e effettuare i necessari aggiustamenti.

Di seguito (Tabella 1 e Tabella 2) si riporta il sommario delle analisi eseguite. All’interno di tale sommario si illustrano, per ogni edificio, per la centrale termica e per i parametri climatici, il numero totale di records registrati nel periodo compreso tra il 01-08-2013 e il 31-07-2014. Il sommario evidenzia inoltre le principali anomalie che si sono riscontrate nel sistema attraverso l’analisi dei profili.

Tabella 1: Qualità acquisizione dati durante l’intervallo di analisi - Cluster

Denominazione edificio	Periodo monitoraggio		Intervallo temporale di acquisizione	Numero totale record registrati	Missing Data %	Anomalie principali
	Inizio	Fine				
F66	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	338722 su 350360 totali	3,4 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell’energia termica e frigorifera. - Anomalia riscontrata nella misura della potenza attiva per condizionamento. Possibile fattore di scala. - Anomalia relativa alla misura della potenza attiva per illuminazione. - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice.
F67	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	474526 su 490504 totali	3,4 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell’energia termica e frigorifera. - Anomalia riscontrata nella misura della potenza attiva per condizionamento. Possibile fattore di scala. - Anomalia relativa alla misura della potenza attiva per illuminazione. - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice.
F68	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	338810 su 350360 totali	3,4 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell’energia termica e frigorifera. - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice. - Anomalia relativa alla misura della potenza attiva per illuminazione.
F69	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	339495 su 350360 totali	3,2 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell’energia termica e frigorifera. - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice.

F70	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	338810 su 350360 totali	3,4 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell'energia termica e frigorifera. - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice. - Anomalia relativa alla misura della potenza attiva per illuminazione.
F71	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	332090 su 350360 totali	5,5 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell'energia termica e frigorifera. - Anomalia relativa alla potenza attiva illuminazione. - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice.
F72	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	337370 su 350360 totali	3,9 %	- Anomalie riscontrate nella misura dell'energia termica e frigorifera. - Anomalia relativa alla potenza attiva illuminazione.
F73	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	338714 su 350360 totali	3,4%	- Anomalie riscontrate nella misura dell'energia termica e frigorifera. - Anomalia relativa alla potenza attiva illuminazione.
Centrale termica	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	237268 su 245252 totali	3,4%	- Anomalia tra i valori di potenza termica totali (aggregazione dati cluster) e monitorati in centrale termica.

Tabella 2: Qualità acquisizione dati durante l'intervallo di analisi – Clima esterno

Parametro monitorato	Periodo monitoraggio		Intervallo temporale di acquisizione	Numero totale di records registrati	Missing Data %	Anomalie
	Inizio	Fine				
Temperatura dell'aria esterna	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	Presenza di periodi di discontinuità.
Umidità relativa aria esterna	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	
Velocità del vento	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	
Direzione del vento	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	
Pressione	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	
mm di pioggia	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	
Radiazione solare	01/08/2013 00:00	31/07/2014 22:45	15 minuti	30348 su 35036 totali	13,4%	

Attività 2

KPI rete di edifici: *elaborazione e analisi dati energetici del monitoraggio in campo. Caratterizzazione dei profili di consumo e benchmarks*

L'elaborazione e l'analisi dei dati raccolti per mezzo del sistema di monitoraggio installato sul cluster di 8 edifici oggetto d'esame si è sviluppata principalmente secondo due direttrici:

- la valutazione e il confronto di indicatori di prestazione energetica (KPI)
- l'analisi dei profili di carico.

Un'ultima parte è stata dedicata, invece, all'analisi del legame tra parametri ambientali e consumi energetici, utilizzando le informazioni disponibili relative ai sensori di temperatura.

Di seguito vengono riportati i relativi approfondimenti.

Definizione e valutazione di nuovi Key Performance Indicators (KPI)

I KPI termici ed elettrici, già definiti all'interno del documento *"Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore"* sono stati applicati al nuovo campione di dati monitorati.

Gli indicatori energetici introdotti in questa attività sono espressi come rapporto tra il consumo di energia elettrica e termica rispetto a parametri di normalizzazione. Nel calcolo dei KPI, il consumo energetico è espresso sia in modo aggregato che disaggregato secondo gli usi finali (condizionamento, illuminazione, forza motrice per l'energia elettrica; riscaldamento e raffrescamento per l'energia termica), mentre i parametri di normalizzazione ricadono all'interno delle categorie seguenti:

- caratteristiche geometriche (superfici e volumi);
- parametri legati all'uso dell'edificio (ove possibile utilizzare i dati di presenza);
- parametri climatici;
- parametri temporali (giorno, mese, anno).

In questo caso, i parametri di normalizzazione adottati comprendono soltanto le caratteristiche geometriche, i parametri climatici (i *gradi-giorno* per l'energia termica) e temporali, non avendo a disposizione, nel campione di dati monitorati presi in analisi, informazioni relative alla presenza degli occupanti.

In specifico, sono stati calcolati, sia su base annuale che mensile, i seguenti KPI:

- $I_{el} = \frac{kWh_{el}}{m^2}$
- $I_{th} = \frac{kWh_{th}}{m^2}$
- $I_{th} = \frac{kWh_{th}}{m^2 \cdot GG}$

L'utilizzo di questi KPI per l'analisi dei dati di monitoraggio risulta utile sia per verificare il trend di consumo dell'edificio stesso che la classificazione di un edificio rispetto ad altri edifici, al fine propedeutico dell'applicazione e validazione di metodologie di benchmarking.

Un semplice esempio dell'utilità di questi indici si ha dal confronto dei valori calcolati dal periodo di monitoraggio di riferimento (Agosto 2013 – Luglio 2014) con quelli relativi al periodo precedente (Gennaio 2013- Luglio 2013) riportati nel documento *"Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore"*.

Infatti, confrontando i consumi in termini specifici, si evince che l'edificio più energivoro in queste analisi risulta essere l'F66 come in precedenza (in *"Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore"*). Questo vale in termini di energia

elettrica, mentre è l'edificio F70 a presentare consumi più elevati di energia termica. Mentre i consumi termici per riscaldamento dell'edificio F66 hanno subito oscillazioni meno significative (Gennaio 2013: 7.09 kWh_{th}/m²; Gennaio 2014: 6.08 kWh_{th}/m²), i valori relativi all'edificio F70 presentano variazioni più importanti (Febbraio 2013: 8.59 kWh_{th}/m²; Febbraio 2014: 12.2 kWh_{th}/m²).

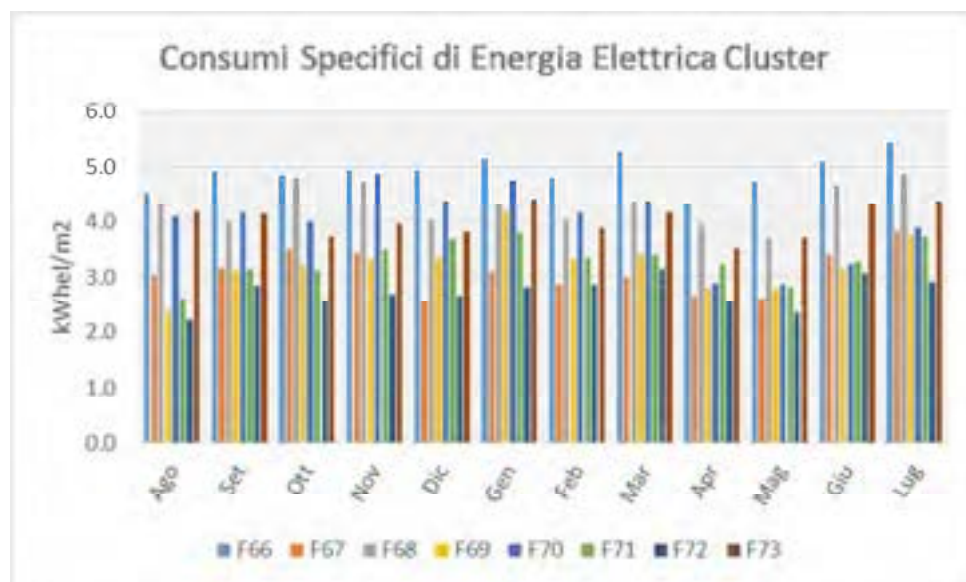


Figura 10. Consumi di Energia Termica del Cluster nel periodo agosto 2013-luglio 2014.

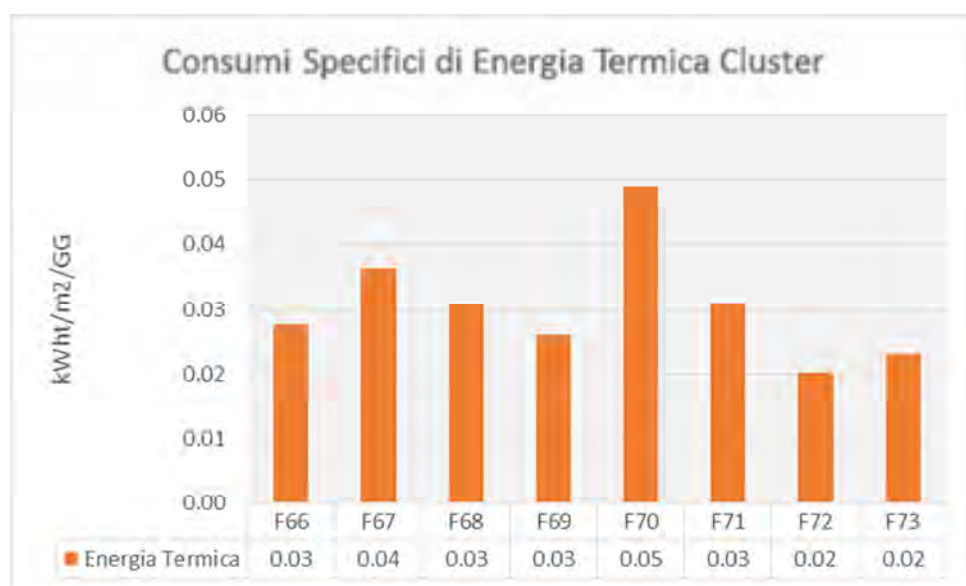


Figura 11. Consumi specifici di Energia Termica del Cluster nel periodo agosto 2013-luglio 2014.

L'esame del consumo specifico medio giornaliero di energia calcolato mese per mese per tutto il periodo in esame e per ciascuno degli edifici consente di determinare l'intervallo entro cui tali consumi variano. Riguardo al consumo di energia elettrica, i valori medi giornalieri riferiti agli specifici mesi in analisi risultano essere compresi tra 0.65 kWh/m²giorno e 0.08 kWh/m²giorno, mentre per i consumi di energia termica, l'intervallo di valori parte dallo 0 kWh/m²giorno, per le mezze stagioni, e raggiunge 0.49 kWh/m²giorno per il mese di gennaio (vedi Allegati, Tabella 43, Tabella 44).

La visualizzazione di più indici contemporaneamente permette di effettuare ulteriori considerazioni. Il grafico seguente (Figura 12) riporta sull'asse delle ascisse il consumo totale di energia elettrica nel periodo analizzato, mentre sull'asse delle ordinate riporta il consumo specifico riferito alla superficie totale dell'edificio. Sullo stesso grafico sono riportate, in colore rosso, le linee che individuano il valore medio tra quelli trovati (sia per quanto riguarda le ascisse, sia per quanto riguarda le ordinate). Esaminando la posizione dei vari edifici all'interno del grafico è possibile individuare in maniera immediata quali, tra quelli esaminati, presentino consumi sia specifici sia totali superiori alla media.

Il dato principale che emerge da quest'analisi è che sono gli edifici F66 ed F68 (in alto a destra) a presentare dei consumi, sia totali sia specifici, nettamente superiori rispetto al resto del campione e quindi sono gli edifici che hanno una più alta priorità per interventi di controllo sul consumo. Al contrario, gli edifici F70, F69, F71 rappresentano gli edifici più efficienti sul cluster in analisi in quanto i consumi ad essi associati sono inferiori a quelli medi individuati.

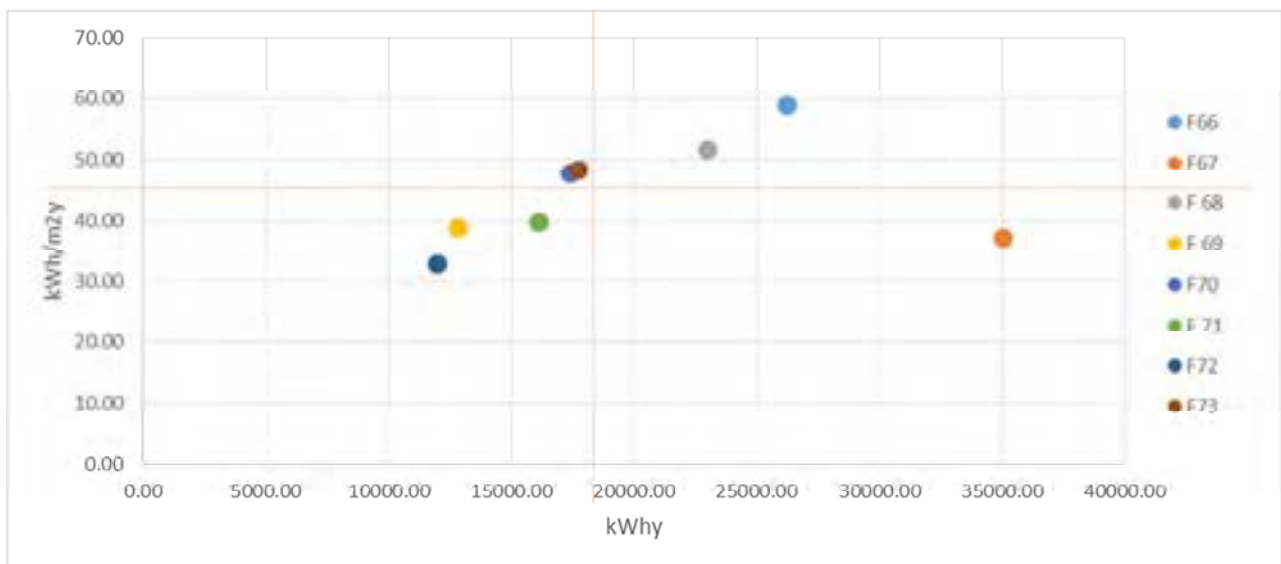


Figura 12: Consumi elettrici specifici rispetto ai consumi totali

Caratterizzazione e clusterizzazione dei profili di consumo energetico

Sempre propedeutica al fine dell'applicazione e validazione di metodologie di benchmarking è la determinazione di profili di carico medio. Infatti, anch'essi permettono sia un confronto trasversale tra edifici sia un'analisi degli andamenti di carico del singolo edificio durante la campagna di monitoraggio. In specifico, per ogni edificio, sono stati elaborati i profili di potenza medi giornalieri (suddivisi in giorni festivi e feriali) sia per il carico termico che elettrico (in termini totali e disaggregati). Essi sono stati definiti utilizzando dei mesi di riferimento delle diverse stagioni: gennaio, maggio, luglio, ottobre. La scelta è ricaduta su questi mesi sia per una ragione di rappresentatività che di qualità dei dati. I risultati evidenziano alcune anomalie nella gestione dell'energia, che possono essere risolti attraverso interventi di gestione e manutenzione. La Figura 13 mostra, per l'edificio F66 ad esempio, come l'impianto di riscaldamento risulta sempre attivo nella stagione invernale senza una significativa distinzione e conseguente regolazione in relazione alle ore diurne e notturne oltre che ai giorni lavorativi o festivi (vedi Allegati, Tabella 46).

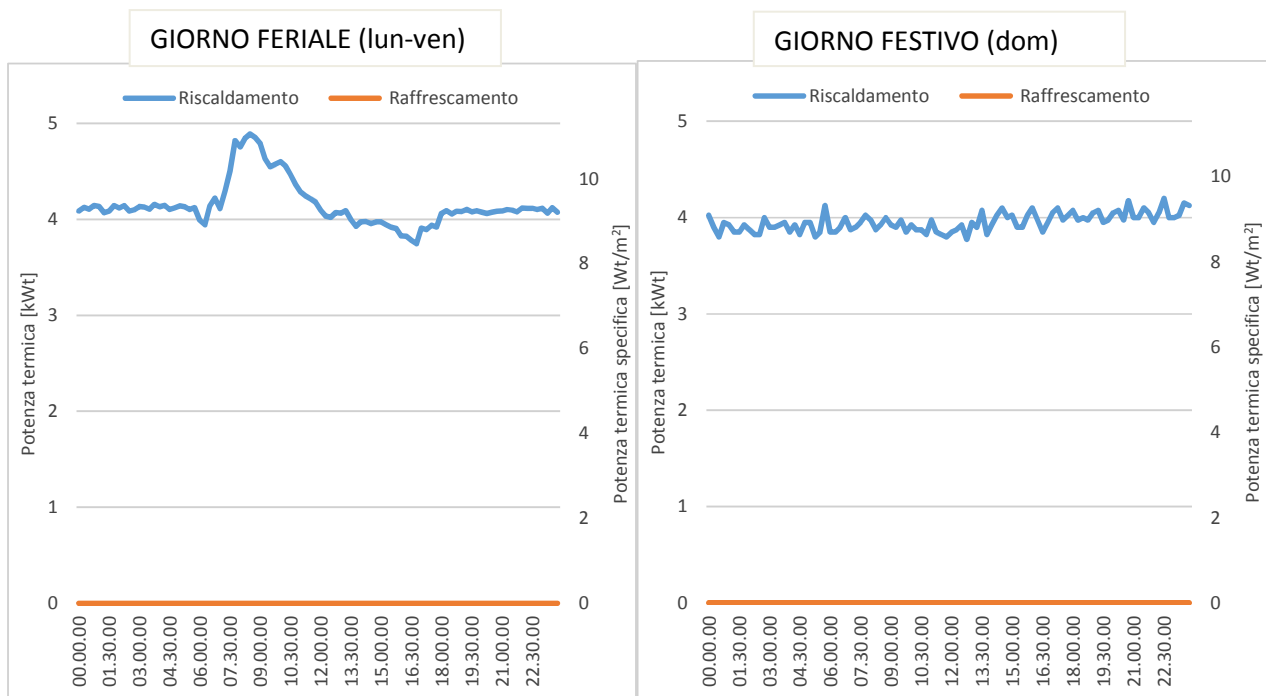


Figura 13: Profili di carico termico medio per i giorni feriali e festivi del mese di gennaio (Edificio 66)

Riguardo al carico elettrico, la suddivisione in stagioni perde in parte la propria rilevanza, ma permette comunque di individuare la variabilità nell'uso di dispositivi elettrici ed elettronici nonché del sistema di illuminazione artificiale da parte degli occupanti. Analizzando i profili giornalieri, risulta uno zoccolo di potenza impiegata costante, valido sia per i giorni feriali che festivi, probabilmente legato alla presenza di dispositivi in modalità stand-by (Figura 14).

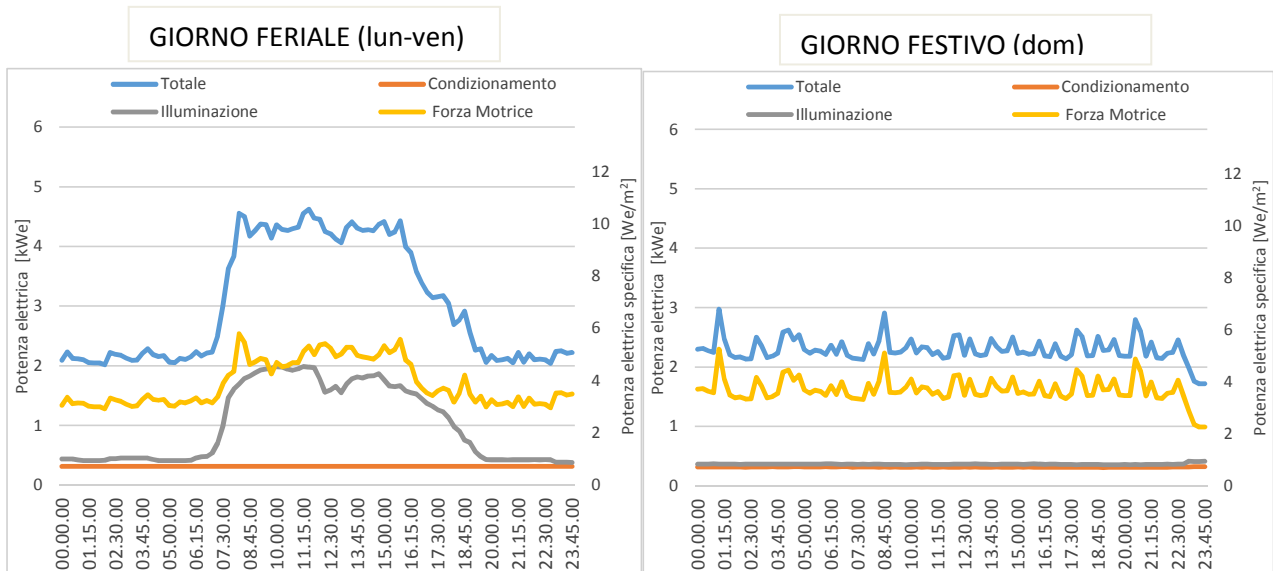


Figura 14: Profili di carico elettrico medio per i giorni feriali e festivi del mese di maggio (Edificio 66)

Un ulteriore esempio di utilizzo della profilatura energetica per valutare il risparmio dovuto ad interventi di gestione è illustrato in Figura 15. Il primo profilo di potenza frigorifera illustra la variazione del controllo dell'impianto nel mese di luglio 2014 rispetto al mese di giugno 2014 per l'edificio F66. Le due immagini successive illustrano i profili medi di potenza frigorifera nei mesi di giugno e luglio e l'energia media giornaliera consumata, sia durante i giorni feriali che durante i giorni festivi. Dai profili di energia si può stimare il risparmio giornaliero ottenibile di energia frigorifera (circa 25 kWh nei giorni feriali e circa 150 kWh nei festivi) apportando modifiche al controllo degli impianti frigoriferi (in particolare nel caso specifico spegnendo l'impianto).

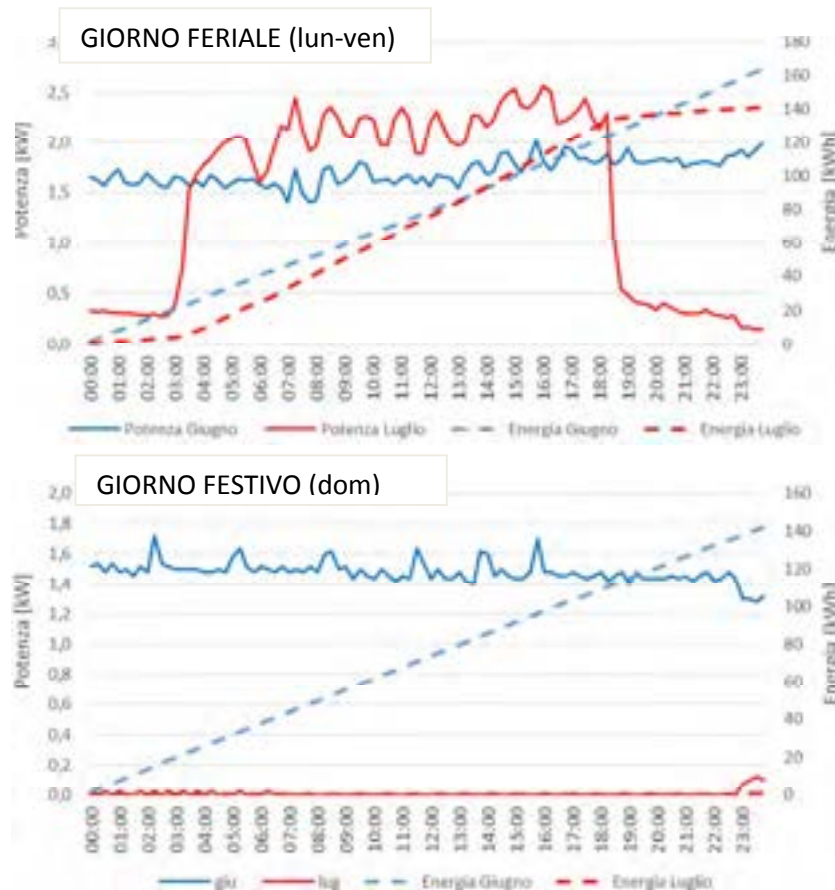


Figura 15: Profili giornalieri di potenza ed energia frigorifera. Edificio F66. Giugno-Luglio 2014.

Come affermato in precedenza, questi profili risultano utili anche per un confronto trasversale tra edifici della stessa tipologia. A titolo esplicativo, si riporta in Figura 16 l'andamento medio giornaliero su base mensile (ottobre) della Potenza elettrica specifica per l'illuminazione per i giorni feriali (lun-ven) nei diversi edifici appartenenti al cluster.

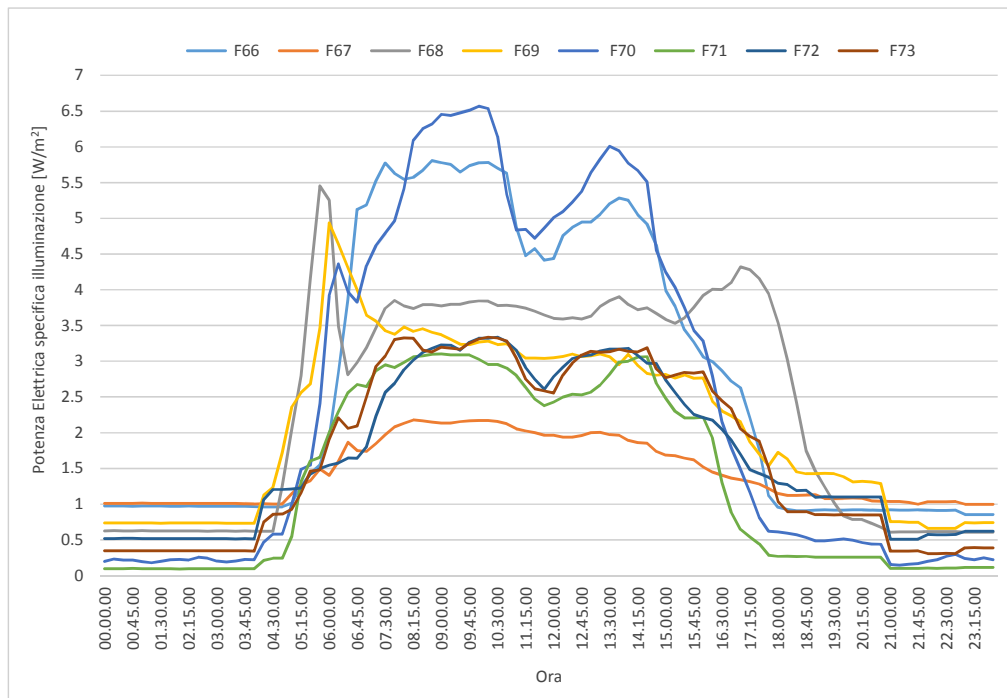


Figura 16: Profilo medio giornaliero (feriali) della potenza elettrica specifica per l'illuminazione nel mese di ottobre

Elaborazione di dati ambientali in relazione ai consumi energetici

Malgrado all'interno del documento *"Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore."* si fosse preferito non effettuare analisi di comfort termico, in quanto i sensori di temperatura non erano stati installati all'interno di ambienti rappresentativi ma all'interno di corridoi, in questa fase si è deciso di utilizzare comunque tali informazioni disponibili per evidenziare il legame che sussiste tra parametri ambientali e consumi energetici.

Confrontare dati energetici ed ambientali interni non è semplice come possa sembrare: spesso i consumi energetici per condizionamento non trovano correlazione con i fattori climatici esterni e interni e, solitamente, questo dipende dal tipo di regolazione degli impianti. Nel caso oggetto di studio, analizzando i profili temporali dei dati monitorati e ricercando tra questi una correlazione, emerge come spesso i controlli degli impianti siano indipendenti dai fattori ambientali. L'elaborazione dei dati dimostra come l'unica relazione esistente tra i parametri monitorati sia quella tra i consumi di energia termica e i consumi di energia elettrica richiesta delle ventole dei fancoils. Anche in questo caso, però, non sempre questa relazione sussiste: malgrado la Figura 17, in cui si riporta un esempio del caso estivo dell'edificio F66, dimostri che all'aumentare della potenza frigorifera si verifichi un aumento della potenza utilizzata dall'accensione delle ventole dei fancoils, la Figura 18 evidenzia come le ventole restino accese anche quando la potenza frigorifera sia pari a zero. Questo dimostra che essendo il controllo delle ventole direttamente gestito dagli utenti, queste vengono spesso lasciate accese senza rispondere ad un effettivo bisogno.

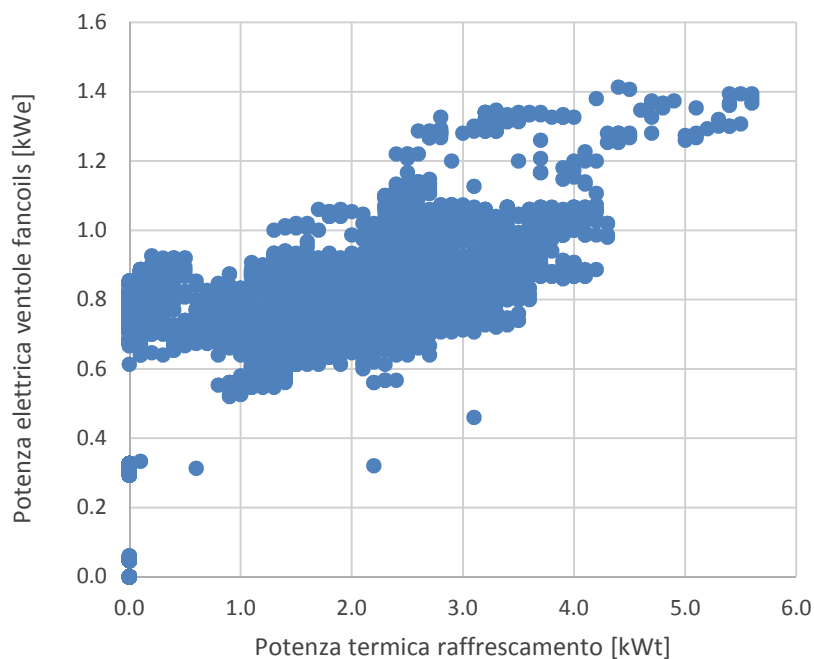


Figura 17: Potenza termica per raffrescamento vs Potenza elettrica ventole dei fancoils. Periodo estivo. Edificio F66.

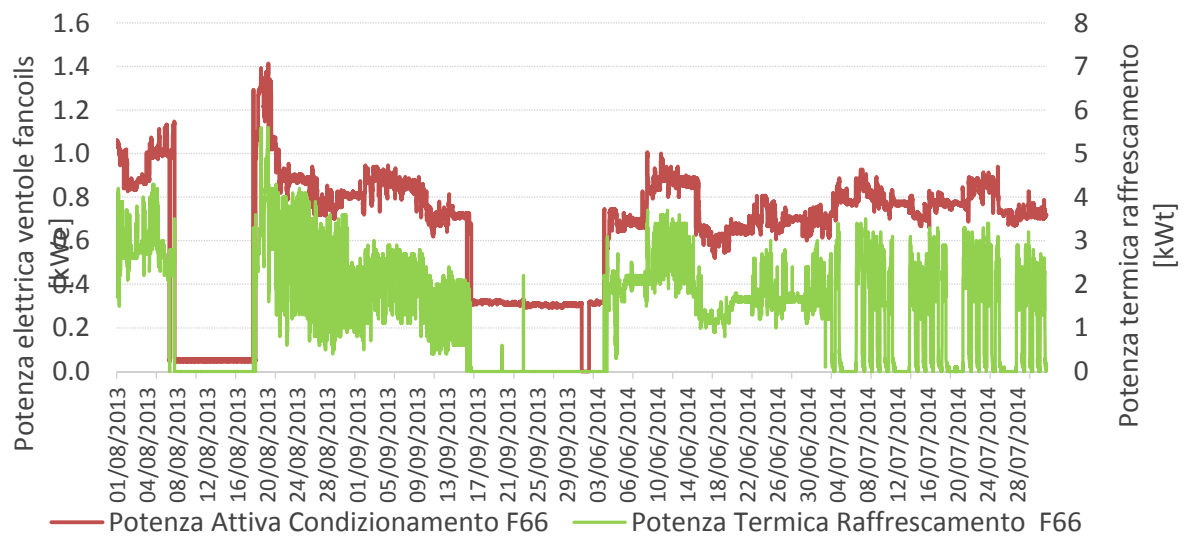


Figura 18: Profili temporali di Potenza termica per raffrescamento e Potenza elettrica ventole dei fancoils. Periodo estivo. Edificio F66.

A parte questi dati di natura energetica, non si sono invece riscontrate correlazioni tra parametri energetici e parametri ambientali: In Figura 19 si illustra un estratto delle possibili correlazioni studiate tra i vari parametri, dimostrando come l'accensione delle ventole non sia dipendente dalle temperature interne, il consumo di energia termica non sia strettamente dipendente dalle temperature esterne e così via.

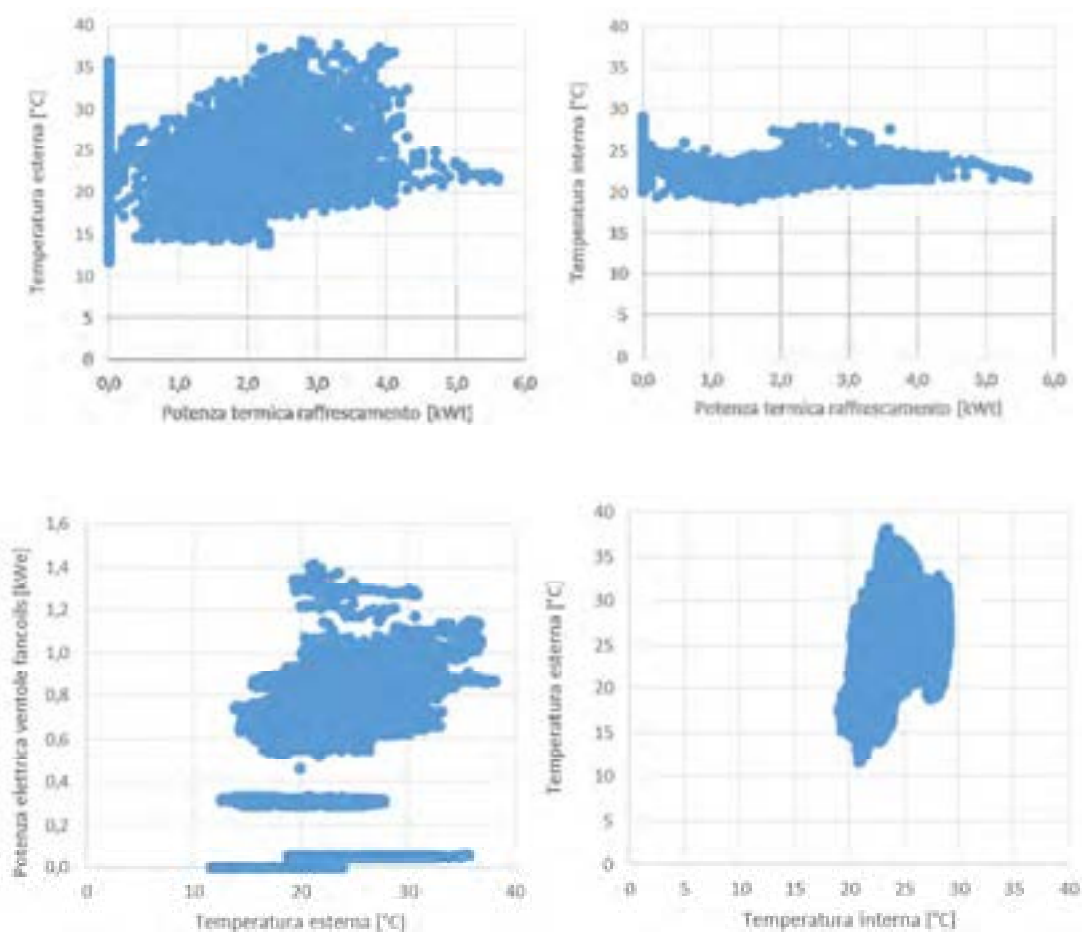


Figura 19: Ricerca di correlazioni tra parametri energetici e parametri ambientali. Periodo estivo. Edificio F66.

L'assenza di relazioni tra i parametri monitorati dimostra come i controlli, in questi edifici, possano essere migliorati, andando incontro ad una riduzione dei consumi energetici e al miglioramento delle condizioni di comfort termico.

Non potendo affrontare un discorso diretto di influenza del comfort sui consumi energetici, si opta in questo paragrafo sulla possibilità di valutare attraverso un unico strumento la qualità sia ambientale sia energetica di un edificio.

Prima questione da risolvere è la ricerca di una unità univoca alla quale sia l'energia sia la qualità termica dell'aria interna possono essere indicati. Mentre infatti i diversi vettori energetici (elettricità, combustibili fossili, ecc.) possono essere convertiti in Energia Primaria o in Emissioni di CO₂, per i singoli fattori ambientali interni non è ancora disponibile alcun metodo standard per la stima di un valore di rendimento annuale. Le normative internazionali in materia di comfort, però, hanno introdotto negli ultimi anni dei metodi specifici per la classificazione del comfort riferito ai singoli parametri ambientali (comfort termico, comfort acustico, qualità dell'aria, ecc.)

La norma EN ISO 15251:2007 (*Indoor environmental input parameters for design and assessment of energy performance of buildings- addressing indoor air quality, thermal environment, lighting and acoustics.*) in particolare, introduce tre metodi per la valutazione del comfort termoigrometrico partendo da dati di monitoraggio o da simulazione dinamica. Uno di questi metodi prevede il calcolo della percentuale di tempo in cui le temperature operative ricadono all'interno un determinato range di comfort descritto dalla norma. I ranges in tutto sono 4 e determinano quelle che sono definite "categorie di comfort termico", le quali sono riassunte per il periodo invernale ed estivo in Tabella 3.

Tabella 3: Categorie di Temperatura operativa in spazi con destinazione d'uso ufficio e con attività sedentaria secondo lo standard EN ISO 15251:2007. Rispetto allo standard originale le categorie sono ancora state suddivise per evidenziare quando le temperature sono superiori o inferiori rispetto alla Categoria I.

Categorie	Intervalli di temperatura operativa	
	Inverno 1.0clo/1.2met	Estate 0.5clo/1.2 met
	[°C]	[°C]
IV ⁻	< 19.0	< 22.0
III ⁻	19.0-20.0	22.0-23.0
II ⁻	20.0-21.0	23.0-23.5.0
I	21.0-23.0	23.5-25.5
II ⁺	23.0-24.0	25.5-26.0
III ⁺	24.0-25.0	26.0-27.0
IV ⁺	> 25.0	> 27.0

Applicando questo metodo agli edifici costituenti il cluster, e supponendo che la temperatura operativa sia assimilabile alla temperatura dell'aria misurata, si ottengono i risultati illustrati in Figura 20 e in Figura 21 rispettivamente per il periodo invernale e per il periodo estivo. Nelle elaborazioni non risulta l'edificio F67 in quanto l'analisi della qualità dei dati ha evidenziato l'impossibilità di utilizzare le temperature interne di tale edificio per alcun tipo di elaborazione.

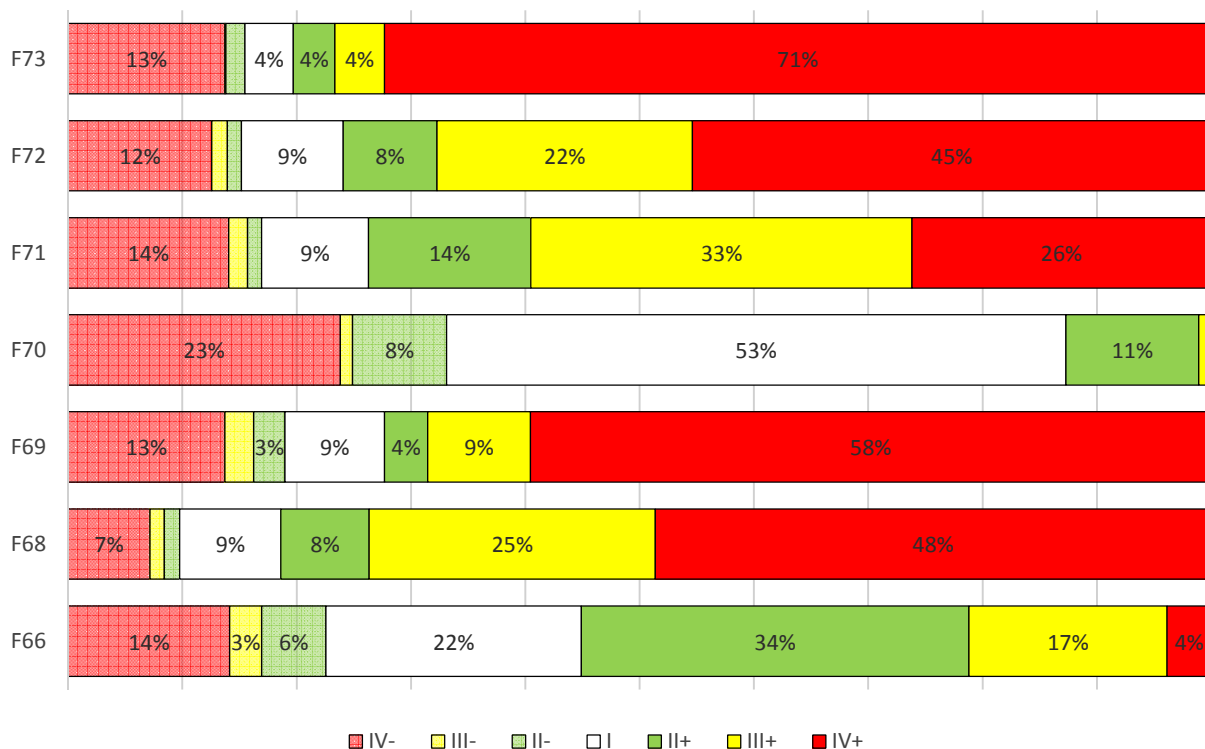


Figura 20: Valutazione del comfort termico in 7 edifici per il periodo invernale.

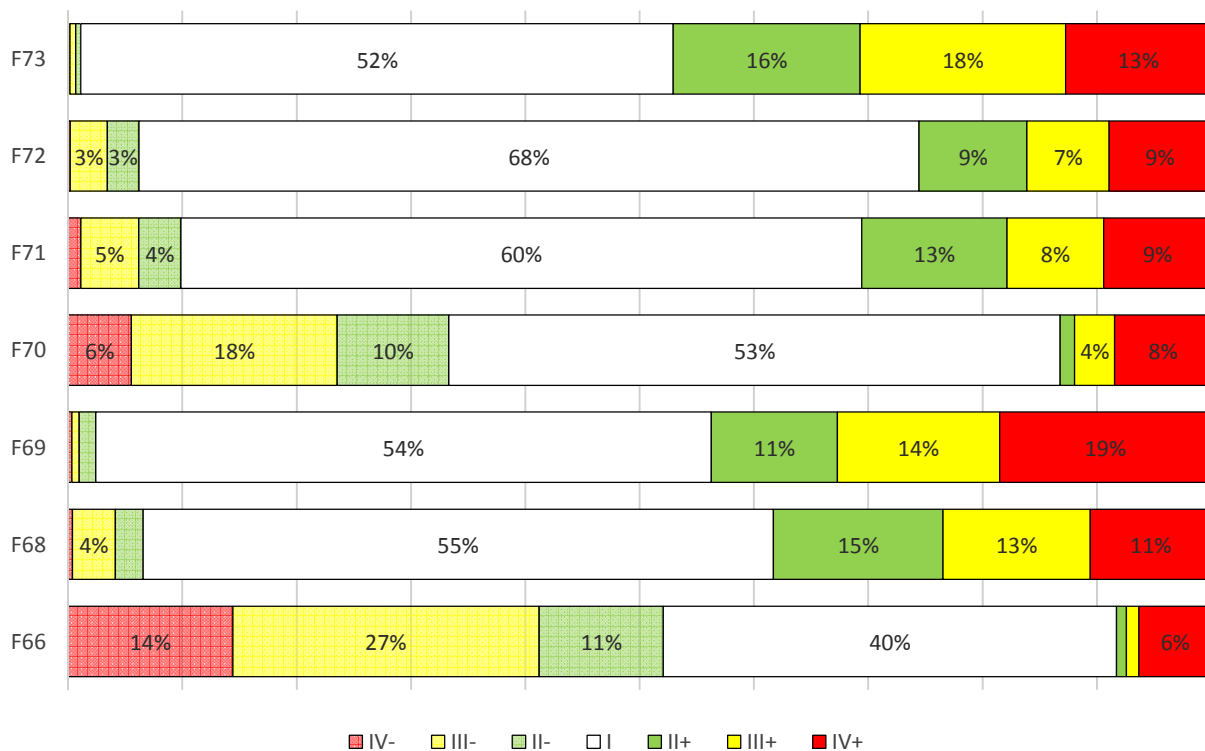


Figura 21: Valutazione del comfort termico in 7 edifici per il periodo investivo.

I grafici dimostrano che soprattutto in periodo invernale la situazione di comfort non è soddisfacente: le temperature, in quasi tutti gli edifici, risultano essere al di sopra delle temperature di comfort. Osservando i profili di potenza termica riportati in allegato, emerge che l'impianto di riscaldamento, nonché le ventole dei fancoils, risultano sempre accesi, anche al di fuori delle attività lavorative: ciò determina uno spreco energetico che va oltretutto a discapito del comfort termico.

Tralasciando la verifica puntuale di quanto accade all'interno di ogni singolo edificio, e tornando invece al discorso di partenza, la stessa norma EN ISO 15251:2007 stabilisce che un ambiente appartiene ad una certa categoria di comfort nel momento in cui per il 95% del tempo i valori misurati ricadono all'interno di essa. Secondo tale assunzione, gli edifici analizzati appartengono quindi alle categorie di comfort termico elencate in Tabella 4.

Tabella 4: Categorie di comfort termico per gli edifici costituenti il cluster.

Edificio	Categorie di comfort termico	
	Periodo invernale	Periodo estivo
F66	III	IV
F68	IV	III
F69	IV	III
F70	IV	III
F71	IV	III
F72	IV	II
F73	IV	III

Dopo aver descritto il comfort termico dei singoli edifici attraverso una scala graduata basata su 4 valori, si effettua la stessa operazione, in questo caso in maniera indicativa o, in presenza di classificazioni normate seguendo le indicazioni prescritte, per l'energia annua utilizzata dagli edifici stessi:

- Categoria I - < 20 kWh/m²y
- Categoria II - > 20, <40 kWh/m²y
- Categoria III - > 40, <60 kWh/m²y
- Categoria IV - > 60 kWh/m²y

Anche per l'energia si possono quindi descrivere gli edifici sotto forma di categorie, come illustrato in Tabella 5.

Tabella 5: Categorie di energia termica ed elettrica per gli edifici costituenti il cluster.

Edificio	Energia Elettrica			Energia termica			
	Energia annua	Periodo estivo	Periodo invernale	Energia annua riscaldamento	Energia Annua raffrescamento	Energia Periodo invernale	Energia Periodo estivo
F 66	III	I	II	II	I	II	I
F 67	II	I	I	II	I	II	I
F 68	III	I	II	III	I	II	I
F 69	II	I	I	II	I	II	I
F 70	III	I	II	II	I	II	I
F 71	II	I	I	II	I	II	I
F 72	II	I	I	I	I	I	I

F 73	III	I	I	I	I	I	I
------	-----	---	---	---	---	---	---

Grazie all'utilizzo di un unico sistema di riferimento, e grazie ad un sistema di rappresentazione grafica a radar, sia i dati di comfort termico che quelli di energia possono essere espressi insieme grazie ad un unico strumento. Inoltre, lo stesso supporto grafico può essere usato per mostrare una prestazione stagionale (Figura 23) e annuale (Figura 22) dell'edificio. Tramite l'utilizzo di categorie è inoltre possibile mettere in evidenza una zona rappresentativa della situazione migliore ottenibile, ossia quando tutti i parametri rispettano categoria I.

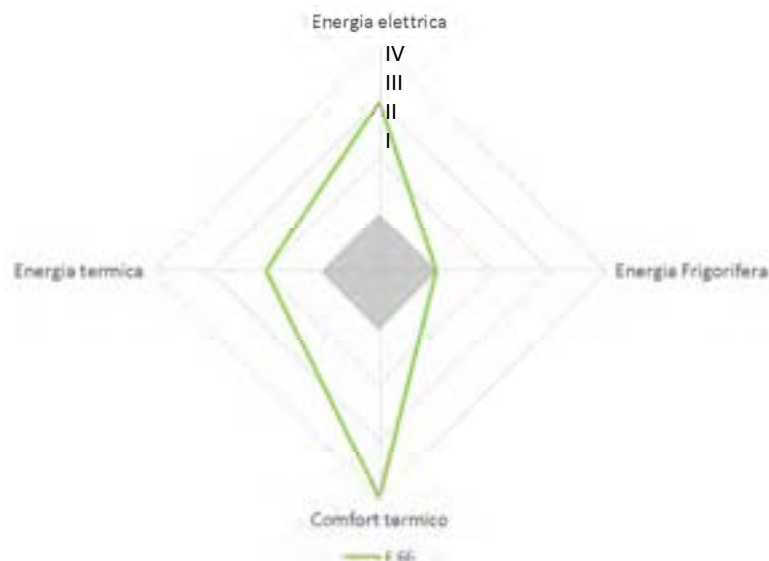


Figura 22: Energia vs comfort termico annuale

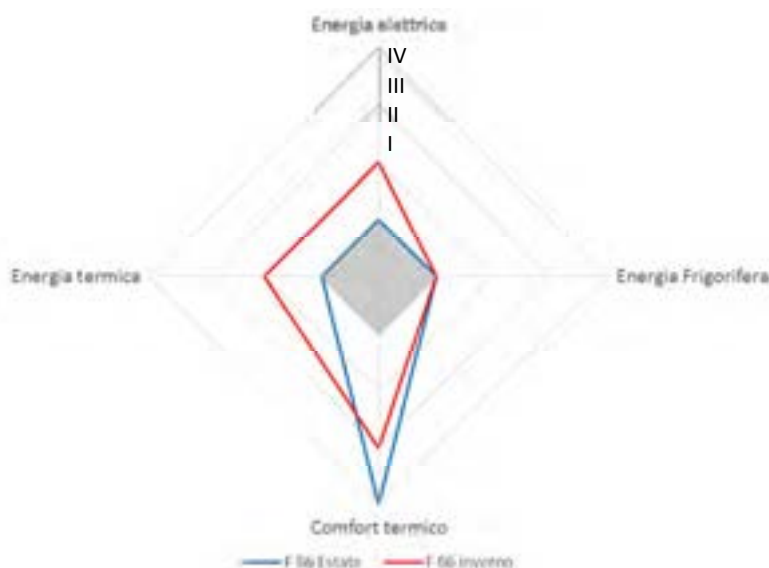


Figura 23: Energia vs comfort termico: stagione estiva e stagione invernale

Attraverso questo tipo di rappresentazione, di cui in Figura 22 e Figura 23 si riporta l'esempio dell'edificio F66, emergono sia quelli che sono gli usi corretti dell'energia, sia dove invece si necessitano interventi. L'informazione relativa al comfort termico, la quale fornisce un elemento essenziale al fine di garantire il benessere degli occupanti negli uffici, fornisce inoltre informazioni importanti rispetto agli usi energetici: potrebbe infatti verificarsi il caso in cui ci si trovi in categoria I sia dal punto di vista dell'energia termica che elettrica, ma in categoria IV per quanto riguarda il comfort. In tal caso sarà opportuno ricercare il giusto

equilibrio tra temperature interne ed usi energetici al fine di ottimizzare il comfort riducendo i consumi energetici.

Lo stesso tipo di rappresentazione, effettuato per ogni edificio del cluster, è riportato di seguito (Figura 24). I grafici dimostrano come edifici simili sia dal punto di vista architettonico che impiantistico, essendo soggetti ad un controllo manuale indipendente, possono presentare risultati tra loro molto differenti.

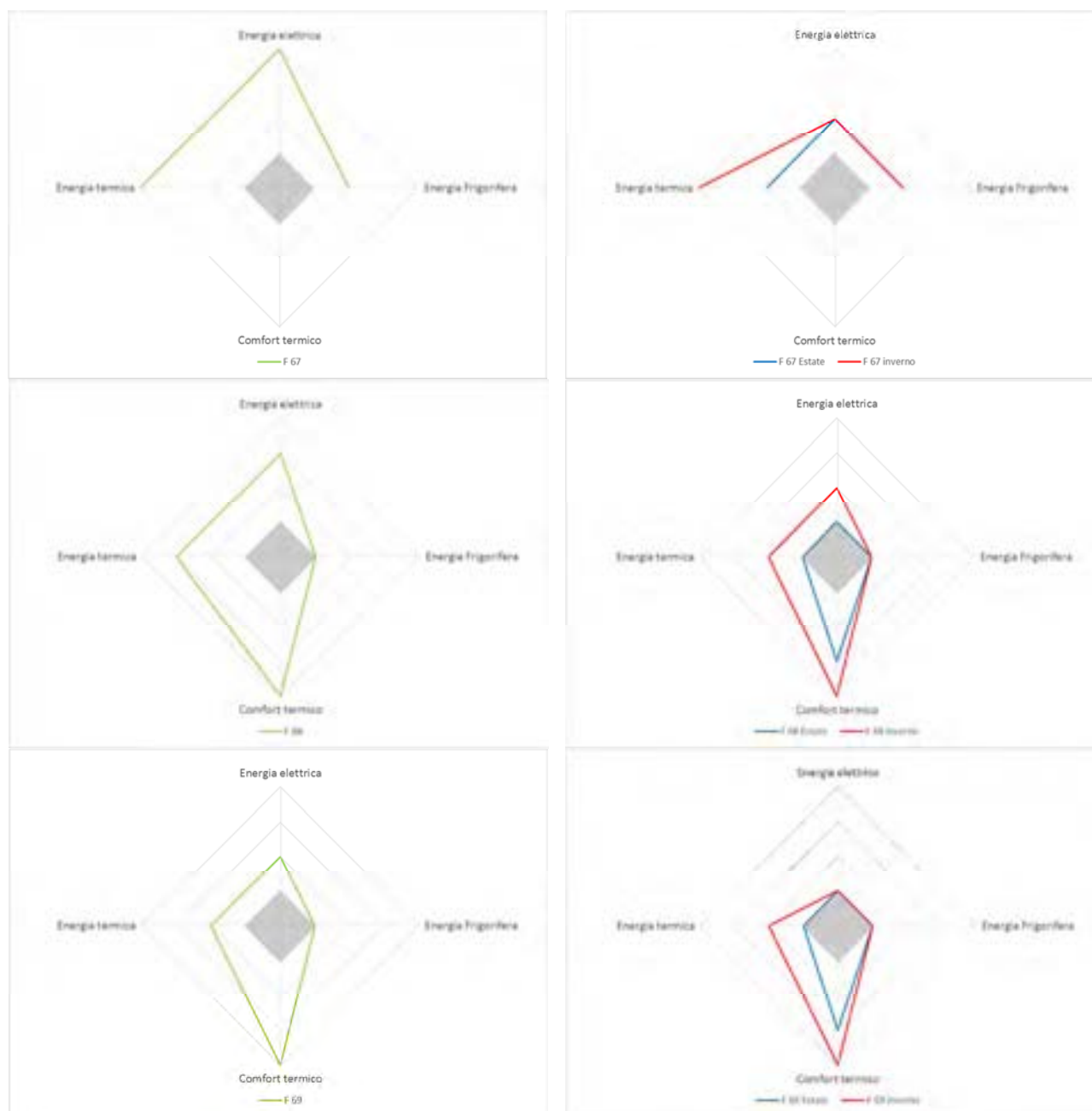




Figura 24: Energia vs comfort termico annuale e stagionale.

Attività 3

Diagnostica su consumi di natura termica. Sviluppo di modelli di diagnostica avanzata attraverso i dati del monitoraggio in campo

L'obiettivo di questa attività è strettamente legato allo sviluppo di una metodologia per la gestione integrata e l'ottimizzazione del cluster di 8 edifici all'interno dello smartvillage sperimentale del C. R. ENEA Casaccia. Il fine è quello di supportare politiche di controllo della domanda di energia basate su una modellistica avanzata che tenga conto del comfort dell'utente evitando distacchi dalla rete e anomalie energetiche. Per questa attività sono stati condotti studi sull'utilizzo sia di modelli inversi puramente empirici che di metodi statistici, seguendo un approccio del tipo top down per il rilevamento automatico di anomalie sulla base di dati monitoraggio relativi all'intero edificio (whole building approach).

In particolare, la ricerca condotta ha previsto l'applicazione e la verifica delle potenzialità di impiego di "reti neurali (RNA) e diverse tecniche di ensembling di reti neurali (BEM), così come di metodi di clustering, classificazione e di pattern recognition per la caratterizzazione e la stima degli usi finali di energia negli edifici, e per lo sviluppo di tecniche innovative di FDD (Fault Detection and Diagnostic).

Sulla base dell'elaborazione dei dati di monitoraggio del cluster di edifici (attività già cominciata nei precedenti contratti), la ricerca ha previsto lo sviluppo della procedura diagnostica concepita secondo la suddivisione logica dei sintomi e delle anomalie individuate ("pre-processing"), di eventi connessi all'anomalia ("situation assessment"), delle cause effettive, e le loro relazioni attraverso l'uso di alberi decisionali e in generale di metodi di data fusion. Le logiche di diagnostica sviluppate sono connesse all'utilizzo dell'energia termica sia per il riscaldamento che per il raffrescamento ambientale. Sono stati definiti sia opportuni fuzzy set che regole di aggregazione per la successiva implementazione sulla piattaforma ICT 'Smart Village'. Il risultato atteso è un sistema di rilevazione delle anomalie con l'individuazione della causa per la linea di condizionamento ambientale, analogo a quello dell'illuminazione, che le identifichi e le segnali in tempo quasi reale.

L'attività di ricerca ha previsto l'applicazione di metodo robusti per la caratterizzazione e stima degli usi finali di energia termica del cluster di 8 edifici e per lo sviluppo di tecniche innovative di FDD (Fault Detection and Diagnostic). Sono state implementate metodologie fondate sull'utilizzo sia di modelli inversi empirici sia di metodi statistici, seguendo un approccio del tipo top-down e quindi finalizzato a condurre analisi di rilevamento di anomalie sulla base di dati di monitoraggio relativi agli edifici nel loro insieme.

Modellazione dei dati del cluster di edifici per la diagnostica avanzata

La ricerca condotta ha previsto la verifica delle potenzialità e dei limiti di tre differenti tecniche di data mining per condurre analisi di fault detection su valori di energia e potenza relativi all'uso finale riscaldamento e raffreddamento. Sono state sperimentate le potenzialità di un algoritmo di classificazione (CART), e di due tecniche di clustering (K-Means e DBSCAN). Con i metodi CART e K-Means il rilevamento dei valori anomali è stato condotto per ogni classe o cluster individuato, attraverso il metodo GESD (generalized extreme studentized deviate manyoutlier procedure). Il metodo DBSCAN, invece, ha consentito di individuare per via diretta i valori anomali attraverso lo stesso processo di clusterizzazione. A seguito dell'individuazione dei valori anomali per ogni classe individuata sono stati introdotti alcuni indici sintetici che hanno consentito di quantificare la severità della anomalie riscontrate.

Inoltre è stata condotta un'analisi dei consumi energetici di riscaldamento e raffreddamento (periodo tramite tecniche di "neural ensembling" del tipo Basic Ensemble Method (BEM) per la rilevazione di comportamenti energetici anomali (fault detection).

Di seguito è presentato lo sviluppo di modelli basati su tecniche di data mining e di metodi basati sull'utilizzo di reti neurali attraverso cui è stato possibile individuare in maniera automatica valori anomali di consumo degli edifici oggetto di indagine e di attivare conseguentemente il processo diagnostico. L'obiettivo finale è l'individuazione della tipologia di modelli in grado di rappresentare con l'errore più basso possibile il comportamento energetico degli edifici oggetto di indagine a partire da forzanti quali dati

climatici ed occupazione dell'edificio. Tutte le elaborazioni sono state eseguite utilizzando dati relativi al funzionamento dell'edificio in assenza di qualsiasi dispositivo e strategia di controllo e attuazione automatici.

Verifica e applicazione di metodi di data mining per analisi di fault detection

Come accennato sono state sperimentate le potenzialità di un algoritmo di classificazione (CART), e di due tecniche di clustering (K-Means e DBSCAN). L'obiettivo primario è stato quello di individuare metodologie robuste e affidabili finalizzate alla partizione dei data set analizzati in classi omogenee prima di condurre analisi di individuazione delle anomalie. L'ipotesi alla base delle analisi effettuate è che un evento anomalo può essere efficacemente rilevato all'interno di una serie di dati, soltanto se questi sono stati generati sotto le stesse condizioni al contorno. La ricerca effettuata ha permesso di individuare le potenzialità connesse alla metodologia attraverso cui la partizione del dato viene effettuata. Le tecniche di classificazione e di clustering adottate, infatti, prevedono una diversa logica di suddivisione del data set.

La finalità dell'analisi di clustering è quella di accorpare le unità statistiche in gruppi o classi che sono ignote all'analista. Tale raggruppamento avviene attraverso la ricerca di gruppi in cui le osservazioni siano omogenee rispetto alle p variabili X osservate. Diversamente, in un albero di classificazione, i gruppi a cui le unità appartengono sono già noti a priori in una variabile indicata con Y , e attraverso la metodologia si individuano le relazioni tra le p variabili esplicative X che spiegano il perché un'osservazione appartenga ad una classe della Y piuttosto che ad un'altra.

Tale struttura di relazioni, una volta definita, consente anche di predire, per nuove unità statistiche, la classe di appartenenza quando questa non sia nota a priori. Questi due differenti approcci sono noti in letteratura come:

- **classificazione supervisionata**

come nel caso degli alberi di classificazione in cui la ricerca della partizione è guidata (supervisionata) dalla conoscenza a priori della Y ;

- **classificazione non supervisionata**

come nel caso della cluster analysis in cui la ricerca della partizione è effettuata unicamente sulla base della somiglianza delle unità rispetto alle caratteristiche osservate (le variabili X).

Con i metodi CART e K-Means il rilevamento dei valori anomali è stato condotto per ogni classe o cluster individuato, attraverso il metodo GESD (*generalized extreme studentized deviate many outlier procedure*). Quest'ultimo consente di rilevare uno o più valori anomali partendo da un set di dati che seguono approssimativamente una distribuzione normale. A partire dall'individuazione dei valori estremi rispetto al valor medio del vettore oggetto di indagine, i valori anomali vengono individuati dal confronto tra ogni deviazione massima e un valore critico valutato sulla base della distribuzione t-student.

Il metodo DBSCAN, invece, ha consentito di individuare per via diretta i valori anomali attraverso lo stesso processo di clusterizzazione. La metodologia, infatti, prevede l'individuazione di un particolare cluster (cluster 0) nel quale tutti gli outlier e in generale il *rumore* vengono isolati e identificati.

Di seguito sono brevemente descritti i principi teorici dei metodi di classificazione e di clustering utilizzati così come dei metodi selezionati per l'individuazione in ogni classe o cluster dei valori anomali.

Classificazione dei dati con metodo CART

Riguardo al metodo statistico, sulla base degli studi condotti in letteratura, è emersa la necessità di provvedere a una classificazione dei dati in funzione degli attributi rappresentati dalle variabili indipendenti misurate (nei casi oggetto del presente lavoro sono rappresentati dall'energia richiesta o dalla potenza per ogni step temporale per l'uso finale riscaldamento e raffreddamento), al fine di suddividere il campione di dati in classi omogenee prima di condurre l'analisi di individuazione delle anomalie. *Un evento anomalo può essere efficacemente rilevato soltanto all'interno di una serie di dati, soltanto se questi sono stati generati sotto le stesse condizioni al contorno.*

Il metodo CART consente di maneggiare facilmente variabili indipendenti continue, categoriche o congiuntamente categoriche e continue. L'albero finale include solo le variabili indipendenti che risultano essere predittive della variabile dipendente; le altre variabili indipendenti non predittive non hanno effetto sul risultato finale e sotto questo aspetto il metodo CART si differenzia dalle altre procedure statistiche tradizionali come la regressione.

Inoltre tale tecnica di classificazione, come sarà più chiaro avanti, è basata sulla costruzione di alberi decisionali dai quali è possibile estrapolare le regole (rules based approach) che consentono di classificare i dati che in tempo reale arrivano dal sistema di monitoraggio. Pertanto il metodo proposto è finalizzato all'individuazione di alberi decisionali dai quali è possibile individuare regole basate sui valori che assumono le variabili indipendenti per la classificazione dei dati e per la successiva ed efficace individuazione delle anomalie. Esso quindi risulta particolarmente adatto per condurre analisi di *fault detection in tempo reale*.

L'algoritmo attraverso cui viene eseguito lo split dei dati consente di isolare i valori anomali in alcuni nodi terminali. Inoltre un'importante proprietà pratica del metodo CART è che la struttura della sua classificazione è invariante rispetto alle trasformazioni monotone delle variabili indipendenti, per cui può essere sostituito il valore di ogni variabile con il suo logaritmo o il suo quadrato senza che cambi la struttura dell'albero.

La struttura di un classification tree include i nodi non terminali (*parent nodes*), i quali hanno due discendenti diretti (*child nodes*), ed i nodi terminali che non subiscono ulteriori bipartizioni (*terminal nodes*). Il primo nodo non terminale o parent node contiene tutte le osservazioni che vengono immediatamente suddivise in due gruppi o in due child nodes. Ogni child node diventa un parent node e viene ancora suddiviso in due child nodes. Il processo continua fino a che l'albero non conclude la sua crescita. I nodi terminali o terminal nodes sono i nodi finali dell'albero decisionale e contengono insieme di osservazioni che vanno a formare classi omogenee al loro interno ma diverse tra loro. Il metodo è binario e ricorsivo: binario poiché ogni parent node si divide in due nodi e ricorsivo poiché i nodi (non terminali) nati dallo split del nodo genitore possono diventare, a loro volta, nodi genitore e suddivisi in due nodi figli successivi.

L'idea di base dalla segmentazione binaria è quella suddividere ricorsivamente un insieme di unità in gruppi sempre più fini, cioè di numerosità inferiore, e sempre più omogenei internamente (rispetto alla distribuzione della variabile risposta). Per definizione i nodi terminali rappresenteranno un grado di omogeneità interna maggiore rispetto al gruppo di partenza. Il ruolo di generatore delle possibili partizioni, o split, viene assunto dai predittori, i quali caratterizzano il passaggio delle unità statistiche della variabile Y da un nodo ai suoi discendenti.

Ogni procedura di segmentazione è caratterizzata da un certo numero di fasi che guidano la costruzione dell'albero:

- Creazione dell'*insieme degli split*, cioè dell'insieme dei potenziali tagli binari (ottenuti attraverso le variabili esplicative) che consentono di dividere le unità contenute in un nodo padre in due insiemi che formano i nodi figli;
- Il *criterio di partizione*, passaggio fondamentale consistente in un algoritmo di partizione che genera, a partire dal nodo radice, gruppi sempre più omogenei internamente ed eterogenei dall'esterno;
- La *regola di arresto* della procedura, essenziale per il controllo della dimensione dell'albero finale;
- L'*assegnazione della risposta*, che si esplica con l'assegnazione di una classe alle unità presenti in un nodo terminale;
- La *potatura dell'albero*, che consente di individuare, a partire dall'albero finale, un sottoalbero ottimale che possa essere utilizzato poi a fini decisionali.

Costruzione dell'insieme di split

Primo passo della segmentazione binaria consiste nella individuazione di tutte le potenziali domande dicotomiche (binarie) generate dalle variabili X originarie. Le possibili suddivisioni dipendono dalla natura quantitativa o qualitativa dei predittori.

La fase di ripartizione consiste quindi nell'individuazione, tra l'insieme di tutti i possibili split generati nella fase precedente, del taglio binario "migliore" rispetto ad un dato criterio statistico.

Nella metodologia CART, il criterio statistico che guida la scelta del migliore split si basa sul concetto di decremento di impurità.

Essendo l'obiettivo della segmentazione quello di ottenere nodi sempre più puri, *si individua tra tutti i possibili tagli, lo split ottimo come quello che massimizza la riduzione di impurità che si ottiene tagliando un nodo padre in due nodi figli.*

Sia t_p il nodo padre e t_l e t_r rispettivamente i nodi figlio di sinistra e destra del nodo padre t_p . Si consideri un campione con la matrice delle variabili X con M pari a numero di variabili ed N osservazioni. Sia il vettore Y costituito da N osservazioni con un valore totale di K classi. L'albero di classificazione è costruito in accordo con le regole di split. Ogni valore della variabile deve essere diviso in due parti con la massima omogeneità:

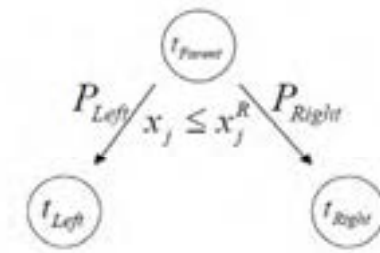


Figura 25: Algoritmo per lo split del metodo CART.

con x_j variabile j e x_j^R il valore relativo del criterio migliore di split per le variabili x_j .

La massima omogeneità dei nodi figlio è definita attraverso la funzione di impurità $i(t)$. Dato che il grado di impurità del nodo padre t_p è costante per ognuno dei possibili split $x_j \leq x_j^R$, $j = 1, \dots, M$ la massima omogeneità dei nodi figlio sinistro e destro sarà equivalente alla massimizzazione del decremento della funzione di impurità.

Il decremento di impurità ad un nodo t ottenuto con uno split s , si definisce come:

$$\Delta i_Y(t, s) = \{i_Y(t) - [i_Y(t_l)p(t_l) + i_Y(t_r)p(t_r)]\}$$

Dove $i_Y(t)$ è il grado di impurità nel nodo padre t ;

$i_Y(t_l)$ è il grado di impurità nel nodo figlio di sinistra e $p(t_l)$ è la proporzione di unità contenute nel nodo di sinistra;

$i_Y(t_r)$ è il grado di impurità nel nodo figlio di destra e $p(t_r)$ è la proporzione di unità contenute nel nodo di destra.

Il migliore split s^* è quello che massimizza il decremento di impurità:

$$s^* \rightarrow \max \Delta i_Y(t, s)$$

L'algoritmo CART quindi, ad ogni nodo genera l'insieme S di tutte le possibili partizioni binarie (split), calcola il decremento di impurità e determina la miglior partizione cui è associato il massimo decremento di impurità.

In sostanza, l'algoritmo CART si compone dei seguenti passi:

- *Passo 1. si genera l'insieme S di tutte le possibili partizioni binarie ottenute dal set di predittori X ;*
- *Passo 2. per ogni split s dell'insieme S si calcola il decremento di impurità;*
- *Passo 3. si determina la miglior partizione a cui è associato il massimo decremento di impurità.*

L'algoritmo è applicato ad ogni nodo fino a che la costruzione dell'albero non si arresta. Il costo computazionale di questa metodologia è molto elevato. Infatti basti pensare al caso in cui i predittori impiegati sono in numero sostanzioso ed inoltre parte di essi sono in scala numerica o nominale.

In questo caso il numero di split S che deve essere generato ad ogni nodo é considerevole soprattutto se si pensa che ogni volta per ognuno di esso, l'algoritmo deve calcolare il decremento di impurità per poi selezionare la migliore partizione.

Nel presente lavoro per applicare la metodologia CART è stato adottato quale misura d'impurità, per gli alberi di classificazione, l'**indice H di eterogeneità di Gini**.

Esso si definisce in generale come:

$$H = 1 - \sum_{j=1}^J f_j^2$$

dove f_j rappresenta la frequenza relativa di osservazioni la cui modalità della variabile è pari a j .

Nell'ambito della segmentazione binaria, l'**impurità in un nodo** sarà quindi pari a:

$$i_Y(t) = 1 - \sum_{j=1}^J p^2(t|Y=j)$$

dove $i_Y(t)$ è la misura di impurità in un generico nodo t e $p(t|Y=j)$ è la proporzione di unità nel nodo t che appartengono alla j -esima classe della variabile di risposta Y .

Regole di arresto

Le regole d'arresto della procedura rappresentano l'insieme di criteri che determinano quando un nodo debba essere dichiarato terminale e quindi non più ulteriormente divisibile in ulteriori nodi figli.

Esse consistono nelle seguenti condizioni: **"Un nodo t diventa terminale se"**:

a) *La numerosità dello stesso è inferiore ad una certa soglia prefissata;*
Si fissa una soglia minima per il numero di osservazioni contenute in un nodo padre o eventualmente nei nodi figli generati da questo. La regola serve ad ottenere alberi i cui nodi non siano espressione di singole o pochissime unità fornendo così percorsi poco informativi;

b) *Il grado di impurità del nodo t è al di sotto di una certa soglia prefissata;*
Se il nodo ha un grado di purezza elevato allora sue ulteriori partizioni non produrranno alcun miglioramento nell'accuratezza della struttura ma unicamente uno svantaggio misurato dalla crescita della complessità dell'albero.

Si rende pertanto necessaria una procedura di induzione dell'albero che da una parte lo semplifichi e dall'altra consideri l'accuratezza di previsione per nuove unità.

Tale procedura prende il nome di **pruning** (*potatura*).

Il pruning si prefigge l'obiettivo di individuare le branche meno rilevanti o addirittura dannose per il processo decisionale e di rimuoverle.

Il pruning

Il pruning della metodologia CART è un metodo che genera una sequenza ottimale nidificata di sottoalberi potati tra i quali ne viene selezionato uno finale quale regola di decisione per nuove unità.

Molto sinteticamente, la procedura di pruning opera nel modo seguente:

Si definisce una misura che tenga conto del trade-off tra il costo (*l'aumento della impurità dell'albero*) e il beneficio (*semplificazione della struttura*) legato alla potatura di un albero. Tale misura α_t , detta **parametro di costo complessità** è calcolata ad ogni nodo interno dell'albero:

$$\alpha_t = \frac{R(t) - R(T_t)}{|\tilde{T}| - 1} = \frac{\text{aumento impurità}}{\text{riduzione della complessità}}$$

Dove al numeratore si misura la crescita di mal classificati come differenza tra il tasso al nodo t (che se potato diventerebbe terminale) e quello del ramo T_t che diparte da t .

Mentre al denominatore si misura la riduzione della complessità della struttura in termini di riduzione del numero di nodi terminali.

Ad ogni passo verrà potato il ramo il cui nodo di partenza presenta l'alfa minimo dell'intera struttura ad albero.

In questo modo, ripetendo iterativamente la procedura, si otterrà una sequenza di alberi, via via più piccoli, tutti potenzialmente candidati ad essere scelti come albero decisionale.

Simulando in ognuno di essi un nuovo campione di dati (il **campione test**) si potrà scegliere l'albero migliore come quello che minimizza il tasso di errata classificazione del campione test.

I principali step della metodologia statistica adottata per l'analisi di "fault detection" sono di seguito riassunti:

- Analisi di sensibilità sui dati di monitoraggio al fine di individuare le variabili indipendenti di maggiore importanza rispetto alla variazione delle variabili dipendenti (energia o potenza);
- Classificazione dei dati attraverso il metodo CART e utilizzo del criterio di GINI per effettuare lo splitting dei dati;
- Applicazione di un metodo statistico robusto per la determinazione dei valori anomali per ogni classe individuata;
- Individuazione di indicatori statistici adimensionali sintetici per valutare il grado di importanza o di severità di ogni valore anomalo individuato in ogni classe (outlier individuati).

Clustering dei dati con i metodi K-Means e DBSCAN

Gli algoritmi selezionati per l'analisi di clustering appartengono a due diverse categorie: il metodo K-Means è un classico metodo di partizione mentre il metodo DBSCAN è un metodo basato sulla densità delle unità statistiche o oggetti nel campo di interesse. Questi metodi richiedono la definizione di una opportuna metrica per computare la distanza tra gli oggetti nel data set; in questo studio si è adottata la distanza Euclidea valutata sulla base dei dati opportunamente normalizzati. I metodi di partizione prevedono la suddivisione del data set costituito da n oggetti in k partizioni o cluster dove $k < n$. Il criterio generale adottato attraverso cui è operata la partizione dei dati prevede che gli oggetti del data set siano assegnati allo stesso cluster quando questi sono vicini, e a cluster differenti quando invece risultano lontani sulla base di una particolare metrica che consenta di valutare la distanza.

In generale i metodi di partizione risultano efficaci solo nel caso di cluster a forma sferica e se i cluster sono bene separati, inoltre risultano in generale sensibili alla presenza di outlier.

I metodi del tipo density based sono concepiti per gestire anche cluster di forma non sferica e in generale risultano meno sensibili alla presenza di valori anomali. L'obiettivo di questa tipologia di metodi è identificare porzioni dello spazio di dati caratterizzati da una elevata densità di oggetti. La densità è definita come il numero di oggetti che sono in una particolare area di uno spazio n -dimensionale. La strategia generale di tale metodo è l'esplorazione dello spazio di dati aumentando il numero di cluster fino a quando il numero di oggetti nel relativo cluster supera una data soglia.

Metodo di partizione (K-Means)

Il metodo K-Means richiede in ingresso la conoscenza del parametro k che rappresenta il numero di partizioni in cui il data set verrà suddiviso. Esso rappresenta ogni cluster con il valore medio degli oggetti che esso aggrega e viene chiamato centroide. L'algoritmo alla base del metodo è basato su una procedura iterativa, preceduta da una fase di set up, dove k oggetti del dataset sono scelti in modo random come valori centroidi iniziali. Ogni iterazione è caratterizzata da due fasi; nella prima fase ogni oggetto è assegnato al cluster il cui centroide è il più vicino dall'oggetto. Nella seconda fase i centroidi sono ricollocati attraverso il calcolo del valore medio degli oggetti all'interno di ogni cluster. Il processo iterativo continua finché i k centroidi non cambiano più. Il metodo K-Means risulta efficace per i cluster di forma sferica mentre per cluster di forma differente esso risulta efficace solo se gli oggetti sono ben separati.

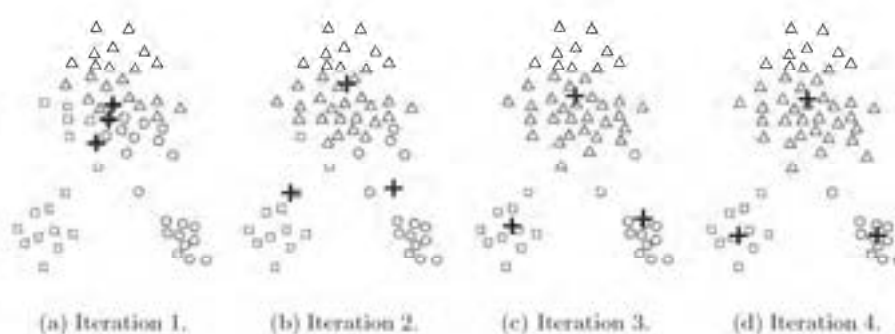


Figura 26: Algoritmo iterativo per la formazione dei cluster nel metodo K-Means.

DensityBased (DBSCAN)

Il metodo DBSCAN richiede invece in ingresso il valore di due parametri, il raggio r e il minimo numero di punti minPts definiti per individuare un valore di densità di riferimento nel campo spaziale dei dati.

Un'area ad alta densità nello spazio dei dati rappresenta una sfera n -dimensionale con un raggio pari ad r che contiene almeno un numero di oggetti pari a minPts .

In altre parole, se esiste un numero di oggetti superiore a minPts la cui distanza dall'oggetto considerato come riferimento è minore di r , allora questo oggetto e tutti quelli vicini danno luogo a un nuovo cluster. Dato che l'efficacia di questo metodo è fortemente influenzata dal valore assunto da questi due parametri, è stata condotta un'opportuna analisi di sensibilità conducendo numerose simulazioni per individuarne correttamente i valori.

Il metodo DBSCAN risulta efficace nell'individuazione di cluster di qualsiasi forma e soprattutto presenta la caratteristica di segregare i valori anomali in un cluster attraverso la ricerca di aree a bassa densità di oggetti nello spazio di dati.

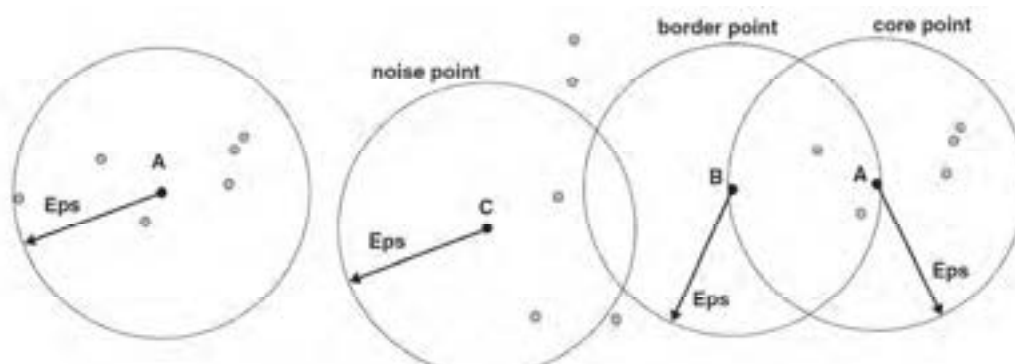


Figura 27: Algoritmo per la formazione dei cluster nel metodo DBSCAN.

Metodi per il rilevamento e l'identificazione di valori anomali di energia e potenza

Un valore anomalo è definito come un'osservazione che appare inconsistente rispetto alla maggioranza delle osservazioni di un dato set di dati. I valori anomali in un data set possono avere differenti cause come errori umani, errori di monitoraggio, variazione nella prestazione dei sistemi o fault nei sistemi. In questo studio per la determinazione dei valori anomali nel data set sono stati implementati due diversi metodi i cui modelli si basano su diversi principi metodologici.

Di seguito sono descritti le basi teoriche dei metodi utilizzati.

Metodo del peakdetection

Il primo metodo implementato, "peakdetectionmethod" [4], consente di identificare ed analizzare i picchi presenti in una serie temporale, esigenza essenziale, in tutte quelle applicazioni (quali il monitoraggio dei

consumi energetici) che richiedono l'analisi di grandi quantità di dati in tempo reale. L'analisi condotta ha richiesto pertanto la formalizzazione della nozione di picco al fine di mettere a punto un algoritmo capace di rilevarli automaticamente in una data serie temporale.

Sulla base di un esteso studio di letteratura l'attenzione si è focalizzata su algoritmi per la rilevazione dei picchi nelle serie di dati basati sull'utilizzo di una funzione picco S , che associa un punteggio (score) ad ogni elemento della serie: un elemento viene considerato un picco quando lo score ad esso associato è positivo e supera una certa soglia θ definita dall'utente o opportunamente calcolata.

Sia $T = x_1, x_2, \dots, x_N$ una serie temporale univariata campionata in maniera uniforme, contenente N valori. Sia x_i un i -esimo punto assegnato in T , con relativo score $S(i, x_i, T)$ associato dalla funzione S : se tale score supera la soglia θ ($S(i, x_i, T) \geq \theta$), allora x_i è un picco. Non tutti i picchi individuati tuttavia sono "veri" picchi: un picco locale è un vero picco se ha un valore ragionevolmente grande anche nel contesto globale. Negli step che seguono, in cui si articola l'algoritmo implementato per la peakdetection, si specifica come eliminare alcuni dei picchi locali rilevati utilizzando il contesto globale (l'intera serie temporale).

- 1) Si inizializza l'insieme dei picchi O come insieme vuoto;
- 2) Si inizializza il valore di k (tipicamente tra 1 e 5) e di un ulteriore costante h (tipicamente tra 1 e 3);
- 3) Si calcola il valore della funzione picco per ognuno degli N punti in T ;
- 4) Si calcola la media m' e la deviazione standard s' di tutti i valori positivi della funzione picco S ;
- 5) Si eliminano i picchi locali che sono "piccoli" nel contesto globale. In particolare, si inseriscono nell'insieme O solo i punti x_i della serie temporale che soddisfano la seguente condizione:

$$S(k, i, x_i, T) - m' > h * s'$$

- 6) Si eliminano quei picchi che sono troppo "vicini" tra di loro (ossia nella stessa finestra di dimensione k). Per ogni coppia di picchi adiacenti x_i e x_j in O , se $|j-i| \leq k$ si rimuove dall'insieme O il valore più piccolo tra x_i e x_j .

Metodo GESD

Il secondo metodo utilizzato, GESD (generalized extreme studentized deviate manyoutlier procedure), consente di rilevare uno o più valori anomali partendo da un set di dati che seguono approssimativamente una distribuzione normale. A partire dall'individuazione dei valori estremi rispetto al valor medio del vettore oggetto di indagine, i valori anomali vengono individuati dal confronto tra ogni deviazione massima e un valore critico valutato sulla base della distribuzione t student.

La procedura ESD consente di identificare gli elementi di un set di dati che rappresentano valori anomali. Il modello prevede che l'utente debba specificare la probabilità α di individuare dei falsi outlier e il numero massimo n_u di potenziali outliers.

Nel presente lavoro, seguendo le indicazioni di Carey et al. [21], il numero n_u è stato individuato trovando il più grande intero che soddisfa la seguente disuguaglianza: $n_u \leq 0,5 (n - 1)$.

Di seguito è descritta per step la procedura alla base del metodo per l'individuazione dei valori anomali di un set di dati X :

- 1) Viene fissato inizialmente un numero di outliers n_{out} pari a zero.
- 2) Viene calcolata la media degli elementi nel set X :

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}$$

dove x_j è un elemento del vettore X ed n è uguale al numero di elementi in X

- 3) Viene calcolata la deviazione standard degli elementi nel vettore X . Questa è pari a:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}{n-1}}$$

Se la deviazione standard è uguale a zero allora tutti gli elementi nel vettore X hanno lo stesso valore per cui non ci sono ulteriori valori anomali.

- 4) Viene individuato il valore estremo $x_{e,i}$ nel vettore X. L'elemento è identificato come l'osservazione del vettore X che presenta la massima distanza dal valor medio.

$$x_{e,i} = \max |x_j - \bar{x}|$$

- 5) Viene calcolata la massima deviazione R_i che rappresenta la misura normalizzata della distanza dell' i-esimo valore estremo dal valor medio del campione:

$$R_i = \frac{|x_{e,i} - \bar{x}|}{s}$$

- 6) Viene calcolato l' i-esimo valore critico λ_i attraverso la seguente equazione

$$\lambda_i = \frac{(n-i)t_{n-i-1,p}}{\sqrt{(n-i+1)(n-i-1)t_{n-i-1,p}^2}}$$

dove $t_{n-i-1,p}$ rappresenta la distribuzione t student con (n-i-1) gradi di libertà e con probabilità p determinata attraverso la seguente relazione:

$$p = \frac{\alpha}{2(n-i+1)}$$

- 7) Se il valore R_i risulta maggiore del valore λ_i per il corrispondente valore $x_{e,i}$, il valore di n_{out} (numero degli outliers) viene posto pari a i.
- 8) Viene rimosso il valore estremo $x_{e,i}$ dal vettore X per cui quest'ultimo presenta un numero di valori pari a n-i. Se i è uguale ad n_u allora la procedura si ferma, diversamente ricomincia un nuovo ciclo su i considerando il nuovo vettore X costituito da un numero di valori pari n-i dove i rappresenta il numero di valori estremi che rispettano la disuguaglianza di cui al punto 8.
- 9) Il modello restituisce alla fine il vettore costituito dai valori estremi $x_{e,i}$ considerati anomali. Si osserva che il modello non considera valori anomali tutti i valori estremi trovati durante la procedura ma soltanto i primi valori $i=n_u$.

Indicatori adimensionali per la diagnostica degli edifici

A seguito dell'individuazione dei valori anomali sono stati introdotti alcuni indici sintetici che consentono di quantificare la severità della anomalie riscontrate, e quindi di fornire informazioni circa la priorità di intervento da associare ad ognuna di esse. Tali indici si basano sulla determinazione del grado e della

direzione della variazione di ogni *outlier* da una distribuzione normale. A tal fine sono stati valutati gli indici *z score*, *s function* e *modified zscore*.

Quest'ultimo, è basato sulla distanza e la direzione di ogni valore anomalo individuato rispetto al valore medio di osservazioni normali (osservazioni che non contengono valori anomali).

Il metodo prevede la determinazione dell'indice *modifiedzscore* sulla base della stima del valore medio e della deviazione standard per il set di dati X osservati.

Sulla base della conoscenza del vettore costituito dagli n_{out} valori anomali individuati con i metodi sopra descritti, si individua il set di valori del vettore X , $X_{non-out}$, costituito dai soli valori non anomali $n - n_{out}$.

Si calcola la media e la deviazione standard del vettore $X_{non-out}$:

$$\bar{X}_{rob} = \frac{\sum_{j=1}^{n-n_{out}} X_j}{n - n_{out}}, \quad S_{rob} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n-n_{out}} (X_j - \bar{X}_{rob})^2}{n - n_{out} - 1}}$$

Il valore di *modifiedzscore* viene calcolato per ogni valore anomalo individuato nel seguente modo:

$$Z_m = \frac{X_{out} - \bar{X}_{rob}}{S_{rob}}$$

Il valore di *zscore* viene invece calcolato per ogni valore anomalo individuato nel seguente modo:

$$Z = \frac{X_{out} - \bar{X}}{S}$$

Allo stesso modo è stato assegnato un punteggio anche ai valori del vettore che non sono risultati outlier calcolando anche per essi l'indice *modifiedzscore* e *zscore*:

$$Z_m = \frac{X_{non-out} - \bar{X}_{rob}}{S_{rob}}$$

$$Z = \frac{X_{non-out} - \bar{X}}{S}$$

Per il calcolo della *s function*, che cattura la "spigolosità" del punto x_i in un contesto locale, esistono differenti approcci. L'approccio utilizzato nei test effettuati, per un assegnato punto x_i in T , calcola la media tra la massima distanza di x_i dai suoi k vicini a sinistra e i suoi k vicini a destra (dove k è un parametro intero positivo stabilito dall'utente, che deve essere tanto più piccolo quanto più i picchi da individuare sono di breve durata). I valori di $s(i, x_i, T)$ indicano l'"importanza" dell'altezza del picco all'istante di tempo i -esimo:

$$s(k, i, x_i, T) = \frac{\max\{x_i - x_{i-1}, x_i - x_{i-2}, \dots, x_i - x_{i-k}\} + \max\{x_i - x_{i+1}, x_i - x_{i+2}, \dots, x_i - x_{i+k}\}}{2}$$

Tale funzione calcola per ogni punto della serie il suo valore utilizzando la finestra locale di dimensione $2k$ attorno a quel punto. Tutti i punti con un valore positivo della funzione picco sono picchi candidati.

Risultati dell'analisi diagnostica avanzata con tecniche di data mining per il cluster o distretto di edifici

In questa sezione sono presentati i risultati dell'analisi diagnostica avanzata condotta per il cluster di edifici per il quale è presente una dettagliata descrizione nella prima parte della seguente relazione. Per ogni edificio appartenente al cluster sono stati applicati i metodi di classificazione e di clustering sopra descritti.

Sulla base di un'analisi di sensibilità preliminare, è stato verificato che la potenza termica per riscaldamento e raffreddamento per ogni step temporale risulta essere la grandezza elaborata in fase di preprocessing più efficace per il rilevamento delle anomalie. Pertanto, per tutte le simulazioni condotte nel presente lavoro, è stato considerato il valore della potenza termica come variabile dipendente.

La frequenza temporale considerata è di 15 minuti. Con lo stesso time stamp sono stati analizzati per la costruzione delle classi o dei cluster anche le variabili data, giorno della settimana, ora del giorno, radiazione solare, temperatura esterna, temperatura media interna e umidità relativa (solo nel caso del raffreddamento). Il data set a disposizione per tutti gli edifici del distretto di edifici è stato preventivamente oggetto di analisi dettagliata, per cui sulla base delle analisi condotte nelle attività 1, 2 del seguente documento si è provveduto a effettuare un *cleaning* dei dati e alla ricostruzione dei missing data quando questo è risultato possibile e affidabile.

In particolare i dati di potenza termica per riscaldamento e raffreddamento sono stati analizzati separatamente con tecniche di data mining per il periodo invernale Febbraio- Marzo 2014 e per il periodo primaverile/estivo Maggio- Giugno 2014.

La scelta dei periodi temporali da analizzare ha permesso quindi anche di valutare le tipologie di fault riscontrabili in periodi in cui le condizioni climatiche relative all'irradianza solare e la temperatura sono differenti. I periodi temporali selezionati, infatti, presentando carichi termici differenti consentono di verificare potenziali fault associati alla gestione del sistema di climatizzazione.

Riguardo al metodo CART per ogni simulazione effettuata è stato costruito un albero di classificazione e regressione relativamente a ogni edificio, per la variabile considerata (potenza termica) e per i due periodi temporali analizzati. Per ogni costruzione è stata condotta un'analisi di sensibilità sulle variabili indipendenti al fine di verificare la loro influenza sulla variazione della variabile dipendente (potenza termica). Tutte le simulazioni sono state condotte operando una *cross validation* sul grado di purezza di ogni nodo terminale ed inoltre è stato effettuato un opportuno *pruning* dell'albero.

Si è riscontrato che per tutti gli edifici, le variabili maggiormente influenzanti sono rappresentate dalla radiazione solare globale incidente e dalla temperatura interna ed esterna. Durante la stagione estiva anche la variabile umidità relativa è risultata particolarmente importante per il processo di classificazione. Inoltre, il numero di classi individuate per ogni caso esaminato sono comprese tra 2 e 7.

Riguardo all'analisi di clustering effettuata (con i metodi K-Means e DBSCAN) al fine di superare i limiti degli algoritmi che non consentono l'utilizzo di variabili legate a pattern temporali, i data set sono stati preventivamente suddivisi considerando il periodo lavorativo (dalle 7:30 alle 17:30), il periodo non lavorativo e i fine settimana. L'approccio adottato per lo *splitting* dei dati deriva anche dall'esperienza maturata sull'edificio F40 per il quale la suddivisione del data set in ore diurne, ore notturne e fine settimana non si è rivelata particolarmente efficace per la natura dei fault presenti nella tipologia di edifici oggetto di indagine. Infatti molti falsi positivi individuati per l'edificio F40 con i metodi di clustering sono legati alla variabile tempo per cui la suddivisione in ore diurne e notturne non ha permesso di valutare con efficacia i valori anomali presenti nelle prime ore del mattino e alla fine dell'orario di lavoro.

L'analisi di fault detection è stata effettuata applicando il metodo GESD a ogni classe individuata con il metodo CART e a ogni cluster trovato con il metodo K-Means. Con il metodo DBSCAN, invece, i valori anomali sono stati individuati analizzando direttamente il cluster 0.

Nelle figure e tabelle seguenti sono presentati i risultati ottenuti dall'analisi di fault detection condotta per ogni edificio separatamente, per la variabile potenza termica, e per i due periodi temporali analizzati.

Riguardo all'analisi CART nelle figure seguenti è riportata la rappresentazione grafica dell'indice diagnostico Mzscore per una particolare classe selezionata contenente i principali fault identificati, e la variazione della variabile dipendente per un determinato periodo temporale con dati non classificati.

L'andamento temporale per la potenza dei dati non classificati con l'evidenza degli outlier individuati attraverso l'analisi effettuata classificando preventivamente i dati consente di evidenziare come alcune anomalie non possono essere rilevate senza un processo di classificazione. E' evidente, infatti, come nella serie di dati le anomalie non risultano evidenti né rilevabili se i dati non sono preventivamente suddivisi in classi omogenee.

Per ogni valore anomalo individuato con il metodo GESD è riportata l'ora del giorno, il giorno della settimana e la relativa data. E' stato verificato che per tutte le simulazioni effettuate l'indice Mzscore presenta valori estremi in valore assoluto in corrispondenza delle anomalie rilevate dal metodo GESD, per cui esso risulta un ottimo indicatore diagnostico per l'analisi di fault detection.

Questa tipologia di analisi risulta particolarmente importante poiché ha consentito di verificare la correttezza nella classificazione dei dati sulla base dei valori anomali identificati nella classe selezionata e individuati anche attraverso il processo di clustering operato con i metodi K-Means e DBSCAN.

In generale i valori anomali sono stati identificati in tre differenti periodi della giornata. Il primo periodo in cui sono stati riscontrati valori anomali è relativo al mattino presto tra le 6:30 e le 7:30. Questa tipologia di fault è risultata spesso comune nella sua identificazione ai tre metodi di data mining analizzati.

Il secondo periodo temporale in cui sono stati identificati molti valori anomali è compreso tra le 12:30 e le 13:30 e cioè durante la pausa pranzo. Il terzo periodo è relativo alla fine dell'orario di lavoro tra le 17:00 e le 17:30 dove si è osservato.

Nelle pagine seguenti sono riportate anche delle tabelle in cui sono esaminati in dettaglio i valori anomali identificati con i metodi K-Means a DBSCAN e sono evidenziati quelli comuni considerando differenti periodi della giornata.

Dall'analisi delle tabelle si osserva che alcuni valori anomali comuni nel periodo Febbraio- Marzo sono stati individuati al mattino presto. Gli altri fault individuati e comuni ai tre metodi per la potenza termica sono stati trovati al mattino presto, a metà mattinata e durante la pausa pranzo.

Infine dall'analisi di fault detection effettuata sono stati individuati anche fault che probabilmente sono imputabili a una misura non corretta operata attraverso i sistemi di monitoraggio. Anche da questo punto di vista la metodologia introdotta è risultata robusta rispetto all'individuazione di anomalie relative alla strumentazione adottata per rilievo dei dati.

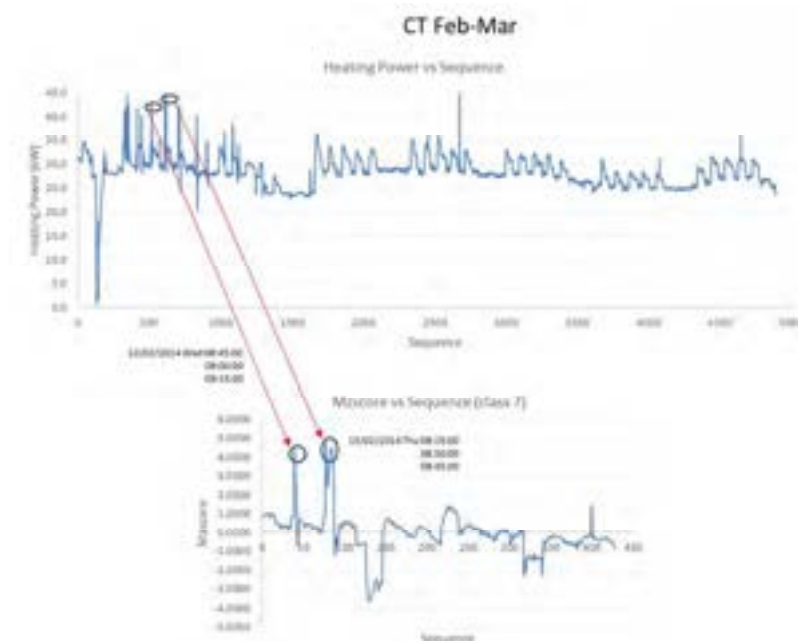


Figura 28: Andamento della potenza termica per riscaldamento relativa alla centrale termica nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (centrale termica)

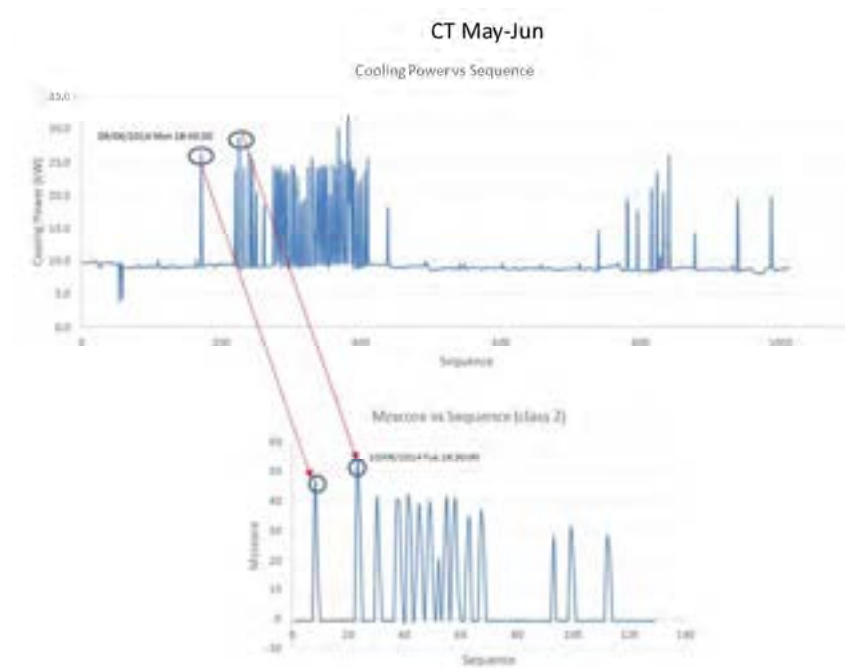


Figura 29: Andamento della potenza termica per raffreddamento relativa alla centrale termica nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (centrale termica)

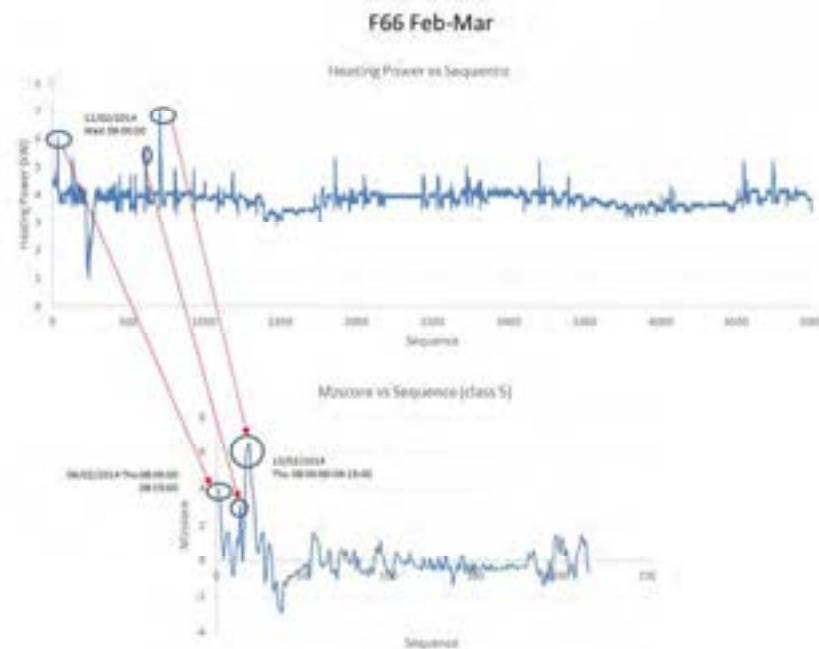


Figura 30: Andamento della potenza termica per riscaldamento nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (edificio F66)

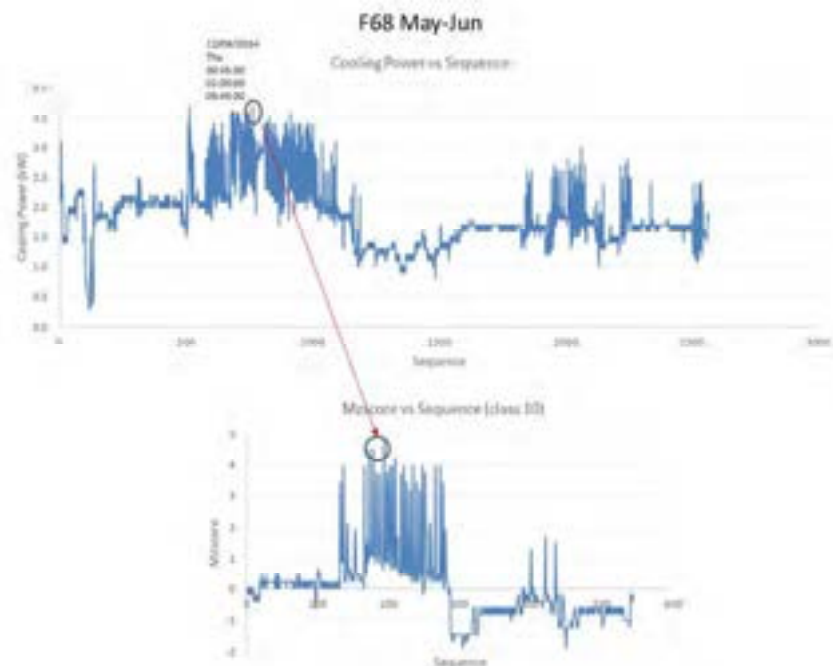


Figura 31: Andamento della potenza termica per raffreddamento nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (edificio F68)

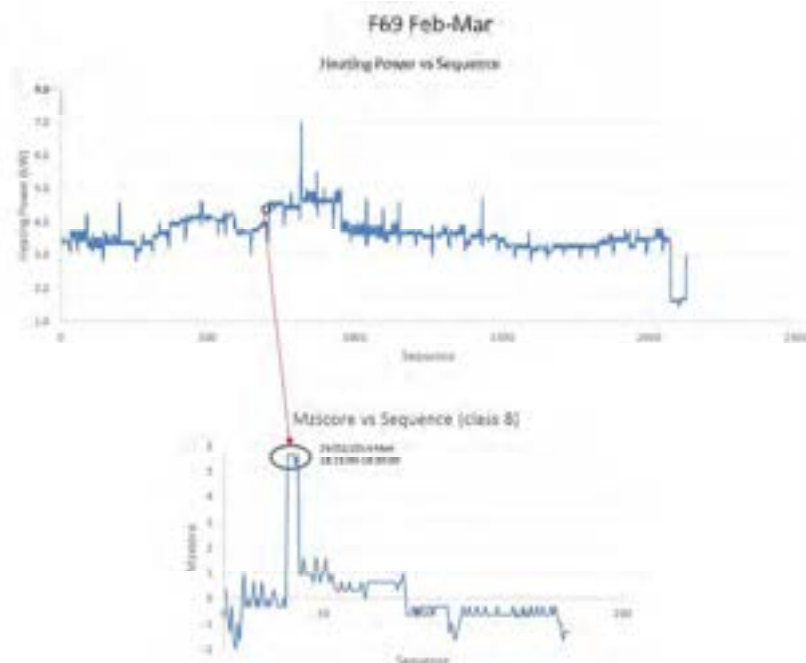


Figura 32: Andamento della potenza termica per riscaldamento nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (edificio F69)

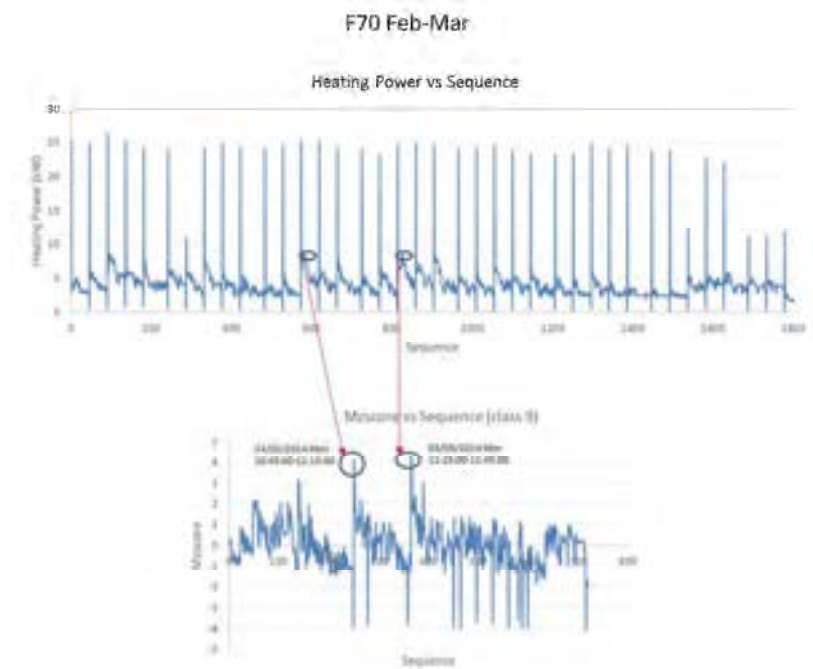


Figura 33: Andamento della potenza termica per riscaldamento nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (edificio F70)

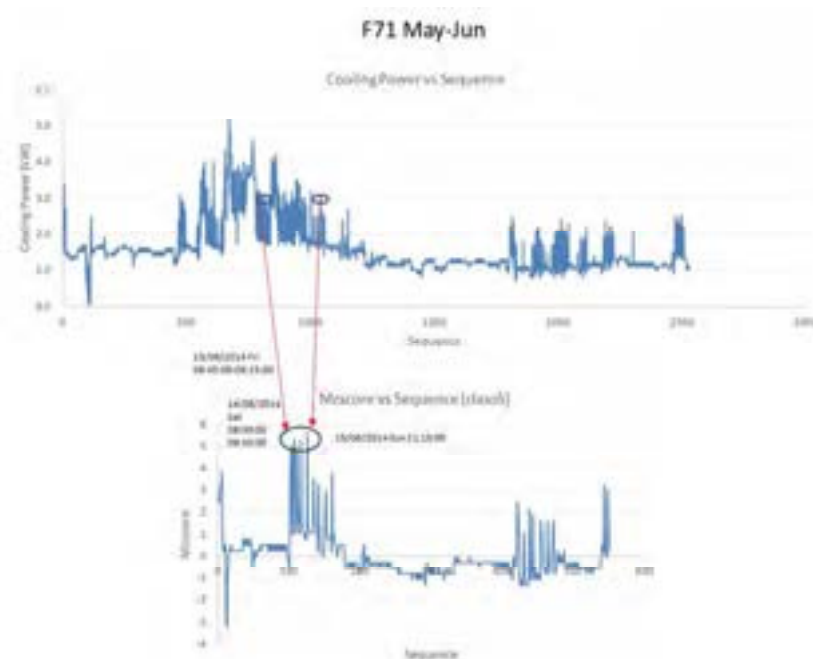


Figura 34: Andamento della potenza termica per raffreddamento nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (edificio F71)

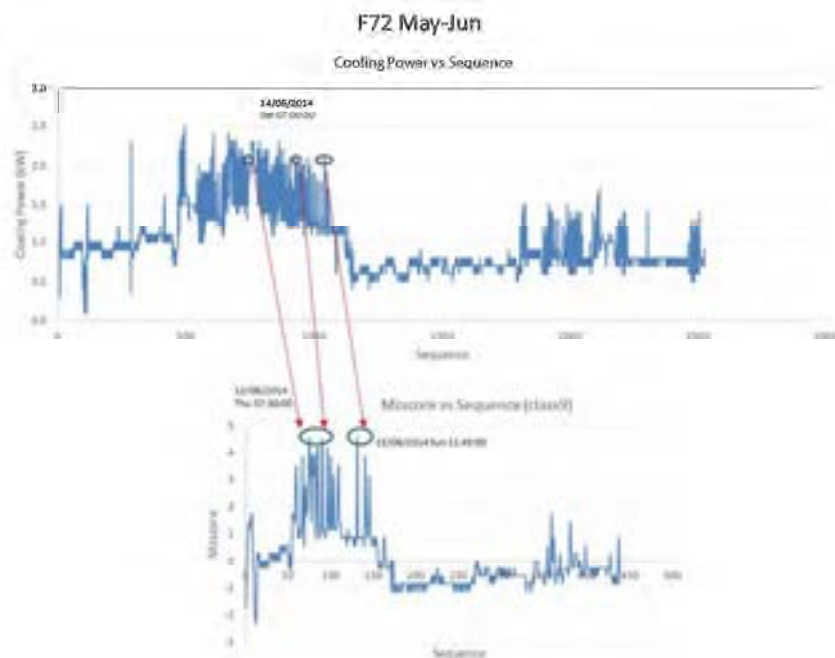


Figura 35: Andamento della potenza termica per raffreddamento nel tempo con dati non classificati e variazione dell'indice Mzscore in un classe di dati (classificazione con metodo CART) con evidenza dei principali outlier individuati con GESD (edificio F72)

Tabella 6: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in riscaldamento (centrale termica)

CT Feb-Mar
Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	Clu Kmeans	DBSCAN
11/02/2014	Tue	08:00:00	11.2	98	19	-41.7	2	cluster_0
13/02/2014	Thu	08:15:00	1.9	96	21	-47.4	2	cluster_0
13/02/2014	Thu	08:30:00	4.3	90	32	-39.8	2	cluster_0
14/02/2014	Fri	08:00:00	-9.3	90	71	-43.2	2	cluster_0
09/03/2014	Sun	11:25:00	8.4	90	790	23.9	2	cluster_0
26/03/2014	Wed	11:50:00	10.6	70	353	31.0	2	cluster_0
26/03/2014	Wed	12:00:00	15.1	77	1000	31.0	2	cluster_0

Tabella 7: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in raffreddamento (centrale termica)

CT May-Jun
Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Cooling Power (kW)	Clu-Kmeans	DBSCAN
09/06/2014	Mon	18:45:00	31.7	50	54	26.3	2	cluster_0
10/06/2014	Tue	18:30:00	28.9	46	85	28.2	2	cluster_0
10/06/2014	Tue	18:45:00	28.7	48	148	21.1	2	cluster_0
11/06/2014	Wed	18:15:00	32.3	41	139	23.3	2	cluster_0
11/06/2014	Wed	18:30:00	32.2	43	130	23.6	2	cluster_0
11/06/2014	Wed	19:15:00	31.4	42	86	24.2	2	cluster_0
11/06/2014	Wed	19:30:00	31.5	42	65	21.7	2	cluster_0
13/06/2014	Fri	18:30:00	27.5	55	142	19.1	2	cluster_0
15/06/2014	Fri	18:45:00	27.6	54	123	23.9	2	cluster_0
25/06/2014	Mon	18:30:00	26.9	48	160	8.8	2	cluster_0
26/06/2014	Tue	18:30:00	26.9	48	160	8.6	2	cluster_0

Tabella 8: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in riscaldamento (edificio F66)

F66 Feb-Mar
Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	clu-Kmeans	DBSCAN
13/02/2014	Thu	08:00:00	19.8	3.8	85	21	6.7	3	cluster_0
13/02/2014	Thu	08:15:00	20.2	3.8	96	21	7	3	cluster_0
13/02/2014	Thu	08:30:00	20.7	4.3	95	32	7.3	3	cluster_0
04/03/2014	Tue	11:45:00	21.4	8.4	81	768	4.4	3	cluster_0
31/03/2014	Mon	08:00:00	0.0	9.3	86	37	0	3	cluster_0
31/03/2014	Mon	08:15:00	0.0	10.1	86	38	0	3	cluster_0
31/03/2014	Mon	08:30:00	0.0	10.8	86	46	0	3	cluster_0
31/03/2014	Mon	08:45:00	0.0	11.3	82	49	0	3	cluster_0
31/03/2014	Mon	09:00:00	0.0	12.3	80	53	0	1	cluster_0
31/03/2014	Mon	09:15:00	0.0	12.8	75	54	0	1	cluster_0
31/03/2014	Mon	09:30:00	0.0	13.8	73	436	0	1	cluster_0

Tabella 9: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in riscaldamento (edificio F68)

F68 Feb-Mar Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	cls-Kmeans	DBSCAN
06/02/2004	Thu	07:45:00	24.5	8.3	87	0	4.8	1	cluster_0
06/02/2004	Thu	08:00:00	24.8	8	87	0	4.7	1	cluster_0
06/02/2004	Thu	08:15:00	24.8	7.9	88	0	4.8	1	cluster_0
06/02/2004	Thu	08:30:00	24.8	7.8	89	0	4.8	1	cluster_0
06/02/2004	Thu	08:45:00	24.7	7.8	88	0	4.8	1	cluster_0
06/02/2004	Thu	07:15:00	25.5	7.4	90	0	4.7	1	cluster_0
13/02/2004	Thu	07:45:00	28.3	3.8	85	18	3.4	1	cluster_0
17/02/2004	Mon	07:45:00	0.0	10	84	33	3.4	2	cluster_0
18/02/2004	Tue	06:30:00	0.0	10.3	80	0	4.5	1	cluster_0
18/02/2004	Tue	07:30:00	0.0	10.5	79	28	4.3	1	cluster_0
18/02/2004	Tue	07:45:00	0.0	9.9	79	33	4.7	2	cluster_0
18/02/2004	Wed	07:45:00	23.7	15.8	85	35	3.7	2	cluster_0
25/02/2004	Tue	07:45:00	20.8	5.7	86	26	4.8	1	cluster_0
26/02/2004	Wed	07:45:00	22.8	6.1	91	74	3.2	2	cluster_0
27/02/2004	Thu	07:45:00	21.7	6.1	97	30	4.7	1	cluster_0
07/03/2004	Fri	06:00:00	23.5	9.4	78	0	4.5	1	cluster_0
13/03/2004	Thu	07:45:00	21.8	7.4	73	44	4.8	2	cluster_0
27/03/2004	Thu	07:30:00	22.3	8.8	86	40	4.5	2	cluster_0
27/03/2004	Thu	07:45:00	23.3	8.9	85	35	4.8	2	cluster_0

Tabella 10: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in riscaldamento (edificio F69)

F69 Feb-Mar Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	cls-Kmeans	DBSCAN
17/02/2004	Mon	08:00:00	0.0	9.9	80	49	3.8	2	cluster_0
18/02/2004	Tue	07:45:00	0.0	9.9	79	33	4.4	1	cluster_0
18/02/2004	Tue	08:00:00	0.0	10	84	42	3.8	2	cluster_0
19/02/2004	Wed	08:00:00	26.8	12.8	85	39	4.0	1	cluster_0
26/02/2004	Wed	07:30:00	23.4	5.8	92	32	5.2	3	cluster_0
26/02/2004	Wed	07:45:00	23.1	6.1	96	74	5.7	2	cluster_0
26/02/2004	Wed	08:00:00	24.8	6.2	90	90	7.0	2	cluster_0
13/03/2004	Thu	07:45:00	24.3	7.4	73	44	4.7	3	cluster_0
14/03/2004	Fri	07:45:00	26.1	9.3	73	88	3.3	2	cluster_0
14/03/2004	Fri	08:00:00	28.0	9.4	73	113	3.2	2	cluster_0
18/03/2004	Tue	06:00:00	27.9	9.1	98	128	3.6	2	cluster_0

Tabella 11: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in raffreddamento (edificio F69)

F69 May-Jun Common outliers Kmeans and DBSCAN									
date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Cooling Power (kW)	clu Kmeans	DBSCAN
13-06-2014	Fri	08:00:00	25.9	21.3	66	246	1.9	2	cluster_0
13-06-2014	Fri	08:15:00	25.9	21.9	66	278	1.9	2	cluster_0
13-06-2014	Fri	08:30:00	25.8	22.6	66	434	1.4	2	cluster_0
13-06-2014	Fri	08:45:00	25.8	22.7	66	429	6.9	2	cluster_0
26-06-2014	Thu	12:00:00	9.0	26.7	47	361	0.1	1	cluster_0
26-06-2014	Thu	12:15:00	9.0	26.8	45	367	0.1	1	cluster_0
26-06-2014	Thu	12:30:00	9.0	27.3	48	377	0.1	1	cluster_0

Tabella 12: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in riscaldamento (edificio F70)

F70 Feb-Mar Common outliers Kmeans and DBSCAN									
date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	clu Kmeans	DBSCAN
07-02-2014	Fri	06:45:00	0.0	5.1	81	0	14.2	1	cluster_0
17-02-2014	Mon	06:45:00	0.0	9.8	84	0	14.2	1	cluster_0
17-02-2014	Mon	07:45:00	0.0	10	84	33	7.3	1	cluster_0
18-02-2014	Tue	06:45:00	0.0	10.1	81	0	14.85	1	cluster_0
18-02-2014	Tue	07:45:00	0.0	9.9	79	39	4.9	1	cluster_0
19-02-2014	Wed	06:45:00	20.8	13.8	83	0	14.3	1	cluster_0
19-02-2014	Wed	07:45:00	21.3	15.6	67	25	3.1	3	cluster_0
14-03-2014	Fri	07:45:00	23.2	9.3	73	86	3.7	1	cluster_0
15-03-2014	Tue	07:30:00	20.8	9	90	107	3.3	1	cluster_0
15-03-2014	Tue	07:45:00	20.9	9	98	132	3.7	1	cluster_0
20-03-2014	Thu	06:45:00	21.4	6.2	97	31	15.8	1	cluster_0
21-03-2014	Fri	06:45:00	21.4	9.8	91	37	19.8	1	cluster_0
24-03-2014	Mon	06:45:00	18.8	8.7	82	12	12.1	1	cluster_0
24-03-2014	Mon	07:30:00	19.6	8.2	86	180	4.4	1	cluster_0
25-03-2014	Tue	06:45:00	13.7	3.3	90	42	22.8	1	cluster_0
25-03-2014	Tue	07:15:00	14.5	3.8	91	93	3.2	1	cluster_0
25-03-2014	Tue	07:30:00	18.5	-1.1	90	154	4.8	1	cluster_0
25-03-2014	Tue	07:45:00	18.7	4.8	90	148	7.7	1	cluster_0
31-03-2014	Mon	06:45:00	0.0	9.7	84	0	11.9	1	cluster_0

Tabella 13: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in raffreddamento (edificio F70)

F70 May-Jun Common outliers Kmeans and DBSCAN									
date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Cooling Power (kW)	clu Kmeans	DBSCAN
03-06-2014	Thu	06:45:00	21.2	14.2	83	72	4.6	2	cluster_0
06-06-2014	Fri	06:45:00	20.2	14.9	96	33	4.3	2	cluster_0
12-06-2014	Thu	06:45:00	24.3	21.1	83	44	7.7	2	cluster_0
16-06-2014	Mon	06:45:00	22.6	17.6	94	28	9.7	2	cluster_0
23-06-2014	Wed	06:45:00	23.7	20.8	94	36	6.8	2	cluster_0
27-06-2014	Fri	06:45:00	22.3	17.3	79	46	6.7	2	cluster_0

Tabella 14: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in riscaldamento (edificio F71)

F71 Feb-Mar
Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	clu.Kmeans	DBSCAN
01/02/2014	Fri	08:00:00	0.0	5.6	92	18	7.8	2	cluster_0
07/02/2014	Fri	08:15:00	0.0	5.9	92	21	3.4	2	cluster_0
07/02/2014	Fri	18:00:00	0.0	4.8	88	109	1.1	2	cluster_0
13/02/2014	Thu	08:15:00	14.3	3.8	86	25	7.2	2	cluster_0
13/02/2014	Thu	08:45:00	14.6	4.1	88	43	4.7	2	cluster_0
13/02/2014	Thu	10:15:00	14.6	9.2	87	441	8.8	2	cluster_0
13/02/2014	Thu	10:30:00	14.6	9.8	87	424	6.8	2	cluster_0
18/02/2014	Wed	12:00:00	14.5	13.1	75	1889	2.4	1	cluster_0

Tabella 15: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in raffreddamento (edificio F71)

F71 May-Jun
Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Cooling Power (kW)	clu.Kmeans	DBSCAN
14/06/2014	Sat	10:45:00	24.2	25.3	67	287	3.3	3	cluster_0
14/06/2014	Sat	12:00:00	24.2	27.3	64	488	3.3	3	cluster_0
14/06/2014	Sat	13:15:00	24.7	27.4	74	62	3.3	3	cluster_0
14/06/2014	Sat	14:00:00	23.8	22.3	87	992	2.2	3	cluster_0
14/06/2014	Sat	14:15:00	25.2	22.3	88	956	3.4	3	cluster_0

Tabella 16: Outlier individuati con il metodo DSCAN e comuni con il metodo K-Means (GESD) per la potenza termica in raffreddamento (edificio F72)

F72 Feb-Mar
Common outliers Kmeans and DBSCAN

date	day	timestamp	Indoor Temperature (°C)	Outdoor Temperature (°C)	Outdoor Humidity (%)	Solar radiation (w/m2)	Heating Power (kW)	clu.Kmeans	DBSCAN
19/02/2014	Wed	07:15:00	21.4	13.6	67	33	2.8	3	cluster_0
24/02/2014	Wed	07:45:00	19.3	6.1	61	74	2.7	3	cluster_0
14/03/2014	Fri	07:30:00	27.8	9.2	72	74	2.7	3	cluster_0
14/03/2014	Fri	07:45:00	27.4	9.3	73	86	2.8	3	cluster_0
18/03/2014	Tue	07:15:00	26.1	8.9	68	58	2.3	3	cluster_0
18/03/2014	Tue	07:30:00	26.4	9	68	107	3.6	3	cluster_0
18/03/2014	Tue	07:45:00	24.9	9	68	102	2.7	3	cluster_0
19/03/2014	Wed	07:15:00	23.2	10.3	64	56	2.3	3	cluster_0
19/03/2014	Wed	07:30:00	24.0	11	64	65	2.7	3	cluster_0
19/03/2014	Wed	07:45:00	23.2	11.2	63	88	2.6	3	cluster_0
20/03/2014	Thu	07:30:00	27.6	9.9	68	67	2.7	3	cluster_0
20/03/2014	Thu	07:45:00	24.9	10.6	68	77	2.7	3	cluster_0
21/03/2014	Fri	07:45:00	22.5	10.8	66	74	2.7	3	cluster_0
24/03/2014	Mon	07:30:00	21.9	9.2	68	100	2.6	3	cluster_0
25/03/2014	Tue	06:45:00	20.0	3.8	60	42	2.9	3	cluster_0
27/03/2014	Tue	07:00:00	26.8	3.7	60	56	2.9	3	cluster_0
28/03/2014	Tue	07:15:00	26.8	3.8	61	63	2.7	3	cluster_0
28/03/2014	Tue	07:30:00	27.6	4.1	60	114	2.3	3	cluster_0
28/03/2014	Tue	07:45:00	22.8	4.8	60	146	2.7	3	cluster_0
28/03/2014	Wed	07:45:00	21.7	7	62	82	2.8	3	cluster_0

Verifica e applicazione di tecniche di “neural ensembling” per analisi di fault detection

La ricerca relativa a questa attività ha previsto l'applicazione di tecniche di “neural ensembling” e di modelli statistici per l'individuazione automatica di valori anomali di consumo termico degli edifici e la conseguente attivazione del processo diagnostico. In particolare l'analisi diagnostica avanzata è finalizzata al risparmio energetico del distretto di edifici del Centro Ricerche ENEA Casaccia.

E' stata adoperata una tecnica di ensembling di reti neurali artificiali (RNA) ai fini della fault detection. Per poter fornire ai modelli neurali una base di conoscenza adeguata è stato utilizzato un set di dati opportunamente elaborati provenienti dall'attività di monitoraggio svolta sugli edifici di interesse.

L'analisi è stata condotta sulla potenza termica di riscaldamento (periodo Febbraio – Marzo 2014) e raffreddamento (periodo Giugno – Luglio 2014) tramite tecniche di “neural ensembling” del tipo Basic Ensemble Method (BEM) per la rilevazione di comportamenti energetici anomali (fault detection).

I dataset analizzati contengono informazioni concernenti:

- Potenza ed energia termica per riscaldamento e raffreddamento su base oraria/quindici minuti;
- numero di presenze di edificio su base oraria/quindici minuti;
- radiazione solare globale su base oraria/quindici minuti;
- temperatura interna;
- temperatura esterna;
- umidità relativa (solo nel caso del raffreddamento)
- ora e giorno della settimana.

Basic Ensemble Method di RNA per analisi di fault detection

Di seguito si presenta lo sviluppo di modelli basati su reti neurali, finalizzato all'individuazione della tipologia di modelli in grado di rappresentare con l'errore più basso possibile il comportamento energetico degli edifici. Le RNA sono utilizzate in questo caso come stimatori per la modellazione della potenza termica degli edifici sulla base delle forzanti climatiche e di occupazione.

I modelli neurali sono costruiti utilizzando solo una parte dei dati disponibili e vengono applicati alla parte rimanente dei dataset non utilizzata per la calibrazione o training. In particolare, il training delle RNA è eseguito su dataset privi di fault in modo da condurre in seguito un'analisi di fault detection nei periodi di testing basata sul valore dei residui tra valore di potenza stimata dall'ensembling di RNA e valore di potenza reale.

Le variabili di input dell'ensembling neurale (id del giorno della settimana, id dell'ora del giorno, temperatura interna dell'edificio, temperatura esterna, radiazione solare e, nel caso del raffreddamento, umidità relativa esterna), tutte misurate al quarto d'ora, determinano la variabile dipendente di output, ossia il valore di potenza termica al quarto d'ora adoperata per il riscaldamento/raffrescamento di ogni edificio del cluster. Un fault coincide con la presenza di un picco nella serie temporale dei residui, la cui severità è quantificata da due indici: peakfunction S e modified z score, precedentemente descritti. L'utilizzo dei residui permette di effettuare un'analisi multivariata: un valore di consumo viene considerato anomalo non necessariamente perché elevato ma in relazione alle condizioni in cui l'edificio opera in quell'istante.

La tipologia di Rete Neurale utilizzata è feed-forward ad uno strato nascosto, con un numero di input e output pari al numero delle variabili considerate di volta in volta in ingresso e in uscita e 15 neuroni interni. Le simulazioni sono eseguite in ambiente MATLAB (R2012b) sfruttando le function messe a disposizione dal Neural Networks Toolbox. Le funzioni di attivazione per il livello nascosto e per il livello di uscita sono quelle di default, tangente iperbolica (tansig) e lineare (purelin) rispettivamente.

Per ogni prova effettuata sono stati eseguiti 10 run (training e testing) con le RNA appena descritte. Gli output delle 10 RNA sono stati mediati per ottenere l'output complessivo del modello secondo uno schema Basic Ensemble Method (BEM) che effettua una media aritmetica degli output delle singole RNA. Quindi si ha che:

$$Y = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} y_i$$

dove Y è l'output dell'Ensemble, mentre y_i sono gli output delle RNA.

I criteri adoperati per valutare le prestazioni dei modelli sono l'errore medio assoluto (MAE , mean absolute error) e l'errore massimo assoluto (MAX , maximum absolute error). In formule:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

$$MAX = \max \{|y_i - \hat{y}_i|\}_{i=1}^N$$

dove:

- y_i : consumo reale allo step temporale i ;
- $\hat{y}_i$: consumo stimato allo step temporale i ;
- $|y_i - \hat{y}_i|$: valore assoluto della differenza tra consumo reale e consumo stimato allo step temporale i (errore di stima assoluto);
- N : numero dei campioni di consumo.

Si sottolinea che la dinamica dell'edificio (il consumo stesso) non viene considerata tra i dati utilizzati in input: ciò permette di valutare l'influenza degli aspetti connessi ai fattori climatici sull'andamento dei consumi termici, rispondendo alle finalità di diagnostica avanzata per cui viene adoperato questo tipo di modellazione. Purtroppo non è stato possibile tenere conto degli aspetti connessi all'utenza poiché, come già evidenziato nell'Attività 1, i dati di presenza di tutti gli edifici sono risultati non attendibili.

Al termine della fase di modellazione, si procede al calcolo dei residui tra valore di consumo stimato dal BEM e valore di consumo reale. Un fault coincide con la presenza di un picco nella serie temporale dei residui, la cui severità è quantificata da indici calcolati a partire dalla procedura GESD e dalla procedura Peak Detection Method, già incontrate nella precedente sezione.

Risultati dell'analisi di fault detection per il cluster o distretto di edifici con tecniche di neural ensembling

Così come già illustrato nell'analisi di fault detection sul distretto di edifici basata su tecniche di data mining, anche nel caso della fault detection basata su tecniche di "neural ensembling" la maggior parte degli outlier individuati nel consumo termico delle 8 palazzine si verifica nelle prime ore del mattino. L'analisi di fault detection è stata portata avanti applicando i metodi PeakDetection e GESD alle seguenti serie dati relative a ogni edificio:

- Residui di potenza termica per il riscaldamento calcolati tramite l'applicazione del BEM neurale;
- Residui di potenza termica per il raffreddamento calcolati tramite l'applicazione del BEM neurale
- Potenza termica per riscaldamento e raffreddamento

Gli outlier individuati assumono diversi significati a seconda del criterio applicato. Gli outlier relativi alla serie dei residui sono, infatti, valori anomali di consumo sulla base delle condizioni meteorologiche, dell'ora e del tipo di giorno; quelli individuati a partire dai soli dati di consumo, invece, tengono conto solo di brusche variazioni che si registrano nei valori di consumo stesso. Il confronto dei risultati così ottenuti e l'utilizzo degli indicatori adimensionali discussi nelle precedenti sezioni hanno permesso di quantificare la severità e la significatività degli outlier individuati.

Per l'analisi di fault detection del distretto di edifici si fa riferimento a dati misurati ogni quindici minuti per un periodo di circa due mesi (Febbraio – Marzo 2014 per la stagione invernale e Giugno – Luglio 2014 per la

stagione estiva). Nel caso in esame l'analisi dei residui ha permesso di individuare valori di consumo effettivamente anomali, ma anche le conseguenze di cambiamenti di gestione e l'errata acquisizione dei valori di potenza termica. Tra le tipologie di fault individuati con questa metodologia, quella più significativa fa riferimento a valori di potenza termica elevata per il riscaldamento o raffreddamento anche in giornate in cui il contributo della temperatura esterna, più alta o più bassa rispettivamente, permetterebbe di impiegare una potenza termica notevolmente minore.

Di seguito si presenta qualche esempio interessante di outlier rilevati per i diversi edifici del cluster.

Edificio F66.

Figura 36 e Figura 37 illustrano gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F66 a Febbraio e Marzo 2014. I fault di consumo individuati con l'analisi dei residui sono principalmente collocati nella fascia mattutina e serale, e sono riconducibili ad un leggero abbassamento dei consumi termici nella seconda metà di Marzo 2014 rispetto al mese precedente: in Figura 36 si osserva che il consumo reale dell'edificio è leggermente inferiore rispetto a quello stimato dal BEM neurale. Il valore molto elevato dei residui negli ultimi 2 giorni di Marzo è dovuto ad un errore di acquisizione della potenza termica, che risulta essere pari a zero ma che, per quanto appreso dai modelli, dovrebbe invece essere molto più alta.

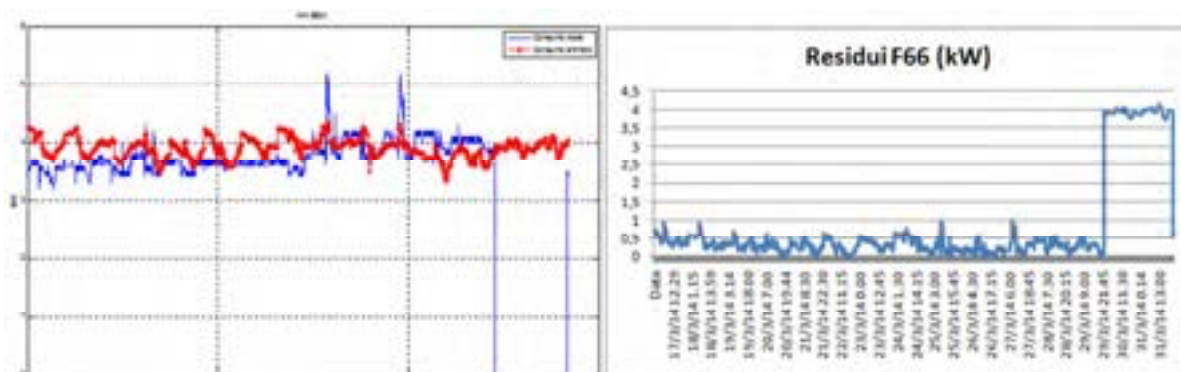


Figura 36: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento e residui dell'edificio F66. Marzo 2014.

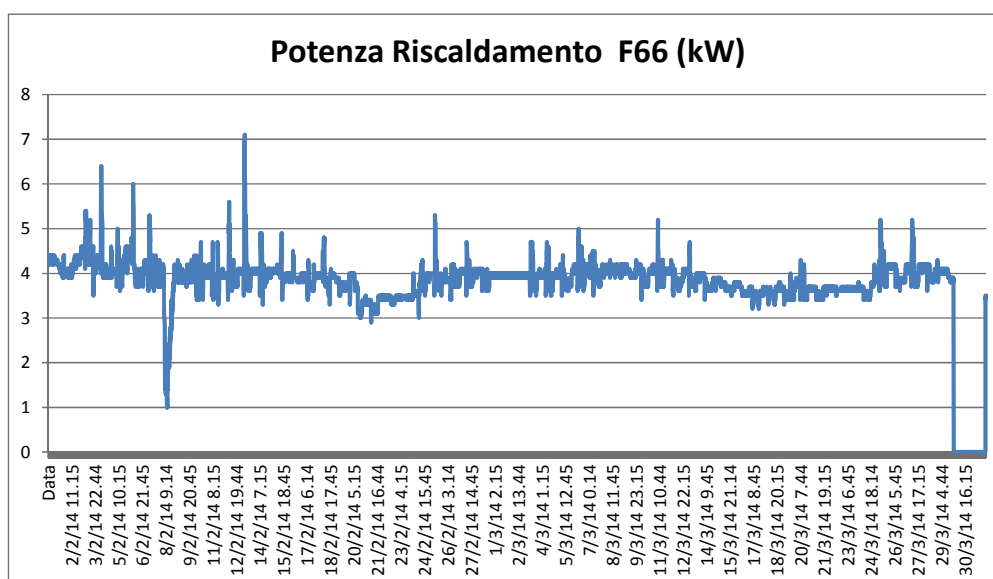


Figura 37: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F66. Febbraio- Marzo 2014.

In Figura 38, Figura 39 e Figura 40 sono illustrati gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il raffrescamento dell'edificio F66 a Giugno e Luglio 2014. E' facilmente osservabile nel mese di Luglio un andamento della potenza termica più regolare e virtuoso, con alternanze di accensioni diurne e spegnimenti notturni. I valori elevati dei residui calcolati nella seconda metà di Luglio corrispondono e confermano questa differenza di gestione.

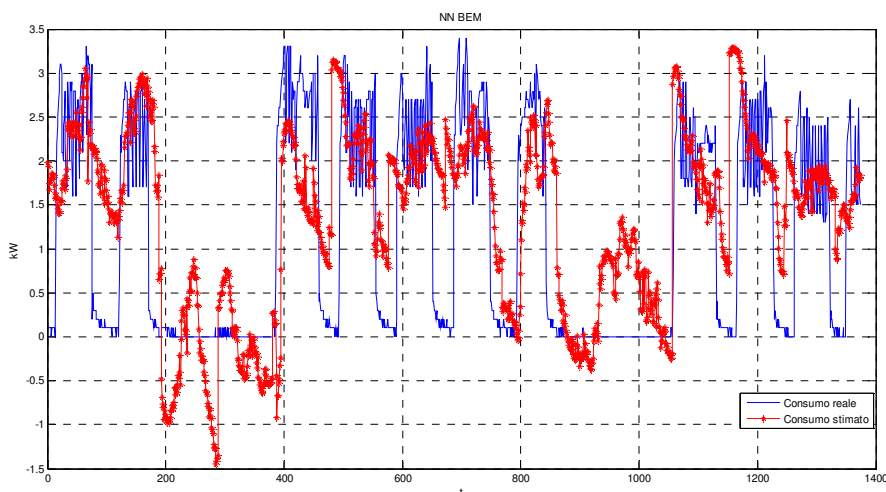


Figura 38: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell'edificio F66. Giugno - Luglio 2014.

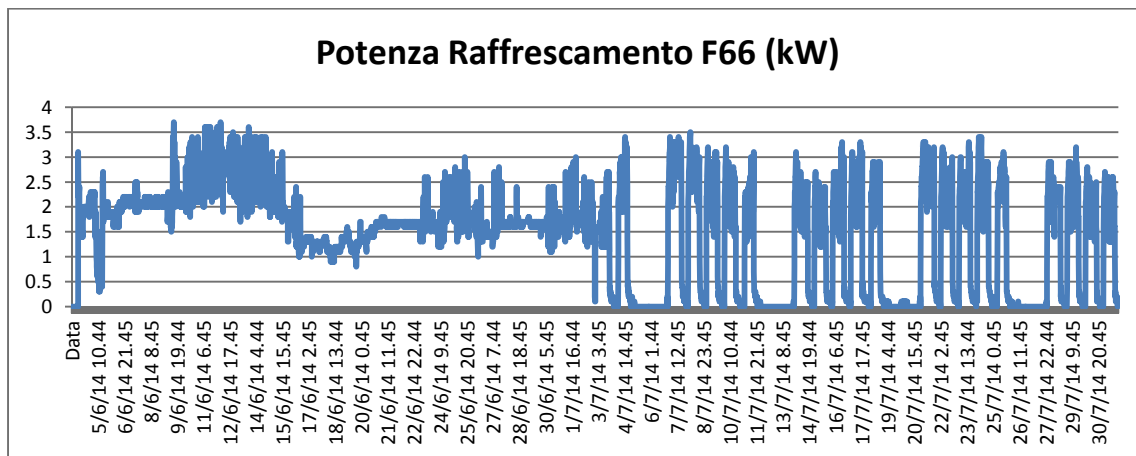


Figura 39: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell'edificio F66. Giugno- Luglio 2014.

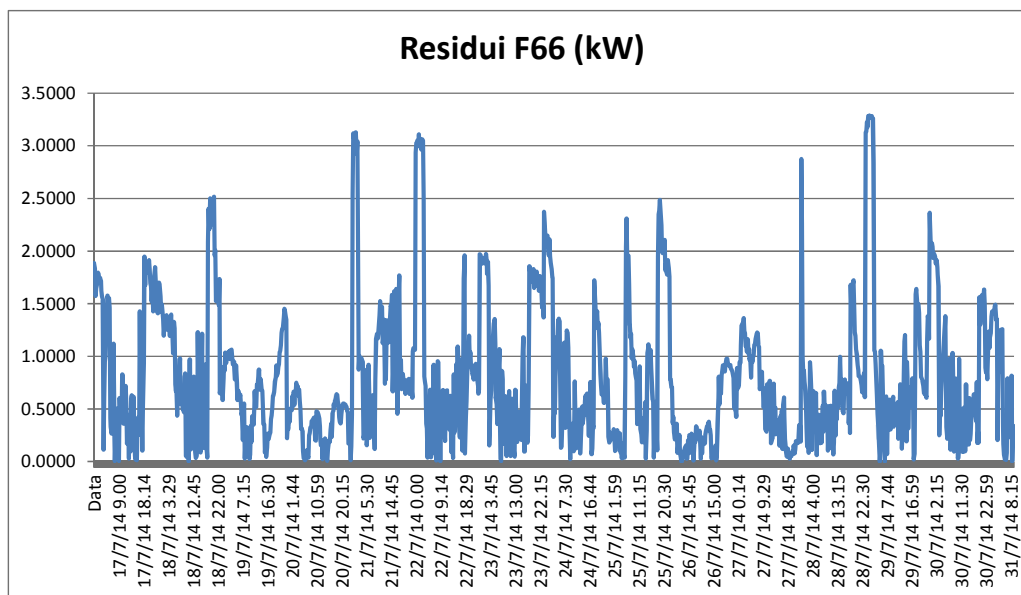


Figura 40: Residui relativi alla potenza termica per il raffreddamento dell'edificio F66. Luglio 2014.

Edificio F67.

In Figura 41, Figura 42 e Figura 43 possiamo osservare gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F67 a Febbraio e Marzo 2014. In particolare, il fault evidenziato nei residui corrisponde ad un consumo eccessivo (4,7 kW) nelle ore notturne del 22 Marzo: come evidente da Figura 42, l'impianto di riscaldamento rimane infatti acceso anche di notte.

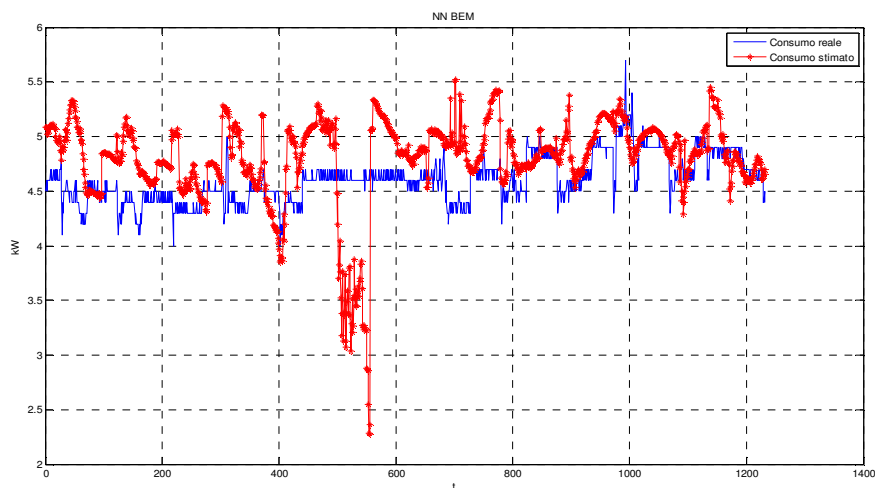


Figura 41: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell'edificio F67. Febbraio- Marzo 2014.

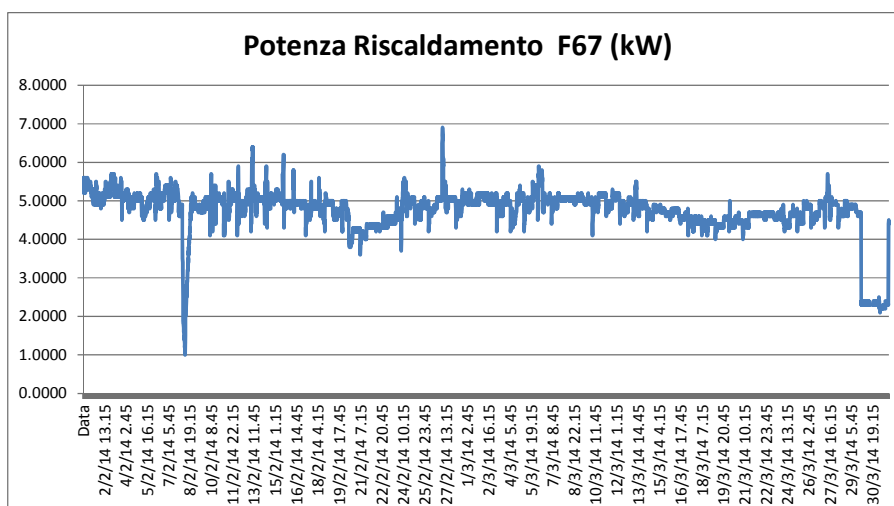


Figura 42: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F67. Febbraio- Marzo 2014.

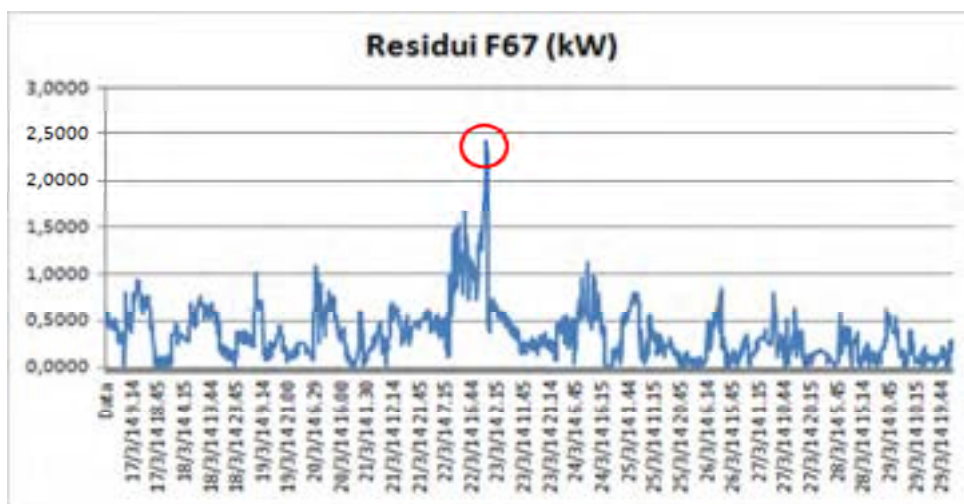


Figura 43: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell'edificio F67. Marzo 2014.

Figura 44, Figura 45 e Figura 46 mostrano gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F67 a Giugno e Luglio 2014. Il valore anomalo di consumo (2,7 kW) misurato alle 8:45 di sabato 26 Luglio corrisponde ad un errore del sistema di acquisizione ed è individuato dal metodo Peak Detection sia quando applicato ai residui sia quando applicato ai valori di potenza termica: questo perché si tratta di un valore di consumo elevato ed isolato ma anche "anomalo" se rapportato al tipo di giorno (sabato).

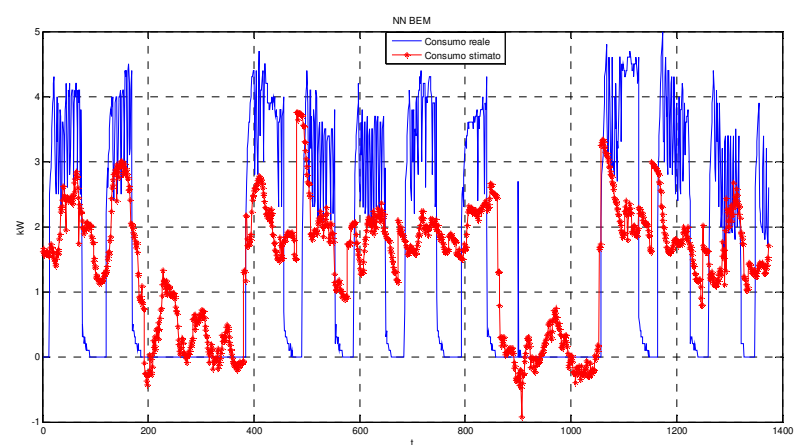


Figura 44: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell’edificio F67. Luglio 2014.

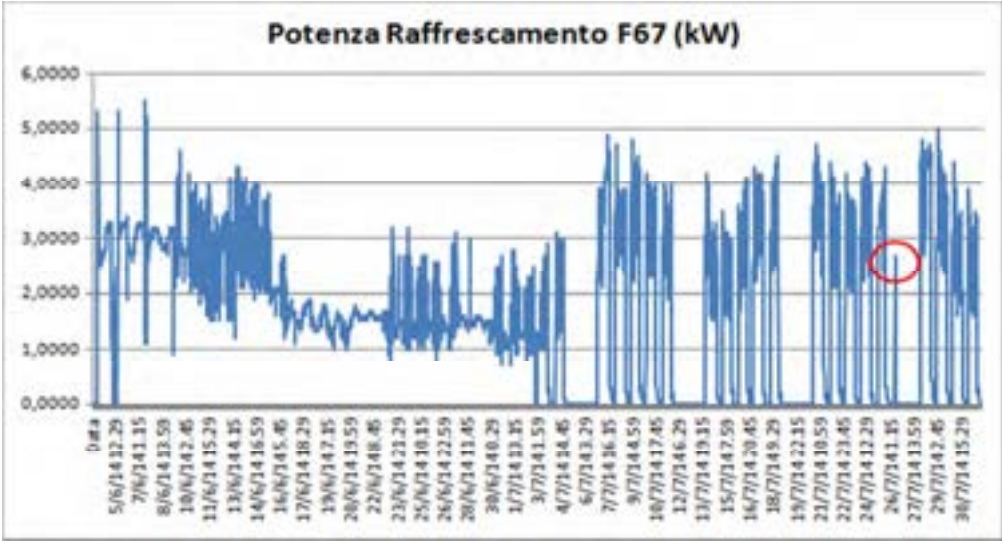


Figura 45: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell’edificio F67. Giugno- Luglio 2014.

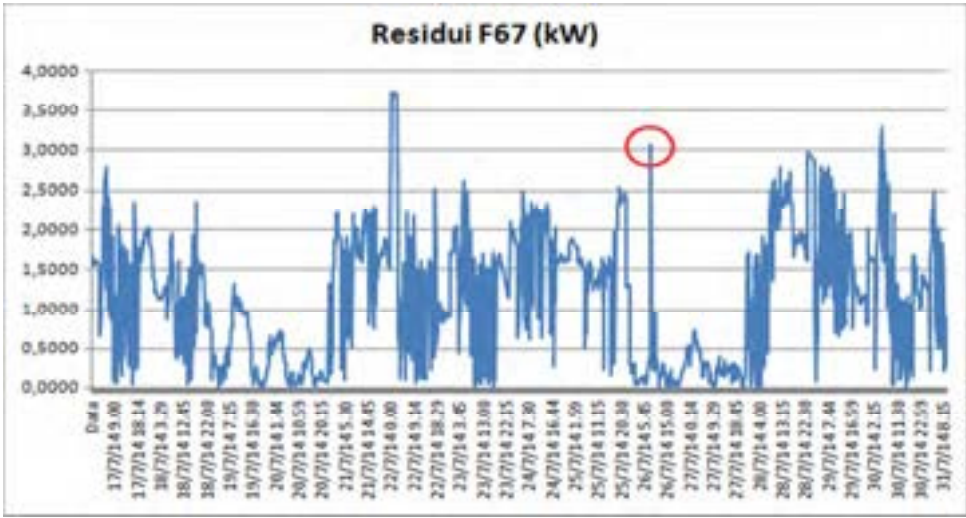


Figura 46: Residui relativi alla potenza termica per il raffrescamento dell’edificio F67. Luglio 2014.

Edificio F68.

Figura 26, Figura 27 e Figura 49 mostrano gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F68 a Febbraio e Marzo 2014. Anche in questo caso, il valore elevato dei residui nelle giornate del 30 e 31 Marzo è dovuto ad un errore di acquisizione della potenza termica, che risulta essere pari a zero ma che, per quanto appreso dai modelli, dovrebbe invece essere più alta.

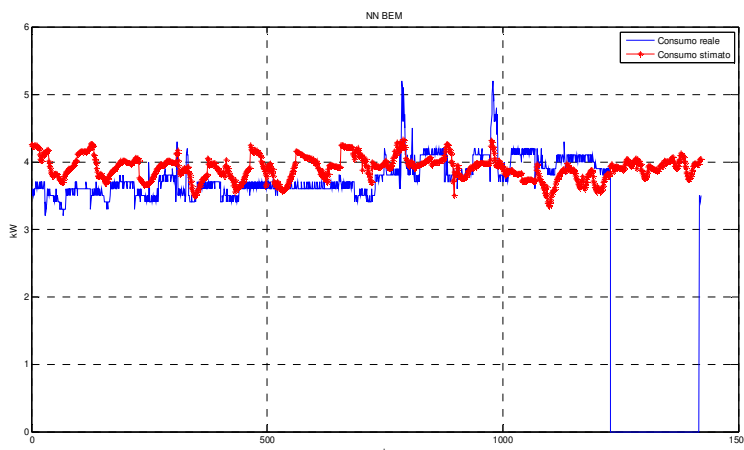


Figura 47: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell'edificio F68. Marzo 2014.

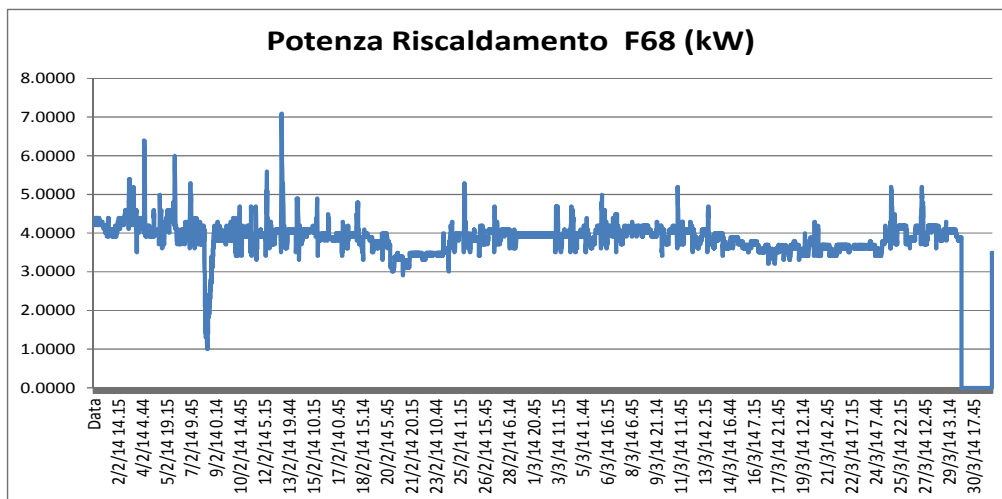


Figura 48: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F68. Febbraio - Marzo 2014.

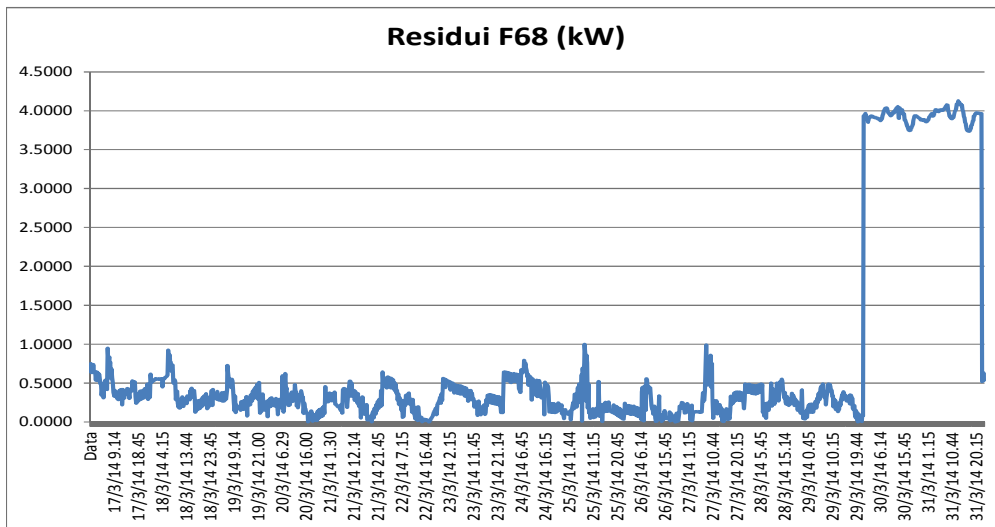


Figura 49: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell'edificio F68. Marzo 2014.

In Figura 50, Figura 51 e Figura 52 vengono descritti gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il raffreddamento dell'edificio F68 a Giugno e Luglio 2014. Un esempio di fault effettivo individuato grazie all'analisi dei residui è illustrato in Figura 52. In questo caso infatti, nella giornata del 21 Luglio, ad una temperatura esterna più bassa di circa 5 °C rispetto alla media del periodo (temperatura media di 22.9 °C nella giornata del 21/07), non corrisponde un abbassamento della potenza termica impiegata per il raffreddamento (alle 14.45 del 21/07 si impiega una potenza termica di 2.8 kW, pari a quella utilizzata nelle giornate più calde).

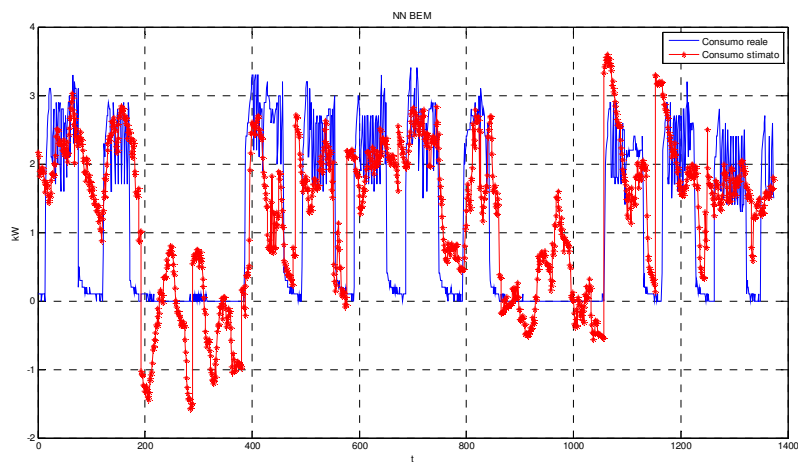


Figura 50: Potenza termica reale e stimata per il raffreddamento dell'edificio F68. Luglio 2014.

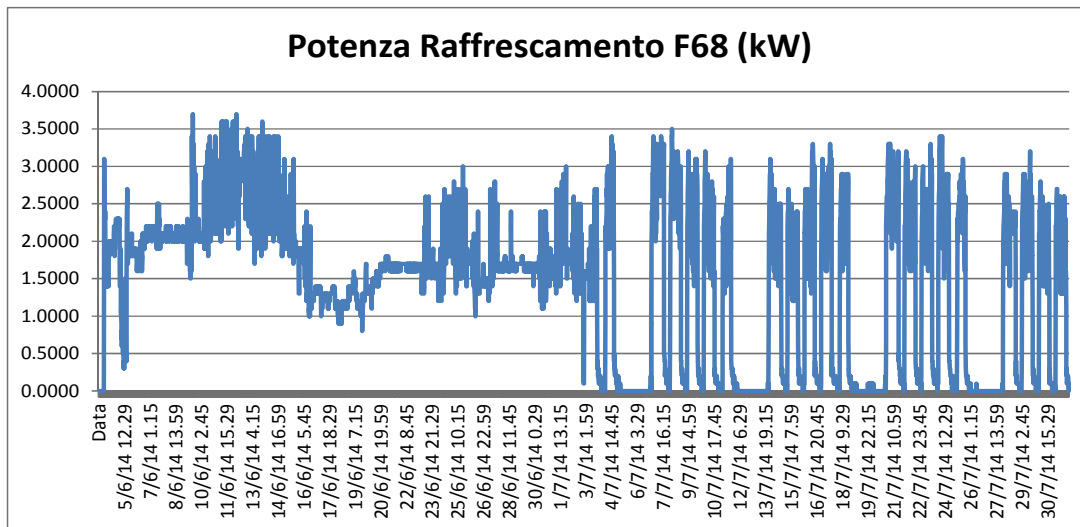


Figura 51: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell'edificio F68. Giugno- Luglio 2014

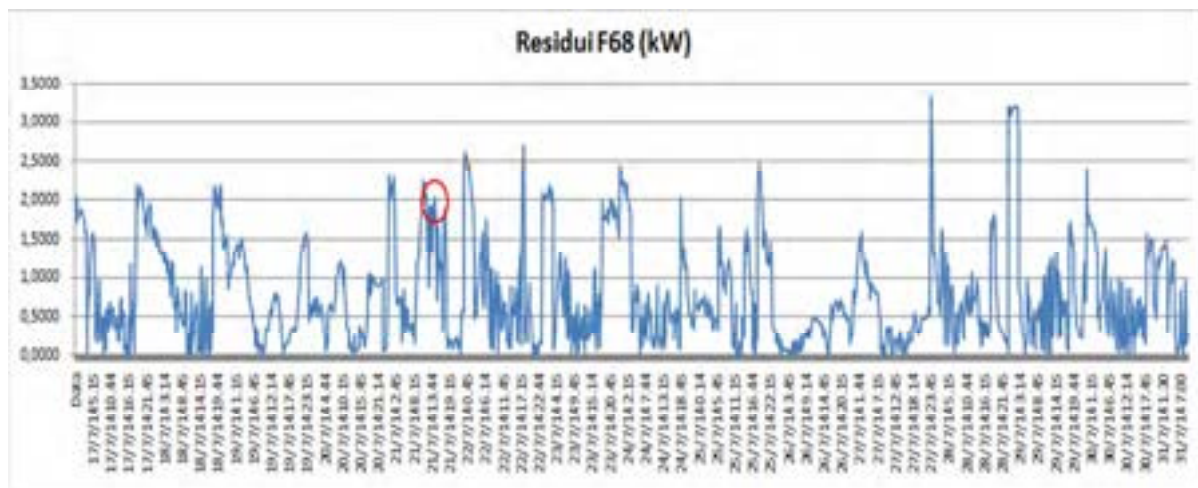


Figura 52: Residui relativi alla potenza termica per il raffrescamento dell'edificio F68. Luglio 2014.

Edificio F69.

In Figura 28, **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** sono rappresentati gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F69 a Febbraio e Marzo 2014. Attraverso l'applicazione del metodo Peak Detection ai valori di potenza termica è possibile individuare consumi eccessivi anomali come quello del 3 Febbraio alle 20:15 (5,2 kW) o quello del 17 Febbraio alle 14:00 (5,3 kW), come evidenziato in **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** Per quanto riguarda i residui (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**), gli indici S function e mzsore permettono di individuare fault significativi come quello dell'8 Febbraio alle 11:30 quando si verifica un consumo troppo basso (0,6 kW) rispetto alla temperatura esterna di 12,8 °C, quello del 17 Febbraio alle 14:00 (in comune con l'analisi di fault detection sui valori di consumo) in cui si verifica un consumo alto (5,3 kW) con 19 °C esterni e quelli della giornata del 18 Febbraio caratterizzata da una temperatura esterna più alta ma da un consumo che si aggira sui 4 kW.

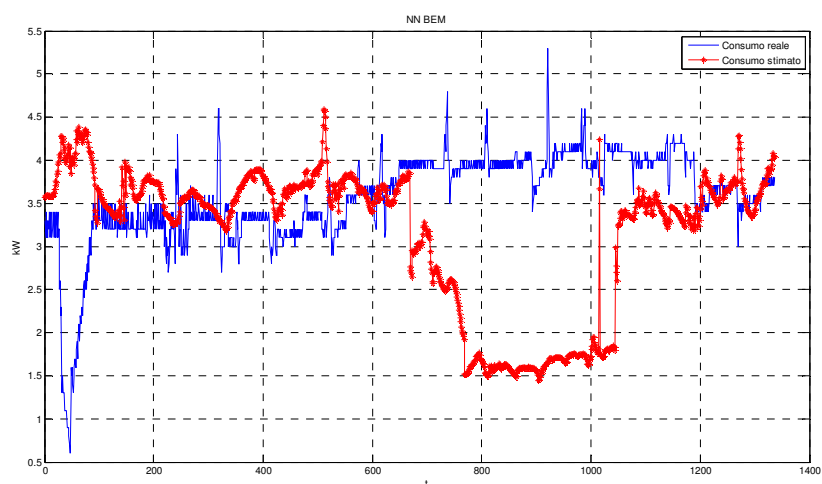


Figura 53: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell'edificio F69. Marzo 2014.

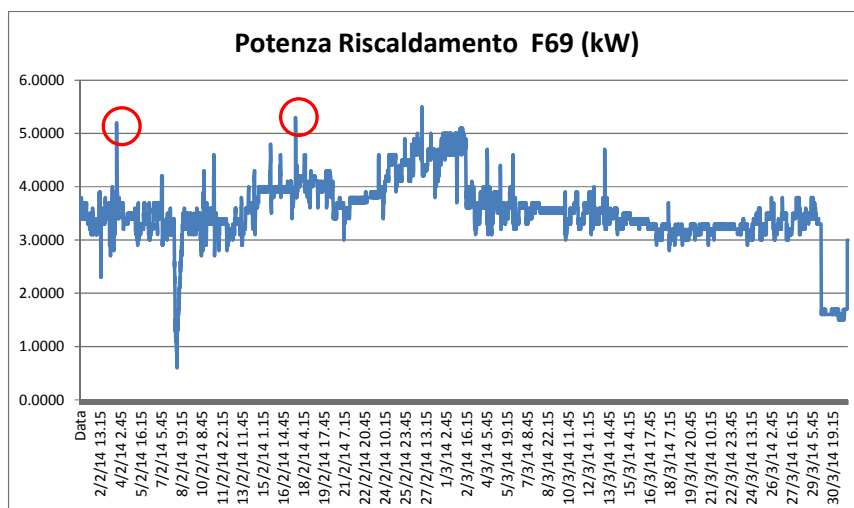


Figura 54: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F69. Febbraio - Marzo 2014.

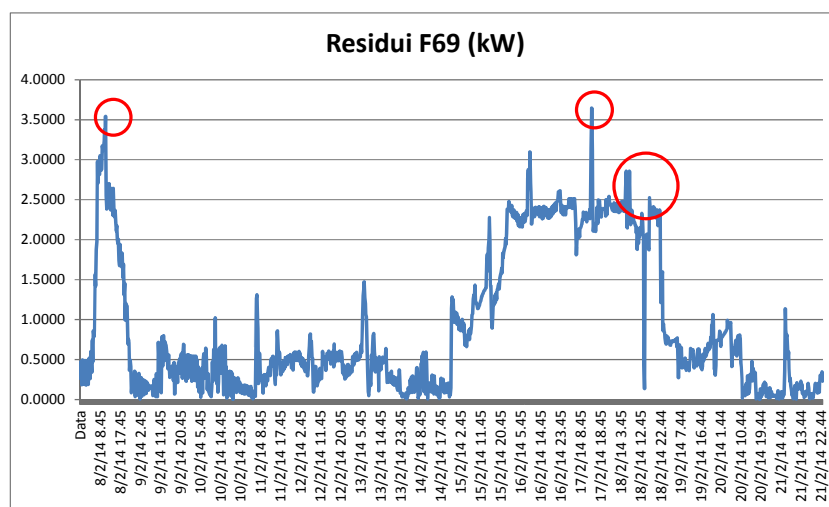


Figura 55: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell'edificio F69. Marzo 2014.

Errore. L'origine riferimento non è stata trovata., Errore. L'origine riferimento non è stata trovata. e Errore. L'origine riferimento non è stata trovata. mostrano gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il raffrescamento dell'edificio F69 a Giugno e Luglio 2014. Nella giornata del 16 Giugno alle 13:00 l'analisi di fault detection sui valori di potenza termica evidenzia un consumo elevato di 4,6 kW (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**). Questo stesso fault risulta anche dall'analisi applicata ai residui dato che il valore elevato di consumo corrisponde a soli 14,4 °C esterni. Quest'ultima analisi permette di individuare anche altri consumi anomali significativi come quelli relativi al 30 Luglio in cui nonostante una temperatura esterna più bassa si ha un consumo piuttosto alto (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**).

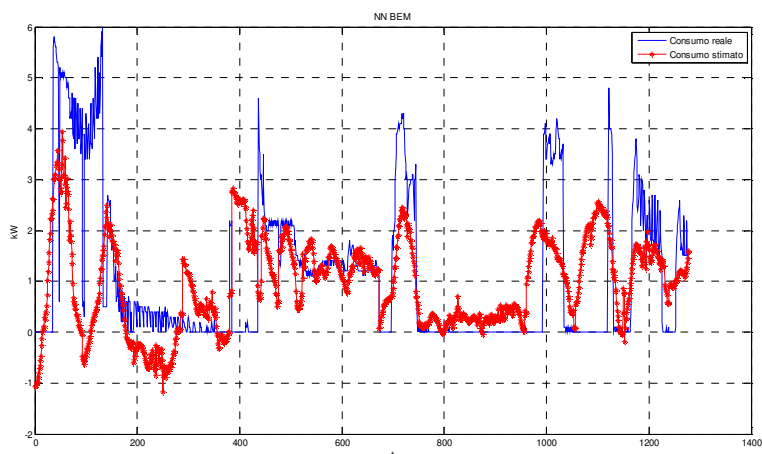


Figura 56: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell'edificio F69. Luglio 2014.

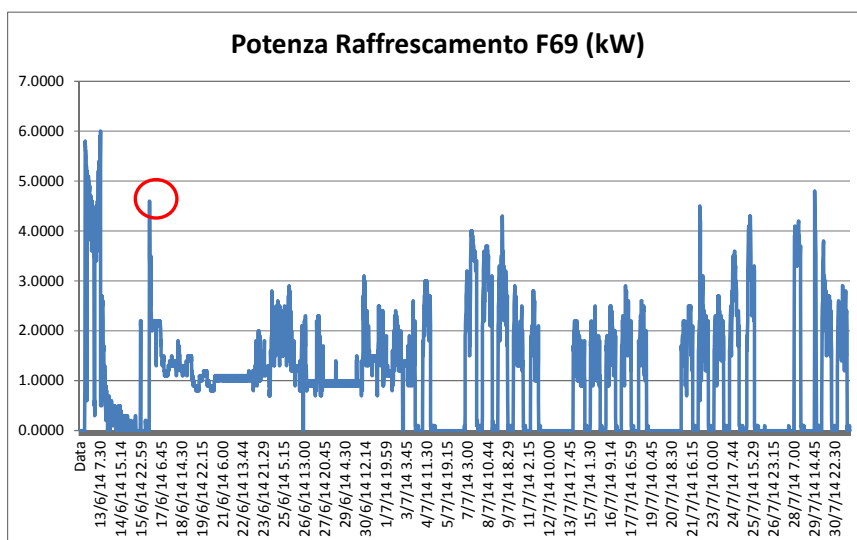


Figura 57: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell'edificio F69. Giugno- Luglio 2014

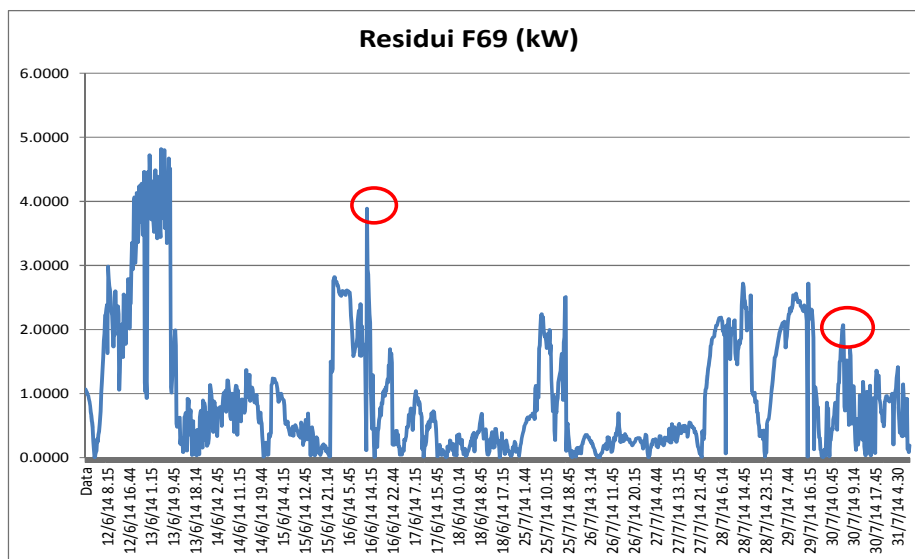


Figura 58: Residui relativi alla potenza termica per il raffreddamento dell'edificio F69. Luglio 2014

Edificio F70.

In **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**, **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** sono mostrati gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F70 a Febbraio e Marzo 2014. Nelle prime ore del mattino, al momento dell'accensione dell'impianto, si verifica un innalzamento di potenza termica pari a 5 volte circa quella utilizzata durante il giorno. Tali picchi anomali di potenza vengono facilmente individuati sia dall'analisi di fault detection sui dati di consumo che sui residui. Analizzando i residui (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**) è possibile anche identificare fault di potenza termica come quelli relativi a giorno 18 Febbraio in cui, in corrispondenza della temperatura esterna piuttosto alta rispetto alla media del periodo, non si ha un abbassamento del consumo.

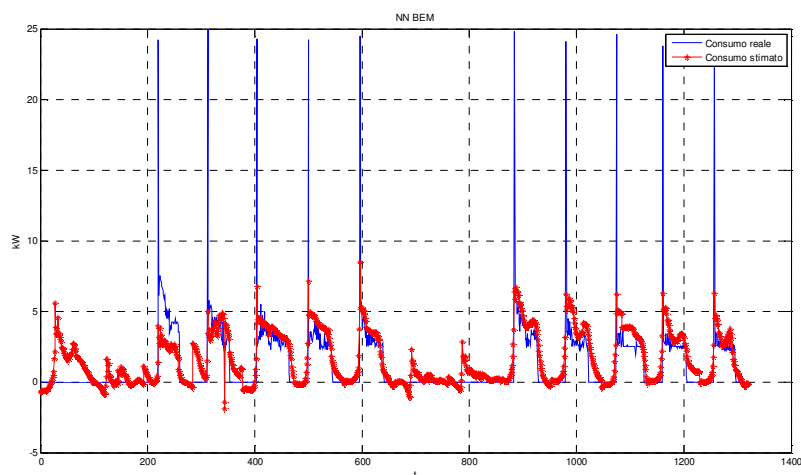


Figura 59: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell'edificio F70. Marzo 2014.

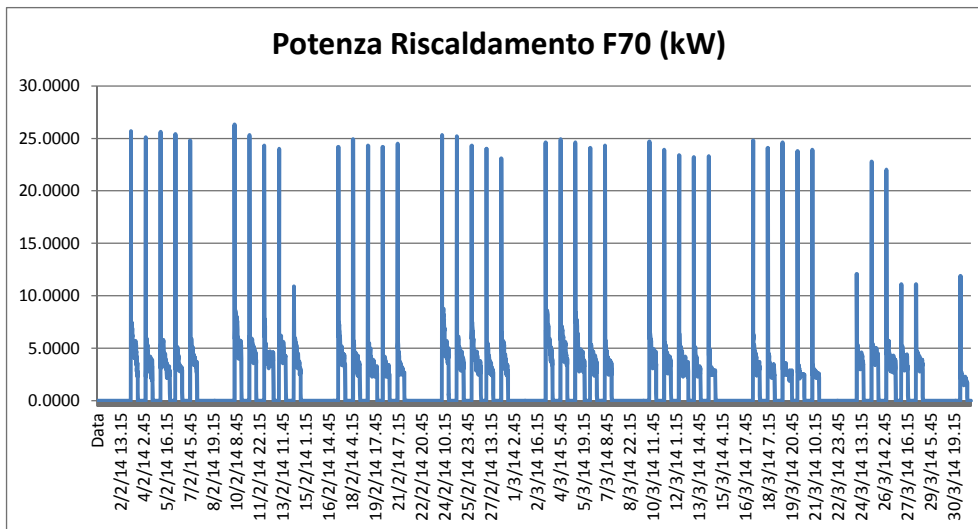


Figura 60: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F70. Febbraio - Marzo 2014.

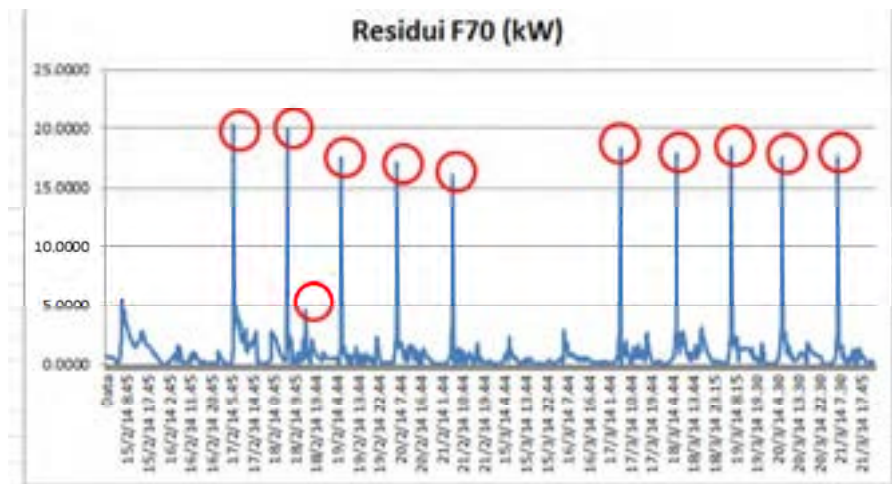


Figura 61: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell'edificio F70. Marzo 2014.

In **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**, **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** sono illustrati gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F70 a Giugno e Luglio 2014. Così come nel caso del riscaldamento di questo edificio, anche al momento dell'accensione dell'impianto di riscaldamento al mattino si verificano dei picchi di potenza termica individuati come fault da entrambe le analisi (su residui e valori di consumo). Anche in questo caso, attraverso l'analisi dei residui è possibile individuare fault significativi come il consumo di 2,5 kW nella mattinata del 16 Giugno nonostante la temperatura esterna piuttosto bassa (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**).

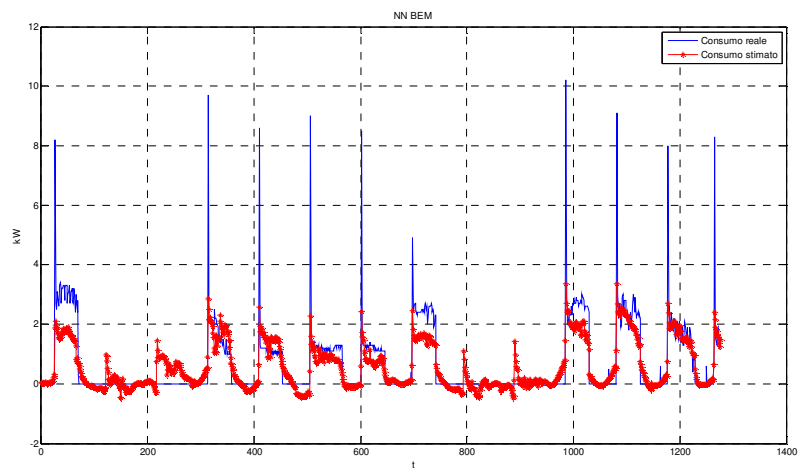


Figura 62: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell’edificio F70. Luglio 2014.

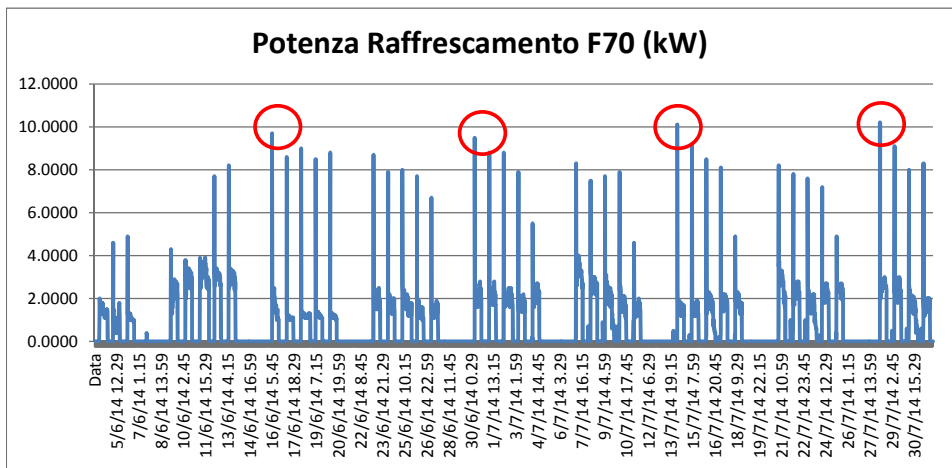


Figura 63: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell’edificio F70. Giugno- Luglio 2014

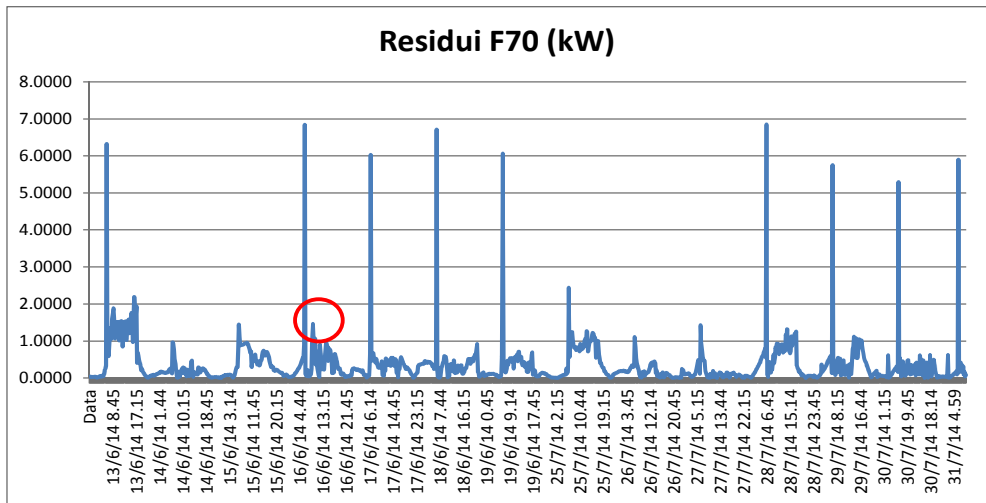


Figura 64: Residui relativi alla potenza termica per il raffreddamento dell’edificio F70. Luglio 2014.

Edificio F71.

In Figura 65, Figura 66 e Figura 67 è possibile osservare gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F71 a Febbraio e Marzo 2014. Durante la mattina del 9 Febbraio si verifica un consumo elevato di potenza termica pari a 8,1 kW (probabilmente un errore di misura), che il metodo PeakDetection individua come anomalo sia quando applicato ai dati di consumo sia quando applicato ai residui. Analizzando i residui è inoltre possibile individuare il consumo eccessivamente basso (1 kW) nella mattinata dell'8 Febbraio (anche in questo caso molto probabilmente un errore di misura) e il consumo presente nella giornata del 18 Febbraio nonostante la temperatura esterna più alta.

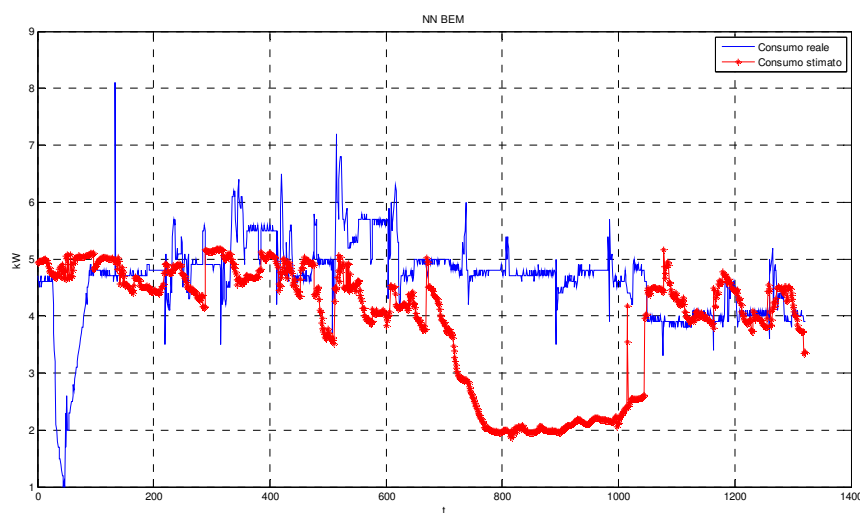


Figura 65: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell'edificio F71. Marzo 2014.

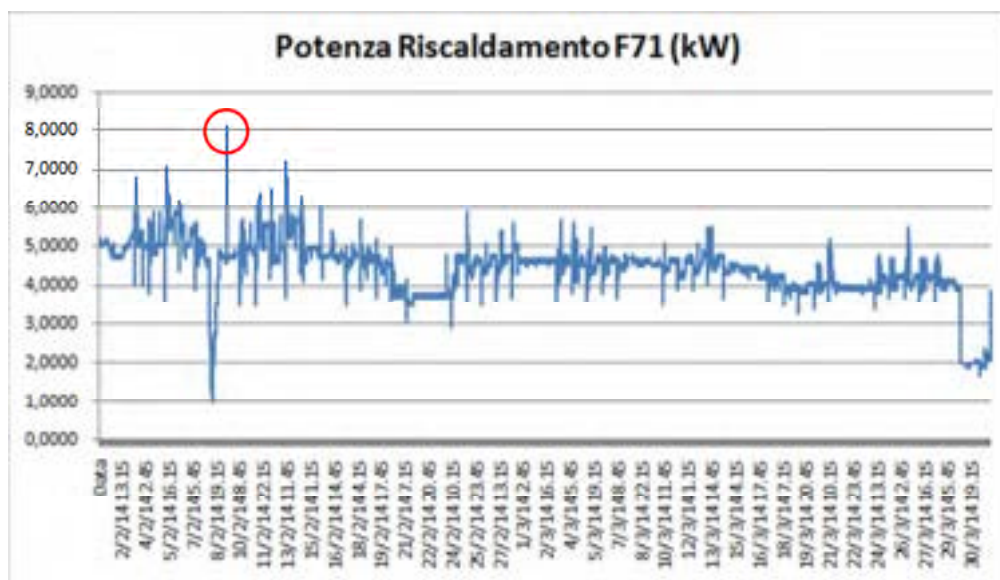


Figura 66: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F71. Febbraio - Marzo 2014.

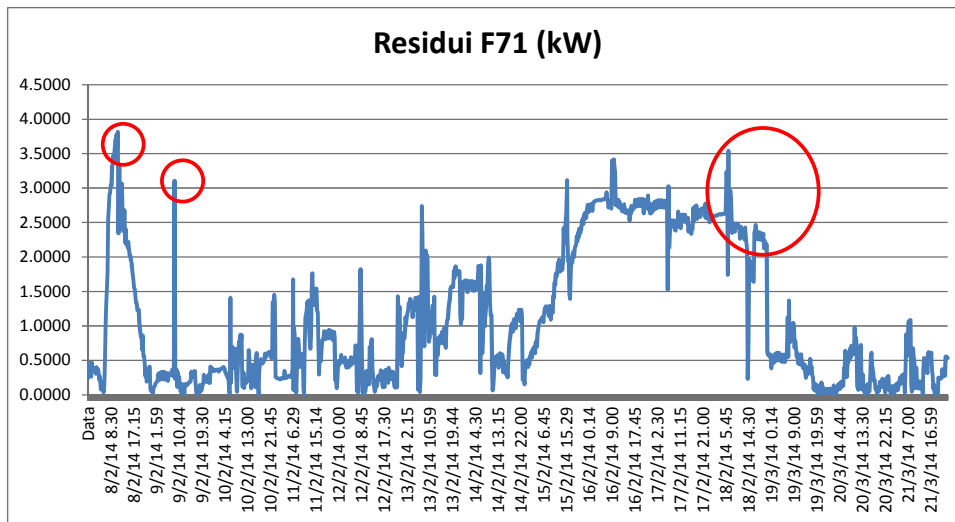


Figura 67: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell'edificio F71. Marzo 2014.

In Errore. L'origine riferimento non è stata trovata., Errore. L'origine riferimento non è stata trovata. e Errore. L'origine riferimento non è stata trovata. sono descritti gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il raffrescamento dell'edificio F71 a Giugno e Luglio 2014. Gli indici S function e Mzscore sui valori di potenza termica individuano fault quali i valori di consumo elevato misurati alle 15:00 dell'11 Giugno (5,2 kW) e alle 14:30 del 4 Luglio (4,4 kW). Dall'applicazione dei medesimi indici ai residui è possibile risalire a situazioni di consumo anomalo come i 3,4 kW di potenza termica con una temperatura esterna piuttosto bassa (25,4 °C) alle 14:15 del 14 Giugno e il consumo di 2,7 kW alle 7:15 del 30 Luglio con una temperatura esterna molto bassa (17,6 °C).

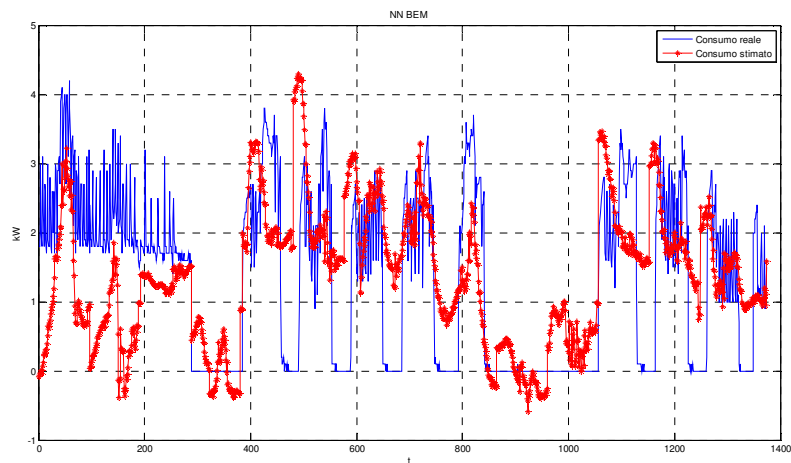


Figura 68: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell'edificio F71. Luglio 2014.

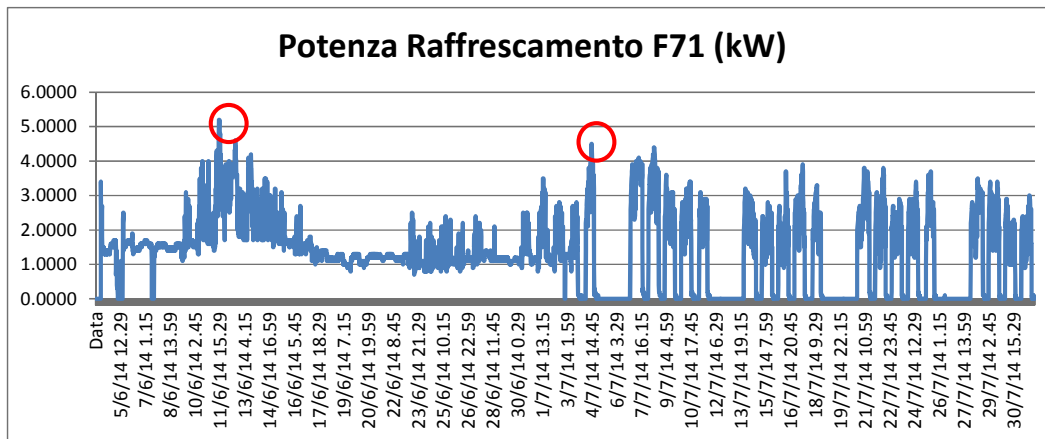


Figura 69: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell'edificio F71. Giugno- Luglio 2014

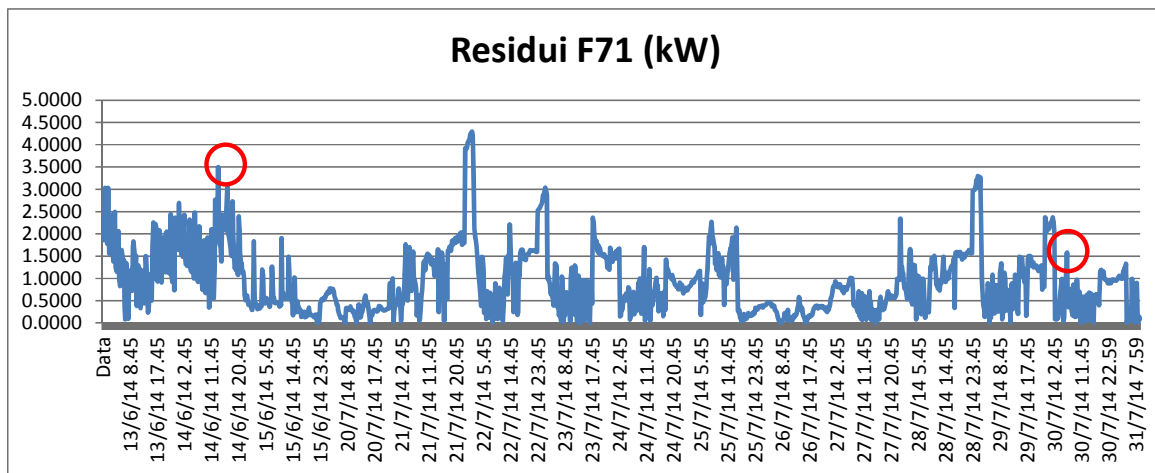


Figura 70: Residui relativi alla potenza termica per il raffreddamento dell'edificio F71. Luglio 2014.

Edificio F72.

Possiamo osservare gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F72 a Febbraio e Marzo 2014 in **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**, **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**. L'analisi di fault detection condotta sui valori di potenza termica per il riscaldamento consente di evidenziare valori eccessivamente alti o bassi di consumo come il consumo di solo 1 kW nella mattinata di giorno 8 Febbraio rispetto ai circa 3 kW del resto della giornata o i 4,8 kW misurati alle 19:00 del 5 Marzo (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**). L'analisi di fault detection sui residui permette di evidenziare fault di maggiore interesse quali i consumi eccessivi registrati nelle giornate del 14,15, 16, 17 e 18 Febbraio caratterizzate da una temperatura esterna più alta e i consumi di 2,7 kW misurati tra le 13:30 e le 14:00 del 20 e 21 Marzo in presenza di rispettivamente 20,7 °C e 19,3 °C all'esterno (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**).

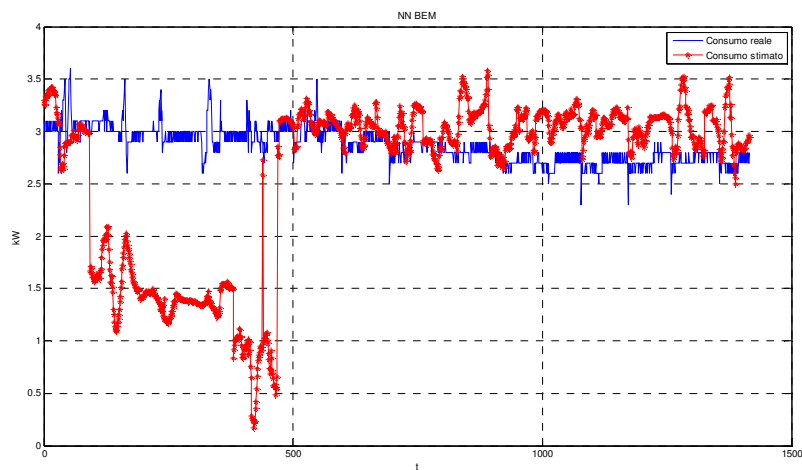


Figura 71: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell’edificio F72. Marzo 2014.

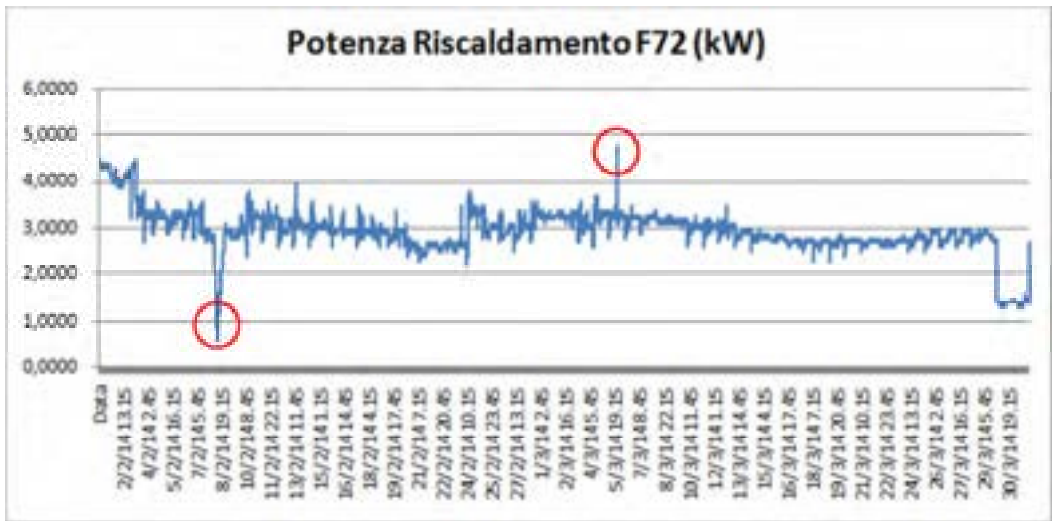


Figura 72: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell’edificio F72. Febbraio - Marzo 2014.

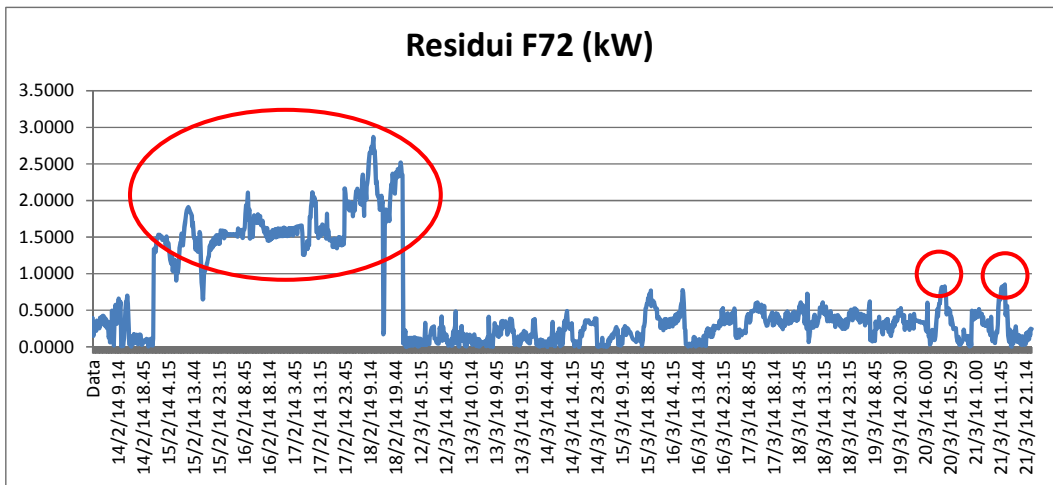


Figura 73: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell’edificio F72. Marzo 2014.

In **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**, **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** si illustrano gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il raffrescamento dell'edificio F72 a Giugno e Luglio 2014. Anche in questo caso il calcolo degli indici Sfunction e Mzscore sui dati di potenza termica rivela valori di consumo eccessivi che si discostano da quelli registrati durante le giornate prese in esame: esempi sono i 2,3 kW misurati alle 15:00 del 7 Giugno e i 2,5 kW misurati nel pomeriggio del 9 Giugno, come mostrato in **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**. Dall'analisi di fault detection sui residui di consumo vengono fuori fault maggiormente significativi: alle 15:15 del 21 Luglio si ha un consumo di 2,3 kW con temperatura esterna piuttosto bassa (24,9 °C) e alle 16:00 del 28 Luglio si ha un consumo alto (2,4 kW) rispetto alla temperatura esterna di 27,5 °C (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**).

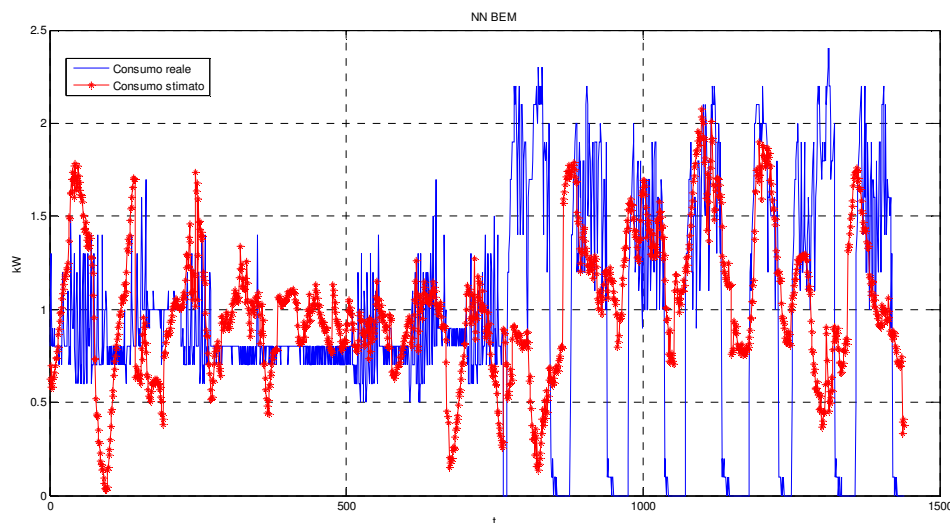


Figura 74: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell'edificio F72. Luglio 2014.

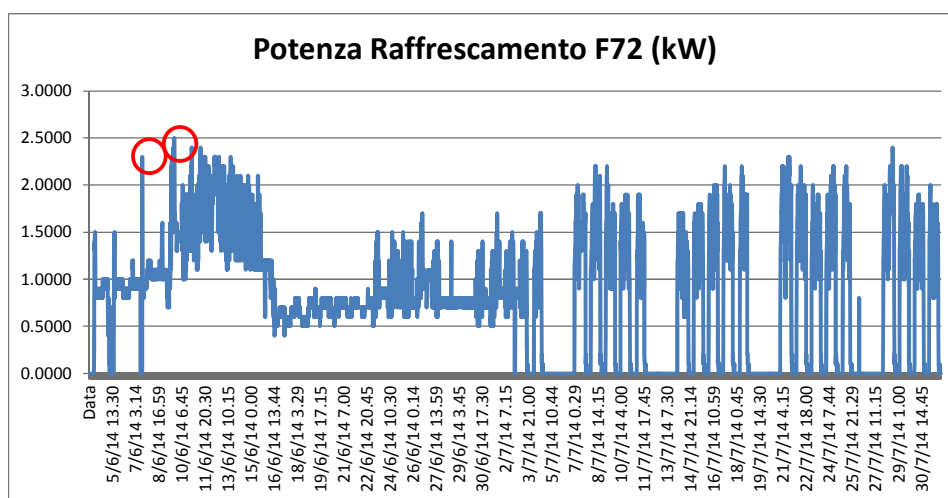


Figura 75: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell'edificio F72. Giugno- Luglio 2014

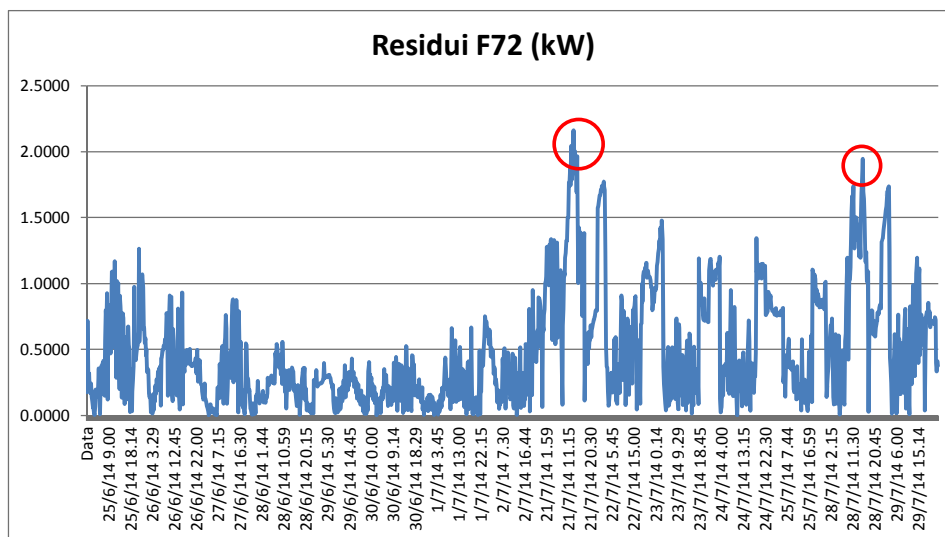


Figura 76: Residui relativi alla potenza termica per il raffreddamento dell'edificio F72. Luglio 2014.

Edificio F73.

Gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM di reti neurali e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F73 a Febbraio e Marzo 2014 sono raffigurati in **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**, **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**. L'analisi di fault detection condotta sui valori di potenza termica per il riscaldamento consente di evidenziare valori eccessivamente alti o bassi di consumo come il consumo di solo 0,8 kW nella mattinata di giorno 8 Febbraio rispetto ai circa 2,5 kW del resto della giornata o i 4,3 kW misurati tra le 6:30 e le 7:15 del 10 Marzo (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**). L'analisi di fault detection sui residui permette di evidenziare fault di maggiore interesse quali i consumi eccessivi registrati nelle giornate del 14,15, 16, 17 e 18 Febbraio caratterizzate da una temperatura esterna più alta e i consumi di 2,3 kW misurati alle 7:00 del 18 e 19 Marzo in presenza di rispettivamente 9,1 °C e 10,7 °C all'esterno (temperature "alte" per quell'ora del giorno in quel mese) (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**).

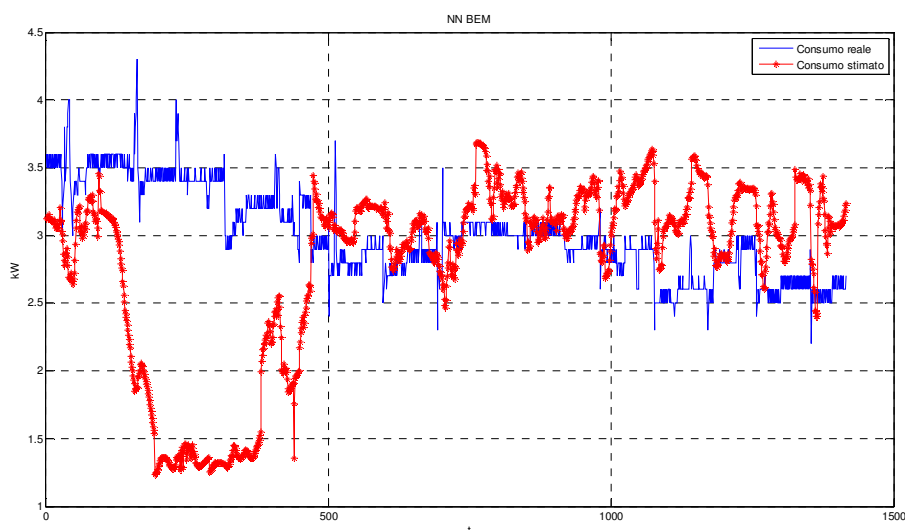


Figura 77: Potenza termica reale e stimata per il riscaldamento dell'edificio F73. Marzo 2014.

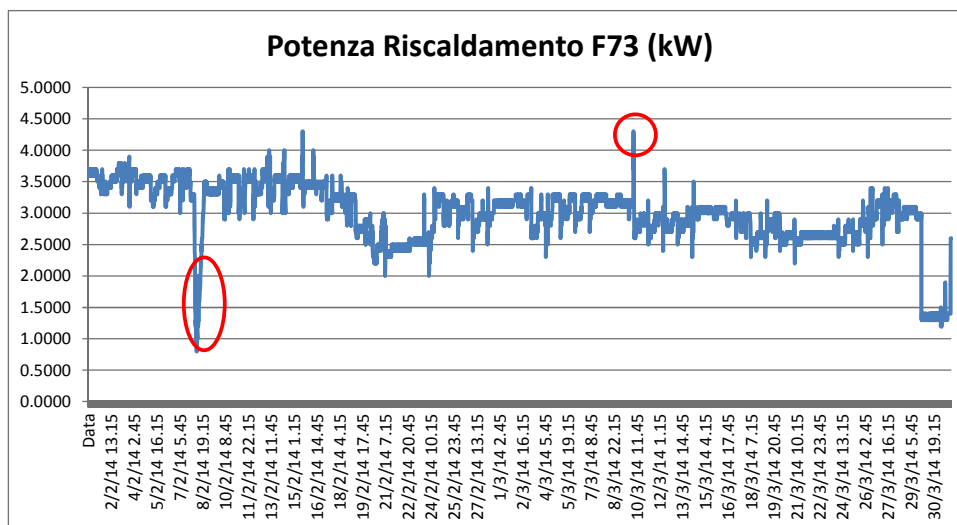


Figura 78: Andamento potenza termica reale riscaldamento dell'edificio F73. Febbraio - Marzo 2014.

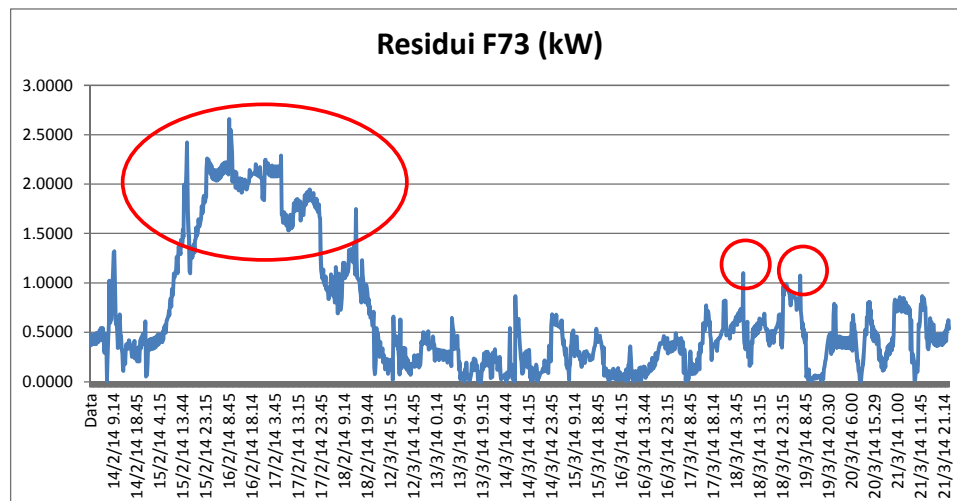


Figura 79: Residui relativi alla potenza termica per il riscaldamento dell'edificio F73. Marzo 2014.

Errore. L'origine riferimento non è stata trovata., Errore. L'origine riferimento non è stata trovata. e Errore. L'origine riferimento non è stata trovata. mostrano gli andamenti di potenza termica reale, quella stimata dal BEM neurale e i conseguenti residui per il riscaldamento dell'edificio F73 a Giugno e Luglio 2014. Anche in questo caso il calcolo degli indici Sfunction e Mzscore sui dati di potenza termica rivela valori di consumo eccessivi che si discostano da quelli registrati durante le giornate prese in esame: esempi sono i 3,4 kW misurati nel pomeriggio dell'11 Giugno e i 2,9 kW misurati alle 08:30 del 4 Luglio, come mostrato in **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata..** Dall'analisi di fault detection sui residui vengono fuori fault maggiormente significativi che riportano i valori di potenza termica impiegata per il riscaldamento alla temperatura esterna e all'ora del giorno: alle 17:45 del 30 Giugno si ha un consumo di 2,4 kW con temperatura esterna piuttosto bassa (25,9 °C), alle 14:00 del 21 Luglio si ha un consumo alto (3,3 kW) rispetto alla temperatura esterna di 24,9 °C e alle 2:00 del 28 Luglio si ha un consumo alto (3,3 kW) in relazione all'orario (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**).

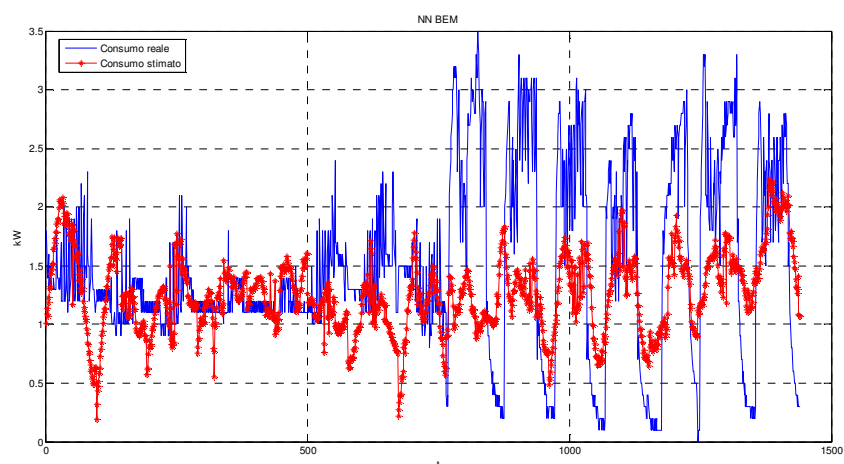


Figura 80: Potenza termica reale e stimata per il raffrescamento dell'edificio F73. Luglio 2014.

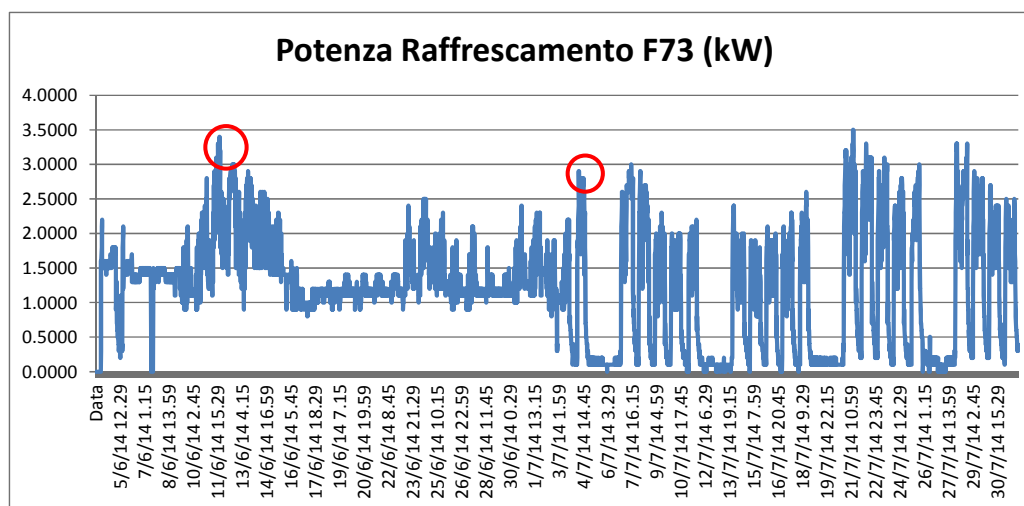


Figura 81: Andamento potenza termica reale raffrescamento dell'edificio F73. Giugno- Luglio 2014

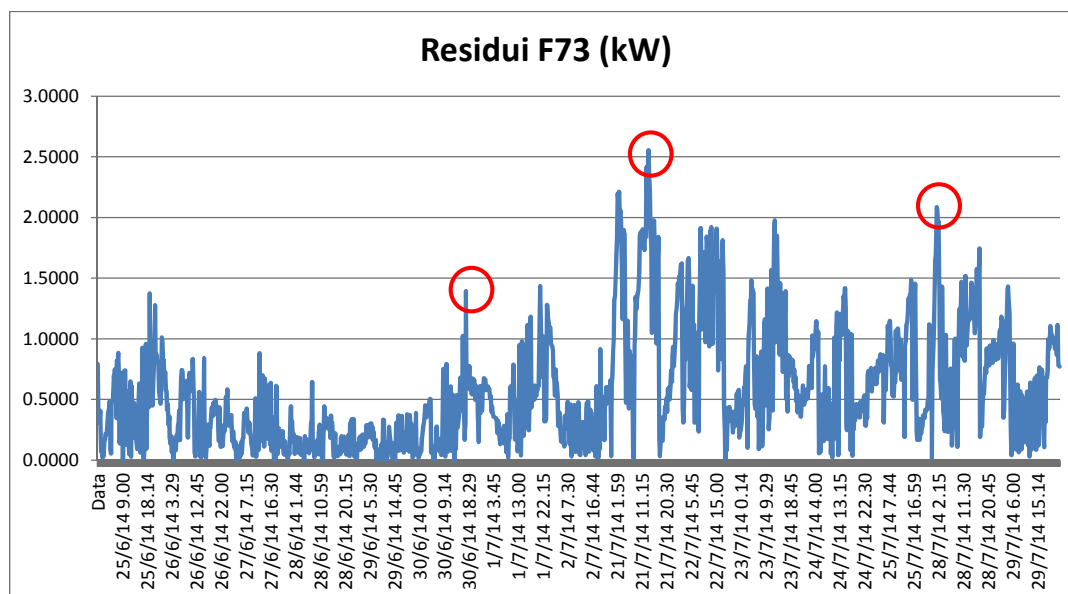


Figura 82: Residui relativi alla potenza termica per il raffreddamento dell'edificio F73. Luglio 2014.

Applicazione di regole diagnostiche attraverso tecnica fuzzy

A partire dalle analisi di fault detection sopra descritte, sono state implementate, attraverso opportuni fuzzy set, cinque diverse regole diagnostiche per risalire alle cause connesse alle anomalie riscontrate nell'ambito del riscaldamento/raffreddamento degli edifici. In particolare sono state analizzate le seguenti cause:

- 1) **Malfunzionamento del timer in centrale termica:** in questo caso la regola che si è introdotta è "Consumo termico alto (funzione di membership: sigmoide) al di fuori dell'orario di lavoro (funzione di membership: gaussiana)".
- 2) **Scorretta gestione della distribuzione del calore:** la regola introdotta è "Consumo termico alto (funzione di membership: sigmoide) in orario di lavoro (funzione di membership: gaussiana) e in assenza di occupazione (valore percentuale di occupazione di edificio)" oppure "Consumo termico basso in orario di lavoro e in presenza di occupazione" con identiche funzioni di membership.
- 3) **Scorretto funzionamento della valvola miscelatrice in centrale termica:** la regola introdotta è "La valvola non miscela (sulla base del valore percentuale di apertura rilevata) quando la differenza tra la temperatura di mandata e quella di set point è minore di un valore di benchmark" oppure "La valvola miscela (sulla base del valore percentuale di apertura rilevata) quando la differenza tra la temperatura di mandata e quella di set point è maggiore di un valore di benchmark".
- 4) **Staratura del termostato di stanza in periodo estivo:** la regola introdotta è "Una o più stanze di una zona termica presentano una temperatura interna maggiore del setpoint impostato".
- 5) **Anomalia impianto di raffrescamento:** la regola introdotta è "Tutte le stanze di una zona hanno una temperatura maggiore del setpoint impostato".

Conclusioni

Attività 1:

Le diverse verifiche effettuate hanno consentito di affermare che, fatta eccezione per i dati relativi alla presenza di occupanti, tutte le altre informazioni rilevate (sottoposte ad un opportuno processo di correzione nei casi in cui è stato necessario) sono attendibili ed elaborabili. Le verifiche cicliche della qualità dei dati confermano la qualità del sistema di monitoraggio che, malgrado richieda ancora interventi di ottimizzazione già identificati, è senz'altro migliorato.

Attività 2:

Gli approfondimenti effettuati hanno consentito di individuare e valutare i principali KPI per gli otto edifici del cluster in analisi. I risultati ottenuti confermano, in linea di massima, quanto visto nelle analisi relative al periodo precedente (Gennaio 2013-Luglio 2013) per cui l'edificio con i maggiori consumi in termini elettrici risulta essere l'edificio F66. Ulteriori approfondimenti con l'analisi di profili di carico hanno permesso l'identificazione di alcune anomalie che possono essere risolte con interventi di gestione e manutenzione. Entrambe le sotto attività hanno consentito sia un approfondimento sul singolo edificio, sia un confronto e una classificazione tra i diversi edifici del cluster; il lavoro svolto rappresenta, quindi, un primo passo verso l'analisi di benchmarking.

Attività 3:

La ricerca effettuata nell'ambito dell'Attività 3 ha condotto allo sviluppo di modelli robusti per la diagnostica avanzata degli edifici a supporto della complessa logica decisionale legata all'individuazione delle cause connesse alle anomalie di consumo o di qualità ambientale identificabili a partire dai dati di monitoraggio elaborati secondo grandezze e indicatori aggregati. L'attività di ricerca ha previsto l'applicazione di metodologie fondate sull'utilizzo sia di modelli inversi empirici sia di metodi statistici, seguendo un approccio del tipo top down per il distretto di edifici in ENEA Casaccia.

In particolare la ricerca è stata finalizzata alla verifica delle potenzialità di impiego di reti neurali (RNA) ed ensembling di reti neurali (BEM), così come di metodi di clustering e pattern recognition, per la caratterizzazione e stima degli usi finali di energia per il riscaldamento/raffrescamento nel distretto di edifici e per lo sviluppo di tecniche innovative di FDD (Fault Detection and Diagnosis).

I metodi proposti e implementati si sono rivelati adatti ai fini diagnostici anche se con differenti potenzialità e limiti. In particolare, nel caso di ensembling di reti neurali artificiali (RNA) sono stati applicati modelli statistici ai corrispondenti residui ai fini della fault detection dell'uso finale potenza termica per il riscaldamento/raffrescamento del distretto di edifici. Gli ensembling neurali si sono sempre dimostrati più robusti rispetto ai singoli modelli neurali. L'analisi dei residui ha permesso di individuare outlier di consumo in relazione alle condizioni al contorno degli edifici (condizioni meteo, ora e tipo di giorno) e, quindi, outlier che molto più probabilmente rispecchiano reali valori anomali di consumo rispetto agli outlier individuati dai metodi statistici applicati ai soli dati di consumo. Tra le tipologie di fault individuati con questa metodologia, quella più significativa fa riferimento a valori di potenza termica elevata per il riscaldamento o raffrescamento anche in giornate in cui il contributo della temperatura esterna, più alta o più bassa rispettivamente, avrebbe permesso di impiegare una potenza termica notevolmente minore. Il metodo CART accoppiato all'algoritmo GESD è risultato particolarmente robusto e accurato nella ricerca dei valori anomali di potenza termica. Alcuni dei cluster individuati con il metodo K-Means sono risultati impuri e i valori anomali spesso sono risultati disseminati e di difficile identificazione. Il metodo DBSCAN si è rivelato particolarmente adatto a raggruppare dati in cluster caratterizzati dalla stessa densità e con valori simili; inoltre il metodo è risultato efficace nel raggruppare tutti i valori anomali in un singolo cluster. In generale si è riscontrato per i metodi di clustering analizzati che un opportuno e preventivo splitting dei dati permette di superare il limite intrinseco che caratterizza gli algoritmi alla loro base circa l'impossibilità di considerare variabili temporali per la formazione dei cluster. Dall'analisi diagnostica condotta sul distretto di edifici si è riscontrato come la suddivisione del data set in valori appartenenti al periodo giornaliero di lavoro, al periodo non lavorativo e ai fine settimana abbia consentito di individuare anche attraverso il metodo K-Means accoppiato all'algoritmo GESD e attraverso il metodo DBSCAN importanti anomalie che sono risultate comuni sia a quelle individuate attraverso il metodo CART che attraverso l'ensembling di reti neurali.

La ricerca effettuata nell'ambito di questa attività ha portato (in collaborazione con l'Università Roma 3) anche all'implementazione, attraverso opportuni fuzzy set, di cinque diverse regole diagnostiche per risalire alle cause connesse alle anomalie riscontrate nell'ambito del riscaldamento/raffreddamento degli edifici.

L'attività fin qui condotta prevede tra gli sviluppi futuri l'implementazione delle cinque regole diagnostiche suddette considerando come dati di attivazione in ingresso i valori degli indici diagnostici risultanti dall'analisi di fault detection. L'obiettivo è individuare se i fault riscontrati rientrano nelle cause individuate nell'ambito del riscaldamento/raffreddamento degli edifici.

Riferimenti bibliografici

1. J.Haberl and M.Abbas. "Development of graphical indices for viewing building energy data: Part I-II". Journal of Solar Energy Engineering, vol120, pp.156-167,1998.
2. P.Price, "Methods for Analyzing Electric Load Shape and its Variability". Ernest Orlando Lawrence Berkeley National Laboratory-Environmental Energy Technologies Division. May 2012.
3. W.Chung, "Review of building energy-use performance benchmarking methodologies". Applied Energy, volume 88, Issue 5, May 2011, Pages 1470-1479.
4. G. K. Palshikar, "Simple algorithms for peak detection in time-series", Tata Research Development and Design Centre (TRDDC), India.

Curriculum vitae degli Autori del Rapporto Tecnico

Stefano Paolo Corgnati

Vercellese di Livorno Ferraris, laureato con lode in ingegneria meccanica e dottore di ricerca in energetica, è professore associato di “Fisica tecnica ambientale” presso il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino. Svolge la sua attività di ricerca nel gruppo TEBE (www.polito.it/tebe) nel settore dell’uso razionale dell’energia e del risparmio energetico negli edifici. E’ coordinatore operativo del Centro di Ricerca “Indoor Environment & Energy Management Competence Centre” di Telecom presso il Politecnico di Torino. E’ autore di oltre duecento pubblicazioni a carattere scientifico, didattico e divulgativo. Per le sue ricerche, nel 2009 è vincitore del premio REHVA “Young Scientist Award”. Nel 2011 è nominato “RehvaFellow” e nello stesso anno è eletto Vicepresidente di Rehva (Federazione Europea delle Associazioni del Condizionamento dell’Aria) e co-chair del Educational Committee. Nei gruppi di ricerca della Agenzia Internazionale per l’Energia (IEA), è stato leader del Subtask-C nel progetto ECBCS-Annex 53 “Total Energy Use in Buildings”. Attualmente è Co-Leader del SubTask_Anelprogetto ECBCS - Annex 59 “High Temperature Cooling & Low Temperature Heating in Buildings”. E’ inoltre Chair delle Rehva-TaskForce “Indoor Climatic Control Assessment” e “Reference buildings for energy performance and cost-optimal analyses”. Nel maggio 2013 è stato eletto Sindaco di Livorno Ferraris, nel cui Comune dal 2004 al 2010 ha ricoperto la carica di Assessore all’Ambiente e all’Energia.

Alfonso Capozzoli

(1979), ingegnere meccanico e dottore di ricerca in ingegneria dei sistemi meccanici, è attualmente ricercatore presso il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino. Dal 2007 al 2012 è stato professore in fisica tecnica, fisica tecnica ambientale, impianti termotecnici, presso l’Università degli Studi di Napoli Federico II ed il Politecnico di Torino. Ha svolto attività di ricerca in qualità di ricercatore a contratto post doc presso il Politecnico di Torino. E’ autore di circa 70 pubblicazioni scientifiche, tecniche e didattiche sugli impianti di climatizzazione, sulla simulazione energetica dinamica della prestazione degli edifici, sulla fisica dell’edificio, sul controllo dell’umidità e sulla modellazione inversa. E’ membro del consiglio direttivo della sezione italiana di IBPSA (International Building Performance Simulation Association) e partecipa in qualità di esperto a gruppi di lavoro in ambito CTI (Comitato Termotecnico Italiano) sul tema delle prestazioni energetiche degli edifici. E’ responsabile scientifico di diverse convenzioni e progetti di ricerca per il Politecnico di Torino sul tema della prestazione energetica degli edifici. E’ membro del comitato scientifico del master di II livello della I Facoltà di Architettura del Politecnico di Torino in edilizia sostenibile ed efficienza energetica. E’ coinvolto in diversi progetti nazionali e internazionali sulla prestazione energetica degli edifici e sul tema delle smart cities.

Imran Khan

(1980), ha ottenuto il suo master in “Building Services Engineering” presso la University of Leicestershire, UK e il suo BSc in ingegneria meccanica presso la N.W.F.P University of Engineering and Technology in Pakistan dove ha svolto anche il ruolo di lecturer. E’ attualmente dottorando in Energetica presso il Dipartimento di Energia DENERG del Politecnico di Torino.

Fiorella Lauro

Ha conseguito la Laurea Specialistica in Ingegneria dell’Automazione presso l’Università della Calabria. Nel lavoro di tesi, svolto presso l’unità UTTEI del Centro Ricerche ENEA di Roma, si è occupata dello sviluppo di un nuovo approccio per la modellazione dei consumi energetici degli edifici al fine di realizzare un innovativo sistema di gestione remota per la diagnostica delle anomalie e l’ottimizzazione del

comportamento energetico delle reti di edifici. Attualmente è ricercatore a contratto presso il Politecnico di Torino e dottoranda presso il Dipartimento di Ingegneria Sezione Informatica e Automazione dell'Università degli Studi Roma Tre e la sua attività di ricerca riguarda la modellazione dei consumi energetici degli edifici attraverso approcci metodologici inversi, l'individuazione di efficaci metodologie diagnostiche e l'ottimizzazione dei consumi tramite tecniche di Intelligenza Artificiale e di controllo predittivo. E' autore di oltre 10 pubblicazioni scientifiche su queste tematiche.

Daniela Raimondo

Daniela Raimondo, laureata in Scienze dell'Architettura e dottore di ricerca in Innovazione per l'ambiente costruito (Fisica tecnica ambientale), svolge attualmente il ruolo di ricercatore a contratto all'interno del gruppo Tebe, presso il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino. Durante il percorso di formazione ha approfondito i temi del comfort ambientale legato ai consumi energetici degli edifici, focalizzando parte della ricerca su sistemi radianti innovativi a bassa domanda energetica. Ha svolto parte del dottorato di ricerca presso l'International Center of Indoor Environment and Energy del DTU di Copenhagen, dove ha svolto attività di monitoraggio energetico ed ambientale che sono ora, insieme al tema dell'audit energetico ed ambientale, alla base della sua ricerca presso l'IEEM (Indoor Environment and Energy Management Competence Center) di Telecom. Da 5 anni copre il ruolo di assistenza al corso di progettazione sostenibile presso il corso di laurea magistrale di Architettura al Politecnico di Torino. È attualmente coinvolta in svariati progetti di ricerca ed è autrice di oltre 15 pubblicazioni scientifiche nazionali e internazionali.

Allegati

Centralina Meteo

Tabella 17 – Profili delle variabili meteo – Centralina

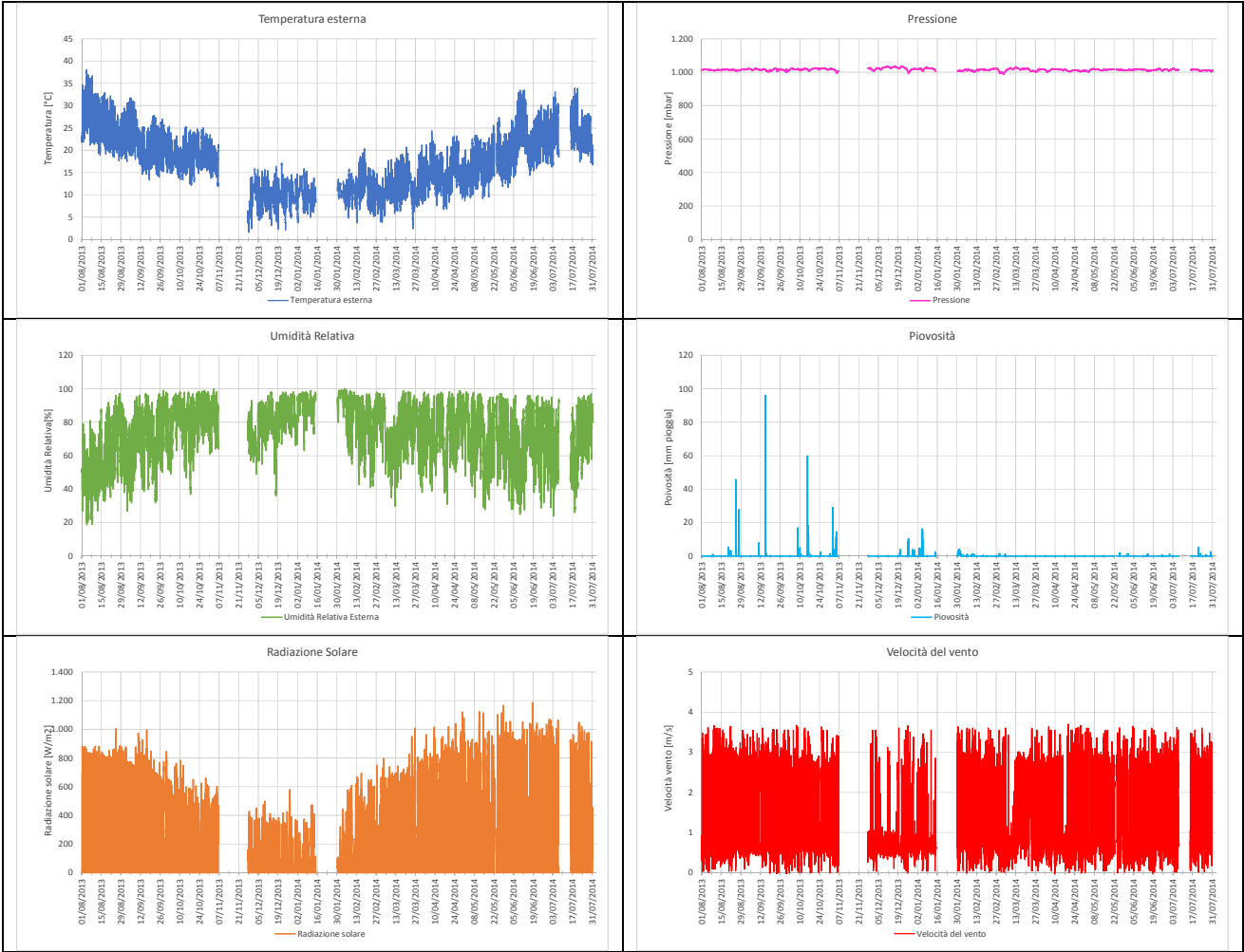
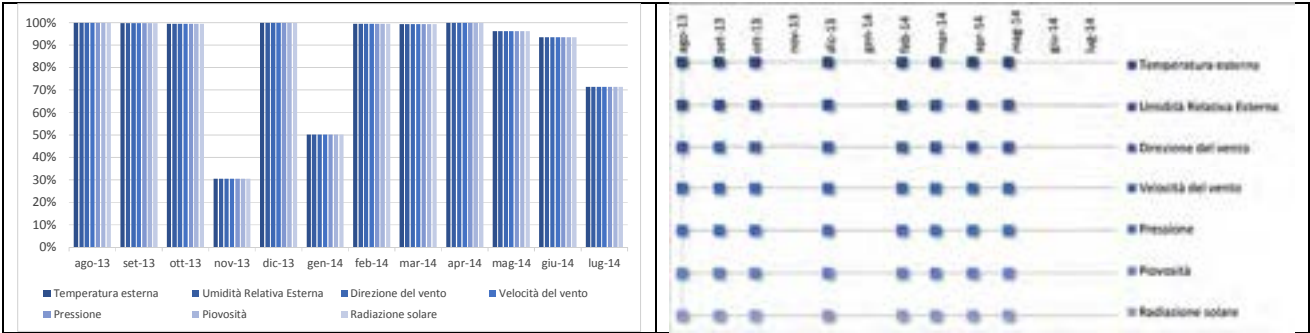
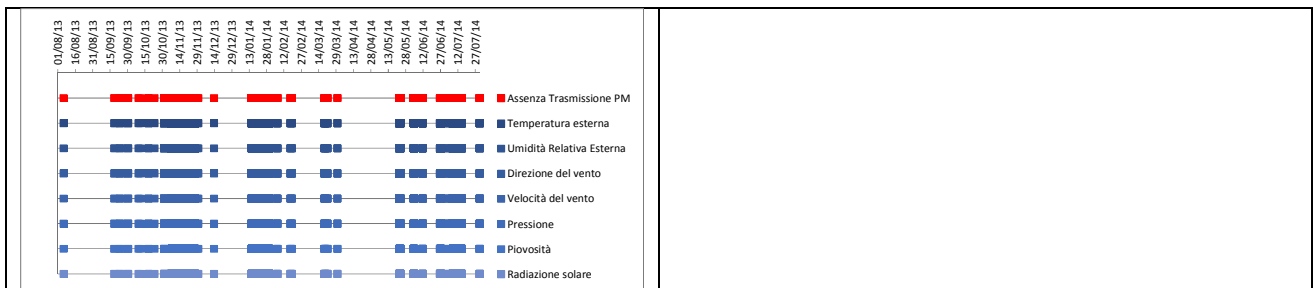


Tabella 18 – Analisi qualità dei dati





Centrale termica

Tabella 19 - Profili di potenza ed energia termica relativi all'edificio F85 (centrale termica)

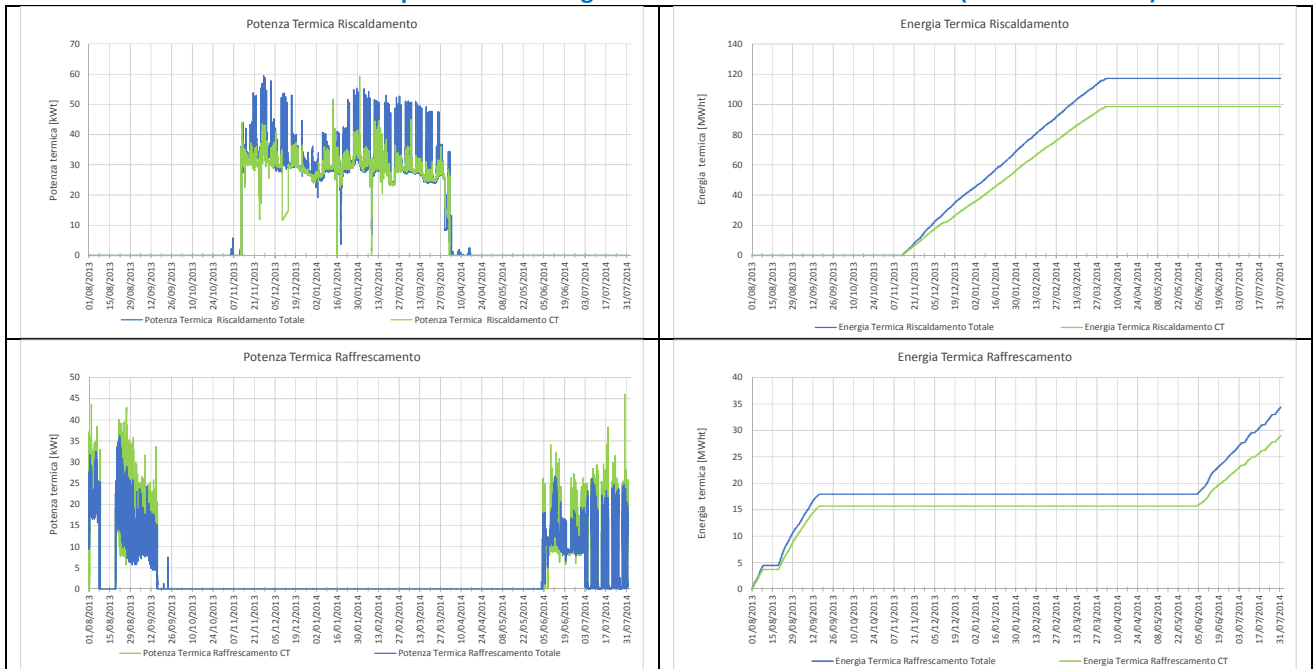
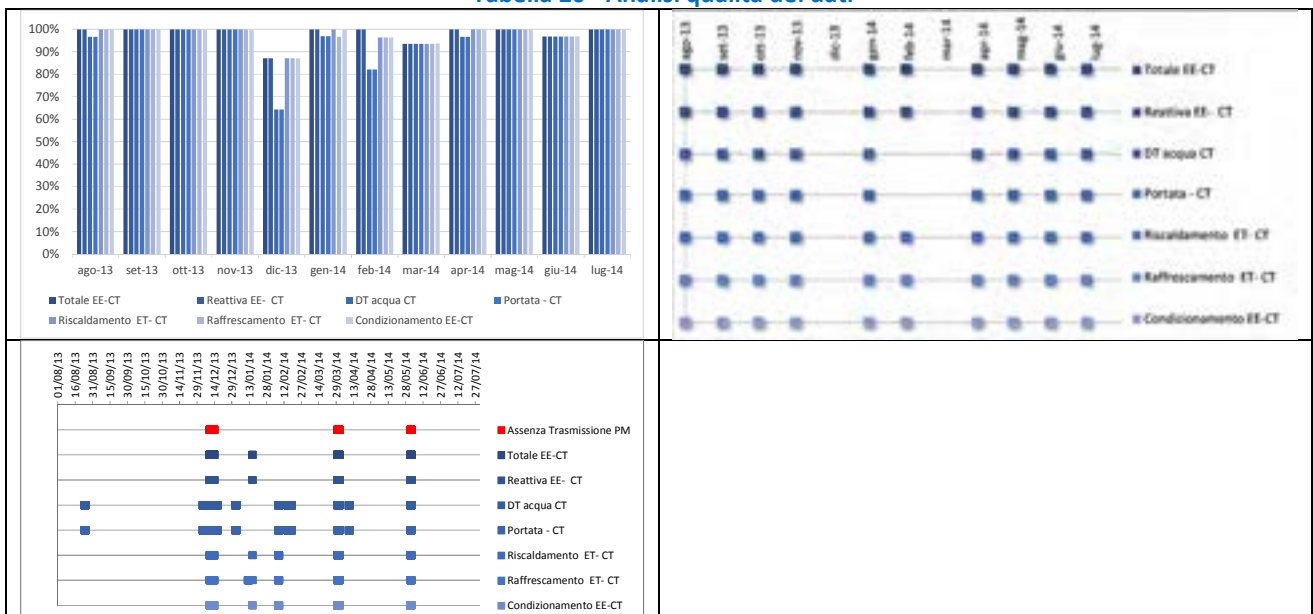


Tabella 20 - Analisi qualità dei dati



Edificio F67

Tabella 21 – Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all’edificio F67

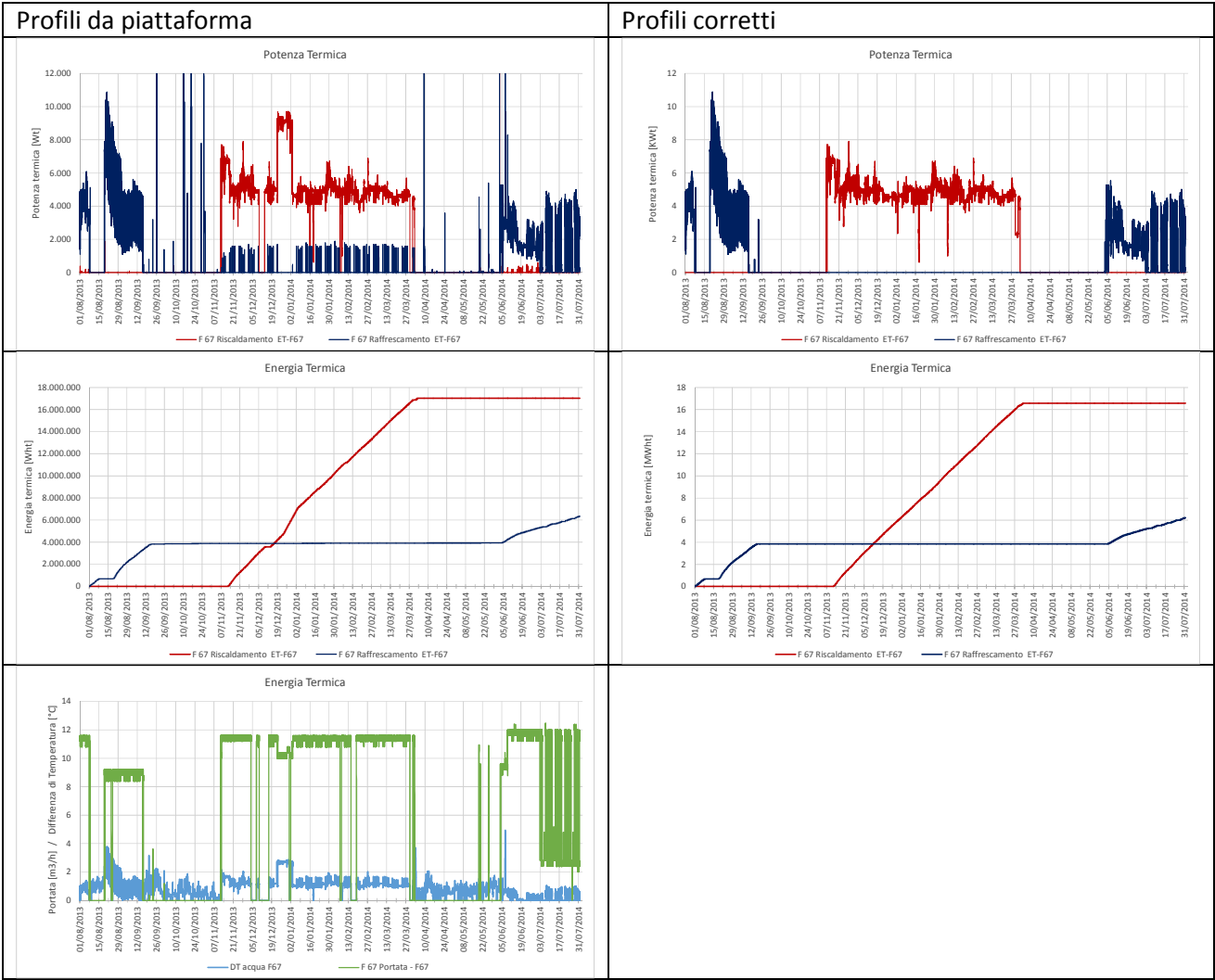
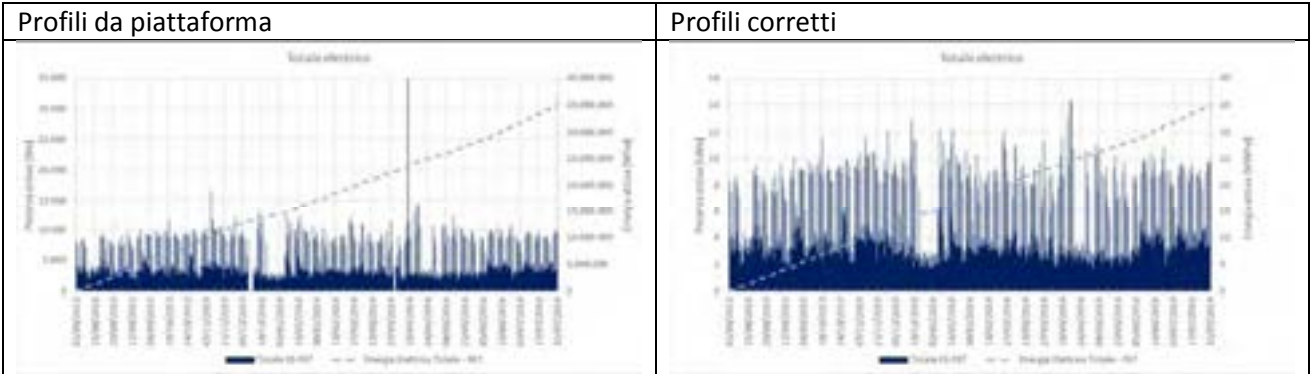


Tabella 22 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all’edificio F67



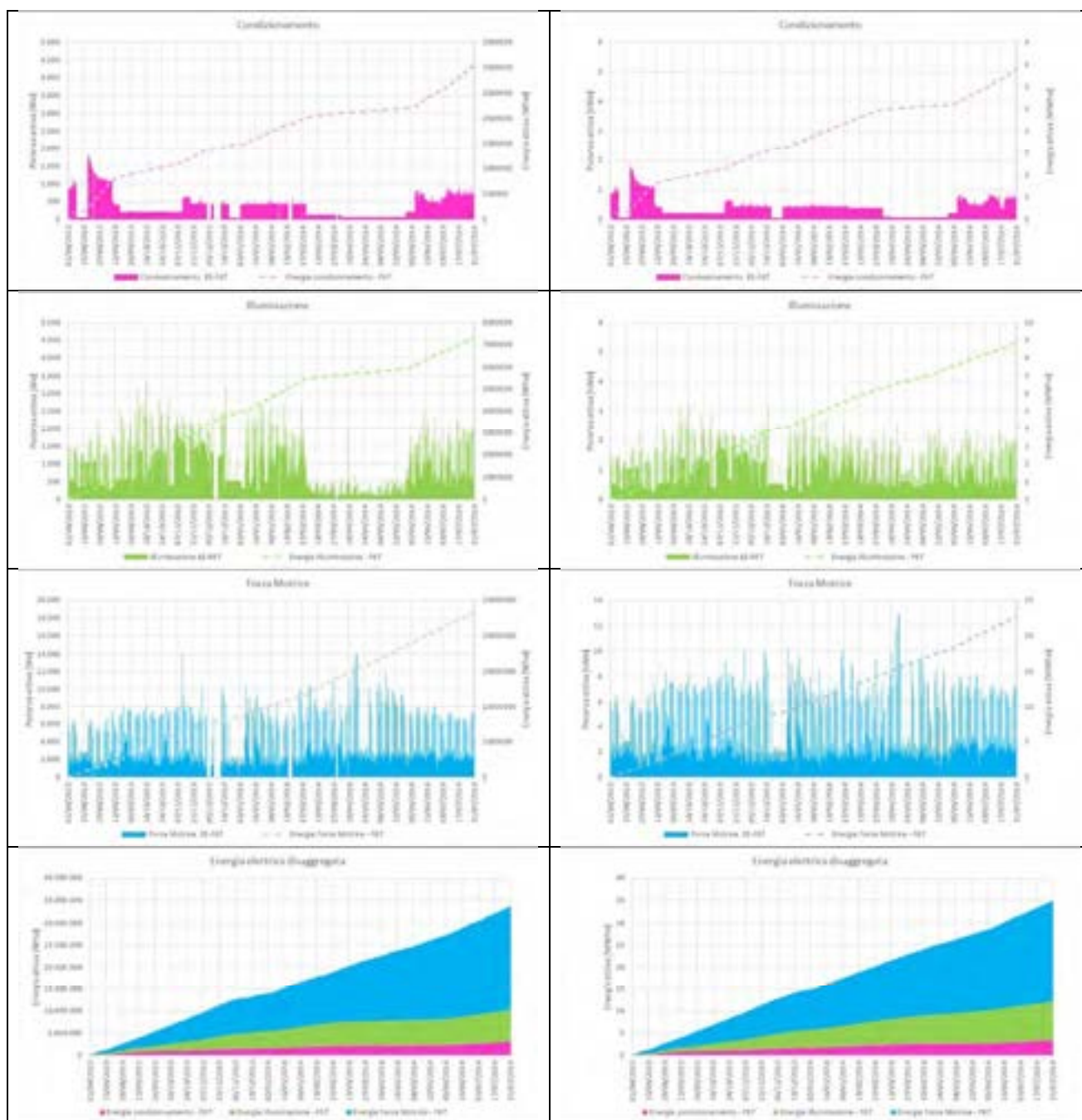
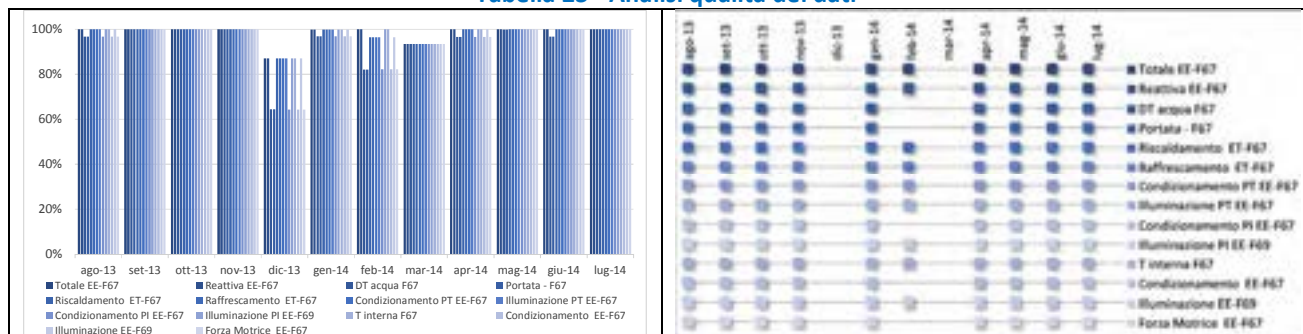
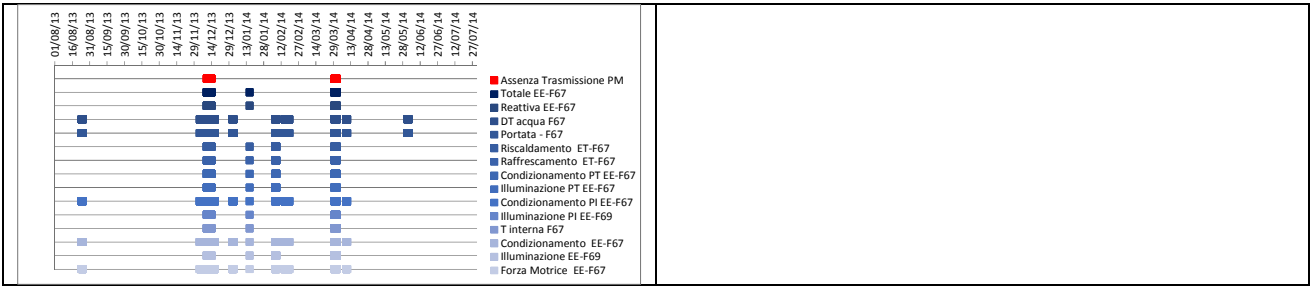


Tabella 23 - Analisi qualità dei dati





Edificio F68

Tabella 24 - Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all’edificio F68

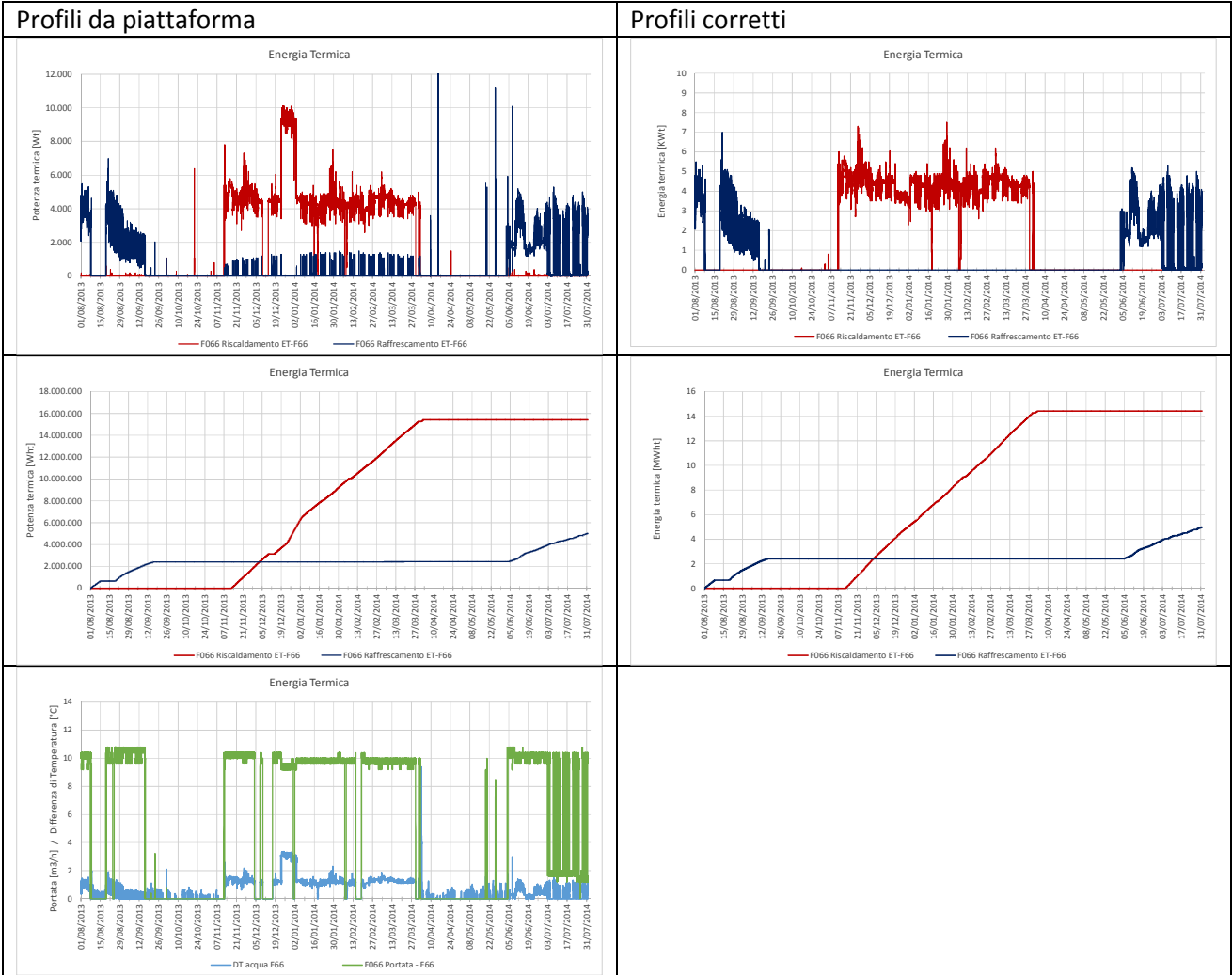


Tabella 25 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all'edificio F68

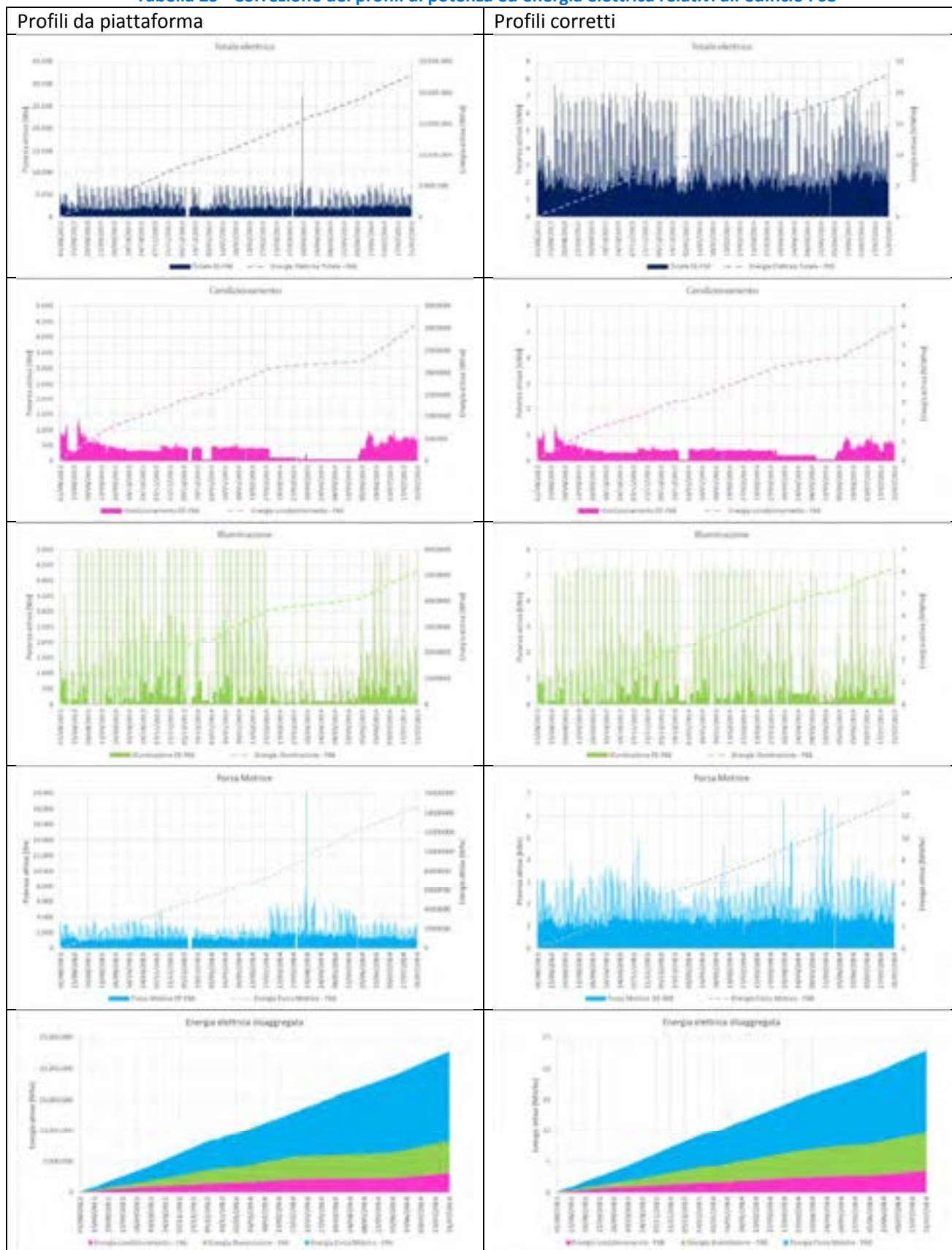
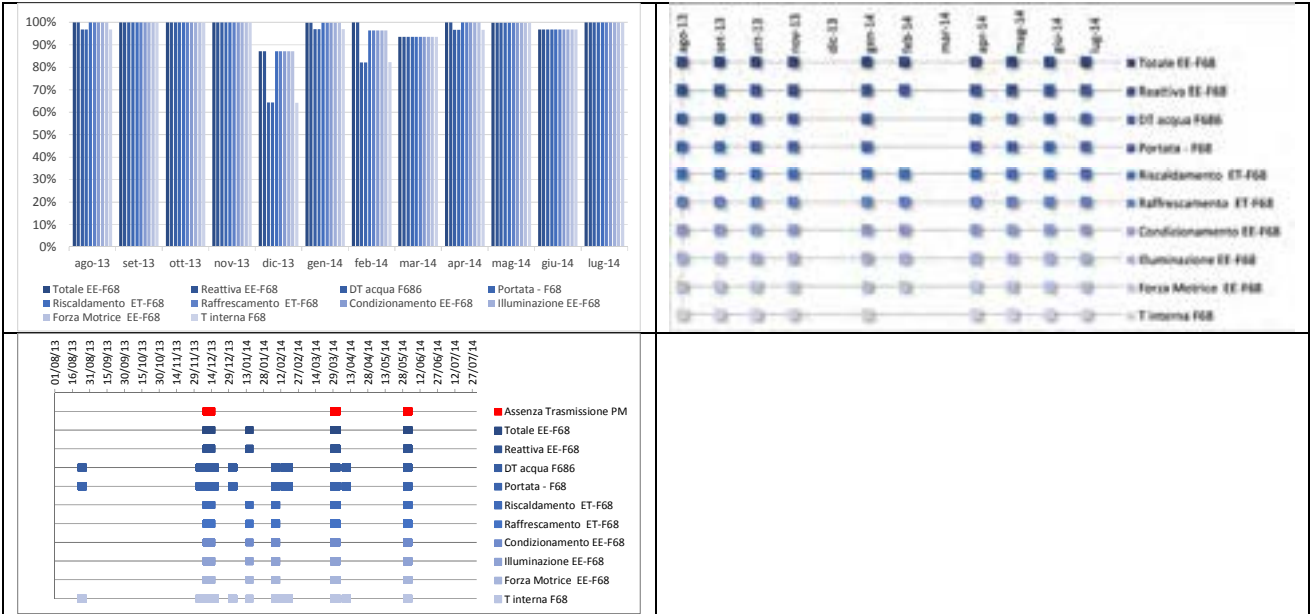


Tabella 26 - Analisi qualità dei dati



Edificio F69

Tabella 27 - Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all'edificio F69

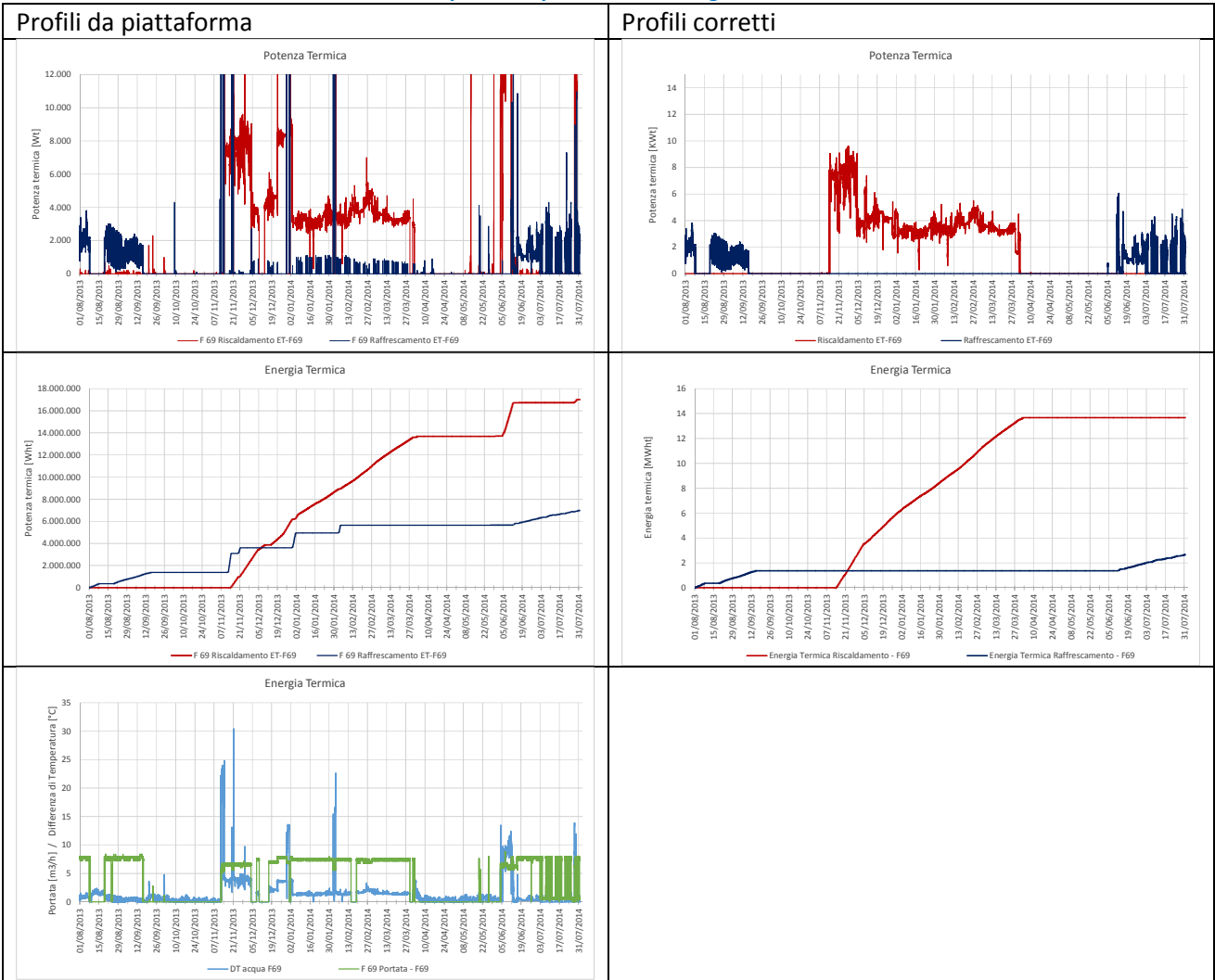
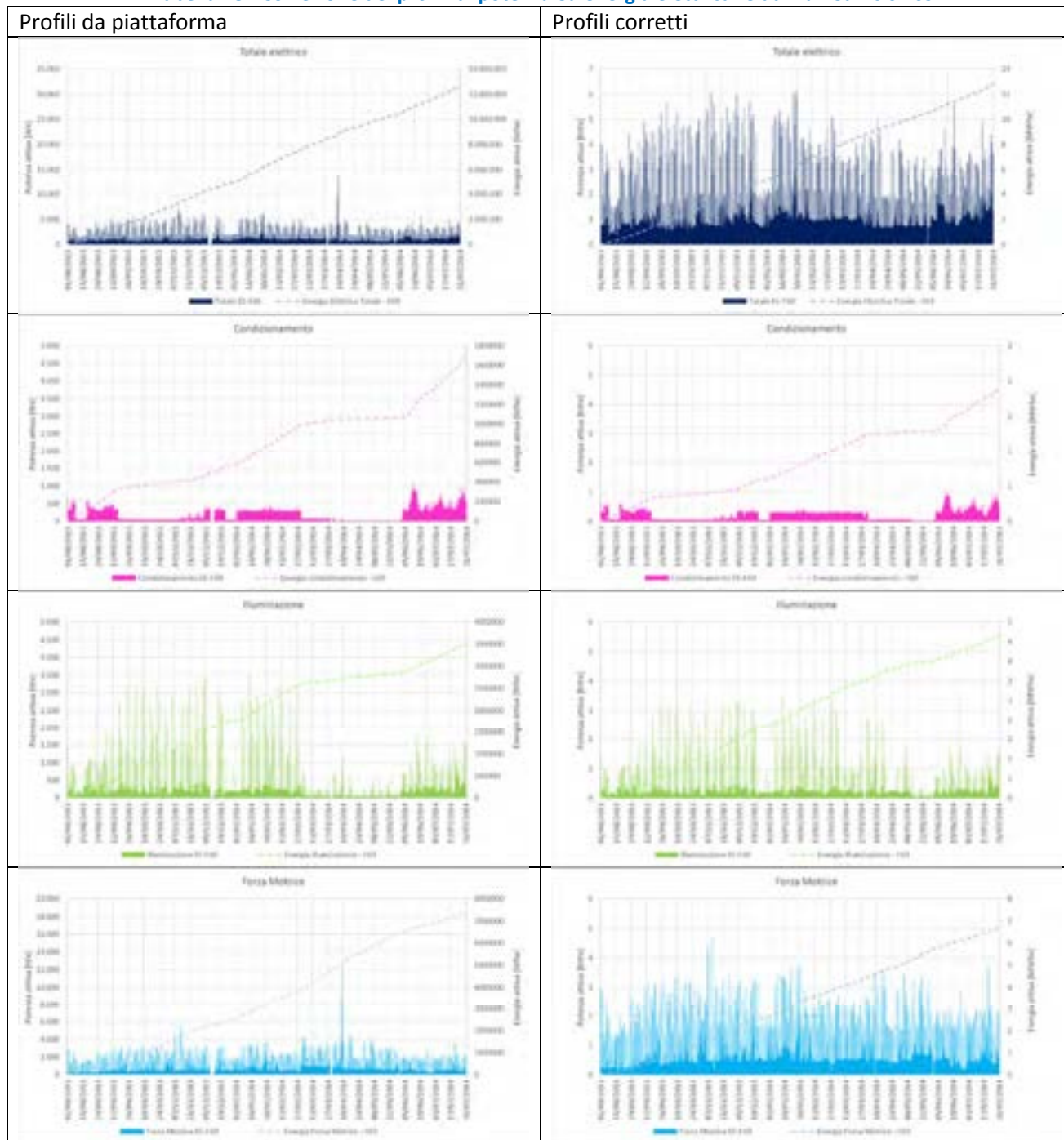


Tabella 28 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all'edificio F69



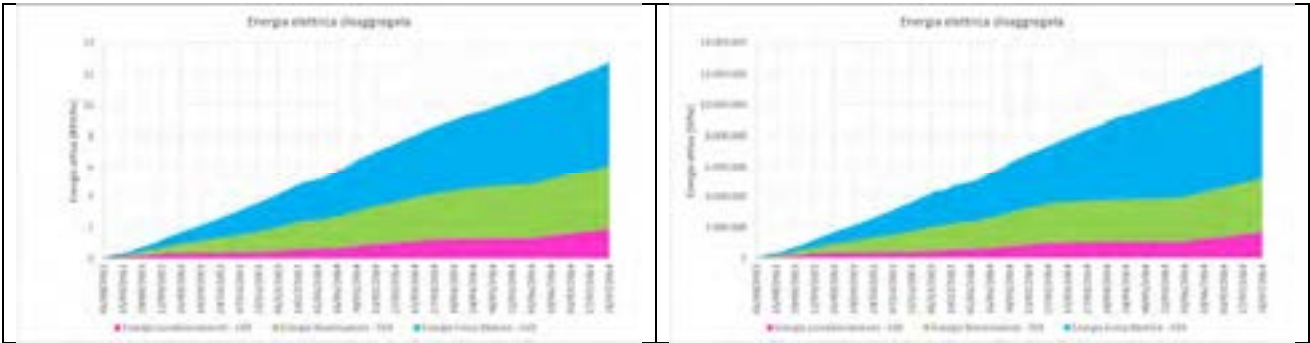
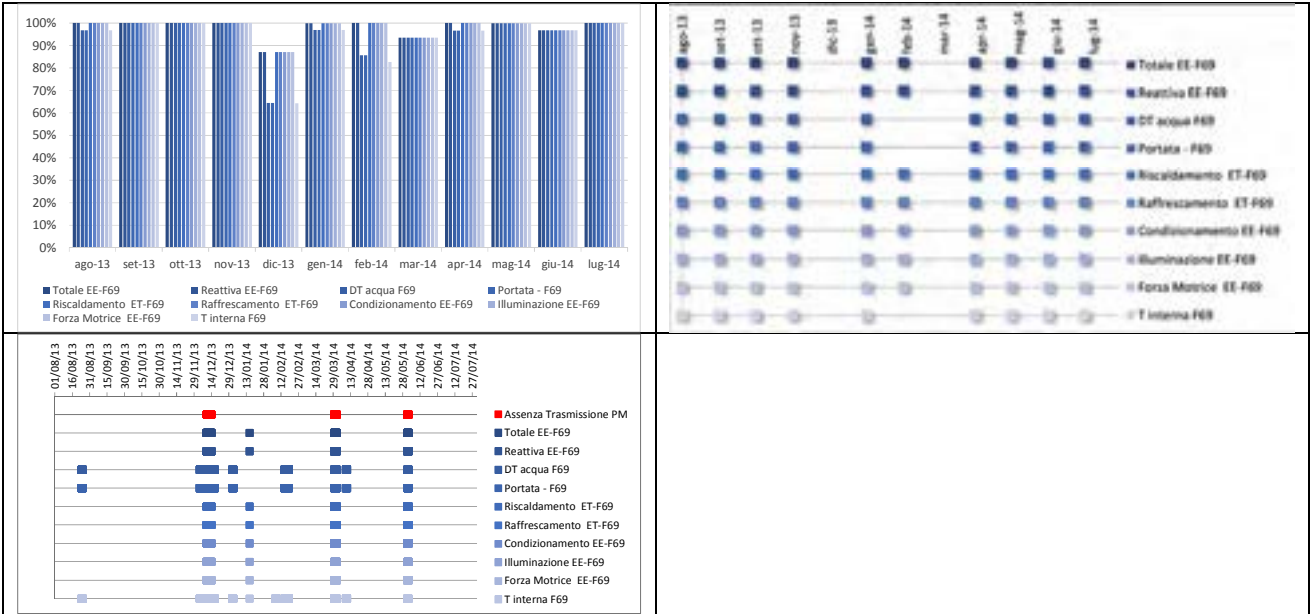
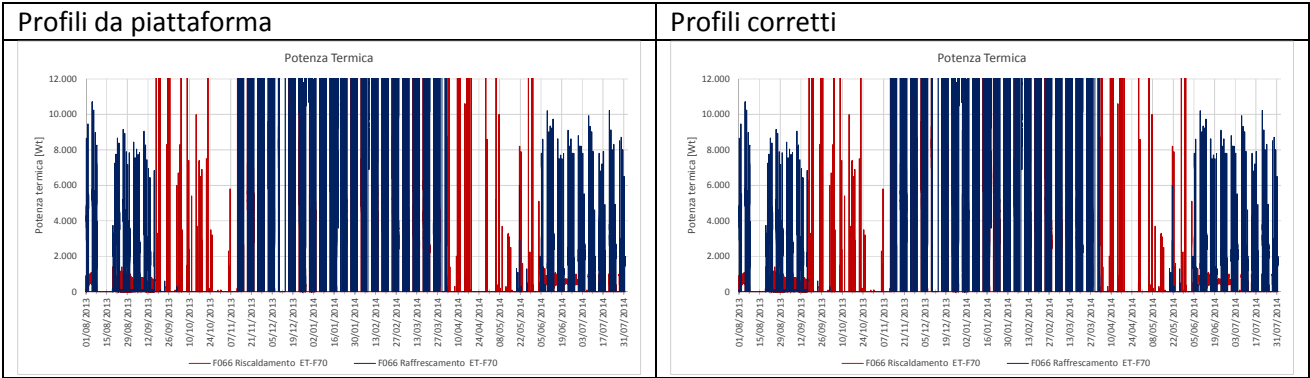


Tabella 29 - Analisi qualità dei dati



Edificio F70

Tabella 30 - Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all'edificio F70



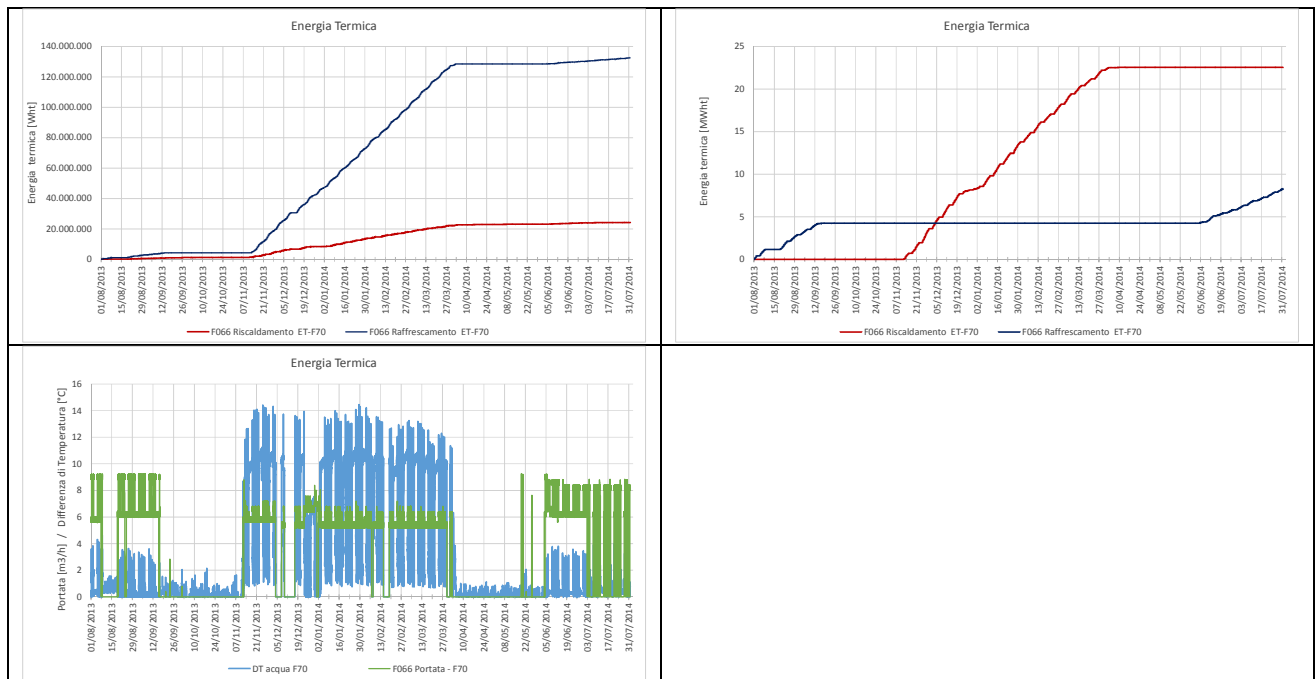


Tabella 31 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all'edificio F70

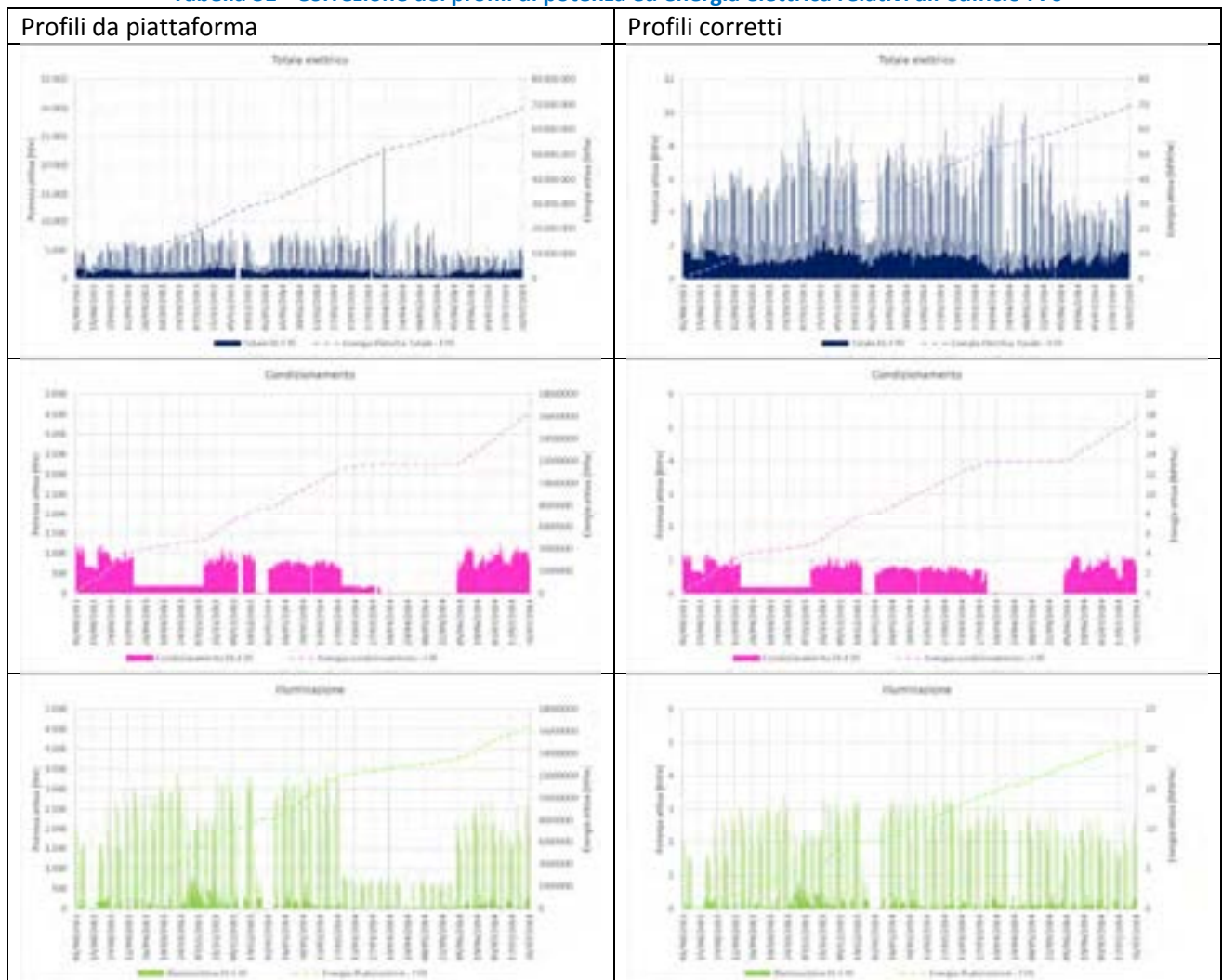
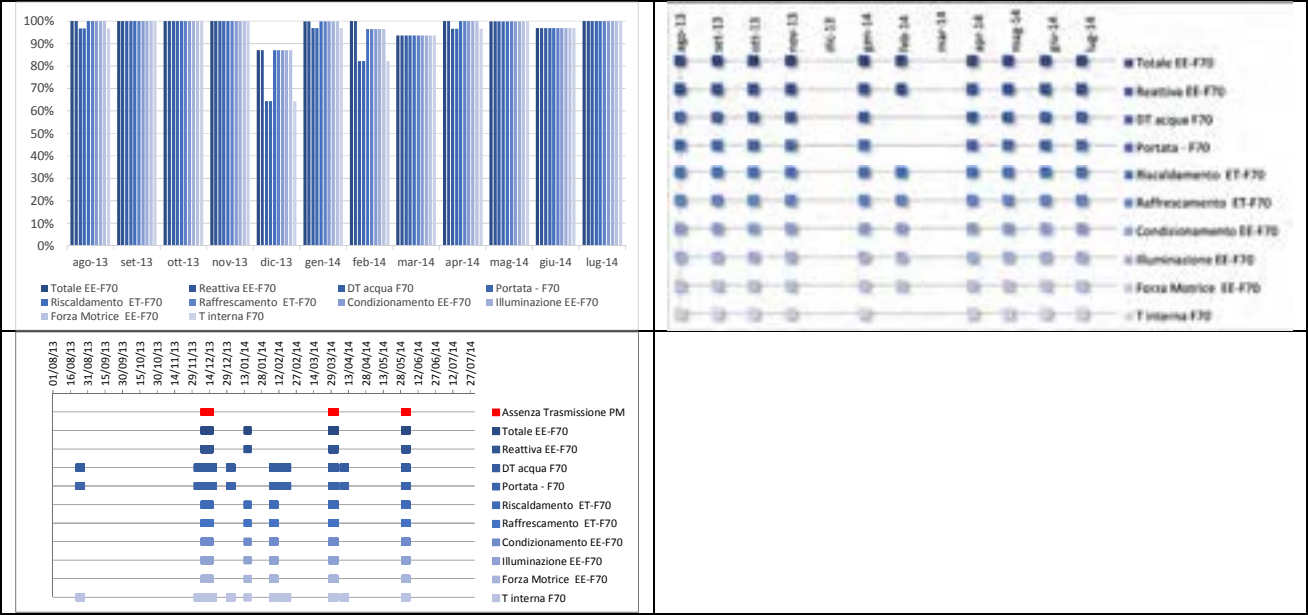




Tabella 32 - Analisi qualità dei dati



Edificio F71

Tabella 33 - Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all'edificio F71

Profili da piattaforma	Profili corretti
------------------------	------------------

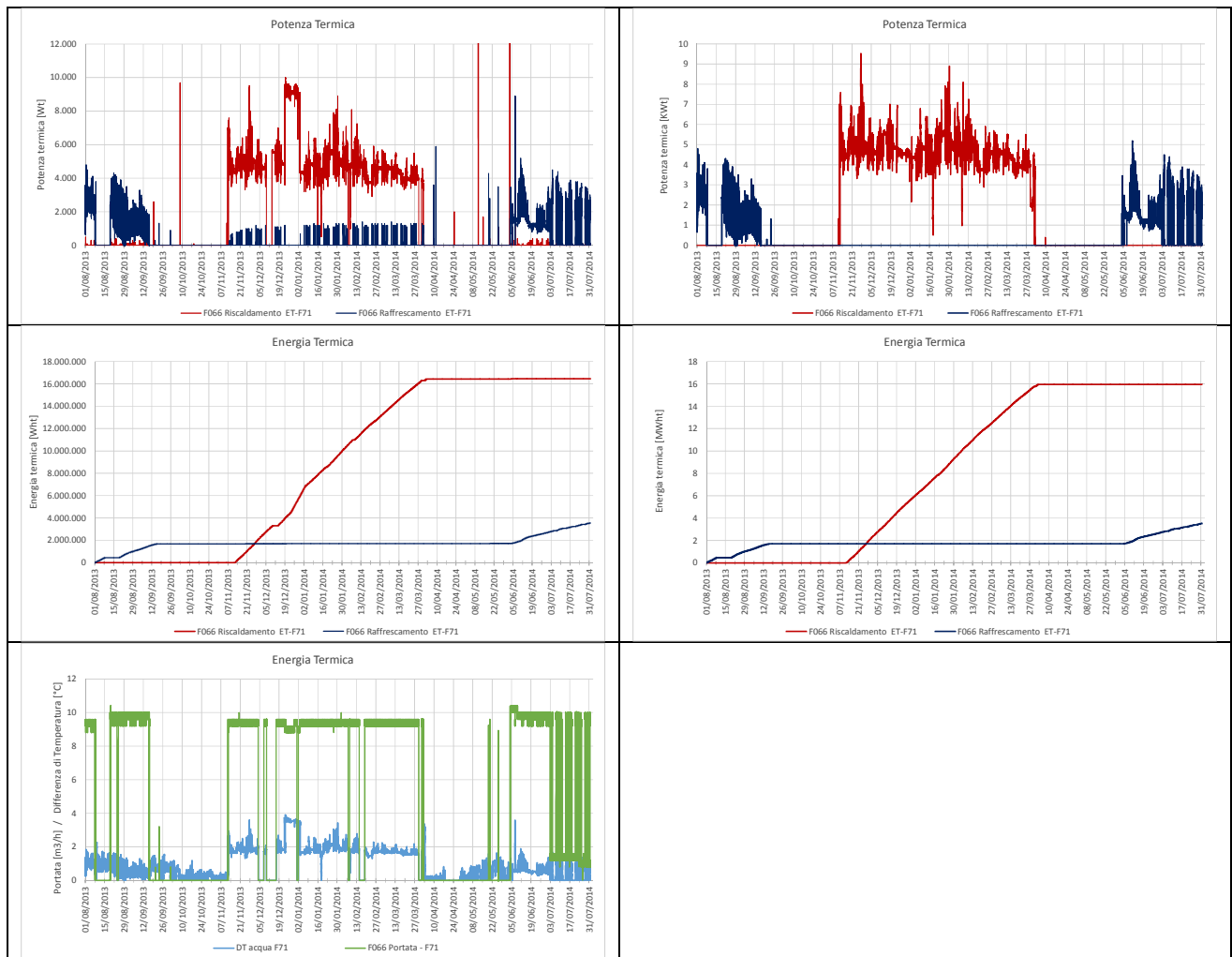


Tabella 34 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all'edificio F71

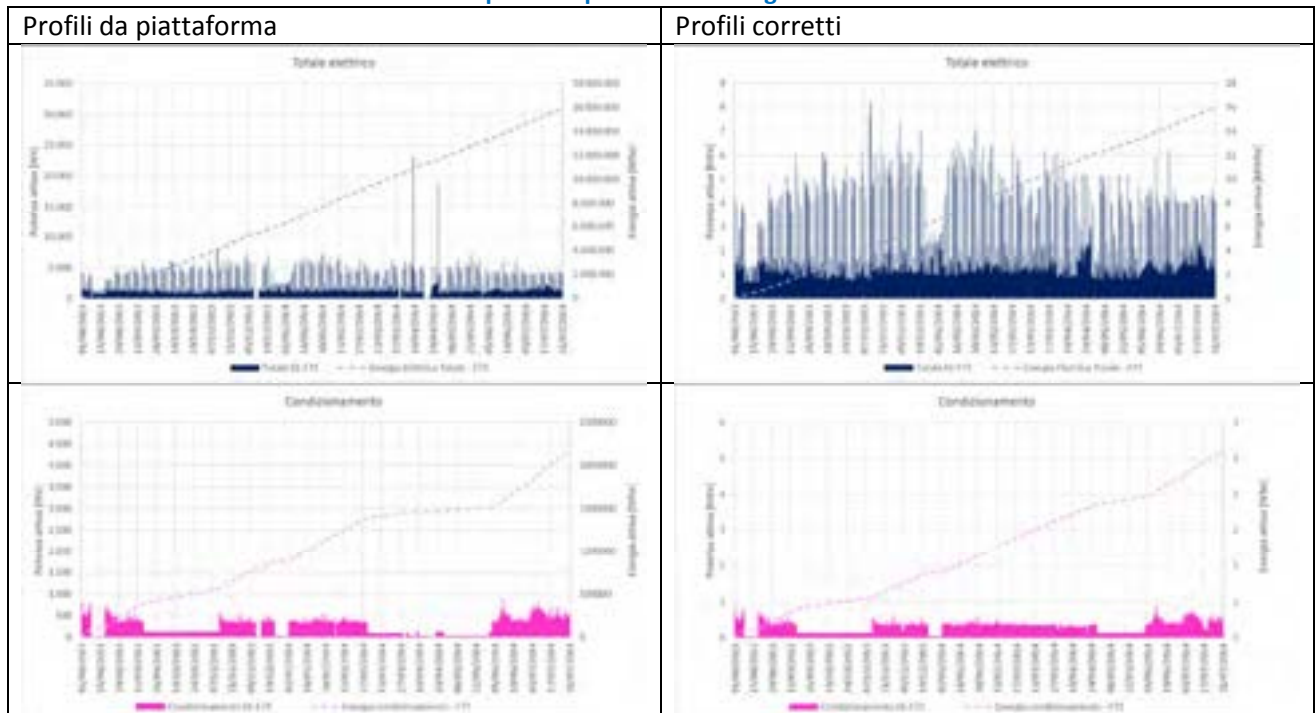
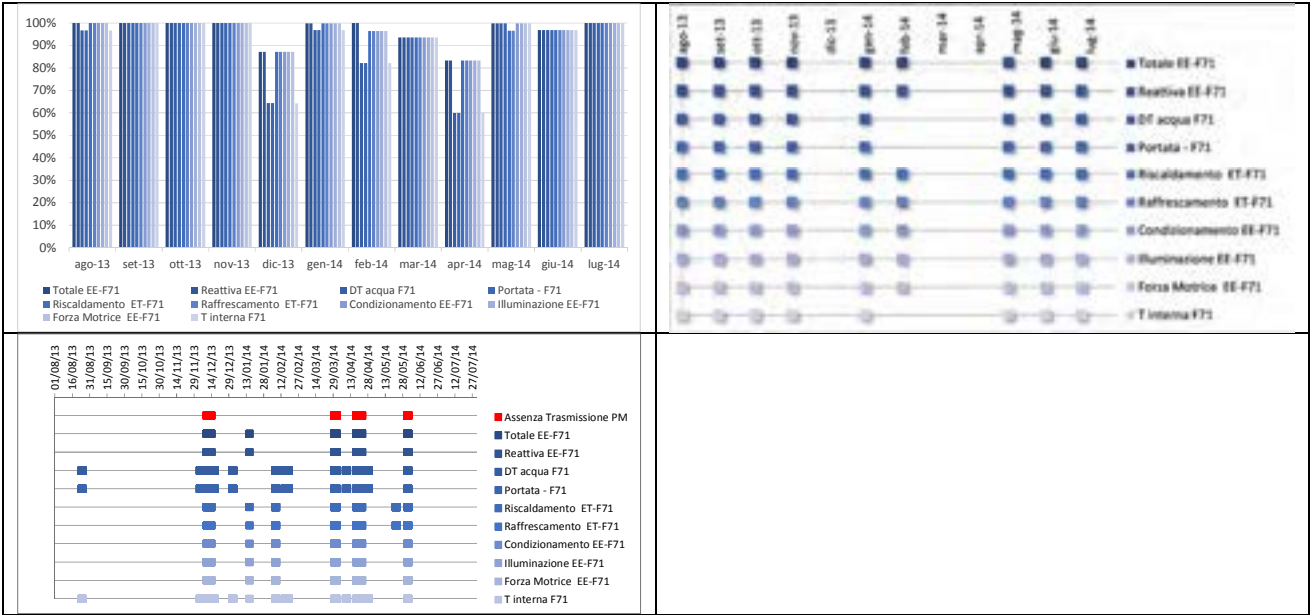




Tabella 35 - Analisi qualità dei dati



Edificio F72

Tabella 36 - Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all'edificio F72



Tabella 37 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all'edificio F72

Profili da piattaforma	Profili corretti
------------------------	------------------

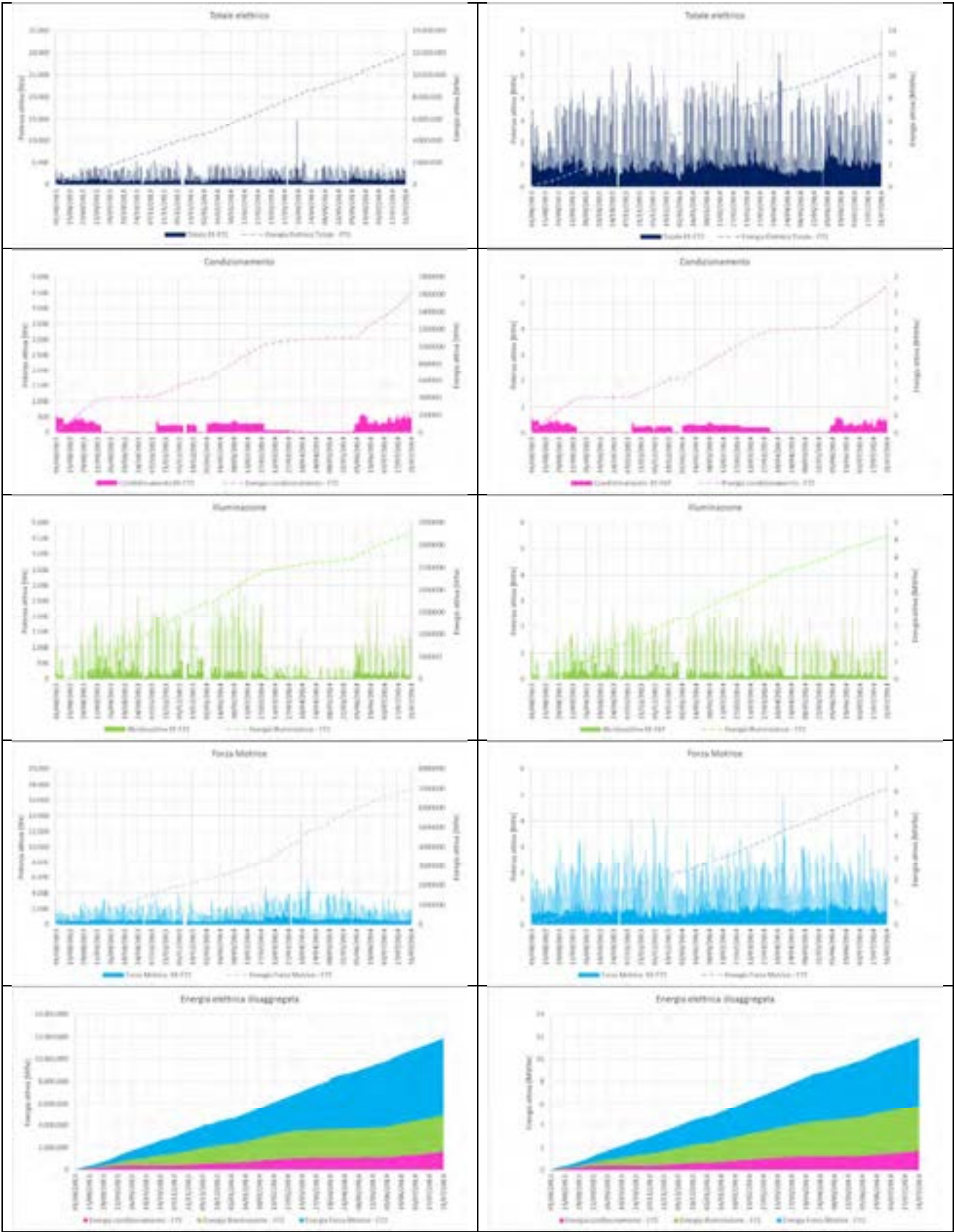
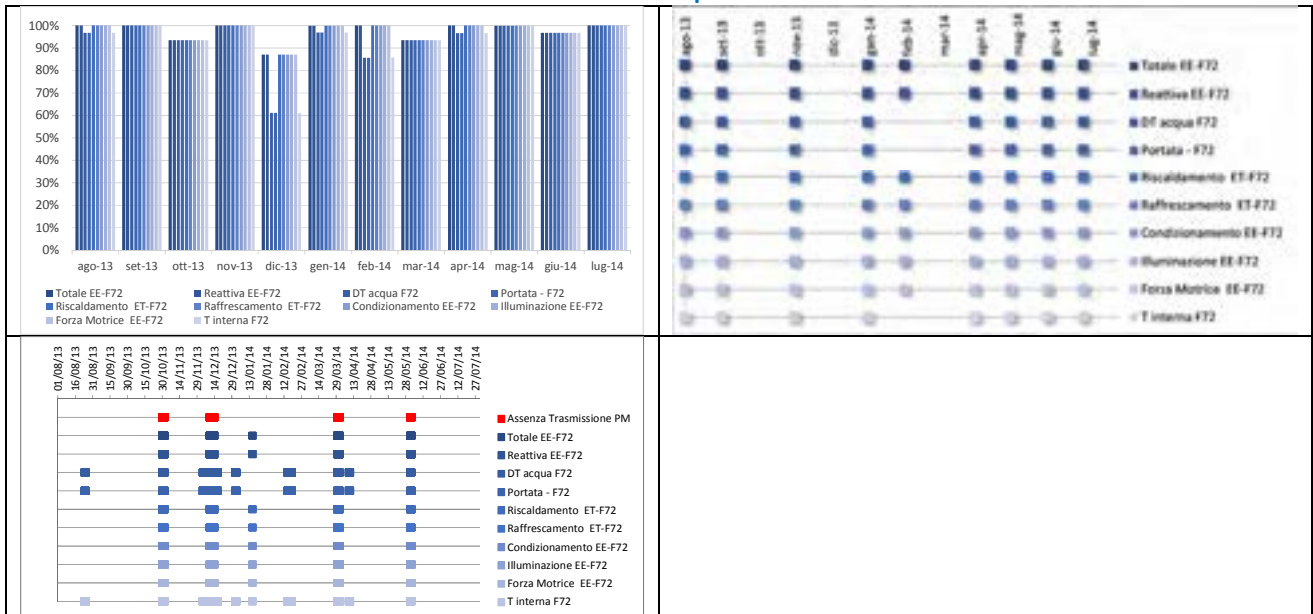
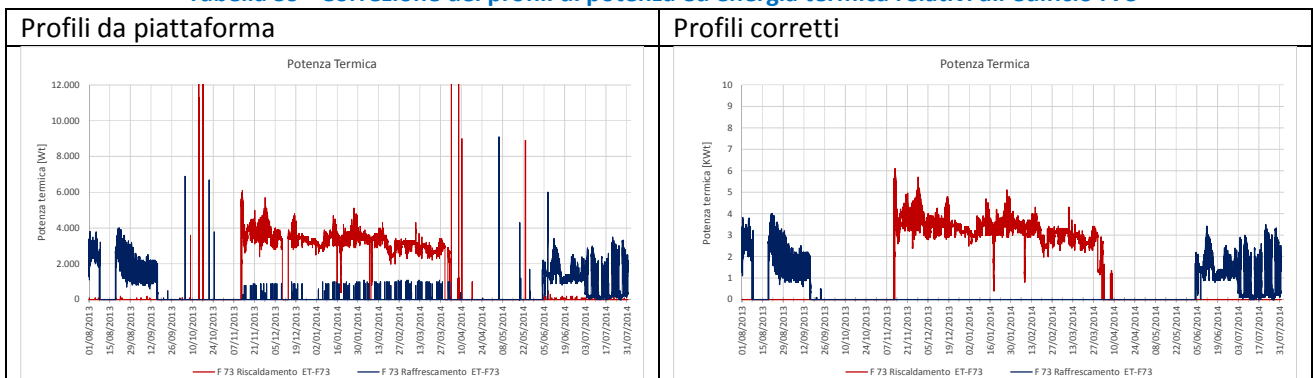


Tabella 38 - Analisi qualità dei dati



Edificio F73

Tabella 39 - Correzione dei profili di potenza ed energia termica relativi all'edificio F73



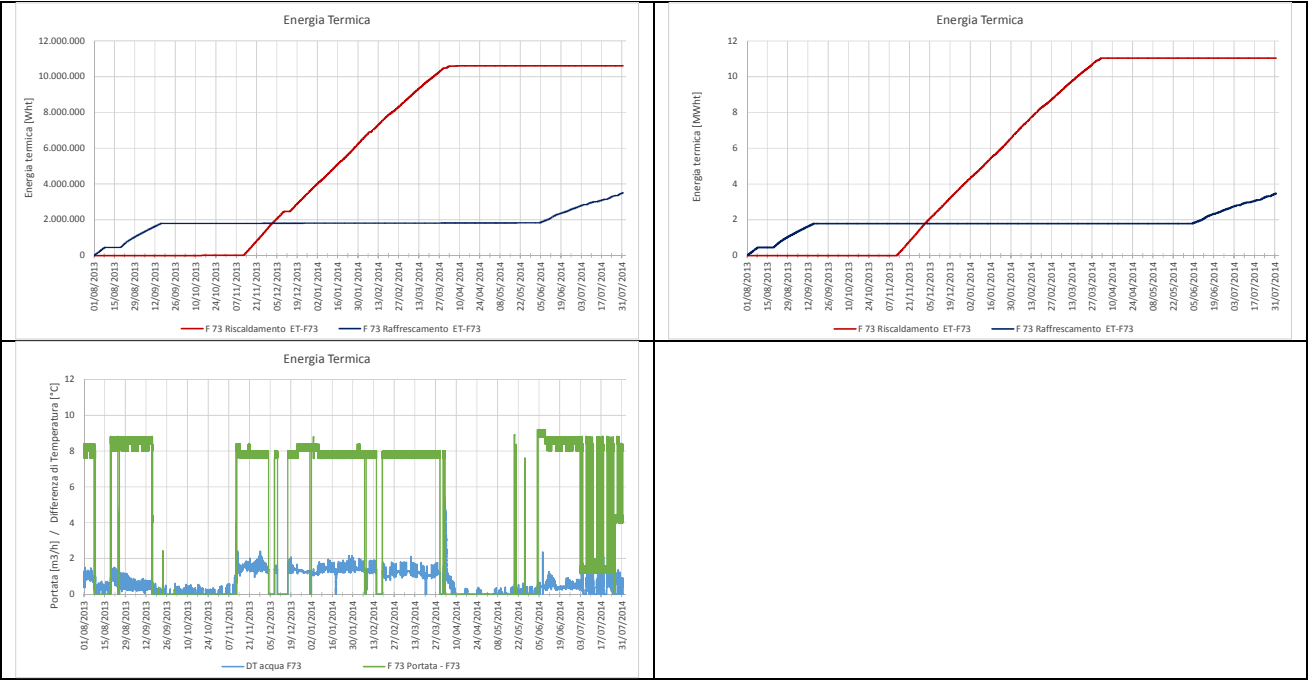
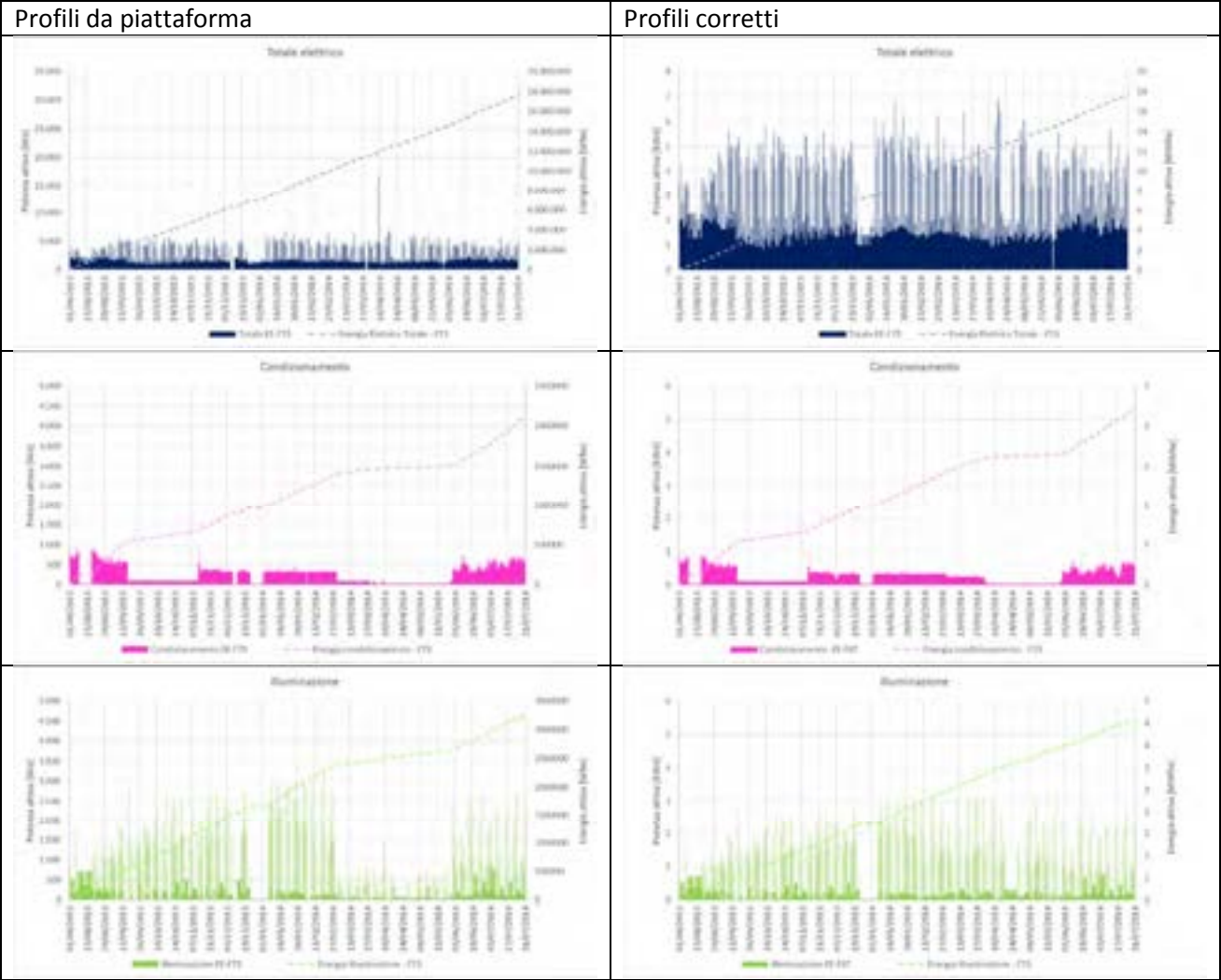


Tabella 40 - Correzione dei profili di potenza ed energia elettrica relativi all’edificio F73



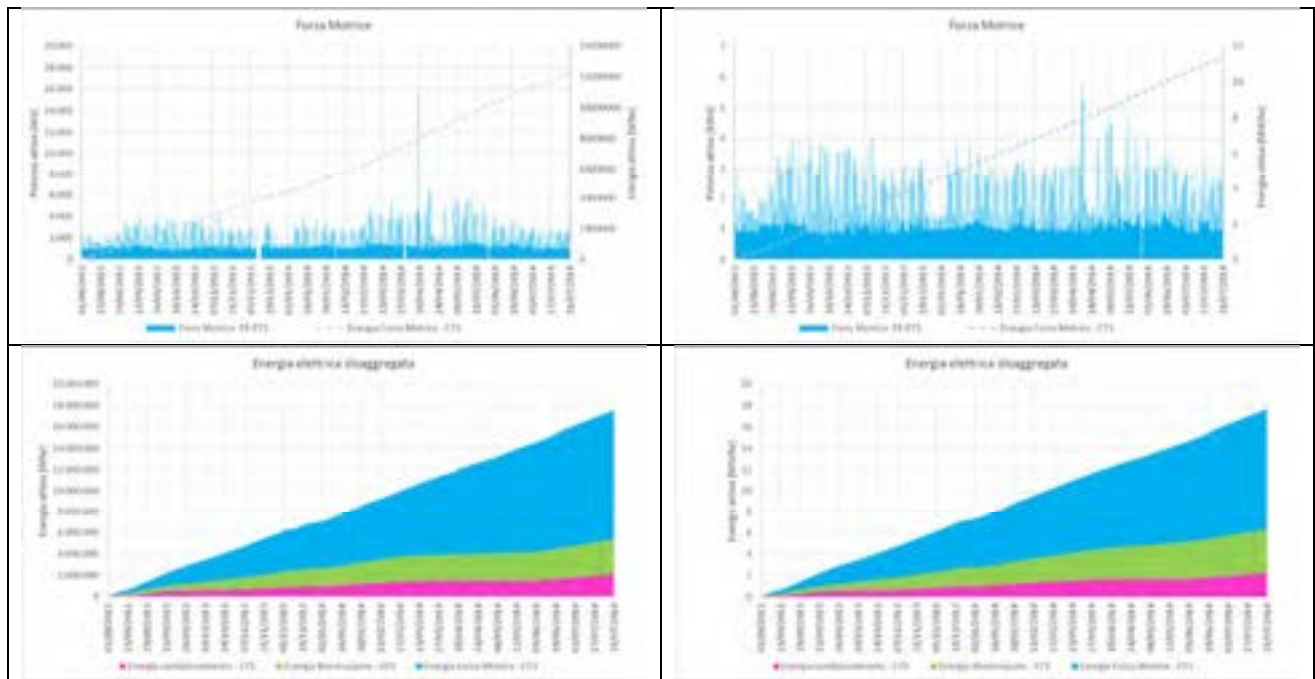


Tabella 41 - Analisi qualità dei dati

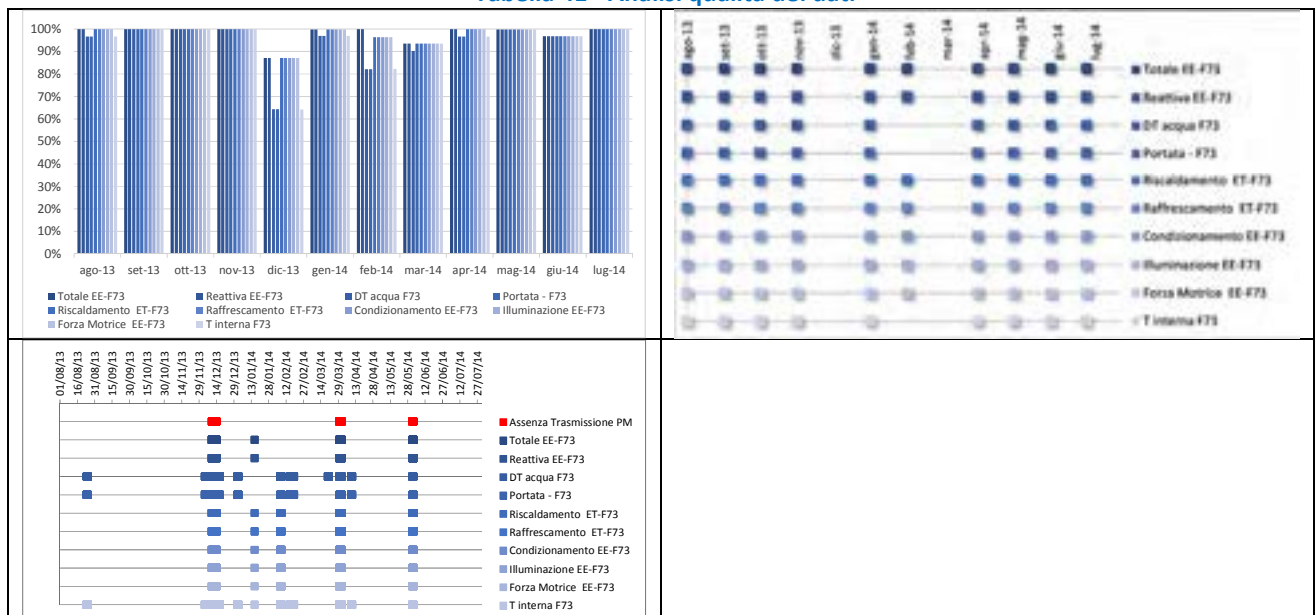
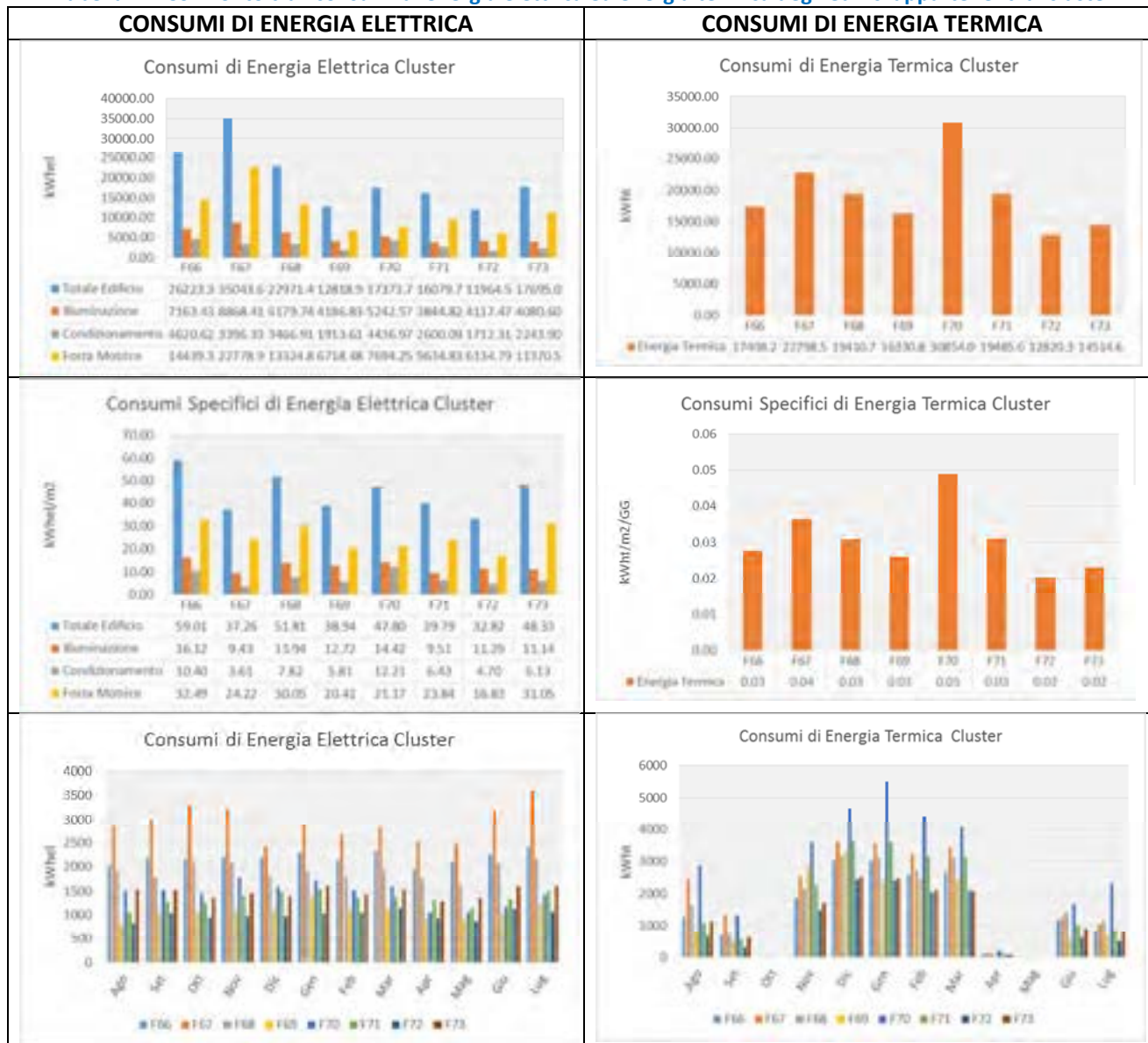


Tabella 42. Confronto tra i consumi di energia elettrica ed energia termica degli edifici appartenenti al cluster



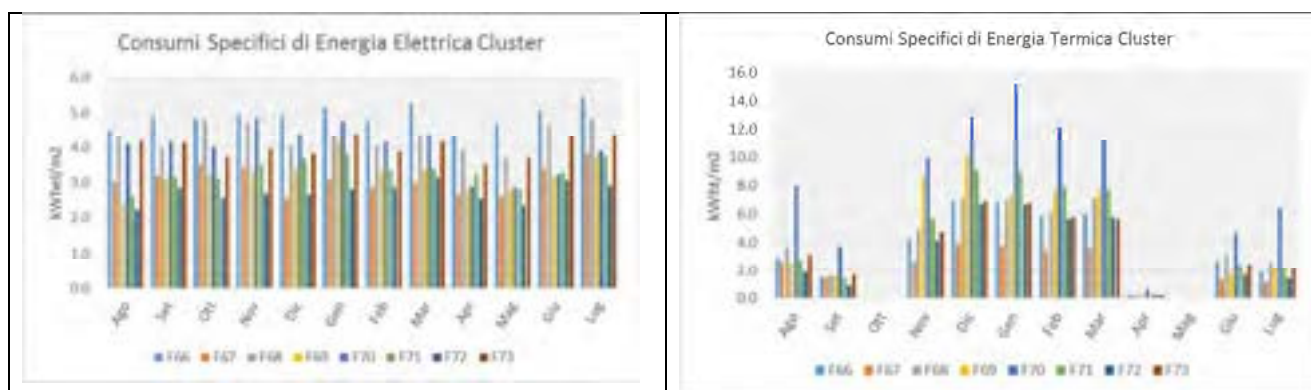


Tabella 43. Confronto tra consumi assoluti e consumi specifici di Energia Elettrica degli edifici appartenenti al cluster

	CONSUMI DI ENERGIA ELETTRICA	CONSUMI SPECIFICI DI ENERGIA ELETTRICA																																																																																																																																		
F66	Consumi di Energia Elettrica F66 <table><tr><th>Mese</th><th>Totale</th><th>Illuminazione</th><th>Condizionamento</th><th>Forza Motrice</th></tr><tr><td>Agg</td><td>2013</td><td>403</td><td>603</td><td>1341</td></tr><tr><td>Set</td><td>2188</td><td>594</td><td>220</td><td>1292</td></tr><tr><td>Ott</td><td>2155</td><td>765</td><td>346</td><td>1170</td></tr><tr><td>Nov</td><td>2192</td><td>686</td><td>385</td><td>1130</td></tr><tr><td>Dic</td><td>2200</td><td>663</td><td>443</td><td>1142</td></tr><tr><td>Gen</td><td>2290</td><td>646</td><td>443</td><td>1202</td></tr><tr><td>Feb</td><td>2332</td><td>635</td><td>384</td><td>1314</td></tr><tr><td>Mar</td><td>2341</td><td>632</td><td>419</td><td>1290</td></tr><tr><td>Apr</td><td>1917</td><td>501</td><td>234</td><td>1192</td></tr><tr><td>Mai</td><td>2104</td><td>629</td><td>234</td><td>1251</td></tr><tr><td>Giù</td><td>2262</td><td>480</td><td>482</td><td>1300</td></tr><tr><td>Lug</td><td>2411</td><td>529</td><td>571</td><td>1311</td></tr></table>	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice	Agg	2013	403	603	1341	Set	2188	594	220	1292	Ott	2155	765	346	1170	Nov	2192	686	385	1130	Dic	2200	663	443	1142	Gen	2290	646	443	1202	Feb	2332	635	384	1314	Mar	2341	632	419	1290	Apr	1917	501	234	1192	Mai	2104	629	234	1251	Giù	2262	480	482	1300	Lug	2411	529	571	1311	Consumi Specifici di Energia Elettrica F66 <table><tr><th>Mese</th><th>Totale</th><th>Illuminazione</th><th>Condizionamento</th><th>Forza Motrice</th></tr><tr><td>Agg</td><td>4.5</td><td>0.9</td><td>1.1</td><td>2.6</td></tr><tr><td>Set</td><td>4.9</td><td>1.3</td><td>0.9</td><td>2.7</td></tr><tr><td>Ott</td><td>4.8</td><td>1.7</td><td>0.5</td><td>2.6</td></tr><tr><td>Nov</td><td>4.9</td><td>1.8</td><td>0.8</td><td>2.5</td></tr><tr><td>Dic</td><td>5.0</td><td>1.5</td><td>0.9</td><td>2.6</td></tr><tr><td>Gen</td><td>5.2</td><td>1.5</td><td>1.0</td><td>2.3</td></tr><tr><td>Feb</td><td>4.8</td><td>1.4</td><td>0.9</td><td>2.5</td></tr><tr><td>Mar</td><td>5.3</td><td>1.4</td><td>0.9</td><td>2.9</td></tr><tr><td>Apr</td><td>4.3</td><td>1.1</td><td>0.5</td><td>2.7</td></tr><tr><td>Mai</td><td>4.7</td><td>1.4</td><td>0.5</td><td>2.8</td></tr><tr><td>Giù</td><td>5.1</td><td>1.1</td><td>1.1</td><td>2.9</td></tr><tr><td>Lug</td><td>5.4</td><td>1.2</td><td>1.1</td><td>3.0</td></tr></table>	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice	Agg	4.5	0.9	1.1	2.6	Set	4.9	1.3	0.9	2.7	Ott	4.8	1.7	0.5	2.6	Nov	4.9	1.8	0.8	2.5	Dic	5.0	1.5	0.9	2.6	Gen	5.2	1.5	1.0	2.3	Feb	4.8	1.4	0.9	2.5	Mar	5.3	1.4	0.9	2.9	Apr	4.3	1.1	0.5	2.7	Mai	4.7	1.4	0.5	2.8	Giù	5.1	1.1	1.1	2.9	Lug	5.4	1.2	1.1	3.0
	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice																																																																																																																															
Agg	2013	403	603	1341																																																																																																																																
Set	2188	594	220	1292																																																																																																																																
Ott	2155	765	346	1170																																																																																																																																
Nov	2192	686	385	1130																																																																																																																																
Dic	2200	663	443	1142																																																																																																																																
Gen	2290	646	443	1202																																																																																																																																
Feb	2332	635	384	1314																																																																																																																																
Mar	2341	632	419	1290																																																																																																																																
Apr	1917	501	234	1192																																																																																																																																
Mai	2104	629	234	1251																																																																																																																																
Giù	2262	480	482	1300																																																																																																																																
Lug	2411	529	571	1311																																																																																																																																
Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice																																																																																																																																
Agg	4.5	0.9	1.1	2.6																																																																																																																																
Set	4.9	1.3	0.9	2.7																																																																																																																																
Ott	4.8	1.7	0.5	2.6																																																																																																																																
Nov	4.9	1.8	0.8	2.5																																																																																																																																
Dic	5.0	1.5	0.9	2.6																																																																																																																																
Gen	5.2	1.5	1.0	2.3																																																																																																																																
Feb	4.8	1.4	0.9	2.5																																																																																																																																
Mar	5.3	1.4	0.9	2.9																																																																																																																																
Apr	4.3	1.1	0.5	2.7																																																																																																																																
Mai	4.7	1.4	0.5	2.8																																																																																																																																
Giù	5.1	1.1	1.1	2.9																																																																																																																																
Lug	5.4	1.2	1.1	3.0																																																																																																																																
F67	Consumi di Energia Elettrica F67 <table><tr><th>Mese</th><th>Totale</th><th>Illuminazione</th><th>Condizionamento</th><th>Forza Motrice</th></tr><tr><td>Agg</td><td>2848</td><td>649</td><td>576</td><td>1604</td></tr><tr><td>Set</td><td>2997</td><td>638</td><td>362</td><td>1995</td></tr><tr><td>Ott</td><td>3302</td><td>971</td><td>151</td><td>2170</td></tr><tr><td>Nov</td><td>3229</td><td>1024</td><td>274</td><td>1930</td></tr><tr><td>Dic</td><td>2434</td><td>756</td><td>241</td><td>1437</td></tr><tr><td>Gen</td><td>2914</td><td>735</td><td>296</td><td>1883</td></tr><tr><td>Feb</td><td>2687</td><td>794</td><td>286</td><td>1625</td></tr><tr><td>Mar</td><td>2835</td><td>685</td><td>62</td><td>1854</td></tr><tr><td>Apr</td><td>2519</td><td>580</td><td>53</td><td>1887</td></tr><tr><td>Mai</td><td>2470</td><td>655</td><td>137</td><td>1769</td></tr><tr><td>Giù</td><td>3206</td><td>653</td><td>466</td><td>2115</td></tr><tr><td>Lug</td><td>3595</td><td>734</td><td>466</td><td>2405</td></tr></table>	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice	Agg	2848	649	576	1604	Set	2997	638	362	1995	Ott	3302	971	151	2170	Nov	3229	1024	274	1930	Dic	2434	756	241	1437	Gen	2914	735	296	1883	Feb	2687	794	286	1625	Mar	2835	685	62	1854	Apr	2519	580	53	1887	Mai	2470	655	137	1769	Giù	3206	653	466	2115	Lug	3595	734	466	2405	Consumi Specifici di Energia Elettrica F67 <table><tr><th>Mese</th><th>Totale</th><th>Illuminazione</th><th>Condizionamento</th><th>Forza Motrice</th></tr><tr><td>Agg</td><td>3.0</td><td>0.7</td><td>0.6</td><td>1.7</td></tr><tr><td>Set</td><td>3.2</td><td>0.7</td><td>0.4</td><td>2.1</td></tr><tr><td>Ott</td><td>3.5</td><td>1.0</td><td>0.2</td><td>2.3</td></tr><tr><td>Nov</td><td>3.4</td><td>1.1</td><td>0.3</td><td>2.0</td></tr><tr><td>Dic</td><td>2.6</td><td>0.8</td><td>0.3</td><td>1.5</td></tr><tr><td>Gen</td><td>3.1</td><td>0.8</td><td>0.3</td><td>2.0</td></tr><tr><td>Feb</td><td>2.9</td><td>0.8</td><td>0.3</td><td>1.7</td></tr><tr><td>Mar</td><td>3.0</td><td>0.7</td><td>0.3</td><td>2.0</td></tr><tr><td>Apr</td><td>2.7</td><td>0.6</td><td>0.1</td><td>2.0</td></tr><tr><td>Mai</td><td>2.6</td><td>0.7</td><td>0.1</td><td>1.9</td></tr><tr><td>Giù</td><td>3.4</td><td>0.7</td><td>0.8</td><td>2.4</td></tr><tr><td>Lug</td><td>3.8</td><td>0.8</td><td>0.5</td><td>2.6</td></tr></table>	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice	Agg	3.0	0.7	0.6	1.7	Set	3.2	0.7	0.4	2.1	Ott	3.5	1.0	0.2	2.3	Nov	3.4	1.1	0.3	2.0	Dic	2.6	0.8	0.3	1.5	Gen	3.1	0.8	0.3	2.0	Feb	2.9	0.8	0.3	1.7	Mar	3.0	0.7	0.3	2.0	Apr	2.7	0.6	0.1	2.0	Mai	2.6	0.7	0.1	1.9	Giù	3.4	0.7	0.8	2.4	Lug	3.8	0.8	0.5	2.6
	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice																																																																																																																															
Agg	2848	649	576	1604																																																																																																																																
Set	2997	638	362	1995																																																																																																																																
Ott	3302	971	151	2170																																																																																																																																
Nov	3229	1024	274	1930																																																																																																																																
Dic	2434	756	241	1437																																																																																																																																
Gen	2914	735	296	1883																																																																																																																																
Feb	2687	794	286	1625																																																																																																																																
Mar	2835	685	62	1854																																																																																																																																
Apr	2519	580	53	1887																																																																																																																																
Mai	2470	655	137	1769																																																																																																																																
Giù	3206	653	466	2115																																																																																																																																
Lug	3595	734	466	2405																																																																																																																																
Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice																																																																																																																																
Agg	3.0	0.7	0.6	1.7																																																																																																																																
Set	3.2	0.7	0.4	2.1																																																																																																																																
Ott	3.5	1.0	0.2	2.3																																																																																																																																
Nov	3.4	1.1	0.3	2.0																																																																																																																																
Dic	2.6	0.8	0.3	1.5																																																																																																																																
Gen	3.1	0.8	0.3	2.0																																																																																																																																
Feb	2.9	0.8	0.3	1.7																																																																																																																																
Mar	3.0	0.7	0.3	2.0																																																																																																																																
Apr	2.7	0.6	0.1	2.0																																																																																																																																
Mai	2.6	0.7	0.1	1.9																																																																																																																																
Giù	3.4	0.7	0.8	2.4																																																																																																																																
Lug	3.8	0.8	0.5	2.6																																																																																																																																
F68	Consumi di Energia Elettrica F68 <table><tr><th>Mese</th><th>Totale</th><th>Illuminazione</th><th>Condizionamento</th><th>Forza Motrice</th></tr><tr><td>Agg</td><td>1923</td><td>401</td><td>488</td><td>1035</td></tr><tr><td>Set</td><td>1780</td><td>396</td><td>342</td><td>1041</td></tr><tr><td>Ott</td><td>2126</td><td>654</td><td>245</td><td>1227</td></tr><tr><td>Nov</td><td>2094</td><td>669</td><td>275</td><td>1151</td></tr><tr><td>Dic</td><td>1793</td><td>517</td><td>223</td><td>1054</td></tr><tr><td>Gen</td><td>1911</td><td>630</td><td>294</td><td>1007</td></tr><tr><td>Feb</td><td>1787</td><td>536</td><td>254</td><td>994</td></tr><tr><td>Mar</td><td>1914</td><td>535</td><td>291</td><td>1088</td></tr><tr><td>Apr</td><td>1745</td><td>520</td><td>151</td><td>1073</td></tr><tr><td>Mai</td><td>1450</td><td>263</td><td>80</td><td>1107</td></tr><tr><td>Giù</td><td>2062</td><td>549</td><td>361</td><td>1352</td></tr><tr><td>Lug</td><td>2161</td><td>529</td><td>458</td><td>1384</td></tr></table>	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice	Agg	1923	401	488	1035	Set	1780	396	342	1041	Ott	2126	654	245	1227	Nov	2094	669	275	1151	Dic	1793	517	223	1054	Gen	1911	630	294	1007	Feb	1787	536	254	994	Mar	1914	535	291	1088	Apr	1745	520	151	1073	Mai	1450	263	80	1107	Giù	2062	549	361	1352	Lug	2161	529	458	1384	Consumi Specifici di Energia Elettrica F68 <table><tr><th>Mese</th><th>Totale</th><th>Illuminazione</th><th>Condizionamento</th><th>Forza Motrice</th></tr><tr><td>Agg</td><td>4.3</td><td>0.9</td><td>1.1</td><td>2.3</td></tr><tr><td>Set</td><td>4.0</td><td>0.9</td><td>0.8</td><td>2.3</td></tr><tr><td>Ott</td><td>4.8</td><td>1.5</td><td>0.6</td><td>2.8</td></tr><tr><td>Nov</td><td>4.7</td><td>1.5</td><td>0.6</td><td>2.6</td></tr><tr><td>Dic</td><td>4.0</td><td>1.2</td><td>0.5</td><td>2.4</td></tr><tr><td>Gen</td><td>4.3</td><td>1.4</td><td>0.7</td><td>2.3</td></tr><tr><td>Feb</td><td>4.0</td><td>1.2</td><td>0.6</td><td>2.2</td></tr><tr><td>Mar</td><td>4.4</td><td>1.2</td><td>0.7</td><td>2.5</td></tr><tr><td>Apr</td><td>3.9</td><td>1.2</td><td>0.3</td><td>2.4</td></tr><tr><td>Mai</td><td>3.7</td><td>0.6</td><td>0.2</td><td>2.9</td></tr><tr><td>Giù</td><td>4.7</td><td>1.3</td><td>0.8</td><td>2.6</td></tr><tr><td>Lug</td><td>4.9</td><td>1.2</td><td>1.0</td><td>2.7</td></tr></table>	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice	Agg	4.3	0.9	1.1	2.3	Set	4.0	0.9	0.8	2.3	Ott	4.8	1.5	0.6	2.8	Nov	4.7	1.5	0.6	2.6	Dic	4.0	1.2	0.5	2.4	Gen	4.3	1.4	0.7	2.3	Feb	4.0	1.2	0.6	2.2	Mar	4.4	1.2	0.7	2.5	Apr	3.9	1.2	0.3	2.4	Mai	3.7	0.6	0.2	2.9	Giù	4.7	1.3	0.8	2.6	Lug	4.9	1.2	1.0	2.7
	Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice																																																																																																																															
Agg	1923	401	488	1035																																																																																																																																
Set	1780	396	342	1041																																																																																																																																
Ott	2126	654	245	1227																																																																																																																																
Nov	2094	669	275	1151																																																																																																																																
Dic	1793	517	223	1054																																																																																																																																
Gen	1911	630	294	1007																																																																																																																																
Feb	1787	536	254	994																																																																																																																																
Mar	1914	535	291	1088																																																																																																																																
Apr	1745	520	151	1073																																																																																																																																
Mai	1450	263	80	1107																																																																																																																																
Giù	2062	549	361	1352																																																																																																																																
Lug	2161	529	458	1384																																																																																																																																
Mese	Totale	Illuminazione	Condizionamento	Forza Motrice																																																																																																																																
Agg	4.3	0.9	1.1	2.3																																																																																																																																
Set	4.0	0.9	0.8	2.3																																																																																																																																
Ott	4.8	1.5	0.6	2.8																																																																																																																																
Nov	4.7	1.5	0.6	2.6																																																																																																																																
Dic	4.0	1.2	0.5	2.4																																																																																																																																
Gen	4.3	1.4	0.7	2.3																																																																																																																																
Feb	4.0	1.2	0.6	2.2																																																																																																																																
Mar	4.4	1.2	0.7	2.5																																																																																																																																
Apr	3.9	1.2	0.3	2.4																																																																																																																																
Mai	3.7	0.6	0.2	2.9																																																																																																																																
Giù	4.7	1.3	0.8	2.6																																																																																																																																
Lug	4.9	1.2	1.0	2.7																																																																																																																																

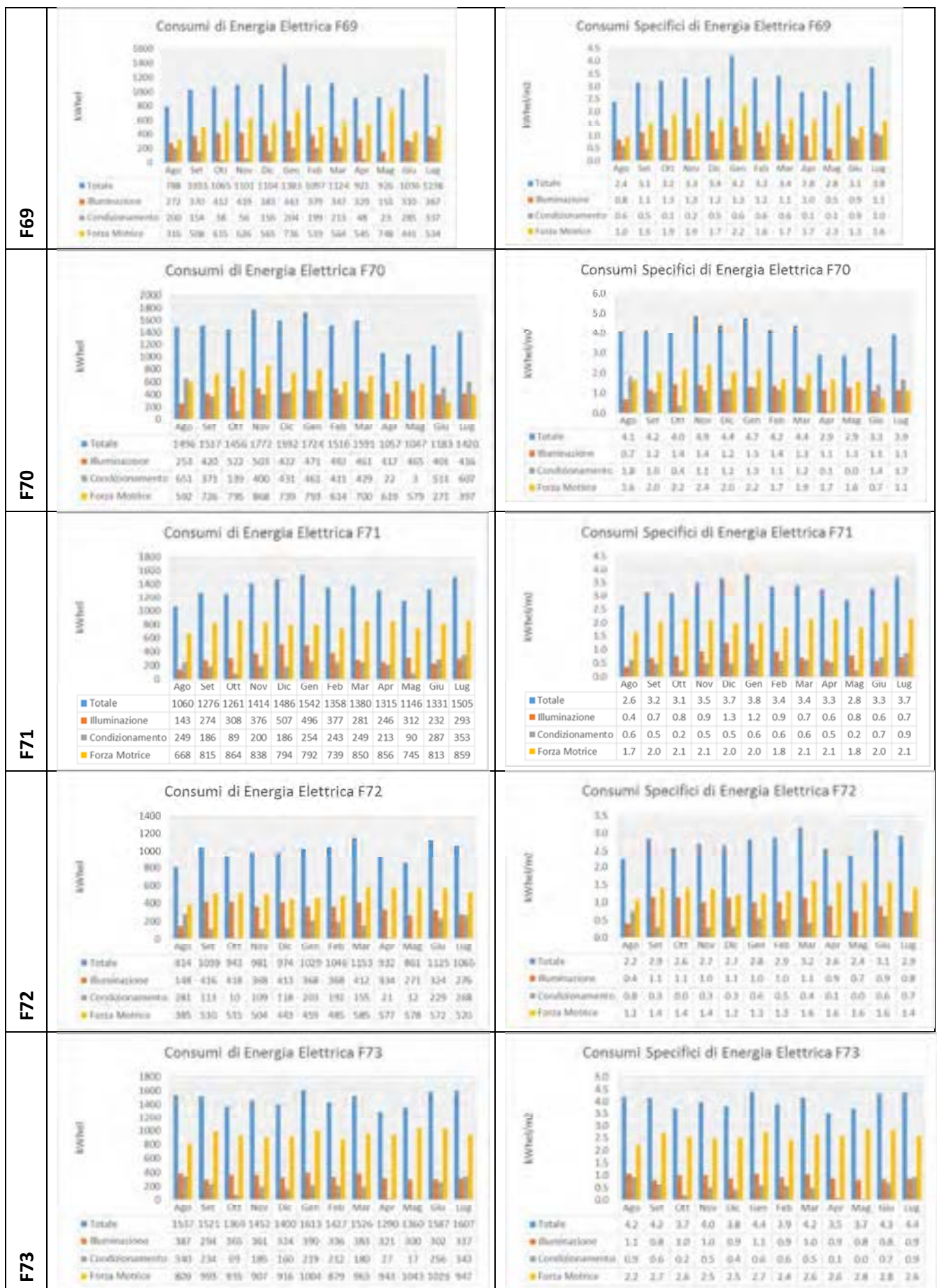


Tabella 44. Confronto tra consumi assoluti e consumi specifici di Energia Termica degli edifici appartenenti al cluster

	CONSUMI DI ENERGIA TERMICA	CONSUMI SPECIFICI DI ENERGIA TERMICA
F66	Consumi di Energia Termica F66 ■ Energia Termica 1303 697 0 1887 3054 3073 2525 2678 107 0 1189 850	Consumi Specifici di Energia Termica F66 ■ Energia Termica 2.9 1.8 0.0 4.2 6.9 6.8 5.9 6.0 0.2 0.0 2.7 1.9
F67	Consumi di Energia Termica F67 ■ Energia Termica 2467 1372 0 2543 3637 3562 3255 3438 139 0 1304 9074	Consumi Specifici di Energia Termica F67 ■ Energia Termica 2.6 1.3 0.0 2.7 3.9 3.8 3.5 3.7 0.1 0.0 1.4 1.1
F68	Consumi di Energia Termica F68 ■ Energia Termica 1652 749 0 2281 3252 3103 2718 3195 130 0 1425 1158	Consumi Specifici di Energia Termica F68 ■ Energia Termica 3.7 1.7 0.0 4.9 7.1 7.0 6.1 7.1 0.3 0.0 3.2 2.6
F69	Consumi di Energia Termica F69 ■ Energia Termica 847 527 0 2870 3320 2453 2480 2482 92 0 572 723	Consumi Specifici di Energia Termica F69 ■ Energia Termica 2.6 1.6 0.0 8.7 10.1 7.3 7.5 7.5 0.3 0.0 1.7 2.2

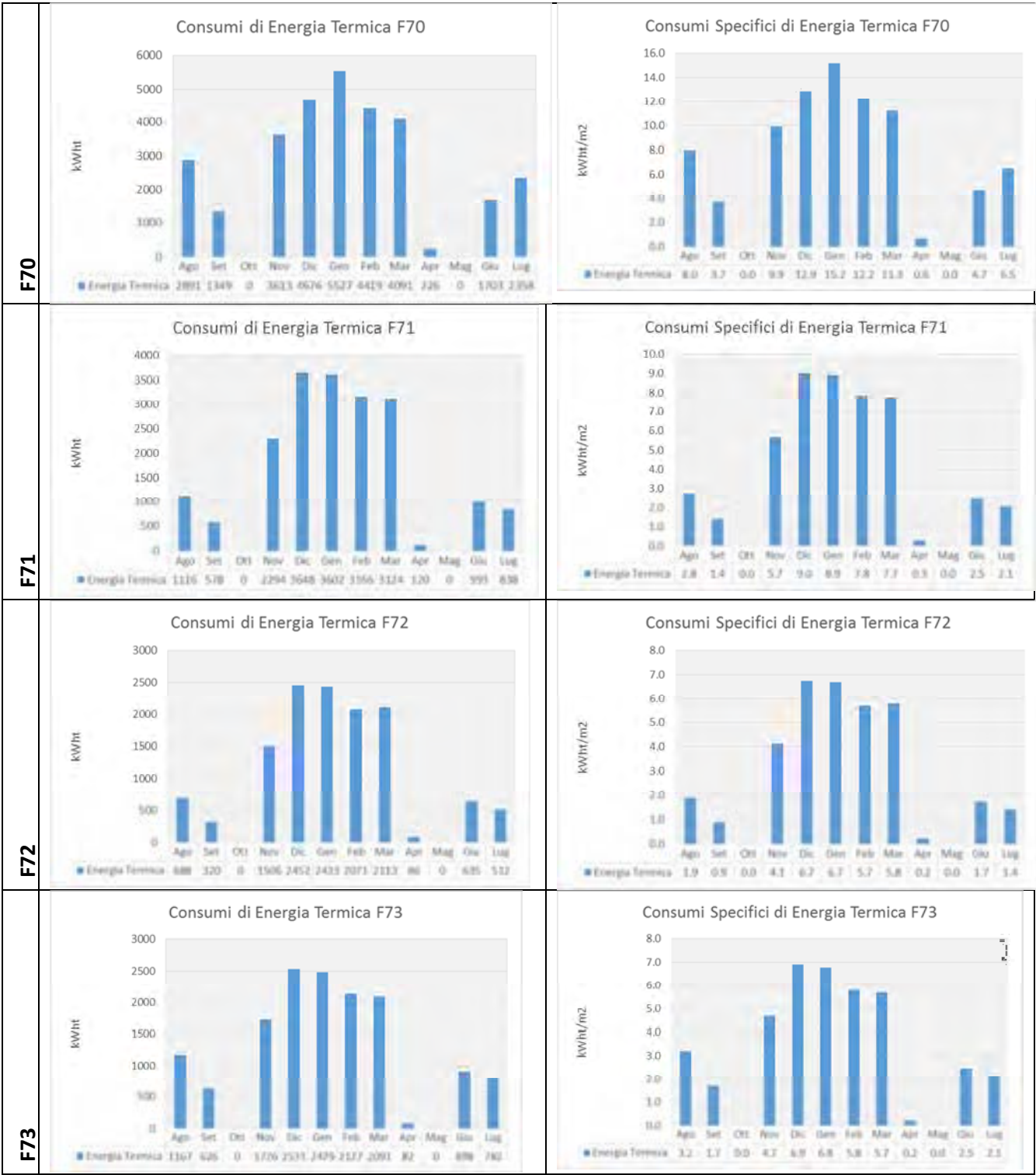


Tabella 45. Andamento mensile dei consumi specifici di Energia Elettrica ed Energia Termica per ciascuno degli edifici appartenenti al cluster

	CONSUMI DI ENERGIA ELETTRICA	CONSUMI DI ENERGIA TERMICA																																																																	
F66	Consumi di Energia Elettrica F66 <table><tr><td>Totale</td><td>0.15</td><td>0.16</td><td>0.16</td><td>0.16</td><td>0.17</td><td>0.17</td><td>0.17</td><td>0.17</td><td>0.15</td><td>0.17</td><td>0.17</td></tr><tr><td>Illuminazione</td><td>0.03</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.05</td><td>0.05</td><td>0.05</td><td>0.05</td><td>0.05</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td></tr><tr><td>Condizionamento</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.02</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.04</td></tr><tr><td>Forza Motrice</td><td>0.08</td><td>0.09</td><td>0.08</td><td>0.08</td><td>0.08</td><td>0.09</td><td>0.09</td><td>0.09</td><td>0.09</td><td>0.10</td><td>0.10</td></tr></table> Consumi di Energia Termica F66 <table><tr><td>Energia Termica</td><td>0.09</td><td>0.05</td><td>0.00</td><td>0.14</td><td>0.22</td><td>0.22</td><td>0.21</td><td>0.19</td><td>0.01</td><td>0.00</td><td>0.09</td><td>0.06</td></tr></table>	Totale	0.15	0.16	0.16	0.16	0.17	0.17	0.17	0.17	0.15	0.17	0.17	Illuminazione	0.03	0.04	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04	0.04	0.04	Condizionamento	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.04	Forza Motrice	0.08	0.09	0.08	0.08	0.08	0.09	0.09	0.09	0.09	0.10	0.10	Energia Termica	0.09	0.05	0.00	0.14	0.22	0.22	0.21	0.19	0.01	0.00	0.09	0.06					
Totale	0.15	0.16	0.16	0.16	0.17	0.17	0.17	0.17	0.15	0.17	0.17																																																								
Illuminazione	0.03	0.04	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04	0.04	0.04																																																								
Condizionamento	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.04																																																								
Forza Motrice	0.08	0.09	0.08	0.08	0.08	0.09	0.09	0.09	0.09	0.10	0.10																																																								
Energia Termica	0.09	0.05	0.00	0.14	0.22	0.22	0.21	0.19	0.01	0.00	0.09	0.06																																																							
F67	Consumi di Energia Elettrica F67 <table><tr><td>Totale</td><td>0.10</td><td>0.11</td><td>0.11</td><td>0.11</td><td>0.08</td><td>0.10</td><td>0.10</td><td>0.10</td><td>0.09</td><td>0.08</td><td>0.11</td><td>0.12</td></tr><tr><td>Illuminazione</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.03</td><td>0.04</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.02</td></tr><tr><td>Condizionamento</td><td>0.02</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.00</td><td>0.00</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.02</td></tr><tr><td>Forza Motrice</td><td>0.06</td><td>0.07</td><td>0.07</td><td>0.07</td><td>0.05</td><td>0.06</td><td>0.06</td><td>0.06</td><td>0.07</td><td>0.06</td><td>0.08</td><td>0.08</td></tr></table> Consumi di Energia Termica F67 <table><tr><td>Energia Termica</td><td>0.08</td><td>0.05</td><td>0.00</td><td>0.09</td><td>0.12</td><td>0.12</td><td>0.12</td><td>0.12</td><td>0.00</td><td>0.00</td><td>0.05</td><td>0.04</td></tr></table>	Totale	0.10	0.11	0.11	0.11	0.08	0.10	0.10	0.10	0.09	0.08	0.11	0.12	Illuminazione	0.02	0.02	0.03	0.04	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	Condizionamento	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	Forza Motrice	0.06	0.07	0.07	0.07	0.05	0.06	0.06	0.06	0.07	0.06	0.08	0.08	Energia Termica	0.08	0.05	0.00	0.09	0.12	0.12	0.12	0.12	0.00	0.00	0.05	0.04	
Totale	0.10	0.11	0.11	0.11	0.08	0.10	0.10	0.10	0.09	0.08	0.11	0.12																																																							
Illuminazione	0.02	0.02	0.03	0.04	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02																																																							
Condizionamento	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02																																																							
Forza Motrice	0.06	0.07	0.07	0.07	0.05	0.06	0.06	0.06	0.07	0.06	0.08	0.08																																																							
Energia Termica	0.08	0.05	0.00	0.09	0.12	0.12	0.12	0.12	0.00	0.00	0.05	0.04																																																							
F68	Consumi di Energia Elettrica F68 <table><tr><td>Totale</td><td>0.14</td><td>0.13</td><td>0.15</td><td>0.16</td><td>0.13</td><td>0.14</td><td>0.14</td><td>0.13</td><td>0.12</td><td>0.16</td><td>0.16</td></tr><tr><td>Illuminazione</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.05</td><td>0.05</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td></tr><tr><td>Condizionamento</td><td>0.04</td><td>0.03</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.02</td><td>0.01</td><td>0.01</td><td>0.05</td><td>0.05</td></tr><tr><td>Forza Motrice</td><td>0.08</td><td>0.08</td><td>0.09</td><td>0.09</td><td>0.08</td><td>0.07</td><td>0.08</td><td>0.08</td><td>0.08</td><td>0.10</td><td>0.10</td></tr></table> Consumi di Energia Termica F68 <table><tr><td>Energia Termica</td><td>0.12</td><td>0.06</td><td>0.00</td><td>0.16</td><td>0.23</td><td>0.23</td><td>0.22</td><td>0.23</td><td>0.01</td><td>0.00</td><td>0.11</td><td>0.08</td></tr></table>	Totale	0.14	0.13	0.15	0.16	0.13	0.14	0.14	0.13	0.12	0.16	0.16	Illuminazione	0.03	0.03	0.05	0.05	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	Condizionamento	0.04	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.05	0.05	Forza Motrice	0.08	0.08	0.09	0.09	0.08	0.07	0.08	0.08	0.08	0.10	0.10	Energia Termica	0.12	0.06	0.00	0.16	0.23	0.23	0.22	0.23	0.01	0.00	0.11	0.08					
Totale	0.14	0.13	0.15	0.16	0.13	0.14	0.14	0.13	0.12	0.16	0.16																																																								
Illuminazione	0.03	0.03	0.05	0.05	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04																																																								
Condizionamento	0.04	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.05	0.05																																																								
Forza Motrice	0.08	0.08	0.09	0.09	0.08	0.07	0.08	0.08	0.08	0.10	0.10																																																								
Energia Termica	0.12	0.06	0.00	0.16	0.23	0.23	0.22	0.23	0.01	0.00	0.11	0.08																																																							
F69	Consumi di Energia Elettrica F69 <table><tr><td>Totale</td><td>0.08</td><td>0.10</td><td>0.10</td><td>0.11</td><td>0.13</td><td>0.14</td><td>0.12</td><td>0.11</td><td>0.09</td><td>0.10</td><td>0.12</td></tr><tr><td>Illuminazione</td><td>0.03</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.04</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.04</td></tr><tr><td>Condizionamento</td><td>0.03</td><td>0.02</td><td>0.00</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.03</td><td>0.00</td><td>0.00</td><td>0.03</td></tr><tr><td>Forza Motrice</td><td>0.03</td><td>0.05</td><td>0.06</td><td>0.06</td><td>0.06</td><td>0.07</td><td>0.06</td><td>0.06</td><td>0.06</td><td>0.07</td><td>0.05</td></tr></table> Consumi di Energia Termica F69 <table><tr><td>Energia Termica</td><td>0.08</td><td>0.05</td><td>0.00</td><td>0.29</td><td>0.33</td><td>0.24</td><td>0.27</td><td>0.24</td><td>0.01</td><td>0.00</td><td>0.06</td><td>0.07</td></tr></table>	Totale	0.08	0.10	0.10	0.11	0.13	0.14	0.12	0.11	0.09	0.10	0.12	Illuminazione	0.03	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03	0.04	Condizionamento	0.03	0.02	0.00	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.00	0.00	0.03	Forza Motrice	0.03	0.05	0.06	0.06	0.06	0.07	0.06	0.06	0.06	0.07	0.05	Energia Termica	0.08	0.05	0.00	0.29	0.33	0.24	0.27	0.24	0.01	0.00	0.06	0.07					
Totale	0.08	0.10	0.10	0.11	0.13	0.14	0.12	0.11	0.09	0.10	0.12																																																								
Illuminazione	0.03	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03	0.04																																																								
Condizionamento	0.03	0.02	0.00	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.00	0.00	0.03																																																								
Forza Motrice	0.03	0.05	0.06	0.06	0.06	0.07	0.06	0.06	0.06	0.07	0.05																																																								
Energia Termica	0.08	0.05	0.00	0.29	0.33	0.24	0.27	0.24	0.01	0.00	0.06	0.07																																																							

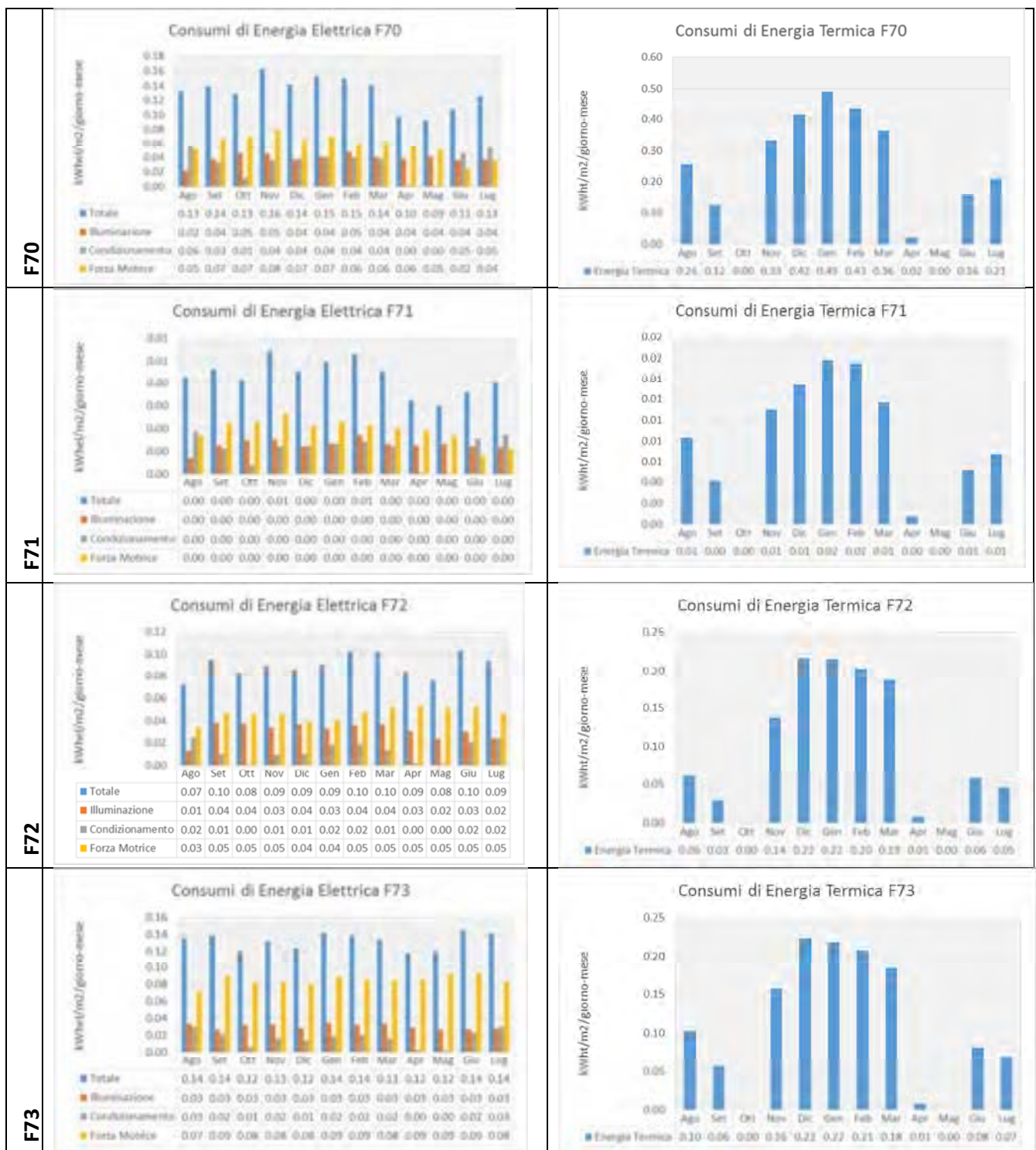


Tabella 46. Profilo di carico termico medio giornaliero per i mesi di riferimento (gennaio, maggio, luglio, ottobre)

