



Ricerca di Sistema elettrico

Validazione, analisi, sviluppo ed implementazione di modelli di diagnostica orientata a reti di edifici

A. Capozzoli, S. P. Corgnati, V. Fabi, F. Lauro, D. Raimondo



VALIDAZIONE, ANALISI, SVILUPPO ED IMPLEMENTAZIONE DI MODELLI DI DIAGNOSTICA ORIENTATA A RETI DI EDIFICI

A. Capozzoli, S. P. Corgnati, V. Fabi, F. Lauro, D. Raimondo (Politecnico di Torino)

Settembre 2015

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

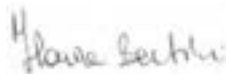
Piano Annuale di Realizzazione 2014

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

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

Obiettivo: Gestione ottimale reti di edifici

Responsabile del Progetto: Ilaria Bertini, ENEA



Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione "Validazione, analisi, sviluppo ed implementazione di modelli di diagnostica orientata a reti di edifici"

Responsabile scientifico ENEA: Stefano Pizzuti



Responsabile scientifico PoliTo : Alfonso Capozzoli, Stefano Corgnati

Indice

1	INTRODUZIONE	6
2	DESCRIZIONE DELLE ATTIVITÀ SVOLTE E RISULTATI.....	7
2.1	ATTIVITÀ 1: VALIDAZIONE ED ANALISI DEI DATI RACCOLTI IN FASE OPERATIVA DAI SISTEMI DI MONITORAGGIO INSTALLATI SULLA RETE DI EDIFICI “SMARTVILLAGE”	7
2.2	ATTIVITÀ 2: ELABORAZIONE E CARATTERIZZAZIONE DEI PROFILI DI CONSUMO E BENCHMARKING.....	14
2.2.1	Verifica dei bilanci energetici.....	14
2.2.2	Caratterizzazione e clusterizzazione dei profili di consumo energetico	18
2.2.3	Definizione e valutazione di nuovi Key Performance Indicators (KPI)	24
2.2.4	Elaborazione di dati ambientali in relazione ai consumi energetici.....	29
2.3	ATTIVITÀ 3: CALIBRAZIONE ED IMPLEMENTAZIONE DEI MODELLI DI PREPROCESSING SULLA RETE DI EDIFICI “SMARTVILLAGE”	33
2.4	ATTIVITÀ 4: ANALISI SUL COMPORTAMENTO DELL’OCCUPANTE.....	39
2.4.1	Consumi energetici degli edifici: il ruolo del comportamento dell’utente.....	40
2.4.1.1	Gli effetti del comportamento dell’utente sui consumi energetici e sulla qualità dell’ambiente interno	42
2.4.2	Modellazione del comportamento dell’utente: approccio metodologico	43
2.4.3	Dai fattori influenzanti agli usi finali di energia: revisione di letteratura	45
2.4.3.1	Comportamento degli utenti legato all’uso delle finestre	45
2.4.3.2	Comportamento degli utenti legato all’uso del termostato	47
2.4.3.3	Comportamento degli utenti alla regolazione dell’illuminazione artificiale e delle schermature solari.....	50
2.4.3.4	I drivers prevalenti per un approccio olistico	52
2.4.4	Metodologia di analisi per realizzare un modello di uso del termostato	54
2.4.4.1	Il database	55
2.4.4.2	Il software.....	56
2.4.4.3	Le simulazioni	56
2.4.5	Tecniche di engagement del comportamento dell’utente: revisione di letteratura.....	56
2.4.5.1	Engagement come fenomeno partecipativo	57
2.4.5.2	La tecnologia persuasiva.....	58
2.4.5.3	Un quadro generale sui programmi di engagement in edifici per uffici	59
2.4.5.4	Metodi e strumenti.....	60
2.4.6	Programma di engagement negli edifici del cluster	67
2.4.6.1	Stato di riferimento dell’uso dell’energia	67
2.4.6.2	Campagna di sensibilizzazione proposta	69
2.5	ATTIVITÀ 5: SVILUPPO ED IMPLEMENTAZIONE ALGORITMI DI TREND DETECTION	72
2.5.1	Framework metodologico alla base del processo di trend detection.....	72
2.5.2	Tecniche di data mining per analisi di trend detection	74
2.5.2.1	Clustering dei dati con l’algoritmo K-Means.....	74
2.5.2.2	Tipi di Algoritmi.....	75
2.5.2.3	Algoritmi partizionati K-MEANS.....	76
2.5.2.4	Classificazione dei dati con metodo CART	76
2.5.3	Risultati: Applicazione del processo di trend detection ai consumi energetici del cluster di edifici	80
2.5.3.1	Individuazione di profili simili attraverso analisi di clustering	80
2.5.3.2	Fattori adimensionali di forma	83
2.5.3.3	Costruzione degli alberi di classificazione.....	84
2.5.3.4	Procedura per l’individuazione del trend anomalo	92
3	CONCLUSIONI.....	94
4	RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	96
5	ALLEGATI	99
5.1	PROFILO DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN INVERNO (GIORNI FERIALI).....	99
5.2	PROFILO DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN INVERNO (GIORNI FESTIVI).....	100
5.3	PROFILO DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN ESTATE (GIORNI FERIALI).....	101

5.4	PROFILO DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN ESTATE (GIORNI FESTIVI).....	102
5.5	PROFILI DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN INVERNO A CONFRONTO (GIORNI FERIAI).....	103
5.6	PROFILI DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN INVERNO A CONFRONTO (GIORNI FESTIVI).....	105
5.7	PROFILI DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN ESTATE A CONFRONTO (GIORNI FERIAI).....	107
5.8	PROFILI DI POTENZA ELETTRICA MEDIA GIORNALIERA IN ESTATE A CONFRONTO (GIORNI FESTIVI).....	109
5.9	PROFILI DI POTENZA MEDIA TERMICA GIORNALIERA IN INVERNO A CONFRONTO (GIORNI FERIAI).....	111
5.10	PROFILI DI POTENZA MEDIA TERMICA GIORNALIERA IN INVERNO A CONFRONTO (GIORNI FESTIVI).....	112
5.11	PROFILI DI POTENZA MEDIA TERMICA GIORNALIERA IN ESTATE A CONFRONTO (GIORNI FERIAI).....	112
5.12	PROFILI DI POTENZA MEDIA TERMICA GIORNALIERA IN ESTATE A CONFRONTO (GIORNI FESTIVI).....	114
5.13	IL NUMERO DI OCCUPANTI IN RELAZIONE CON LA POTENZA ELETTRICA MEDIA TOTALE.....	117
5.14	IL PROFILO MEDIO DI OCCUPAZIONE PER OGNI GIORNO DELLA SETTIMANA.....	118
5.15	IL PROFILO GIORNALIERO DI OCCUPAZIONE 2013-2014-2015 (GIORNI FERIAI).....	120
5.16	POTENZA ED ENERGIA TERMICA DEI SINGOLI EDIFICI.....	121
5.17	CONFRONTO TRA LA POTENZA TERMICA MEDIA GIORNALIERA NORMALIZZATA E LA DIFFERENZA DI TEMPERATURA TRA L'AMBIENTE ESTERNO ED INTERNO.....	124
5.18	CONFRONTO TRA L'ENERGIA TERMICA MEDIA GIORNALIERA NORMALIZZATA E LA DIFFERENZA DI TEMPERATURA TRA L'AMBIENTE ESTERNO ED INTERNO.....	125
6	CURRICULUM VITAE DEGLI AUTORI DEL RAPPORTO TECNICO.....	127
	ALFONSO CAPOZZOLI.....	127
	STEFANO PAOLO CORGNATI.....	127
	VALENTINA FABI.....	127
	FIGRELLA LAURO.....	127
	DANIELA RAIMONDO.....	128

Sommario

L'attività svolta nel programma di ricerca definito e sviluppato con riferimento al PAR 2014 si è focalizzata da un lato sulla continuazione, approfondimento e finalizzazione di tematiche iniziate nei precedenti PAR e dall'altro sulla apertura di nuovi filoni di investigazione correlati e stimolati dalle risultanze delle ricerche già condotte. Il lavoro è stato conseguentemente suddiviso in 5 attività, ciascuna delle quali viene puntualmente illustrata nel testo del presente documento e qui di seguito sinteticamente presentata.

La prima attività svolta (Attività 1) si sviluppa in piena continuità con i lavori delle annualità precedenti ed è finalizzata all'esame dei dati raccolti nel monitoraggio dello "smartvillage", così da verificarne la qualità e, laddove siano presenti criticità, indirizzare alla risoluzione dei problemi riscontrati.

Una seconda attività (Attività 2) ha affrontato la questione del benchmarking dei consumi energetici sulla rete di edifici oggetto di studio, in termini sia di identificazione degli indicatori prestazionali che di individuazione di profili di consumo, aspetto fondamentale per la diagnostica del sistema.

L'attività 3, in continuità con quelle svolte negli anni precedenti e con le esperienze svolte sull'edificio F40, si è focalizzata sui modelli di preprocessing applicati alla rete degli edifici dello "smartvillage"; questa attività, insieme alle esperienze già condotte nei precedenti PAR, ha rappresentato una fondamentale propedeuticità all'implementazione degli algoritmi di "trend detection" proposti in "Attività 5".

Infine con "Attività 4" si è aperto un nuovo filone di approfondimento che ha introdotto una specifica focalizzazione sull'occupante/utente e sulla sua caratterizzazione rispetto ai consumi dell'edificio. L'attività lanciata in questo PAR ha riguardato principalmente l'inquadramento della tematica in termini di definizione, misurazione, modellazione del comportamento degli utenti con effetto sugli usi finali di energia negli edifici.

Le diverse attività svolte vanno quindi a costituire un quadro ben strutturato indirizzato alle "reti di edifici", quadro che complementa quello precedentemente sviluppato sugli "edifici singoli". Come nelle precedenti esperienze dei PAR, le ricerche condotte e i risultati ottenuti non solo hanno permesso di approfondire i temi oggetto di studio in continuità con le precedenti sperimentazioni, ma anche hanno aperto nuovi stimoli per proseguire indagini nei settori oggetto di questi studi, sempre più centrali nella ricerca nazionale e internazionale indirizzata alla gestione e controllo energeticamente efficiente degli edifici.

1 Introduzione

L'attività di Validazione della qualità dei dati è consistita nella continuazione del processo di verifica e collaudo del sistema di monitoraggio energetico e ambientale indoor implementato sul distretto di edifici situato presso il centro ENEA della Casaccia. Gli edifici in questione, costituenti lo "Smart Village", sono in totale 8 con destinazione d'uso ufficio, e, dal 2011, sono oggetto di un progetto sperimentale di monitoraggio e diagnostica da remoto. Tale attività, iniziata nel 2013, si è concentrata sulla verifica della qualità dei dati di natura energetica, ambientale e gestionale provenienti dalla sensoristica installata. L'analisi dei dati riportata all'interno di questo report è stata effettuata su un periodo di campionamento che va dal 15 luglio 2013 al 14 luglio 2015, illustrando due interi anni di analisi che dimostrano l'ottimizzazione del sistema di acquisizione dati nel tempo, partendo da una prima fase di statup, fino ad ottenere un sistema robusto e affidabile.

L'analisi della qualità dei dati è un'operazione che, come già descritto nei documenti prodotti in precedenza, deve essere ciclica e ripetitiva, in modo da poter verificare che, nel corso del tempo, tutto il processo avanzi con una progressiva ottimizzazione del sistema. Nello specifico il processo di analisi condotto si struttura secondo le seguenti fasi: verifica del corretto funzionamento dei sensori, individuazione degli errori e correzione degli stessi.

Conseguentemente alla fase di validazione dei dati, si è passati alla fase di analisi degli stessi. L'elaborazione dei dati presentata in questo documento si divide in quattro sezioni principali: la verifica dei bilanci energetici (al fine di verificare ulteriormente la "robustezza" del sistema di monitoraggio), la caratterizzazione e clusterizzazione dei profili di consumo energetico (all'interno della quale si definiscono i profili di utilizzo di singoli edifici dal punto di vista dell'occupazione e dell'uso dell'energia), la definizione e valutazione di nuovi Key Performance Indicators (verificando il comportamento dei diversi edifici nel tempo) e l'elaborazione di dati ambientali in relazione ai consumi energetici.

La metodologia di diagnostica avanzata sviluppata nei precedenti PAR ha come step di base una fase di pre-processing dei dati secondo particolari algoritmi che dipendono da alcuni parametri caratteristici del processo e che vanno ridefiniti ogni volta che vengono applicati ad edifici diversi. Nella presente annualità i modelli diagnostici dei consumi elettrici (luce e condizionamento) sviluppati nelle precedenti annualità per l'edificio F40 sono stati estesi al cluster di edifici "Smart Village" attraverso un'attenta fase di implementazione e calibrazione dei modelli stessi, seguita da una fase di sperimentazione sul caso reale. In particolare, il primo step dell'attività è consistito nell'ampliare gli applicativi precedentemente sviluppati per l'edificio F40 in modo da elaborare i dati delle otto palazzine del cluster ai fini dell'analisi diagnostica; in una seconda fase, sono state apportate opportune modifiche ai modelli diagnostici sviluppati al fine di migliorarne l'efficacia; infine, i parametri dei modelli diagnostici sono stati calibrati, considerando le caratteristiche dei dati e del comportamento di ogni edificio.

La ricerca si è focalizzata inoltre sullo sviluppo di una metodologia e di algoritmi per l'individuazione di **trend** anomali di energia termica per il cluster di edifici nel Centro ENEA della Casaccia.

Lo sviluppo di una procedura capace di individuare in modo automatico anomalie connesse ai profili temporali di energia richiesta risulta di fondamentale importanza poiché a tale opportunità è legata la possibilità di ottenere significativi risparmi energetici.

L'obiettivo è stato quindi individuare un procedura di analisi che consentisse di analizzare e riconoscere in modo automatico la forma e l'entità del profilo giornaliero di energia termica di un edificio al fine di individuare anomalie nelle proprietà di sviluppo nel tempo della richiesta energetica. Tali metodologie risultano importanti e innovative nella branca delle applicazioni di *fault detection and diagnostics* poiché i trend anomali di consumo di energia sono tra i fattori più importanti da rilevare, potendo essi rappresentare sintomi di guasti o di una scorretta gestione e quindi causa di dispendio energetico.

Altro aspetto analizzato è quello del ruolo del comportamento dell'occupante nella prestazione energetica degli edifici. Uno degli ostacoli maggiori per raggiungere migliori risultati in termini di efficienza energetica degli edifici è la mancanza di una reale conoscenza dei fattori determinanti gli usi di energia, ma diversi studi di letteratura dimostrano che la divergenza tra il consumo reale e quello previsto dipendono, sia dalla realizzazione della costruzione degli impianti tecnici, che dal reale uso dei sistemi di controllo da parte

dell'occupante. Pertanto, la conoscenza delle azioni degli utenti è fondamentale per una comprensione migliore volta al miglioramento delle previsioni delle prestazioni dell'edificio e dei reali consumi. L'attività si è delineata quindi dapprima attraverso l'indagine dei fattori che influenzano gli utenti ad interagire con l'ambiente interno per migliorare le condizioni di benessere. In particolare, sono stati analizzati 3 tipi di controllo: l'uso delle finestre (apertura e chiusura) in relazione alla ventilazione naturale, la regolazione del termostato in relazione all'energia termica per riscaldamento invernale; l'uso delle schermature solari in relazione alla luce naturale. È stata quindi definita la metodologia per definire un modello probabilistico di uso del termostato in edifici per uffici.

Inoltre, si è effettuata un'indagine sugli strumenti e sui metodi di engagement per educare gli utenti. Gli strumenti e metodi a cui si fa riferimento in questo report forniscono un inquadramento per sviluppare strategie e programmi di sostenibilità ambientale che contribuiscono a produrre benefici a livello ambientale ma anche organizzativo e a incoraggiare la cultura dell'innovazione e dell'engagement stesso. È stata quindi predisposta una proposta di campagna di sensibilizzazione per gli utenti degli 8 edifici ("cluster") di ENEA Casaccia. Per redigere la proposta è stato definito lo stato di partenza dell'uso dell'energia nei diversi edifici sperimentatori. Sono stati quindi definiti la quantità di energia elettrica utilizzata per persona e per superficie di ogni singolo edificio: tali dati serviranno come base di riferimento per poi considerare l'efficacia della campagna di sensibilizzazione.

2 Descrizione delle attività svolte e risultati

2.1 Attività 1: Validazione ed analisi dei dati raccolti in fase operativa dai sistemi di monitoraggio installati sulla rete di edifici "smartvillage"

L'attività è consistita nella continuazione del processo di verifica e collaudo del sistema di monitoraggio energetico e ambientale indoor implementato sul distretto di edifici situato presso il centro ENEA della Casaccia. Gli edifici in questione, costituenti lo "Smart Village", sono in totale 8 (F66, F67, F68, F69, F70, F71, F72, F73) con destinazione d'uso ufficio, più la centrale termica del distretto. Come già descritto all'interno del documento "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 smartvillage C.R. Casaccia" e nei conseguenti report di avanzamento del progetto, dal punto di vista geometrico, dimensionale, impiantistico e costruttivo, gli edifici presentano caratteristiche comuni 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.

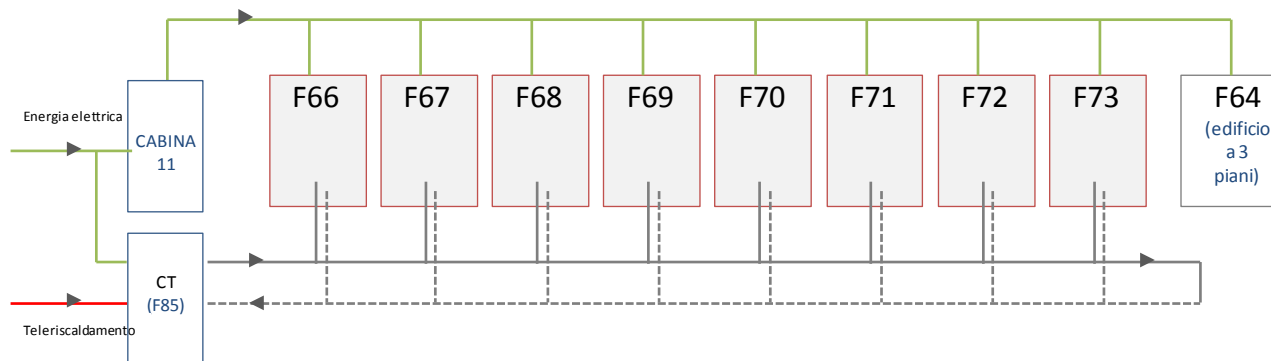


Figura 1: Schema di flussi energetici all'interno del cluster.

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, per ogni immobile si misurano l'energia totale in ingresso, l'energia per condizionamento, per illuminazione e, per differenza, l'energia per la forza motrice.

Maggiori dettagli relativamente alla descrizione degli edifici 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 smartvillage C.R. Casaccia”*, *“Ricerca di sistema elettrico 2012: Metodi per l'analisi prestazionale di reti di edifici e test su dati sperimentali e simulatore”* e *“Ricerca di sistema elettrico 2013: Validazione, analisi e modelli di diagnostica energetica avanzata di reti di edifici”*.

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. L'analisi dei dati riportata all'interno di questo report è stata effettuata su un periodo di campionamento più ampio rispetto a quella presentata nel PAR 2013. Il periodo di misura considerato va infatti dal 15 luglio 2013 al 15 luglio 2015: si hanno così due interi anni di analisi che dimostrano l'ottimizzazione del sistema di acquisizione dati nel tempo, partendo da una prima fase di startup, fino ad ottenere un sistema robusto e affidabile.

L'analisi della qualità dei dati è un'operazione che, come già descritto nei documenti prodotti in precedenza, deve essere ciclica e ripetitiva, in modo da poter verificare che, nel corso del tempo, tutto il processo avanzi con una progressiva ottimizzazione del sistema. In particolare 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.

Il processo di creazione ed ottimizzazione del sistema di monitoraggio ed elaborazione dati prevede che, successivamente alle prime fasi di redazione di un piano di monitoraggio energetico ed ambientale e la sua effettiva messa in opera e configurazione, si inizi un processo di analisi dati che deve essere ripetuto ciclicamente. Dopo la configurazione del sistema e l'acquisizione dei dati di monitoraggio, infatti, si passa ad una fase di analisi dei dati sia dal punto di vista qualitativo che quantitativo, in cui occorre verificare che i parametri descritti all'interno del piano di monitoraggio siano rispettati e che vi sia coerenza ed attendibilità 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. Solo dopo questa fase di verifica, i dati di monitoraggio possono essere introdotti all'interno di un database, il quale 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 affinché eventuali anomalie possano essere prontamente corrette e non si incorra nella perdita di informazioni.

Per ogni edificio è stata fatta un'analisi della qualità dei dati per un periodo pari a 15 luglio 2013 - 15 luglio 2015. 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 e a supporto della lettura degli allegati, all'interno dei quali sono riportate le analisi di tutti gli edifici del cluster.

Nello specifico il processo di analisi condotto si struttura secondo le seguenti fasi:

1. *Verifica del corretto funzionamento dei sensori*

Per ogni parametro misurato si sono valutati l'accuratezza e la precisione del valore acquisito, e la correttezza della frequenza di campionamento.

2. *Individuazione degli errori*

Questa fase ha consentito di individuare gli errori di misura attraverso la verifica delle situazioni di fuori dominio, delle mancate risposte e delle anomalie dei valori. Nel caso specifico si sono riscontrate situazioni di:

- misure nulle
- valori anomali isolati
- 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).

Inoltre, quando si parla di "mancate risposte", si intende una valutazione della qualità del dato anche in termini di numero di acquisizioni disponibili: affinché i campioni collezionati possano essere considerati accettabili per l'elaborazione, si è fissato come criterio che il numero di dati mancanti non superi il 5%.

3. *Correzione degli errori.* In questa fase le anomalie riscontrate nella fase precedente vengono corrette, eliminando i valori errati e integrando il database con nuovi dati ottenuti attraverso l'applicazione di metodi numerici di interpolazione lineare.

La Figura 2 illustra gli andamenti della potenza termica per riscaldamento e raffrescamento monitorata per l'edificio F66 durante tutto il periodo di misura e riporta i tipici errori che si riscontrano nell'analisi della qualità dei dati.

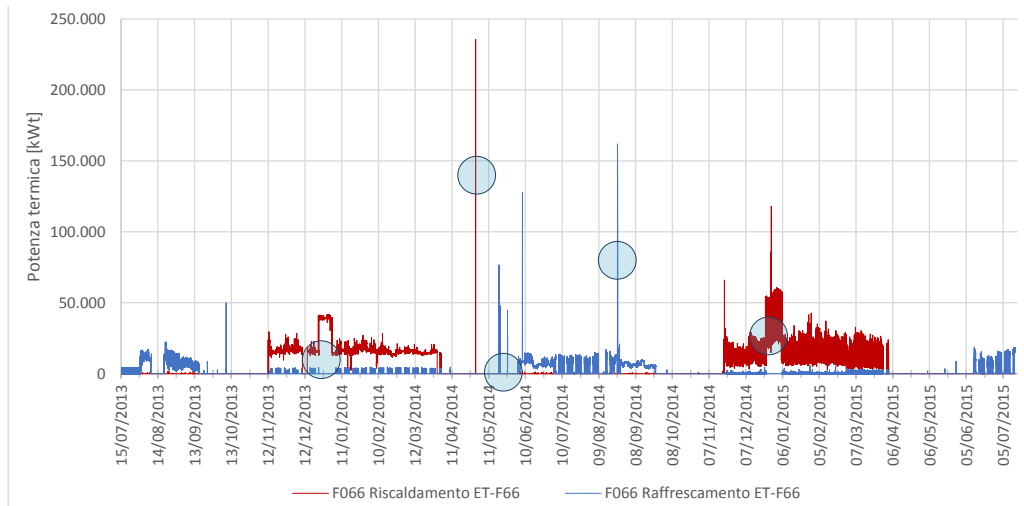


Figura 2: Esempio errori riscontrati nei dati di energia termica e frigorifera dell'edificio F66 per tutto il periodo di misura.

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 3**.

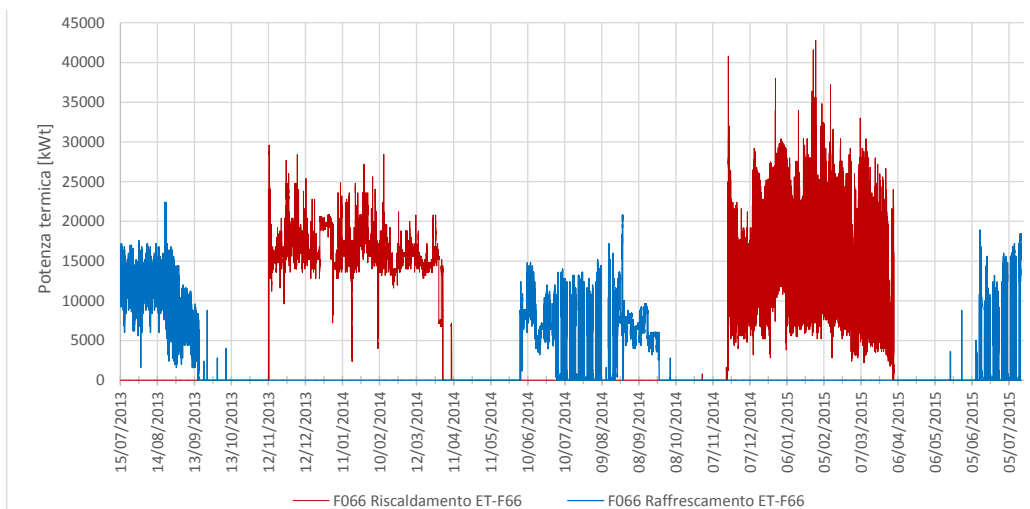


Figura 3: Esempio di correzione dei dati di energia termica e frigorifera dell’edificio F66 per tutto il periodo di misura.

Un altro esempio riporta i dati riguardanti la portata e la differenza di temperatura dell’acqua: anche in questo caso vengono mostrati gli errori riscontrati (Figura 4) e successivamente corretti (Figura 5).

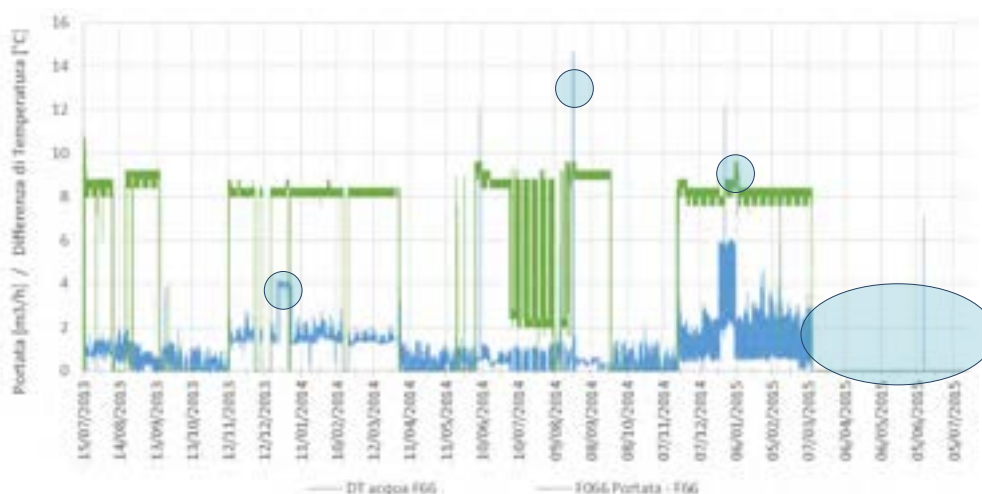


Figura 4: Esempio errori riscontrati nei dati di portata e differenza di temperatura dell’acqua circolante nei fan coils per tutto il periodo di misura.

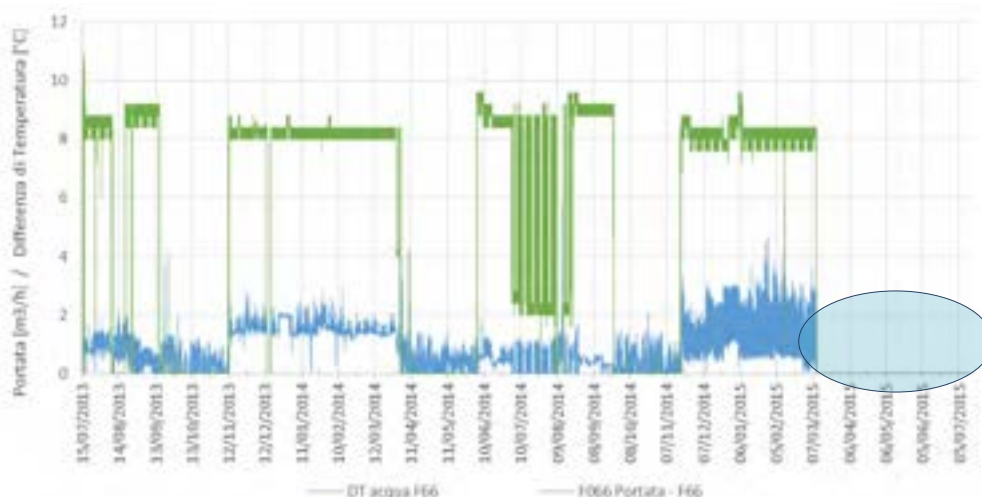
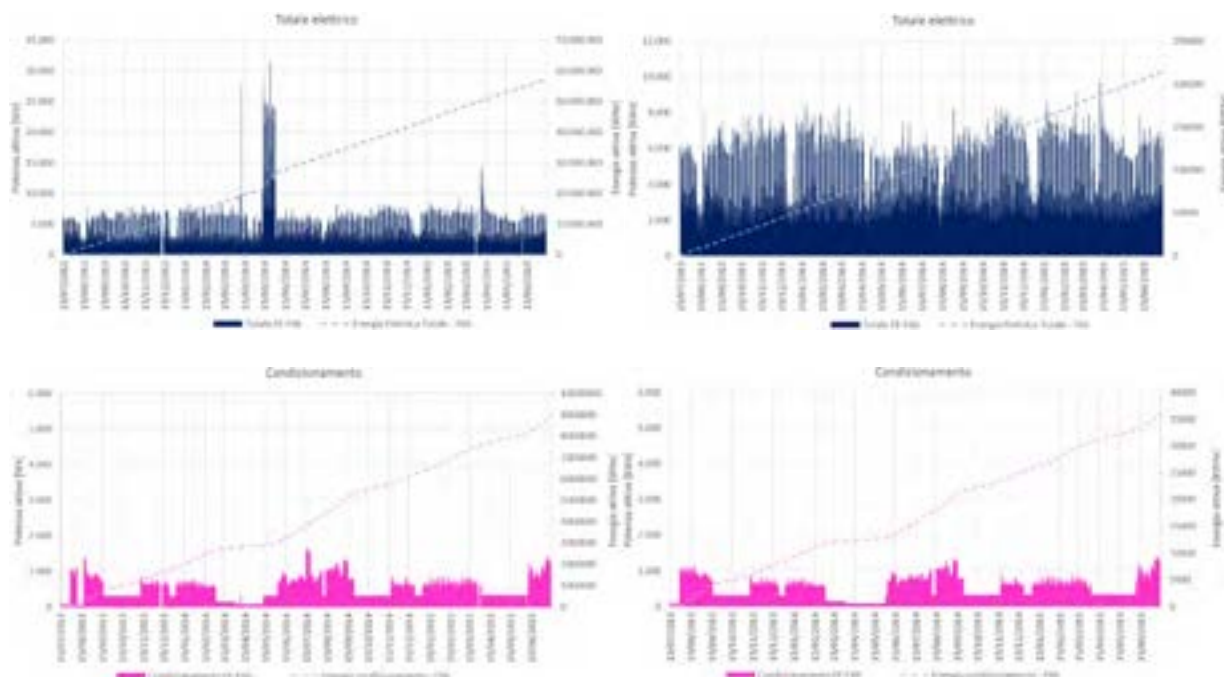


Figura 5: Esempio di correzione dei dati di portata e differenza di temperatura dell'acqua circolante nei fan coils per tutto il periodo di misura.

Come si nota dai grafici soprariportati, nel caso in cui vi siano dati nulli per un periodo superiore alla settimana la ricostruzione delle informazioni non si è potuta effettuare. I valori di portata e di temperatura del fluido dal mese di aprile 2015 in poi non sono stati rilevati e non è stato possibile sostituirli. Il dato di energia termica elaborato dalla piattaforma e derivante da questi due parametri è però stato acquisito. In tal caso il sistema ha presentato una criticità nel salvataggio dei dati di misura, ma non di lettura delle informazioni (i sensori funzionano dunque correttamente).

Lo stesso approccio è stato applicato anche per i dati di energia elettrica, ambientali interni ed esterni, di cui si riporta di seguito un estratto a titolo di esempio (Figura 6).



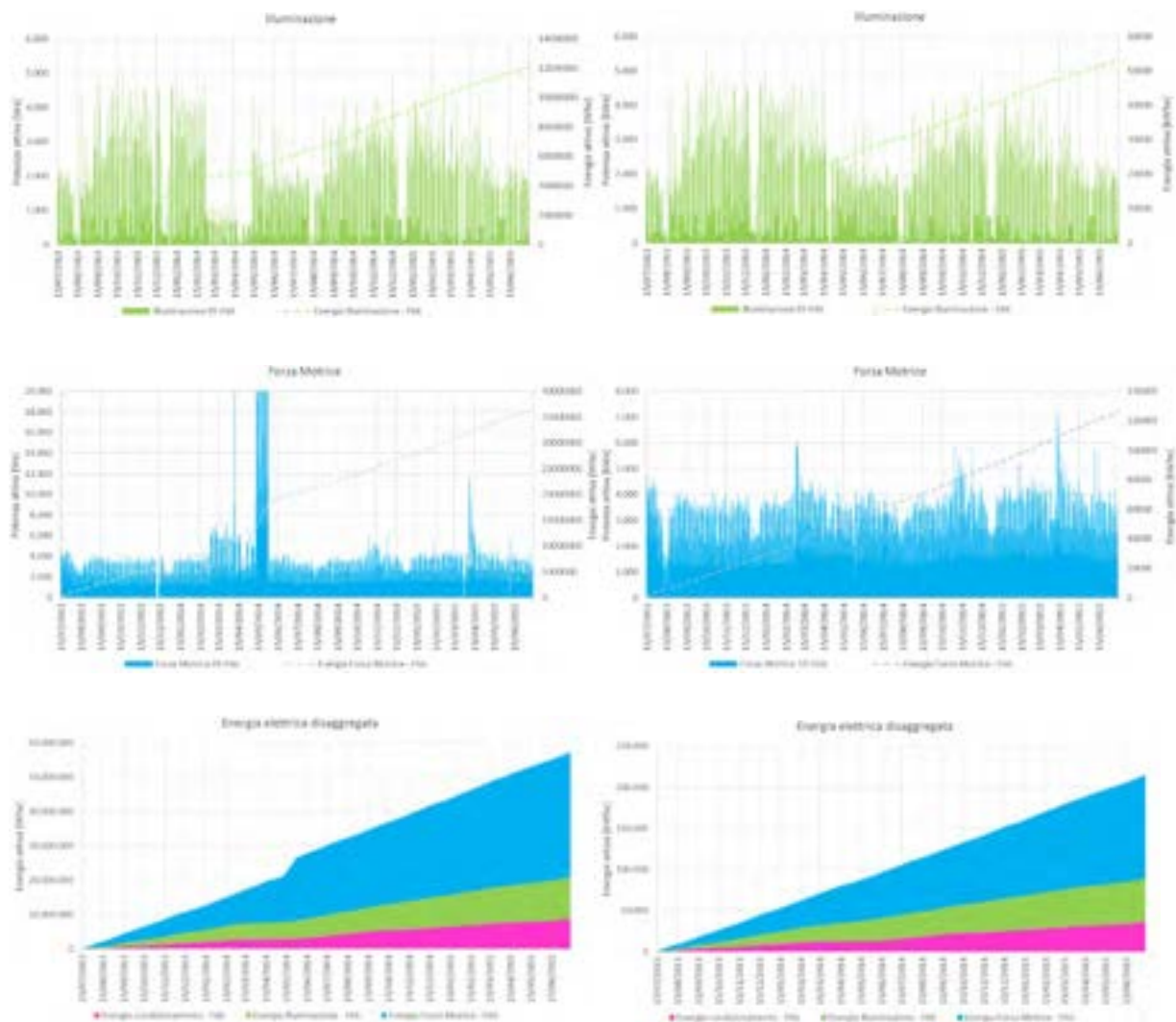


Figura 6: Operazione di correzione dei dati di potenza ed energia elettrica relativi all’edificio F66.

Di seguito (Tabella 1 e Tabella 2) si riporta un estratto delle analisi eseguite in riferimento all’energia elettrica e termica misurata all’interno degli 8 edifici. Come si evidenzia nella seconda tabella, rispetto all’analisi di qualità dei dati degli anni passati, molte anomalie sono state risolte.

Il problema maggiore che è emerso da questa analisi sono la presenza di dati mancanti comuni a tutto il sistema (pari all’1% sul totale) e la presenza di dati nulli che varia da sensore a sensore (indicati in tabella come “Missing Data”).

Tabella 1: Condizioni di misura comuni tutti gli 8 edifici costituenti il Cluster

Periodo monitoraggio	Inizio	15/07/2013 00:00
	Fine	14/07/2015 23:45
Intervallo temporale di acquisizione	15 minuti	
Numero totale di records attesi per ogni parametro misurato	80164	
Numero totale di records attesi per ogni edificio (eccetto F67)	721476	

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

Denominazione edificio	Numero totale record registrati	Missing Data %	Anomalie principali	
			Risolte rispetto al PAR 2013	Permangono
F66	683730	5%	<ul style="list-style-type: none"> - 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. 	<ul style="list-style-type: none"> - Anomalia rilevata nella misura della potenza per forza motrice.
F67	834250(su 881804)	5%		
F68	668550	7%		
F69	683731	5%		
F70	683722	5%		
F71	677766	6%		
F72	680166	6%		
F73	682086	5%		

Nello specifico, nel grafico di Figura 7 si riporta la percentuale totale di dati mancanti riferita ad ogni singolo edificio in questione.

Come già evidenziato in precedenza, l'assenza maggiore di dati si ha per il valore di portata di fluido e della relativa differenza di temperatura tra la mandata e il ritorno dello stesso. Il problema però risiede nel salvataggio dei dati da parte della piattaforma e non da un'anomalia nel funzionamento dei sensori di acquisizione. A determinare questo fatto è la presenza dei valori di energia termica, derivanti appunto dall'elaborazione dei due parametri sopracitati. Altro aspetto che conduce a queste conclusioni è il fatto che si perda contemporaneamente l'informazione in tutti gli edifici (non può essere dunque un malfunzionamento dei singoli sensori).

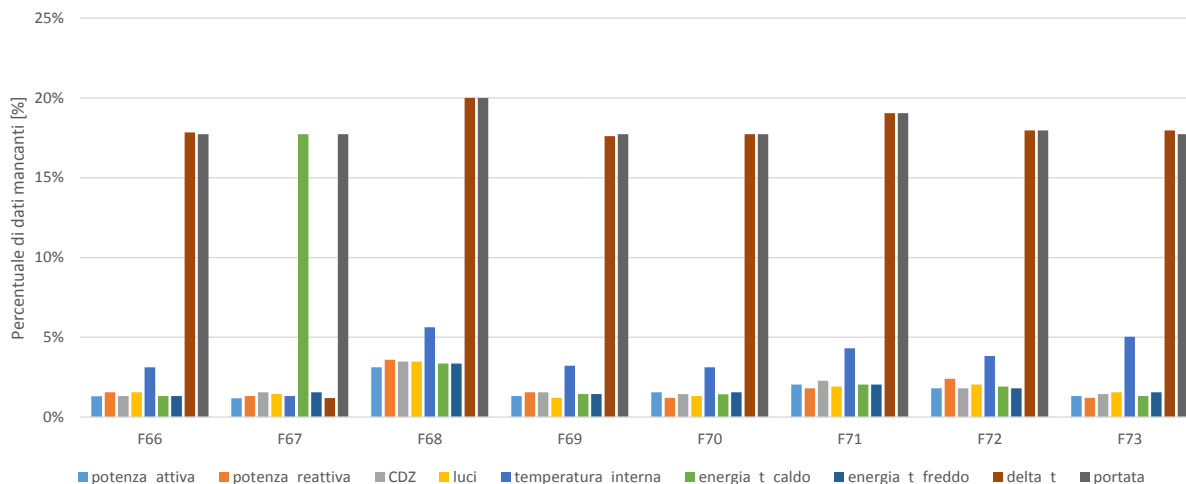


Figura 7: Percentuali di dati mancanti

L'analisi di qualità dei dati condotta ha evidenziato che la maggior parte delle problematiche riscontrate durante le analisi precedenti, e in particolare riportate all'interno del documento "Ricerca di sistema elettrico 2013: Validazione, analisi e modelli di diagnostica energetica avanzata di reti di edifici", sono state risolte.

Il sistema di monitoraggio risulta ad oggi essere robusto e affidabile, e consente la costruzione di un database completo e indispensabile per le successive elaborazioni.

L'analisi ha evidenziato, inoltre, l'importanza nelle ciclicità della verifica della qualità dei dati, allo scopo del mantenimento di un sistema di acquisizione ed elaborazione che funzioni in modo continuativo ed ottimale.

2.2 Attività 2: Elaborazione e caratterizzazione dei profili di consumo e benchmarking

L'attività di elaborazione ed analisi dati si compone di più fasi che possono essere sintetizzate come di seguito:

2.2.1 Verifica dei bilanci energetici

La verifica dei bilanci è un'operazione da effettuarsi a completamento della analisi della qualità dei dati (Attività 2.1), al fine di constatare la "robustezza" del sistema di monitoraggio. I dati misurati in ogni singolo edificio, sia termici che elettrici, sono in questa fase aggregati e messi a confronto con i dati di monitoraggio ottenuti al punto di erogazione dell'energia (es. contatore generale per l'energia elettrica e contabilizzatore di calore in Centrale Termica per l'energia termica). I risultati di tale operazione hanno confermato l'affidabilità dei valori misurati, evidenziando come gli errori emersi dal calcolo dei bilanci energetici si siano nel tempo ridotti e, ad oggi, ricadano nei ranges di accettabilità legati all'incertezza di misura.

I grafici riportati in Figura 8 e Figura 9, rispettivamente riferiti all'energia termica per il raffrescamento e per il riscaldamento, riportano la somma dei valori di energia mensile misurata nei diversi edifici e la confrontano con quella misurata alla fonte (Centrale Termica).

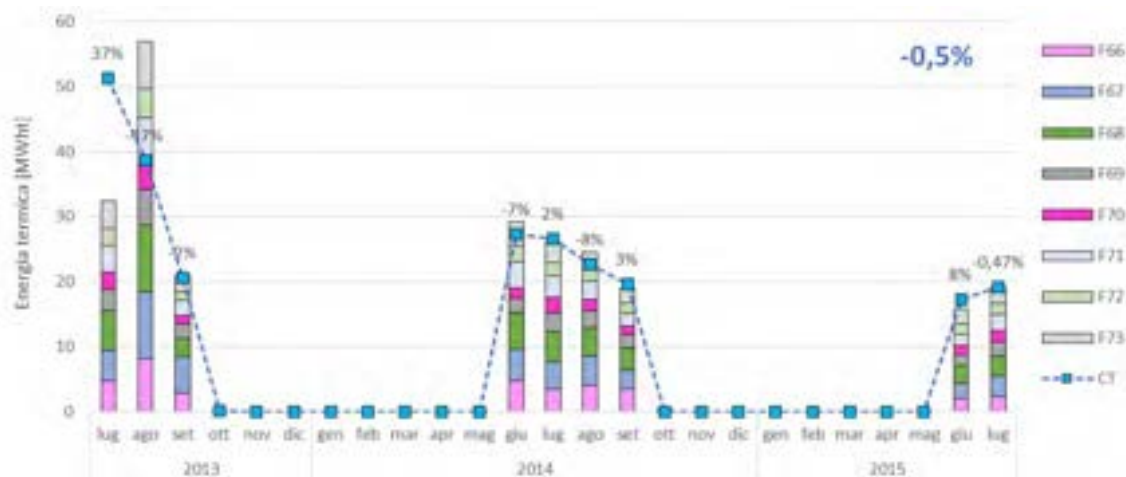


Figura 8: Il bilancio di energia termica nel periodo di raffrescamento.

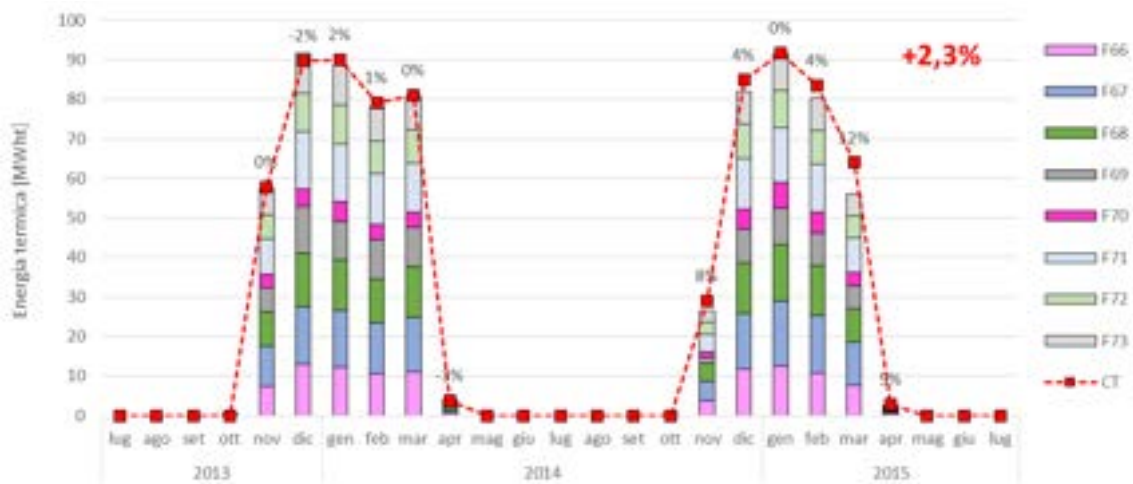


Figura 9: Il bilancio di energia termica nel periodo di riscaldamento.

Il risultato di tale raffronto fa emergere una discrepanza minima tra la somma di energia nei vari edifici ed i valori rilevati al punto di erogazione. Risulta infatti che l'energia termica per raffreddamento uscente dalla Centrale Termica sia inferiore dello 0,5% rispetto a quella consumata dagli edifici, e che l'energia termica per riscaldamento sia superiore del 2,3%. Tali valori rientrano chiaramente all'interno dell'accettabilità dovuta all'errore di misura.

Anche questa analisi conferma come la qualità dei dati sia migliorata nel corso della sperimentazione.

L'andamento dei consumi totali di energia termica mensile per riscaldamento e raffreddamento, durante tutto il periodo di misura, sono illustrati in forma integrale in Figura 10.

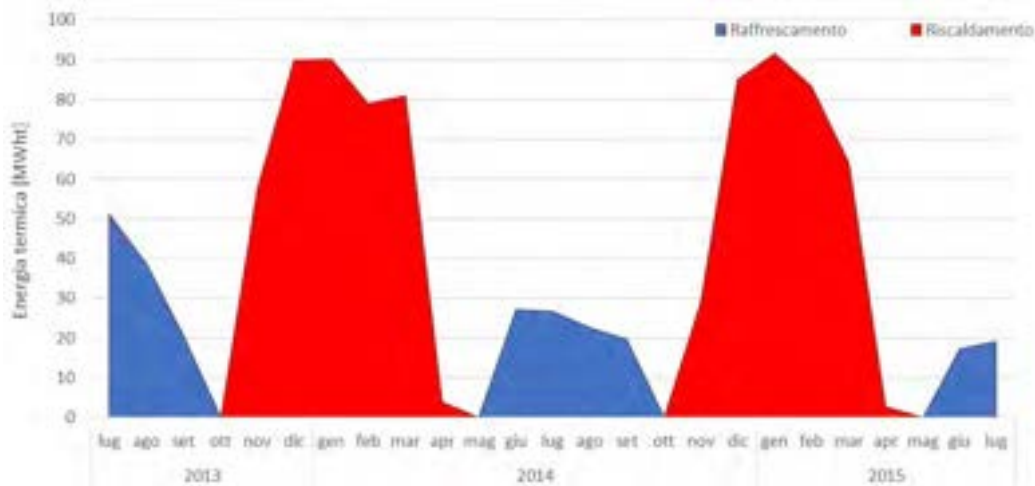


Figura 10: Consumo di energia termica per riscaldamento e raffreddamento (forma integrale).

La Figura 11, invece, mostra l'energia termica consumata in forma accumulata per l'intero periodo di monitoraggio. In particolare, si nota che il 68% dell'energia è stata consumata per il riscaldamento, mentre il 32% è stata utilizzata per il raffreddamento. Queste percentuali tendevano ad avvicinarsi di più al termine del primo anno di monitoraggio (luglio 2014– linea tratteggiata), ove il rapporto tra consumi per raffreddamento e riscaldamento era inferiore.

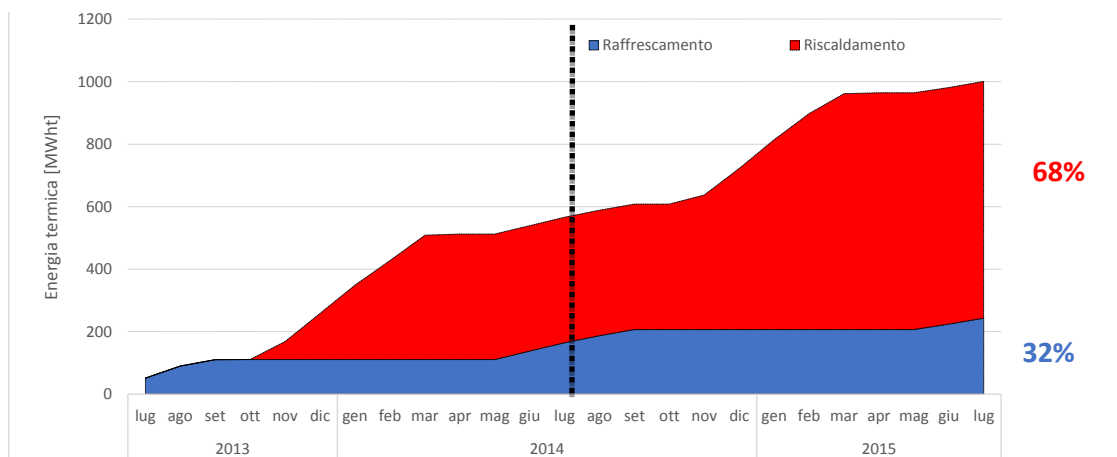


Figura 11: Il consumo di energia termica per riscaldamento e raffrescamento (forma accumulata).

Dal grafico mostrato in Figura 12 si evince che in media durante tutto il periodo di monitoraggio, nei diversi edifici, il consumo di energia termica per il riscaldamento è stato più elevato (mediamente intorno al 30%) rispetto a quello per il raffrescamento (mediamente intorno al 30%). Vi è un’eccezione per l’Edificio F70 dove però, come sarà indicato più avanti, la gestione degli impianti nell’edificio è molto differente rispetto a quella del campione.

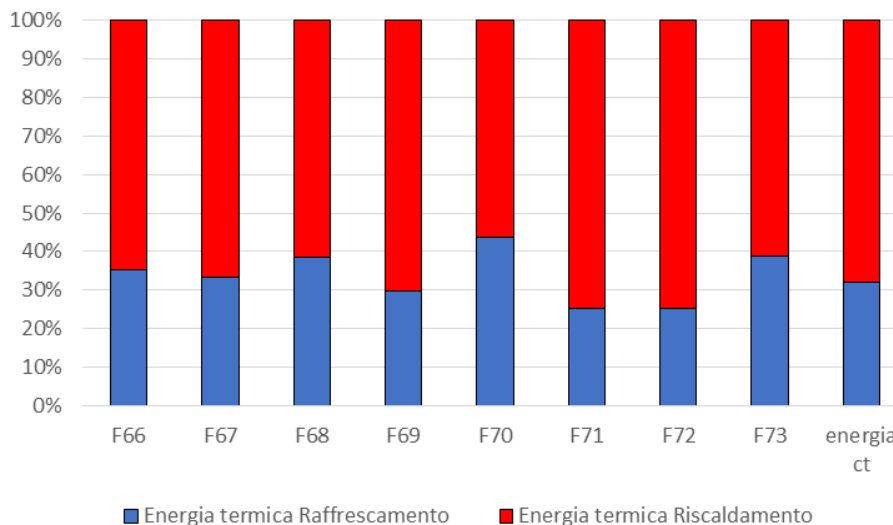


Figura 12: L’incidenza dei consumi di energia termica per riscaldamento e raffrescamento.

Infine, la Figura 13 rappresenta in un unico grafico la potenza termica e l’energia termica consumata dell’edificio F66 durante tutto il periodo di monitoraggio. Anche in questo grafico si distingue chiaramente il profilo per il riscaldamento (rosso) e per il raffrescamento (blu): in linea con i dati emersi nelle precedenti analisi (Figura 11), si vede che la potenza termica risulta maggiore nel periodo di riscaldamento. Dal grafico emerge inoltre una chiara differenza nella gestione dell’impianto durante la stagione invernale 2014-2015 rispetto alla precedente: nella seconda stagione le differenze tra temperatura di mandata e di ritorno del fluido termovettore sono state inferiori durante la notte e superiori durante il giorno, a dimostrazione di una migliore gestione dell’impianto. Lo stesso ragionamento può essere effettuato osservando le potenze termiche per raffrescamento. In allegato si riportano le elaborazioni effettuate su tutto il campione di edifici in esame, le quali ricalcano lo stesso tipo di osservazioni emerse per l’edificio F66.

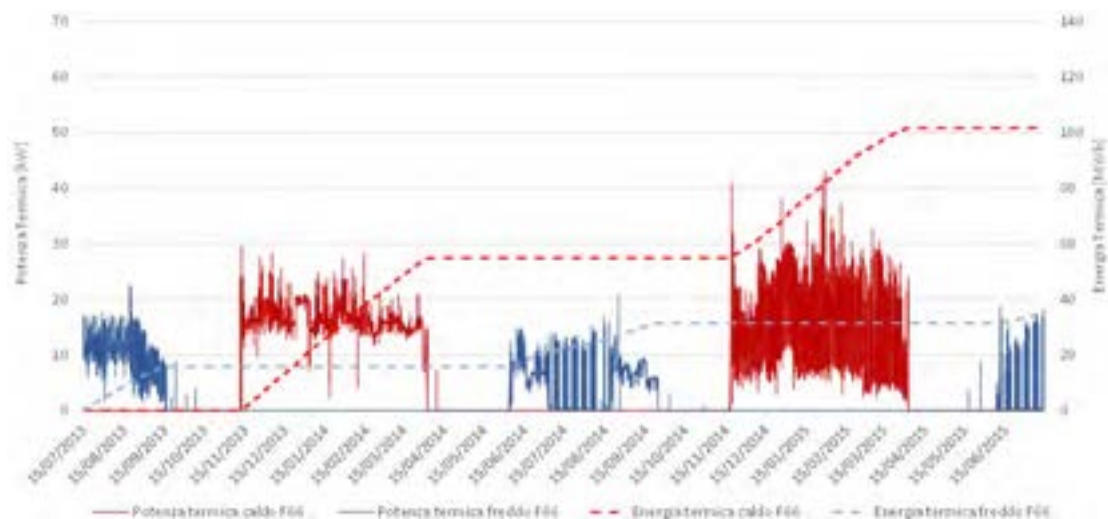


Figura 13: Potenza ed energia termica durante tutto il periodo di monitoraggio.

Il grafico in Figura 14 mostra i consumi elettrici divisi per consumi finali dei diversi edifici nei due anni di monitoraggio (barra a sinistra: luglio 2013 – luglio 2014; barra a destra: luglio 2014 – luglio 2015). L’edificio F67 risulta essere lo stabile più energivoro, mentre gli edifici F69 e F72 hanno i consumi elettrici minori. I consumi di energia elettrica dei singoli edifici sono molto simili tra un anno e l’altro, mentre variano significativamente tra un edificio e l’altro. Per i consumi specifici di ogni edificio si rimanda alla sezione 3.

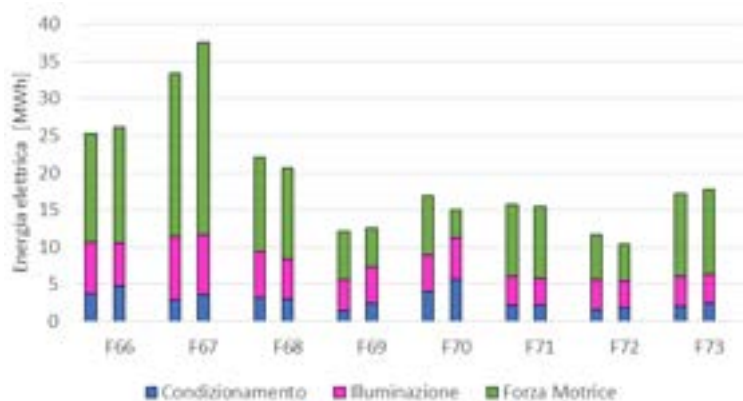


Figura 14: L’incidenza dei consumi di energia termica per riscaldamento e raffrescamento.

La ripartizione dei carichi elettrici nei diversi edifici divisi per consumi finali è rappresentata in Figura 15. Da questo grafico si nota che la maggior incidenza sui consumi elettrici è data dalla forza motrice per le apparecchiature elettriche (dal 35 al 70%), mentre il condizionamento incide in minor misura (dal 10 al 30%). L’energia elettrica consumata per l’illuminazione artificiale ha un peso sui consumi totali simile in tutti gli edifici analizzati (all’incirca dal 25 al 35%).

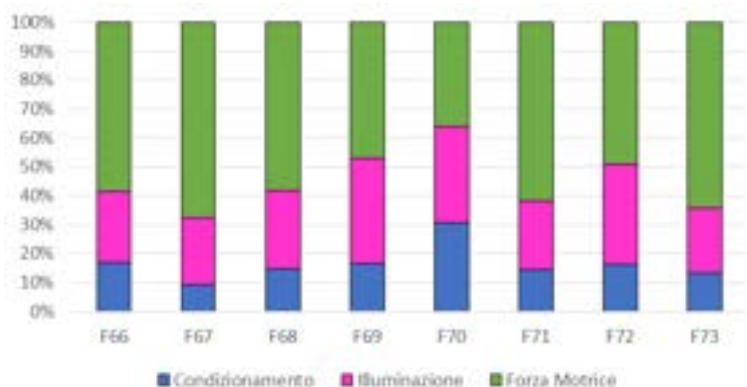


Figura 15: L'incidenza dei consumi di energia elettrica per i diversi consumi finali.

2.2.2 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. Questa operazione si concretizza nella determinazione di profili tipici di consumo energetico per edifici per uffici con caratteristiche comuni a quelle del cluster. I profili tipici di potenza, sia elettrica che termica, sono determinati per i vari mesi dell'anno e riportano ranges di accettabilità che dovranno essere rispettati nel tempo. I profili sono costruiti sia per i giorni feriali che per i festivi, sia per i dati aggregati che, dove possibile, disaggregati. Tale analisi consente sia un confronto trasversale tra edifici, sia un'analisi degli andamenti di carico del singolo edificio durante la campagna di monitoraggio.

I risultati, che durante il primo anno di analisi hanno evidenziato chiare anomalie nella gestione dell'energia, hanno consentito di mettere in pratica azioni di gestione e manutenzione che hanno portato alla diminuzione graduale degli errori. Il confronto dei profili appartenenti a diversi edifici ha infatti consentito di identificare puntualmente e per ogni immobile le azioni di miglioramento da compiere. Il monitoraggio energetico in continuo ha dunque consentito di verificare l'effetto positivo degli interventi e di valutare i conseguenti risparmi energetici ed economici raggiunti. Lo stesso strumento ha inoltre permesso di quantificare i risparmi energetici ottenuti agendo sui sistemi di gestione impiantistica.

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 il valore medio dei giorni estivi (considerando giugno-agosto) e dei giorni invernali (novembre-febbraio). I risultati evidenziano alcune anomalie nella gestione dell'energia, che possono essere risolti attraverso interventi di gestione e manutenzione. Figura 16 e Figura 17 mostrano, per l'edificio F66 ad esempio, come il condizionamento (ventole dei fancoils) risulta sempre attivo sia nella stagione invernale sia in quella estiva senza una significativa distinzione e conseguente regolazione in relazione alle ore diurne e notturne, oltre che ai giorni lavorativi o festivi (vedi Allegati). Si vede invece un chiaro profilo di accensione durante le ore diurne per quanto riguarda la potenza elettrica media giornaliera per l'illuminazione e per la forza motrice delle apparecchiature elettriche.

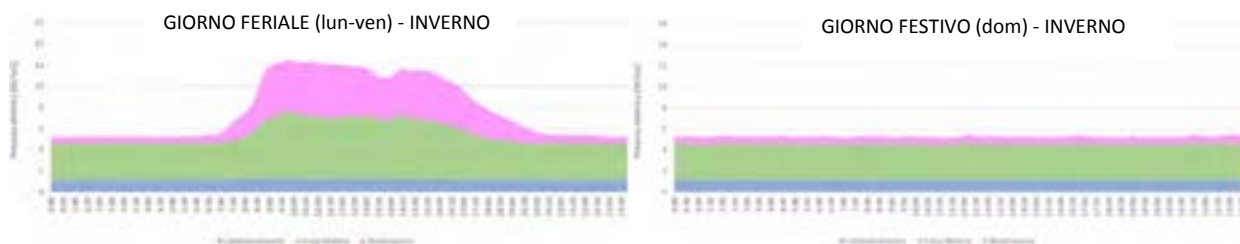


Figura 16: La potenza elettrica media giornaliera (giorni feriali e festivi) totale e disaggregata per consumi finali nel periodo invernale (Edificio 66).

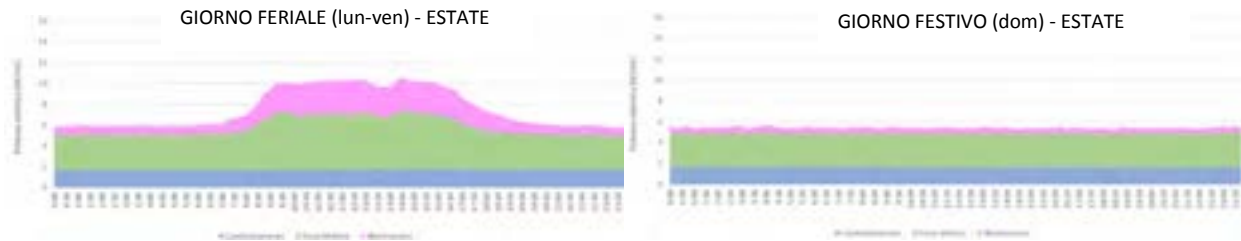


Figura 17: La potenza elettrica media giornaliera (giorni feriali e festivi) totale e disaggregata per consumi finali nel periodo estivo (Edificio 66).

In Figura 18 si riporta uno studio di profilatura dei consumi elettrici effettuata da IEEM Competence Center, all'interno del quale si sono analizzati i trend orari di energia elettrica di oltre 120 edifici per ufficio per oltre 4 anni. In particolare, si può osservare che il carico si compone di due voci:

- in blu si rappresenta il carico fisso (server, stand-by, ecc.), praticamente invariato tra giorno e notte e tra giorni feriali ed estivi
- in verde il carico variabile, dipendente dagli usi elettrici dell'ufficio (pc, illuminazione, valvole dei fancoils) e variabile a seconda delle condizioni climatiche (termiche e luminose) e dalla presenza di occupanti.

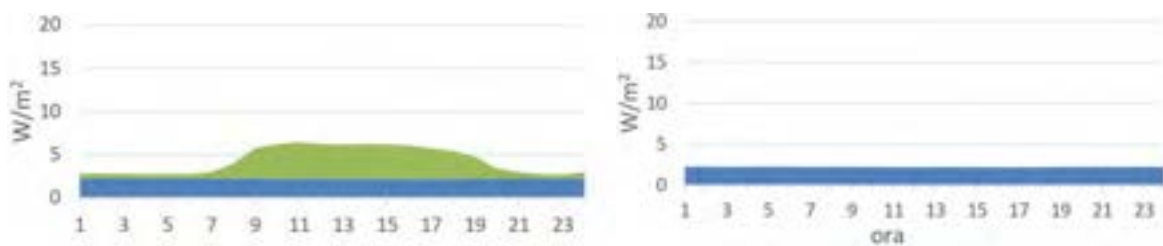


Figura 18: Profilo tipico di potenza elettrica in edificio ad uso uffici, in giorni feriali (sinistra) e in giorni festivi (destra).

Come si vede dal caso di riferimento (Figura 18) lo studio ha evidenziato dei valori di potenza elettrica tipici per gli uffici. In particolare, durante le ore notturne, un ufficio con una buona gestione presenta una potenza media notturna non superiore a 10W/m^2 .

Dopo aver elaborato i profili di potenza medi giornalieri per la stagione estiva ed invernale di ogni edificio per l'intero periodo di monitoraggio, risultava opportuno svolgere lo stesso procedimento per le singole stagioni al fine di poter verificare la robustezza dei dati medi ottenuti. I grafici in Figura 19 mostrano che i profili delle tre stagioni analizzate hanno un andamento molto simile tra di loro e di conseguenza anche al profilo ottenuto dalla loro media mostrato nelle Figura 17 e Figura 18. Si può quindi concludere che i profili di potenza elettrica media giornaliera stabiliti siano molto affidabili e un valido supporto per future analisi (valori di benchmark).

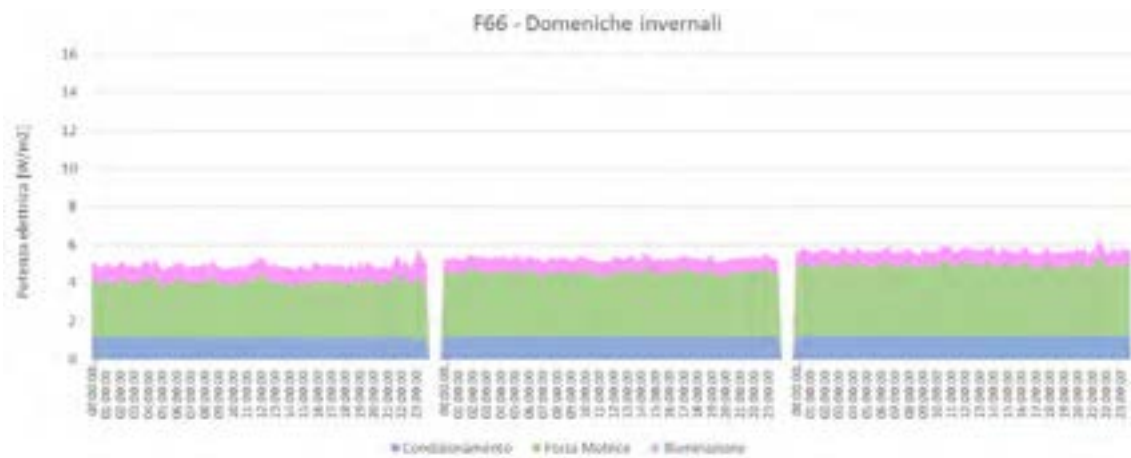




Figura 19: La potenza elettrica media giornaliera (giorni feriali e festivi) delle diverse stagioni (2013-2014-2015) a confronto (Edificio 66).

La stessa profilatura è stata elaborata anche per la potenza termica media giornaliera dei diversi edifici nel periodo di riscaldamento (Figura 20) e raffreddamento (Figura 21) mettendo a confronto le stagioni dal 2013 al 2015. Anche in questo caso i profili fanno riferimento ai giorni feriali e festivi.

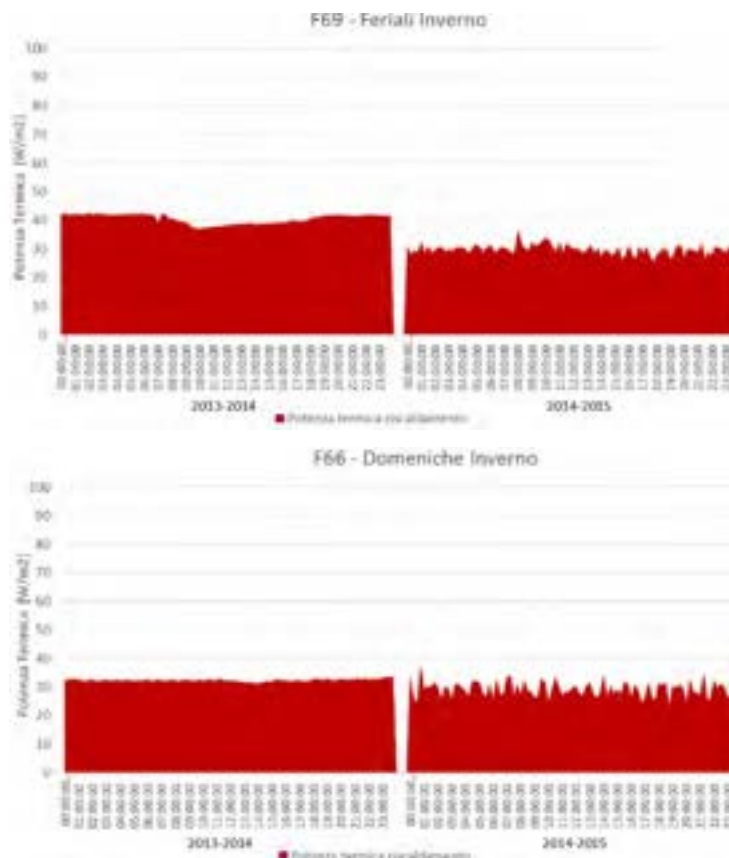


Figura 20: La potenza termica media giornaliera (giorni feriali e festivi) delle diverse stagioni (2013-2014-2015) a confronto (Edificio 66).

Si nota chiaramente che nell'ultimo periodo di monitoraggio (2014-2015) il profilo della potenza termica risulta più dinamico. Ciò indica che l'impianto è quindi stato utilizzato in modo più razionale rispetto al periodo precedente (2013-2014) nel quale l'impianto risultava acceso in maniera costante. Ciò non toglie che l'impianto resti comunque sempre attivo durante tutto il corso della giornata, indipendentemente

dall'ora del giorno e della notte. Solo l'edificio F70, i cui grafici sono in allegato, evidenzia una corretta gestione dell'impianto termico, sia d'estate che d'inverno.

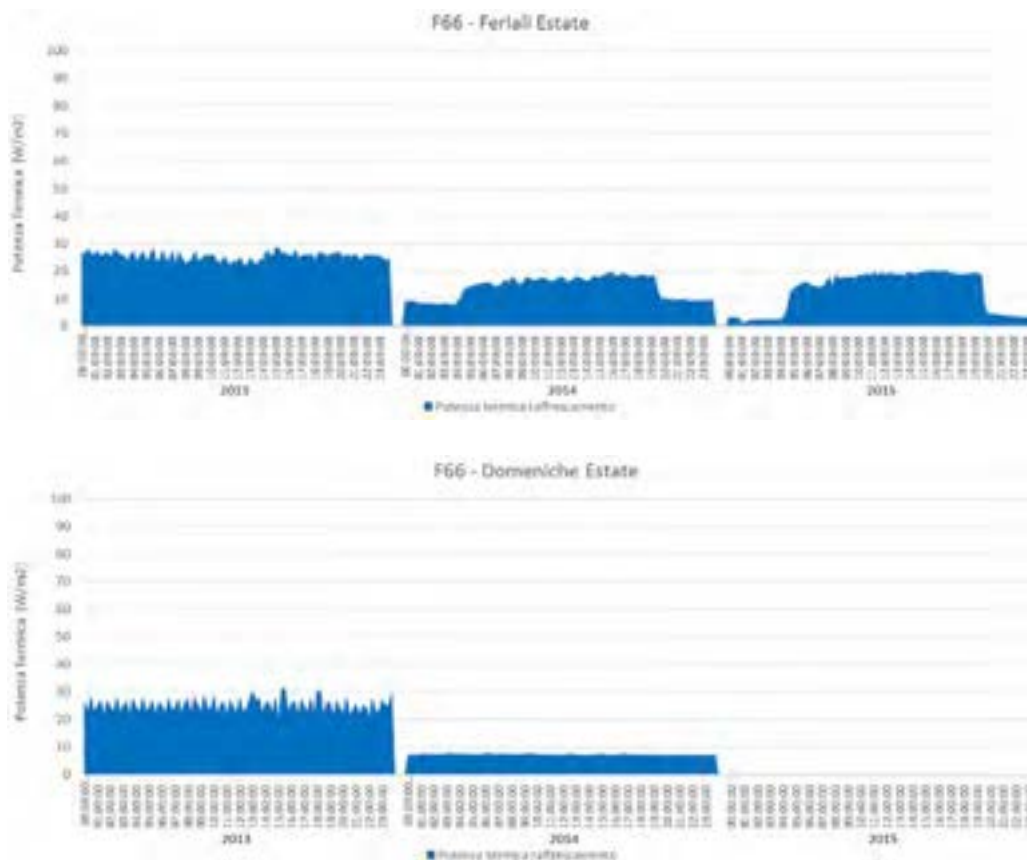


Figura 21: La potenza termica media giornaliera (giorni feriali e festivi) delle diverse stagioni (2013-2014-2015) a confronto (Edificio 66).

Anche dalla Figura 21 si evince che l'impianto di raffreddamento è stato adoperato in modo più razionale ed efficiente. Durante i giorni feriali, la tipica profilatura giornaliera (accensione dell'impianto al mattino e il suo spegnimento alla sera) inizia a definirsi nel 2014 ed è chiaramente leggibile nel 2015. Per quanto riguarda invece i giorni festivi, la potenza termica diminuisce col tempo e nell'ultimo periodo di monitoraggio è nulla e anche in questo caso si può quindi osservare un comportamento più sostenibile: quando l'ufficio non è occupato, l'impianto dovrebbe essere spento.

In Figura 22 viene inoltre riportato il profilo medio (per tutto il periodo di monitoraggio) di occupazione. Si ha un andamento molto simile per tutti i giorni feriali: due picchi al mattino e al pomeriggio ed un minimo a ora di pranzo, mentre durante i giorni festivi gli edifici non sono occupati. Lo stesso andamento si ha anche in Figura 23, dove sono rappresentati i profili di occupazione giornalieri nei diversi anni (2013-2014-2015).

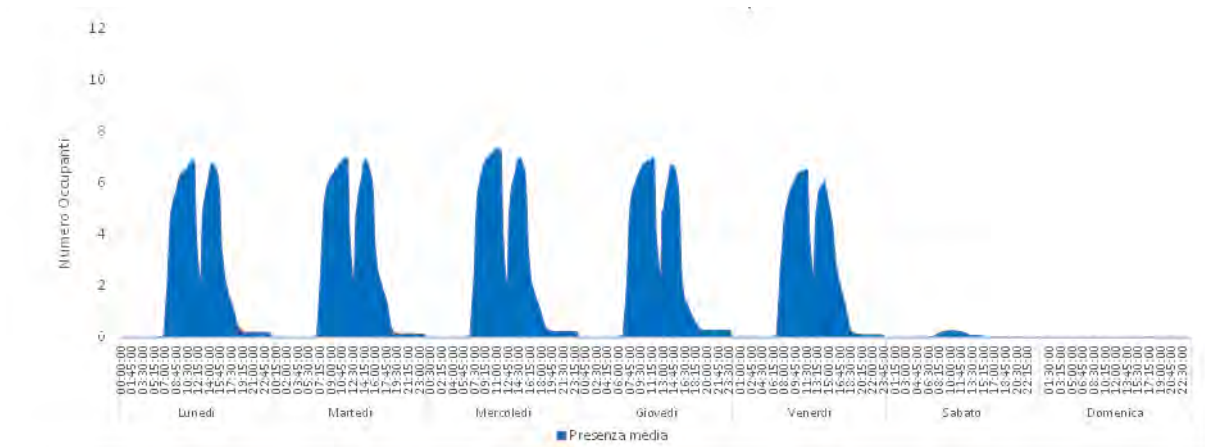


Figura 22: Il profilo medio di occupazione di tutti i giorni della settimana (Edificio 66).

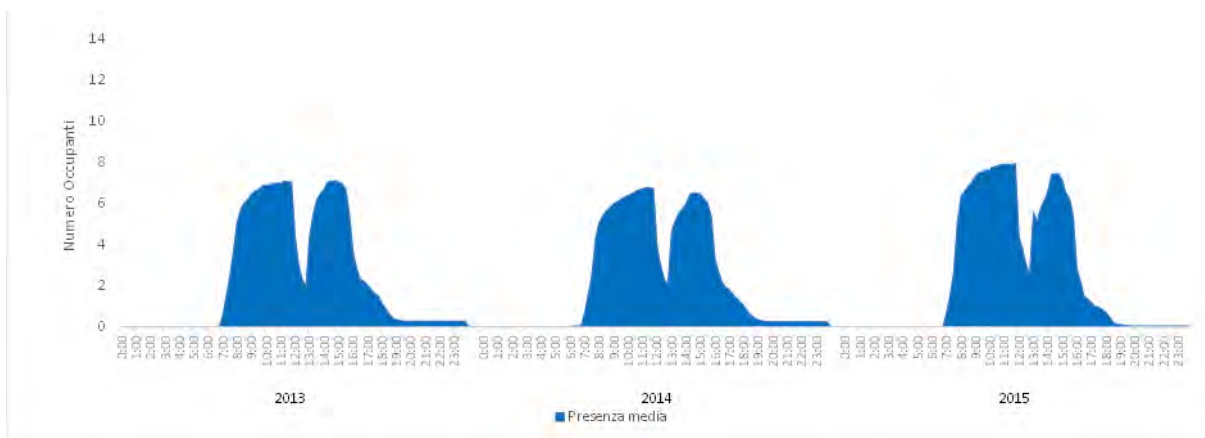


Figura 23: Il profilo di occupazione giornaliero nei diversi anni.

Al fine di completare l'analisi legata all'occupazione, il grafico in Figura 24 mostra la correlazione tra il numero degli occupanti e la potenza elettrica media totale: chiaramente quest'ultima cresce con l'aumento del numero di occupanti presenti nell'edificio. La validità di questa analisi viene confermata dal coefficiente di determinazione equivalente a 0,8. Non si sono invece riscontrate relazioni alcune tra la presenza di occupanti e l'utilizzo dell'energia termica (per tale motivo non si riportano le analisi effettuate a riguardo).

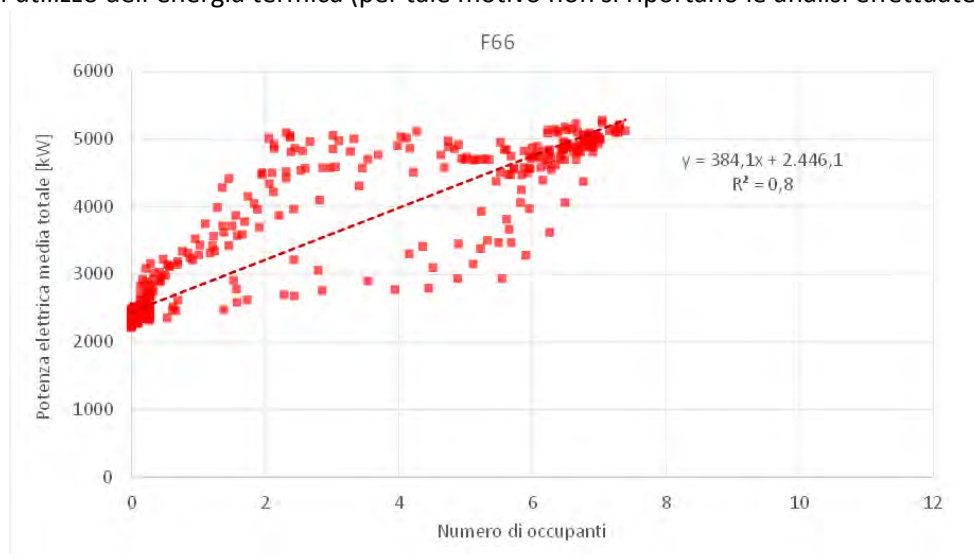


Figura 24: La correlazione tra il numero degli occupanti e la potenza elettrica media totale.

2.2.3 Definizione e valutazione di nuovi Key Performance Indicators (KPI)

Questa fase ha previsto il confronto dei KPI termici ed elettrici 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", e la cui prima applicazione è riportata all'interno del documento "Ricerca di sistema elettrico 2013: Validazione, analisi e modelli di diagnostica energetica avanzata di reti di edifici", con gli stessi indicatori applicati questa volta ad un campione di dati più ampio.

Lo scopo è quello di validare i KPI già introdotti, di indicarne di nuovi (ove necessario e sulla base delle nuove informazioni acquisite) e di verificare il comportamento dei consumi energetici negli ultimi due anni di sperimentazione. In tal modo è possibile confrontare tra loro tutti gli edifici appartenenti al cluster sia dal punto dell'energia termica, sia dell'energia elettrica, sia dell'energia totale (energia primaria).

Gli indicatori energetici valutati espressi come rapporto tra:

- il consumo di energia elettrica e termica, in termini di:
 - consumo totale (Energia Primaria)
 - consumo di energia per fonti energetiche (Energia Elettrica, Energia Termica)
 - consumo di energia per usi finali (Riscaldamento/Raffrescamento per quanto riguarda l'Energia Termica, Condizionamento/Illuminazione/Forza motrice per quanto riguarda l'Energia Elettrica)
- e i fattori di normalizzazione, che ricadono all'interno delle categorie seguenti:
 - caratteristiche geometriche degli edifici (superfici e volumi)
 - fattori legati all'uso dell'edificio (presenza degli occupanti)
 - fattori climatici (temperature medie esterne, radiazione solare, ecc.)
 - parametri temporali (giorno, mese, anno)

Nello specifico, i principali indicatori di Energia Elettrica e di Energia Termica, calcolati per ogni edificio su base sia mensile sia annua, sono:

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

Un semplice esempio dell'utilità di questi indici si ha dal confronto dei valori calcolati dal periodo di monitoraggio di riferimento (Luglio 2014 – Luglio 2015) con quelli relativi al periodo precedente (Luglio 2013- Luglio 2014) mostrati in Figura 25. Infatti, confrontando i consumi specifici, si evince che l'edificio più energivoro, in termini di energia elettrica, risulta sempre essere l'edificio F66 (all'incirca 60 kWh/m²a), mentre i consumi elettrici dell'edificio F72 ammontano all'incirca alla metà di questo valore (30 kWh/m²a).

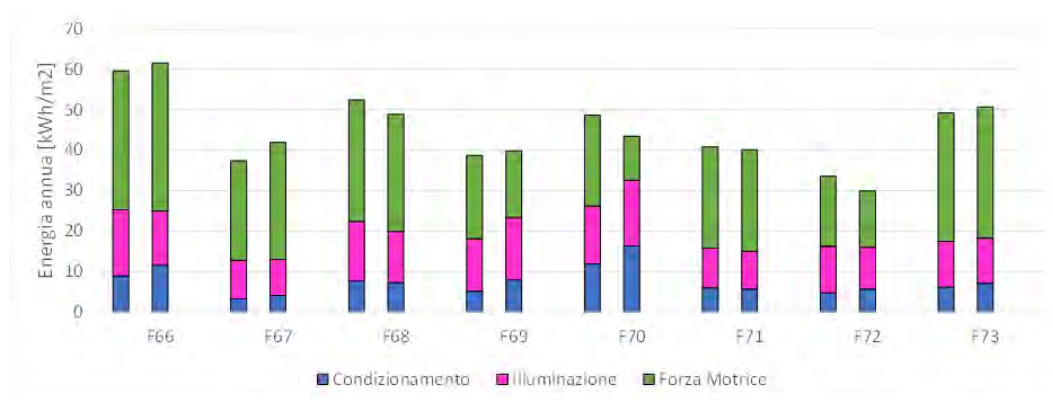


Figura 25: Il consumo di energia elettrica annuale specifica (lug 2013/lug 2014 – lug 2014/2015).

Dal grafico in Figura 26 si possono osservare le differenze di energia elettrica consumata nell'ultimo periodo di monitoraggio (luglio 2014/luglio 2015) dei diversi edifici rispetto al periodo precedente (luglio 2013/luglio 2014). Le variazioni più grandi sono leggibili negli edifici F69 e F70.

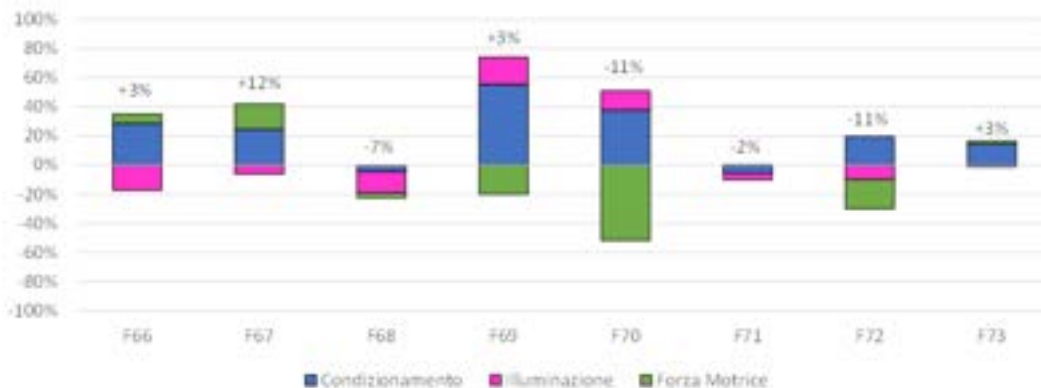


Figura 26: La differenza dell'energia elettrica consumata tra lug 2013/lug 2014 e lug 2014/2015.

Tra i due anni presi in analisi non si sono evidenziate significative riduzioni di energia elettrica, se non per due edifici già citati.

La stessa analisi è stata svolta anche per l'energia termica consumata in termini specifici per il secondo key performance indicator (Figura 27). Da grafico si può notare chiaramente che i consumi di energia termica di tutti gli edifici si siano ridotti nell'ultimo anno (luglio 2014/luglio2015). I consumi più alti si possono riscontrare in entrambi i periodi negli edifici F68 e F71, mentre gli edifici con i consumi più bassi sono l'F67 e l'F70.

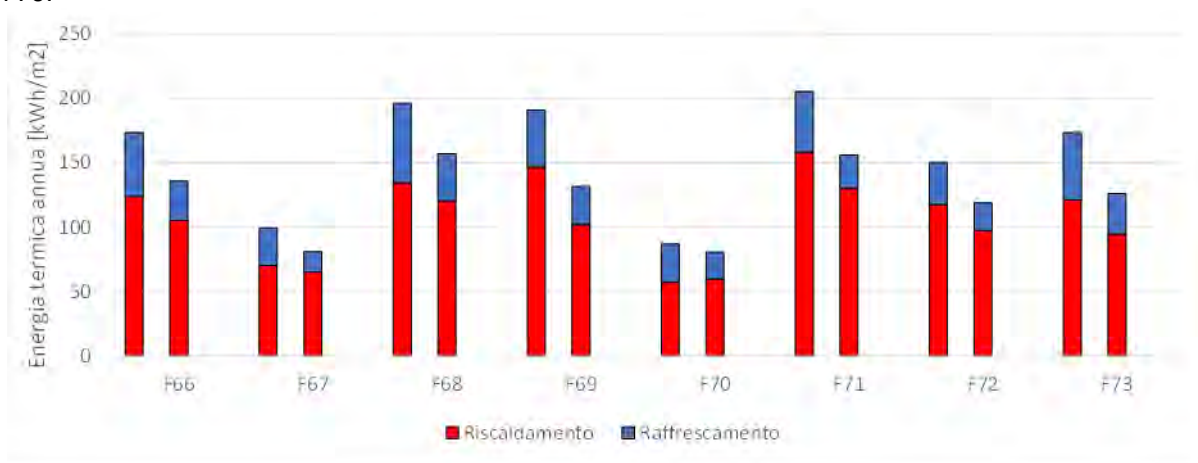


Figura 27: Consumo di energia termica annuale specifica (lug 2013/lug 2014 – lug 2014/2015).

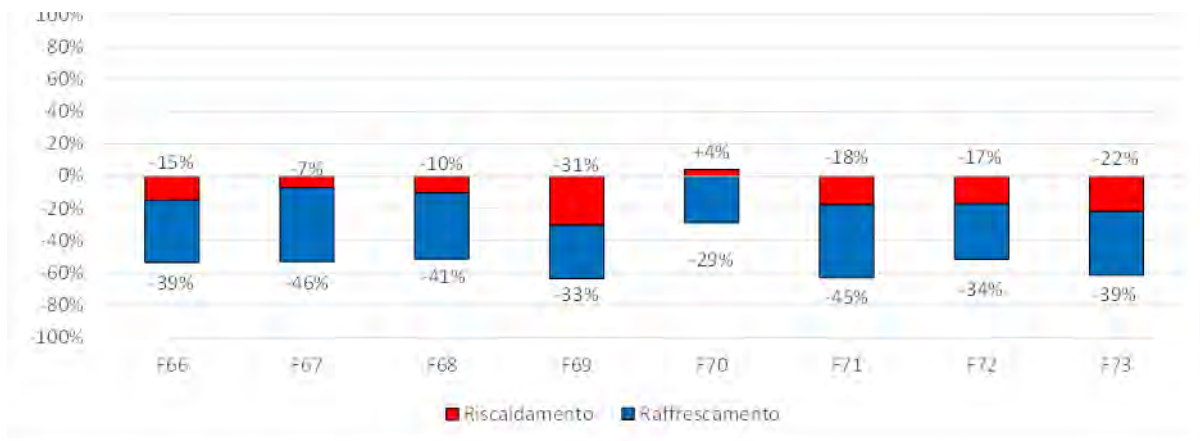


Figura 28: Differenza dell'energia termica consumata tra lug 2013/lug 2014 e lug 2014/2015.

La differenza di energia termica per riscaldamento e per raffrescamento tra i due anni viene illustrata in Figura 28: i consumi risultano ridotti in quasi tutti gli edifici. Dato che questa riduzione significativa dei consumi termici può anche dipendere dalla variazione della temperatura esterna, risulta fondamentale normalizzare questi valori rispetto ai Gradi Giorno introducendo così il terzo key performance indicator.

Le Figura 29 e Figura 30 mostrano quindi le analisi del consumo di energia termica annuale specifica e della differenza dell'energia termica, entrambe rispettivamente normalizzate rispetto ai GG. Il consumo di energia termica annuale totale (per riscaldamento e raffrescamento) di tutti gli edifici risulta ridotto nell'ultimo periodo di monitoraggio anche in questa analisi, mentre la variazione tra un anno e l'altro presenta un andamento molto differente: in questo caso si può osservare un aumento notevole del consumo di energia termica per il raffrescamento, mentre quella per il riscaldamento è ridotta.

Al fine di completare l'analisi si riportano il profilo delle temperature interne ed esterne (Figura 31) e dei Gradi Giorno (Figura 32) per tutto il periodo di monitoraggio.

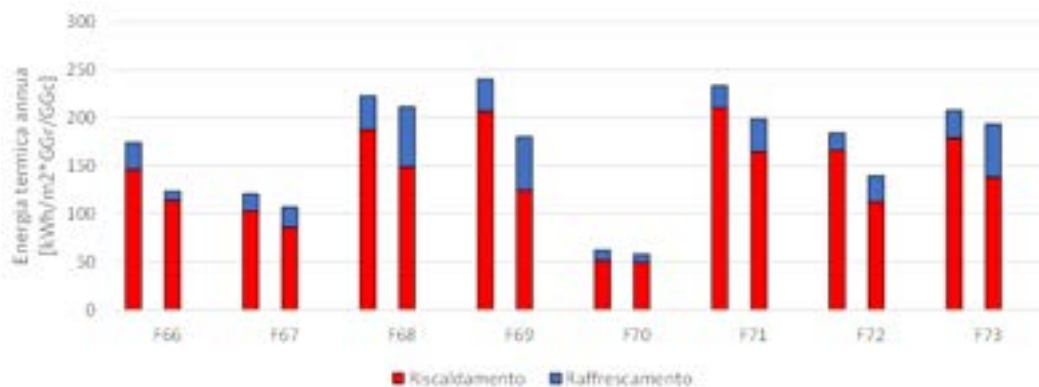


Figura 29: Consumo di energia termica annuale specifica normalizzata rispetto ai GG (lug 2013/lug 2014 – lug 2014/2015).

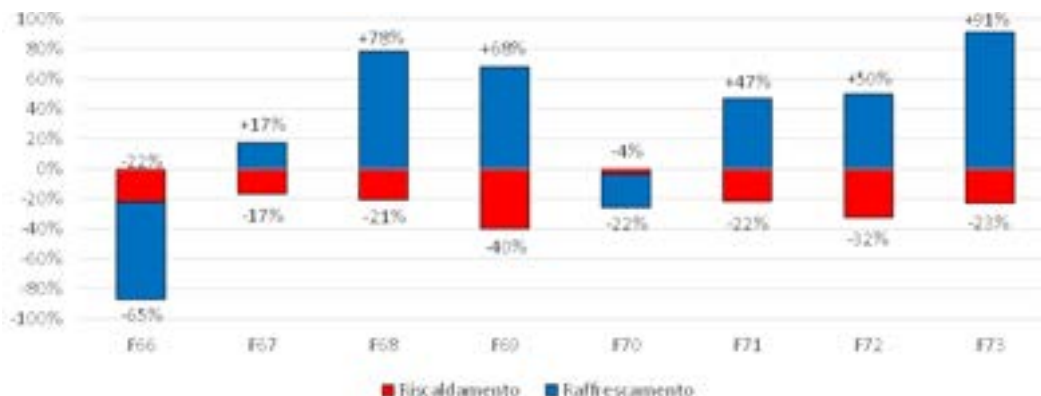


Figura 30: Differenza dell'energia termica normalizzata rispetto ai GG tra lug 2013/lug 2014 e lug 2014/2015.

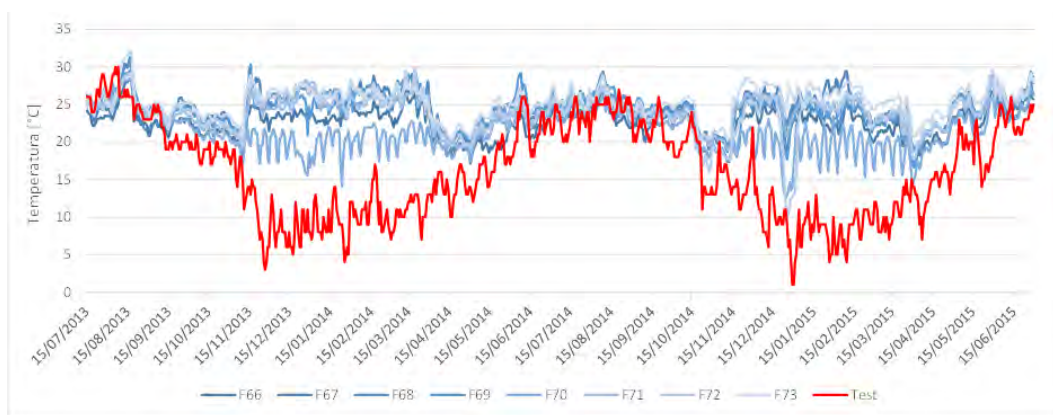


Figura 31: Il profilo delle temperature interne ed esterne per tutto il periodo di monitoraggio.

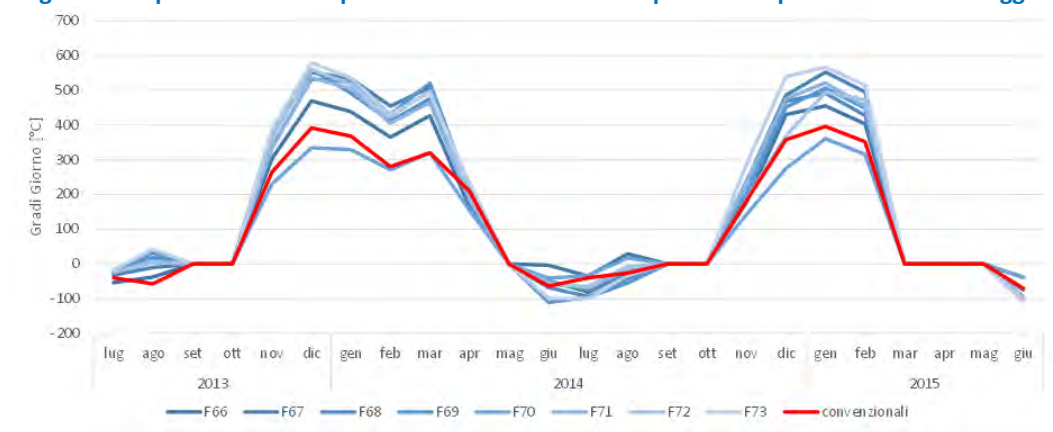


Figura 32: Profilo dei Gradi Giorno per tutto il periodo di monitoraggio.

I Gradi Giorno di riferimento di riscaldamento e di raffrescamento sono stati calcolati considerando la temperatura di setpoint in periodo invernale pari a 21 °C, mentre in periodo estivo 24°C.

La Figura 33 mostra l'energia termica giornaliera per il riscaldamento e per il raffrescamento insieme ai profili delle temperature interne ed esterne per tutto il periodo di monitoraggio. Da questo grafico si legge il consumo di energia termica per raffrescamento e riscaldamento rispettivamente in corrispondenza dei picchi (>23°C) e minimi (<15°C) della curva delle temperatura esterna.

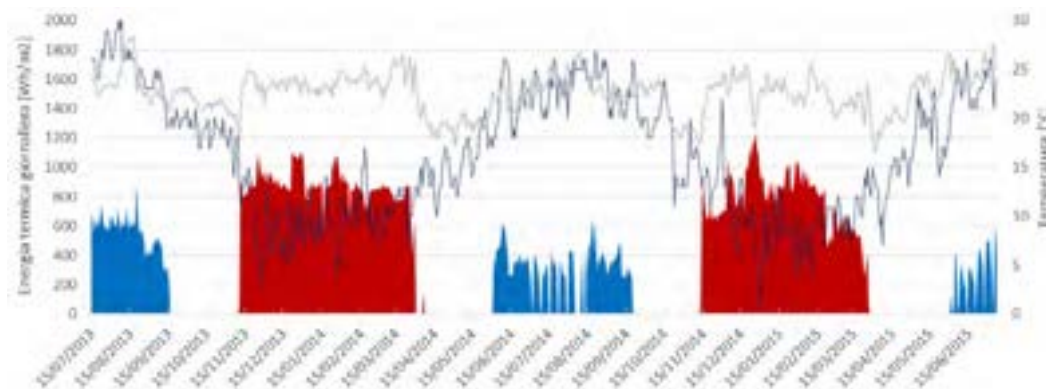


Figura 33: Energia termica giornaliera a confronto con le temperature interne ed esterne.

Il grafico in Figura 34 mostra il modello di regressione studiato per mettere a confronto la potenza termica media giornaliera normalizzata (al m²) per il riscaldamento e per il raffrescamento con la differenza di temperatura che si ha tra l’ambiente esterno e quello interno. In linea con i risultati fino ad ora ottenuti, si nota chiaramente che la potenza termica risulta più elevata nel periodo di riscaldamento quando, come evidenziato in questo grafico, la differenza tra la temperatura esterna ed interna è più alta. Il coefficiente di determinazione R² mostra l’attendibilità dei dati ottenuti in particolare per quanto riguarda il periodo di riscaldamento (R²=0,8).

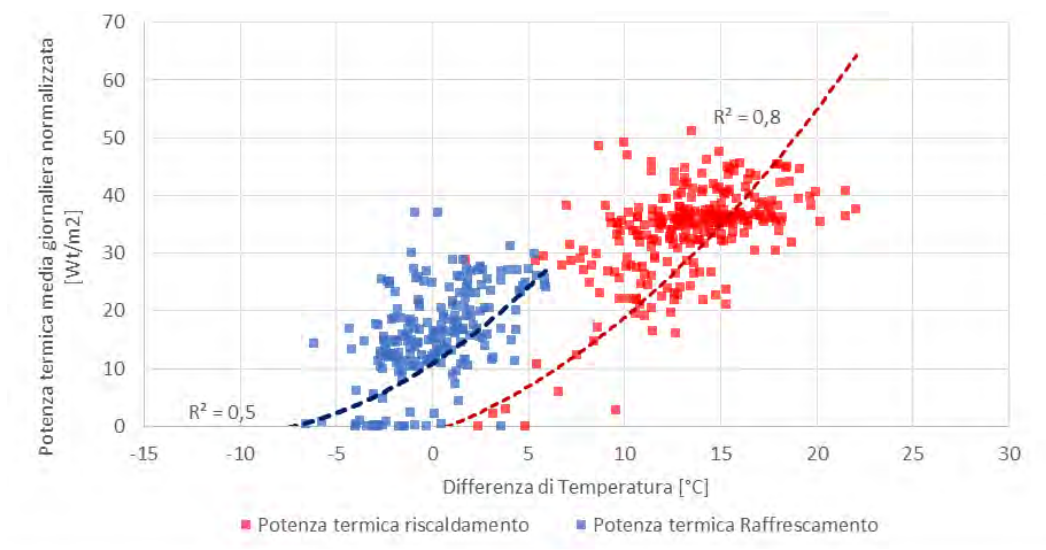


Figura 34: Confronto tra la potenza termica media giornaliera normalizzata e la differenza di temperatura tra l’ambiente esterno ed interno (Edificio 66).

Da questa analisi è emerso che i diversi edifici si comportano in maniera molto differente: l’edificio F67 (Figura 35) presenta una potenza termica media giornaliera invernale più bassa (tra i 20 e 50 W_t/m²) rispetto all’edificio F66 con un range tra i 10 e 30 W_t/m² (Figura 34), anche se la distribuzione della differenza di temperatura è molto simile (tra i 10 e 20°C).

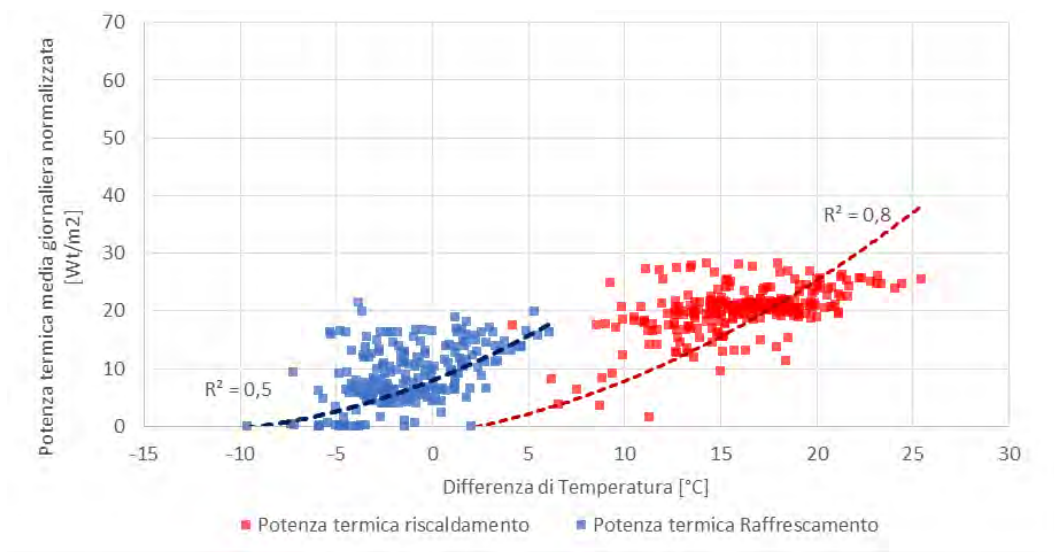


Figura 35: Confronto tra la potenza termica media giornaliera normalizzata e la differenza di temperatura tra l’ambiente esterno ed interno (Edificio 67).

La stessa analisi è stata anche effettuata per il confronto tra l’energia termica media giornaliera normalizzata (al m²) nel periodo invernale ed estivo e la differenza di temperatura tra l’ambiente esterno e quello interno (Figura 36).

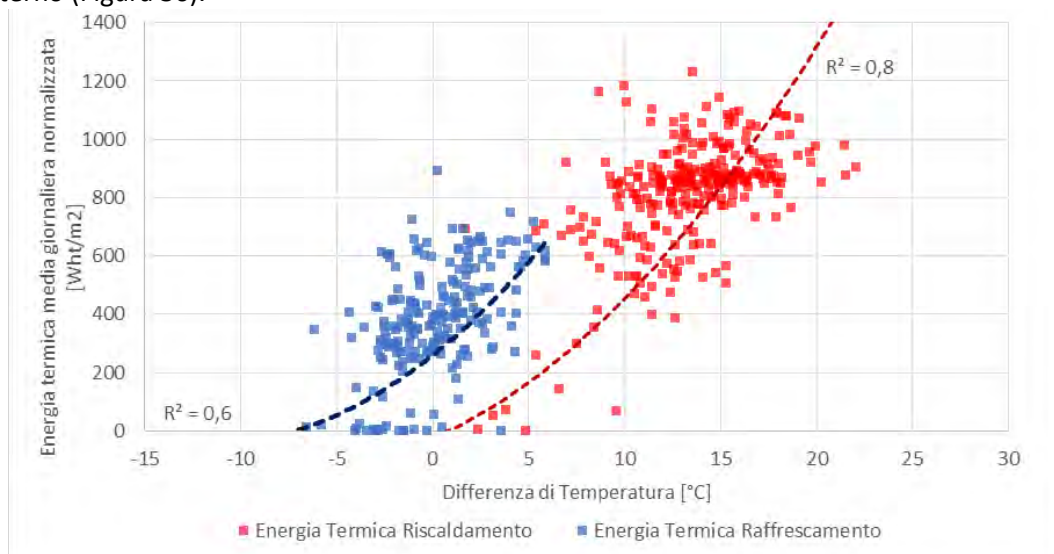


Figura 36: Confronto tra l’energia termica media giornaliera normalizzata e la differenza di temperatura tra l’ambiente esterno ed interno (Edificio 66).

2.2.4 Elaborazione di dati ambientali in relazione ai consumi energetici

L’analisi ambientale condotta in una prima fase di elaborazione dati (PAR 2013) è stata proseguita ed implementata, allo scopo di verificare se, ottimizzando i sistemi energetici, anche le condizioni ambientali avessero subito un miglioramento. Le analisi svolte hanno confermato i risultati attesi, dimostrando anche sotto questo punto di vista l’efficienza del sistema implementato.

Il confronto tra i risultati ottenuti in termini sia energetici che ambientali non è risultato del tutto immediato. Malgrado gli interventi già effettuati, i consumi energetici per condizionamento spesso non trovano correlazione con i fattori climatici esterni e interni. Nei casi analizzati, i profili temporali dei dati energetici monitorati spesso non trovano ancora una correlazione diretta con i parametri ambientali (ad

esempio le temperature esterne). Tale fattore evidenzia il fatto che la gestione del controllo degli impianti potrebbe essere ulteriormente ottimizzata.

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 37e in Figura 38rispettivamente per il periodo invernalee per i periodo estivo dei diversi anni (considerando i giorni feriali con un orario di lavoro dalle ore 08:00 alle ore 18:00). Occorre ricordare che queste analisi per il comfort termico siano solamente indicative, dato che per motivi tecnici i sensori sono stati installati nei corridoi e non negli uffici stessi e quindi non rispecchiano esattamente le condizioni di comfort degli occupanti al loro posto di lavoro.



Figura 37: Valutazione del comfort termico nei 7 edifici per il periodo invernale 2013-2014-2015.

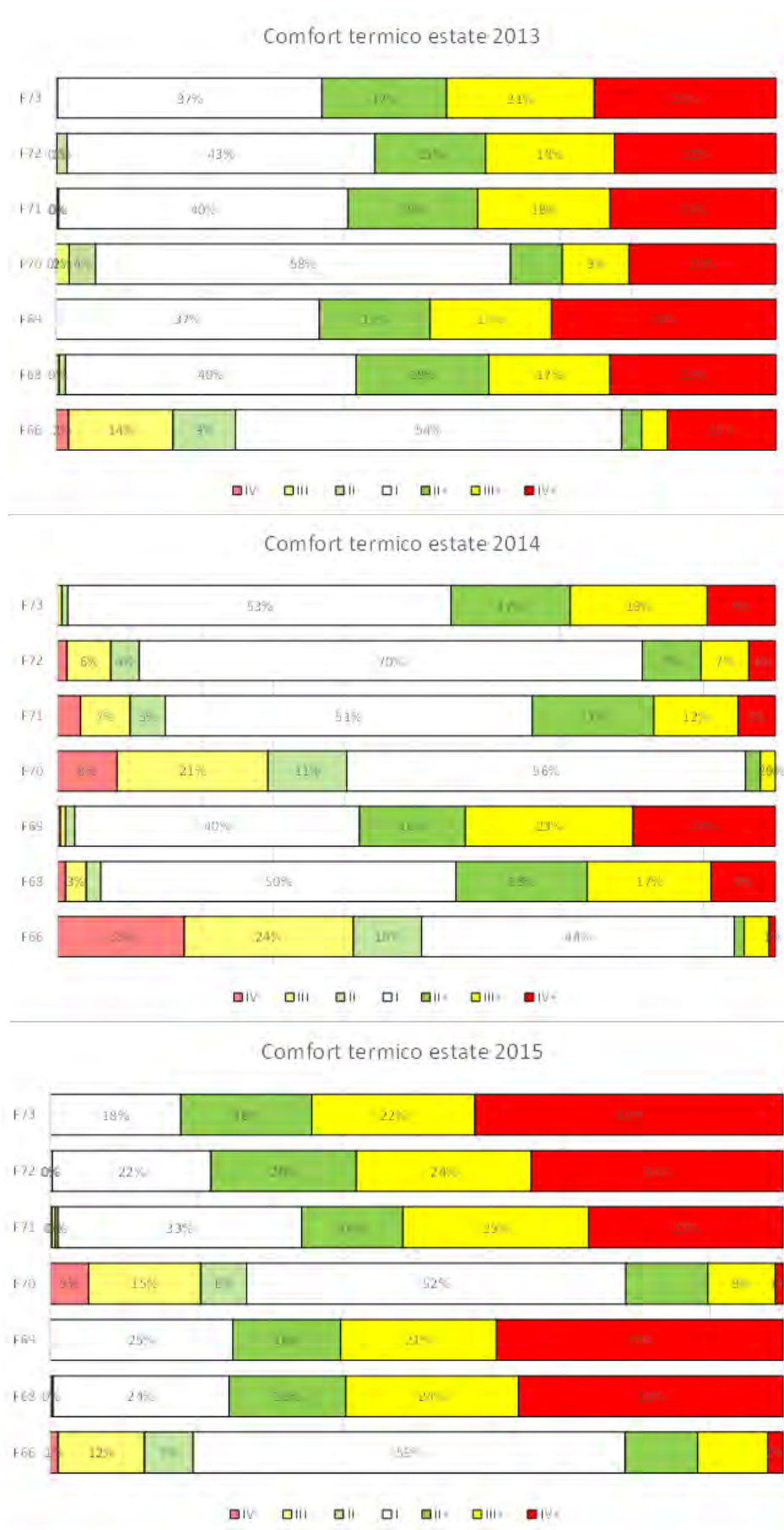


Figura 38: Valutazione del comfort termico nei 7 edifici per il periodo estivo 2013-2014-2015.

Dalle elaborazioni si evince che in generale il comfort termico si è migliorato durante la stagione invernale 2014-2015 rispetto alla precedente. Lo stesso non si può dire invece per la stagione estiva, dove si era notato un miglioramento nel 2014 che non si è mantenuto però nel 2015. Bisogna sottolineare che i dati su cui è stata effettuata questa analisi in riferimento al 2015 si basano però solo sul mese di giugno e parte di luglio. Per avere un'analisi pienamente confrontabile si dovrebbero analizzare i dati riferiti a tutta la stagione estiva.

Inoltre, i grafici dimostrano che la situazione di comfort termico sia migliore nell'edificio F70 rispetto agli altri appartenenti al cluster. Come sottolineato in precedenza, l'F70 è l'unico edificio all'interno del quale la gestione degli impianti termici avviene seguendo logiche coerenti con gli orari di occupazione e con il clima esterno. Ne consegue anche il miglioramento della qualità termica indoor.

Questo fattore sottolinea come una buona gestione impiantistica può non soltanto consentire un risparmio energetico, ma può anche migliorare il comfort degli occupanti che, in luogo di lavoro, si traduce in produttività.

2.3 Attività 3: Calibrazione ed implementazione dei modelli di preprocessing sulla rete di edifici "smartvillage"

Nella presente attività i modelli diagnostici dei consumi elettrici (luce e condizionamento) sviluppati nelle precedenti annualità (RdS/2013/119, RdS/PAR2013/060 e RdS/PAR2013/061) per l'edificio F40 sono stati estesi al cluster di edifici "Smart Village" attraverso un'attenta fase di implementazione e calibrazione dei modelli stessi, seguita da una fase di sperimentazione sul caso reale.

Il primo step dell'attività è consistito nell'ampliare gli applicativi Java precedentemente sviluppati per l'edificio F40 in modo da elaborare i dati di consumo elettrico (illuminazione e fancoil) e di presenza dei tre piani dell'edificio F40 e delle otto palazzine del cluster (ad un solo piano) ai fini dell'analisi diagnostica. Gli applicativi Java leggono tali dati dal database "smarttowndb" in cui confluiscono tutte le informazioni acquisite dai diversi sistemi di monitoraggio distribuiti nel Centro ENEA e descritti nelle precedenti annualità (RdS/2012/229 e RdS/2013/121). Nel caso dell'edificio F40 il timestamp di acquisizione ed analisi dei dati è 10 minuti, nel caso del cluster di edifici 15 minuti. I profili di presenza sono ricavati dalla lettura dei badge dei dipendenti (ingresso/uscita dal centro e mensa) associati agli edifici di interesse.

In una seconda fase, l'efficacia dei modelli diagnostici sviluppati nelle precedenti annualità (RdS/2013/119, RdS/PAR2013/060 e RdS/PAR2013/061) è stata testata su periodi di tempo man mano più ampi. Opportune modifiche agli stessi modelli sono state apportate al fine di ridurre il numero di "falsi positivi" di anomalie rilevate, "luci accese in assenza di persone" e "fancoil accesi in assenza di persone". Il calcolo degli indici diagnostici corrispondenti alle anomalie è basato sulla logica fuzzy applicata agli indici *S-function*, *MZ-score* dei picchi di consumo elettrico di illuminazione e dei fancoil individuati dal metodo "PeakDetection", e al dato normalizzato di presenza dell'edificio di interesse. Tale calcolo si compone dei tre step concettuali cause (C) – situation assessment (S) – preprocessing (P) già descritti nelle annualità precedenti (RdS/2013/119, RdS/PAR2013/060 e RdS/PAR2013/061). Il valore degli indici diagnostici varia tra 0 e 1 a seconda che la gravità dell'anomalia sia, rispettivamente, minima o massima. Le formulazioni dei modelli diagnostici infine adottate sono riportate di seguito.

Anomalia C13a: Luci accese in assenza di persone

$$C13a = S1a \text{ AND NOT } P24c = \text{MIN}(S1a, 1 - P24c)$$

Situation S1a: Consumo elettrico luci elevato (coincide con il preprocessing P1a)

$$S1a = P1a$$

P1a = FuzzySet(*S-function*) AND FuzzySet(*MZ-score*) = MIN(FuzzySet(*S-function*),FuzzySet(*MZ-score*))

I Fuzzy Set applicati agli indici *S-function*, *MZ-score* sono funzioni sigmoidali:

$$\text{sigm}(Sfunction) = \frac{1}{1 + e^{\left(-\frac{(Sfunction-c)}{t}\right)}}$$

$$\text{sigm}(MZscore) = \frac{1}{1 + e^{\left(-\frac{(|MZscore|-c)}{t}\right)}}$$

dove *c* e *t* sono i parametri della funzione sigmoide, specifici per ogni edificio.

PreprocessingP24c: valore normalizzato di presenza di piano dell'edificio

P24c = (presenze reali)/(presenze massime)

Anomalia C27: Fancoil accesi in assenza di persone

C27 = S2a AND NOT P24c = MIN(S2a,1-P24c)

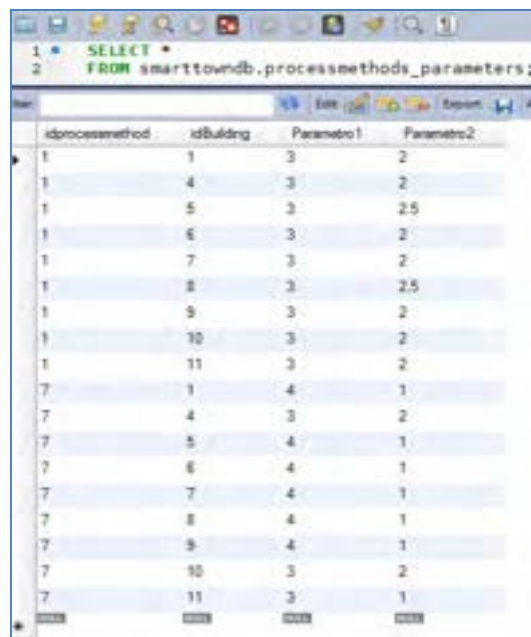
Situation S2a: Consumo elettrico fancoil elevato (coincide con il preprocessingP61)

S2a = P61

P61 = FuzzySet(*S-function*) AND FuzzySet(*MZ-score*) = MIN(FuzzySet(*S-function*),FuzzySet(*MZ-score*))

I Fuzzy Set applicati agli indici *S-function*, *MZ-score* sono, come nel caso precedente, funzioni sigmoidali. Il Preprocessing P24c, relativo alle presenze, è identico al caso precedente.

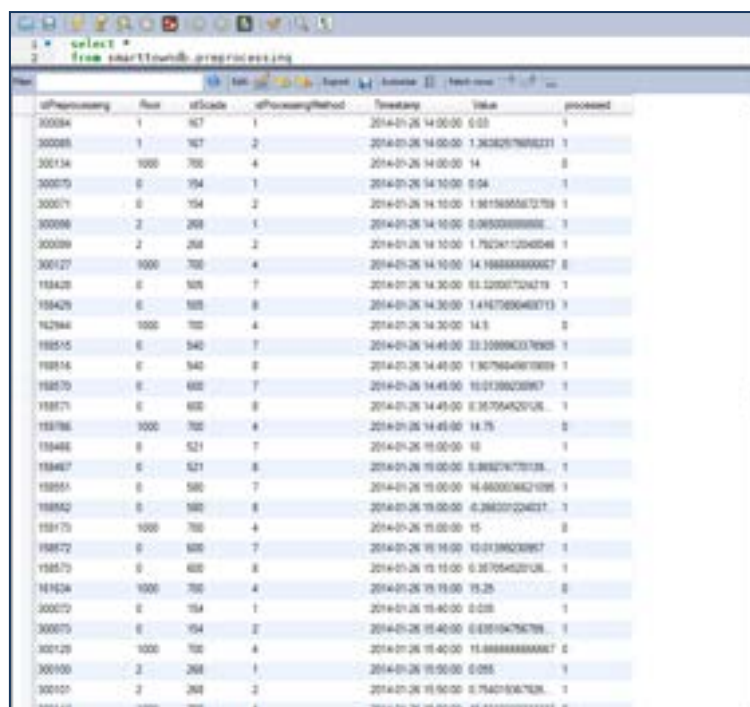
Successivamente, i parametri dei modelli diagnostici sono stati calibrati, considerando le caratteristiche dei dati e del comportamento di ogni edificio (es. i dati di consumo elettrico dell'edificio F40 espressi in kiloWatt, quelli della rete di edifici in Watt). Come illustrato in Figura 39, sono stati innanzitutto calibrati i parametri relativi al metodo "PeakDetection", già introdotto nelle precedenti annualità (RdS/2013/119 , RdS/PAR2013/060 e RdS/PAR2013/061), ed inseriti nella Tabella "processmethods_parameters" del database. Il metodo "PeakDetection" permette di individuare i picchi di consumo rispetto ai valori di consumo vicini (definiti dal Parametro 1 della Tabella "processmethods_parameters") e al contesto globale di una serie di dati di consumo di un'intera giornata (definito attraverso il Parametro 2). Tali parametri sono definiti sia per il consumo delle luci (idprocessmethod 1) sia per il consumo elettrico dei fancoil (idprocessmethod 7) per ogni edificio.



idprocessmethod	idBuilding	Parametro1	Parametro2
1	1	3	2
1	4	3	2
1	5	3	2.5
1	6	3	2
1	7	3	2
1	8	3	2.5
1	9	3	2
1	10	3	2
1	11	3	2
7	1	4	1
7	4	3	2
7	5	4	1
7	6	4	1
7	7	4	1
7	8	4	1
7	9	4	1
7	10	3	2
7	11	3	1

Figura 39 - Tabella processmethods_parameters: definizione dei parametri relativi al metodo "PeakDetection"

Comedescritto nelle precedenti annualità (RdS/2013/119 , RdS/PAR2013/060 e RdS/PAR2013/061), il metodo "PeakDetection" caratterizza i picchi di consumo potenzialmente anomali attraverso due indici: *S-function* e *MZ-score*. Nella tabella "preprocessing" del database, illustrata in Figura 40, vengono inseriti questi indici. il campo "idProcessingMethod" caratterizza gli indici in base all'uso finale di consumo (luci e fancoil in questo caso), il campo "idScada" identifica la specifica voce di consumo di ogni edificio.



idPreprocessing	flux	idScade	idProcessingMethod	Timestamp	Value	processed
300084	1	167	1	2014-01-26 14:00:00	0.03	1
300085	1	167	2	2014-01-26 14:00:00	1.2638257693221	1
300134	1000	700	4	2014-01-26 14:00:00	14	0
300070	0	104	1	2014-01-26 14:10:00	0.04	1
300071	0	104	2	2014-01-26 14:10:00	1.9815855632159	1
300098	2	208	1	2014-01-26 14:10:00	0.08500000000	1
300099	2	208	2	2014-01-26 14:10:00	1.7629112046046	1
300127	1000	700	4	2014-01-26 14:10:00	14.1888888888887	0
118428	0	105	7	2014-01-26 14:30:00	0.120007204719	1
118429	0	105	8	2014-01-26 14:30:00	1.41617090400713	1
162944	1000	700	4	2014-01-26 14:30:00	14.1	0
118515	0	540	7	2014-01-26 14:45:00	33.108880079025	1
118516	0	540	8	2014-01-26 14:45:00	1.30786449718819	1
118570	0	600	7	2014-01-26 14:45:00	10.0139620987	1
118571	0	600	8	2014-01-26 14:45:00	0.357054820708	1
118186	1000	700	4	2014-01-26 14:45:00	14.75	0
118488	0	521	7	2014-01-26 15:00:00	10	0
118487	0	521	8	2014-01-26 15:00:00	0.885276770128	1
118551	0	580	7	2014-01-26 15:00:00	14.6600058621095	1
118852	0	180	8	2014-01-26 15:00:00	0.288307204317	1
118170	1000	700	4	2014-01-26 15:00:00	15	0
118872	0	600	7	2014-01-26 15:15:00	10.0139620987	1
118570	0	600	8	2014-01-26 15:15:00	0.357054820708	1
118124	1000	700	4	2014-01-26 15:15:00	15.25	0
300070	0	104	1	2014-01-26 15:40:00	0.03	1
300071	0	104	2	2014-01-26 15:40:00	0.0310476708	1
300129	1000	700	4	2014-01-26 15:40:00	15.8888888888887	0
300100	2	208	1	2014-01-26 15:50:00	0.095	1
300101	2	208	2	2014-01-26 15:50:00	0.754215267038	1
300140	1000	700	4	2014-01-26 15:50:00	15.0000000000000	0

Figura 40 - Tabella preprocessing

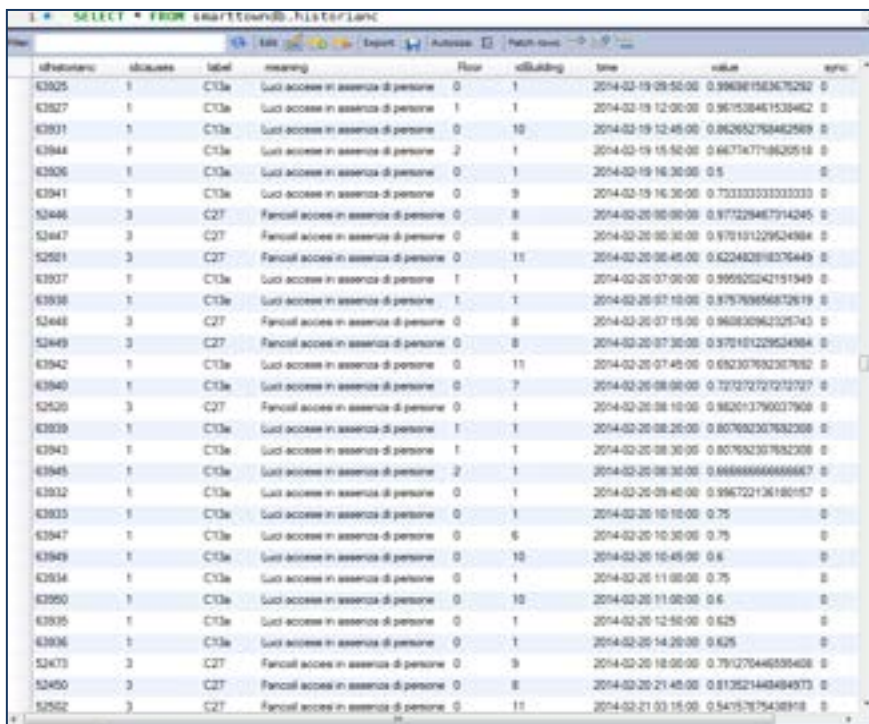
La seconda parte della calibrazione riguarda i parametri dei fuzzyset. Una volta individuati, tali parametri sono stati inseriti all'interno della tabella "fuzzysset" del database(Figura 41).Come descritto nella definizione dei modelli diagnostici, i fuzzysset sono applicati ai dati di partenza (indici *S-function* e *MZ-score*

dei picchi di consumo potenzialmente anomali) in modo da completare, insieme alla normalizzazione dei dati di presenza, la fase di preprocessing di ogni edificio.

idFuzzySet	Name	Type	Building	Parametro1	Parametro2	Parametro3	Parametro4
1	PeakSkurt	1	1	0.00	0.1	0.000	0.000
2	PeakM2SClean	1	1	2	0.2	0.000	0.000
3	PeakSkurt_Fancol	1	1	0.00	0.01	0.000	0.000
4	PeakM2SClean_Fancol	1	1	2	1	0.000	0.000
5	PeakSkurt	1	4	100	200	0.000	0.000
6	PeakM2SClean	1	4	1.5	0.5	0.000	0.000
7	PeakSkurt	1	4	100	200	0.000	0.000
8	PeakM2SClean	1	4	1.5	0.5	0.000	0.000
9	PeakSkurt	1	5	100	200	0.000	0.000
10	PeakM2SClean	1	5	1.5	0.5	0.000	0.000
11	PeakSkurt	1	7	500	200	0.000	0.000
12	PeakM2SClean	1	7	2	0.5	0.000	0.000
13	PeakSkurt	1	8	500	200	0.000	0.000
14	PeakM2SClean	1	8	2.5	0.7	0.000	0.000
15	PeakSkurt	1	9	100	100	0.000	0.000
16	PeakM2SClean	1	9	0.5	0.5	0.000	0.000
17	PeakSkurt	1	10	200	200	0.000	0.000
18	PeakM2SClean	1	10	1.8	0.8	0.000	0.000
19	PeakSkurt	1	11	700	200	0.000	0.000
20	PeakM2SClean	1	11	1.8	0.8	0.000	0.000
21	PeakSkurt_Fancol	1	4	20	50	0.000	0.000
22	PeakM2SClean_Fancol	1	4	0.5	0.2	0.000	0.000
23	PeakSkurt_Fancol	1	5	20	50	0.000	0.000
24	PeakM2SClean_Fancol	1	5	0.5	0.2	0.000	0.000
25	PeakSkurt_Fancol	1	6	20	20	0.000	0.000
26	PeakM2SClean_Fancol	1	6	0.5	0.2	0.000	0.000
27	PeakSkurt_Fancol	1	7	20	20	0.000	0.000
28	PeakM2SClean_Fancol	1	7	0.5	0.2	0.000	0.000
29	PeakSkurt_Fancol	1	8	20	20	0.000	0.000
30	PeakM2SClean_Fancol	1	8	0.5	0.2	0.000	0.000
31	PeakSkurt_Fancol	1	9	20	20	0.000	0.000
32	PeakM2SClean_Fancol	1	9	0.5	0.2	0.000	0.000
33	PeakSkurt_Fancol	1	9	20	20	0.000	0.000
34	PeakM2SClean_Fancol	1	9	0.5	0.2	0.000	0.000

Figura 41 – Tabella fuzzyset: definizione dei parametri relativi ai fuzzyset

In seguito alla fase di preprocessing, gli applicativi Java sviluppati procedono con le fasi di situation assessment e calcolo degli indici diagnostici collegati alle due cause esaminate. Un indice diagnostico con valore uguale o maggiore a 0.5 indica un’anomalia effettiva: in questo caso i valori di causa, situation e preprocessing vengono inseriti, rispettivamente, nelle tabelle “historianc” (Figura 42), “historians” e “historianp” del database.



idstation	idcassero	label	meaning	Floor	idBuilding	time	value	type
E3025	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-19 09:50:00	0.996381583676292	0
E3027	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	1	1	2014-02-19 12:00:00	0.961538461538462	0
E3031	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	10	2014-02-19 12:45:00	0.862652788482589	0
E3044	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	2	1	2014-02-19 15:50:00	0.663747718620518	0
E3006	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-19 16:30:00	0.5	0
E3041	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	9	2014-02-19 16:30:00	0.733333333333333	0
S2446	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	8	2014-02-20 00:00:00	0.9772294677914245	0
S2447	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	8	2014-02-20 00:30:00	0.970101229524984	0
S2501	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	11	2014-02-20 00:45:00	0.822482818376449	0
E3027	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	1	1	2014-02-20 07:00:00	0.995020242191349	0
E3036	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	1	1	2014-02-20 07:10:00	0.875789656812679	0
S2448	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	8	2014-02-20 07:15:00	0.960830962325743	0
S2449	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	8	2014-02-20 07:30:00	0.970101229524984	0
E3042	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	11	2014-02-20 07:45:00	0.682307632307852	0
E3040	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	7	2014-02-20 08:00:00	0.727272727272727	0
S2420	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	1	2014-02-20 08:10:00	0.98201379027900	0
E3039	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	1	1	2014-02-20 08:20:00	0.807692307692308	0
E3043	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	1	1	2014-02-20 08:30:00	0.807692307692308	0
E3045	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	2	1	2014-02-20 08:30:00	0.688888888888889	0
E3032	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-20 09:40:00	0.996722136180157	0
E3033	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-20 10:10:00	0.75	0
E3047	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	6	2014-02-20 10:30:00	0.75	0
E3049	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	10	2014-02-20 10:45:00	0.6	0
E3034	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-20 11:00:00	0.75	0
E3050	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	10	2014-02-20 11:00:00	0.6	0
E3035	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-20 12:50:00	0.625	0
E3036	1	C13a	Luci accese in assenza di persone	0	1	2014-02-20 14:20:00	0.625	0
S2473	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	9	2014-02-20 18:00:00	0.791270440559408	0
S2450	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	8	2014-02-20 21:40:00	0.813521448494973	0
S2502	3	C27	Fancoil accesi in assenza di persone	0	11	2014-02-21 03:15:00	0.547578754389118	0

Figura 42 - Tabella "historianc" del database "smarttowndb"

Dopo averne verificato la validità, si è passato alla fase di sperimentazione dei modelli diagnostici. Il periodo di sperimentazione parte dal 26 Gennaio 2013 per l'edificio F40 e dal 1 Aprile 2013 per la rete di edifici (date in cui iniziano, rispettivamente, i periodi di acquisizione dei dati) e prosegue tuttora. Per l'edificio F40, tuttavia, sono stati riscontrati e risolti dei problemi nell'acquisizione delle misure elettriche nel mese di Luglio 2014, quindi i valori dei consumi di luci e fancoil risultano attendibili solo a partire da quel periodo.

Per ogni edificio le analisi delle anomalie presenti nella tabella "historianc" sono consistite nella loro distribuzione per anno, per mese, per fasce orarie e per gravità.

Le figure seguenti illustrano i risultati ottenuti nel caso della distribuzione per fasce orarie delle anomalie "Fancoil accesi in assenza di persone" e "Luci accese in assenza di persone" per il cluster di edifici (Figura 43 e Figura 45) e per l'edificio F40 (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** e Figura 46) nel corso dell'anno Giugno 2014 (Luglio 2014 per l'edificio F40) – Giugno 2015. E' possibile osservare che le anomalie relative alle luci accese in assenza di persone nell'edificio F40 (Figura 46) sono praticamente assenti nelle ore notturne poiché in questo edificio è applicato un controllo adattivo delle luci basato sulle presenze. Stessa cosa dicasi per l'accensione/spengimento dei fancoil nei periodi di riscaldamento e raffreddamento dell'edificio F40: il controllo è effettuato tramite l'opportuna impostazione dei setpoint di temperatura per ogni stanza sulla base delle corrispondenti presenze dei dipendenti, con particolare attenzione nel garantire comunque l'accensione dei fancoil nelle fasce orarie della prima mattina e del pranzo. La Figura 44 illustra le anomalie relative ai fancoil accesi in assenza di persone nell'edificio F40, in base a quanto appena detto è possibile osservare una netta diminuzione delle anomalie nelle ore notturne. La distribuzione delle anomalie relative alle luci e ai fancoil accesi in assenza di persone cambia notevolmente negli edifici del cluster, in cui non è applicato alcun tipo di controllo delle utenze elettriche e termiche: le anomalie relative ai fancoil (Figura 43) e alle luci (Figura 45) si verificano anche nelle ore notturne e aumentano in corrispondenza dell'ingresso e dell'uscita dei dipendenti dagli edifici.

I dettagli dell'analisi della distribuzione delle anomalie di luci e fancoil accesi in assenza di persone per anno, per mese e per gravità sono descritti sulla corrispondente annualità del Report ENEA.

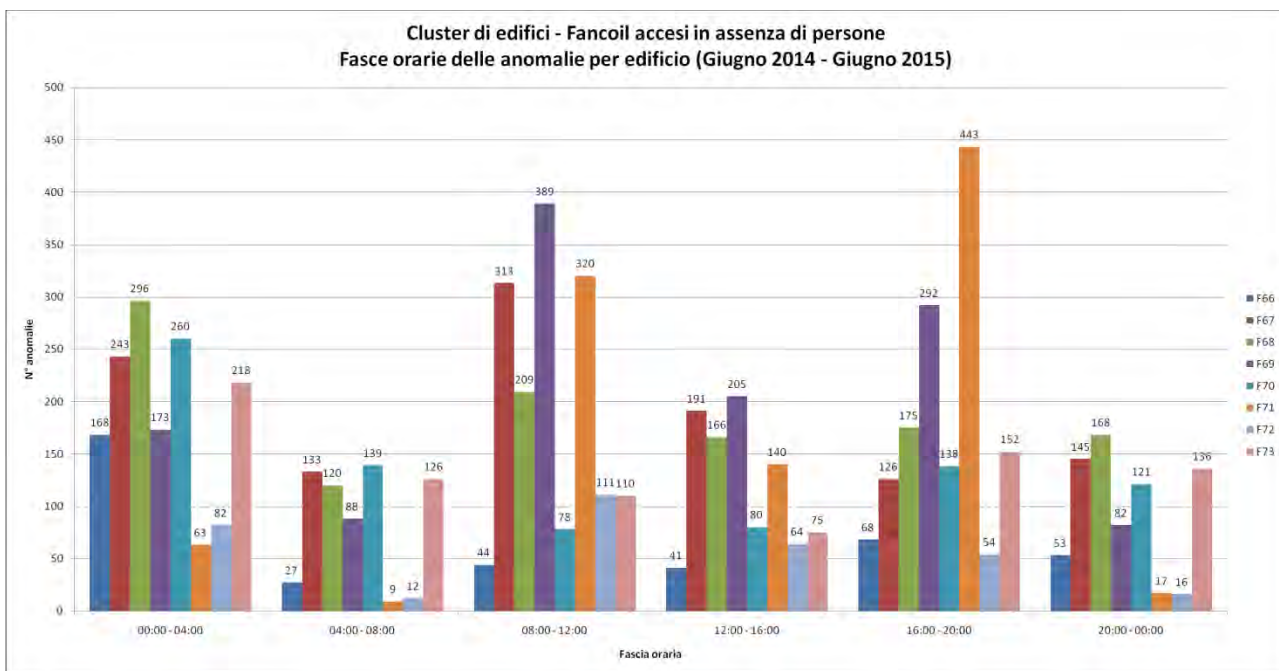


Figura 43 – Cluster di edifici, fancoil accesi in assenza di persone: fasce orarie in cui si verificano le anomalie nell’anno Giugno 2014 – Giugno 2015

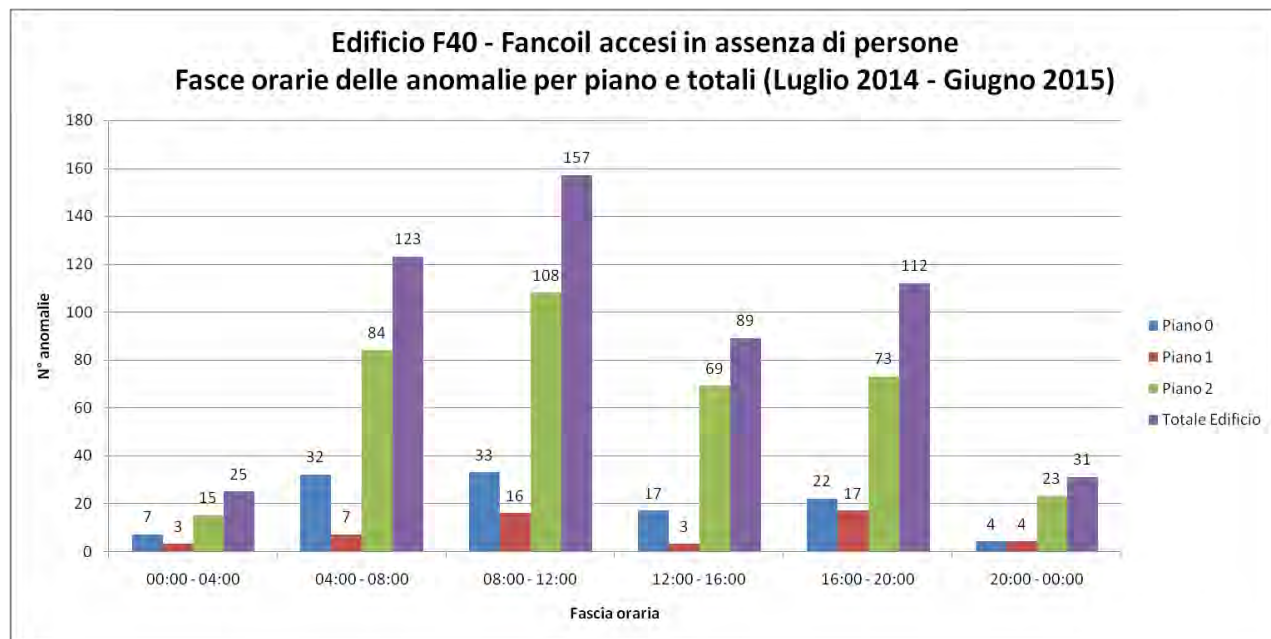


Figura 44 – Edificio F40, fancoil accesi in assenza di persone: fasce orarie in cui si verificano le anomalie nel periodo Luglio 2014 – Giugno 2015

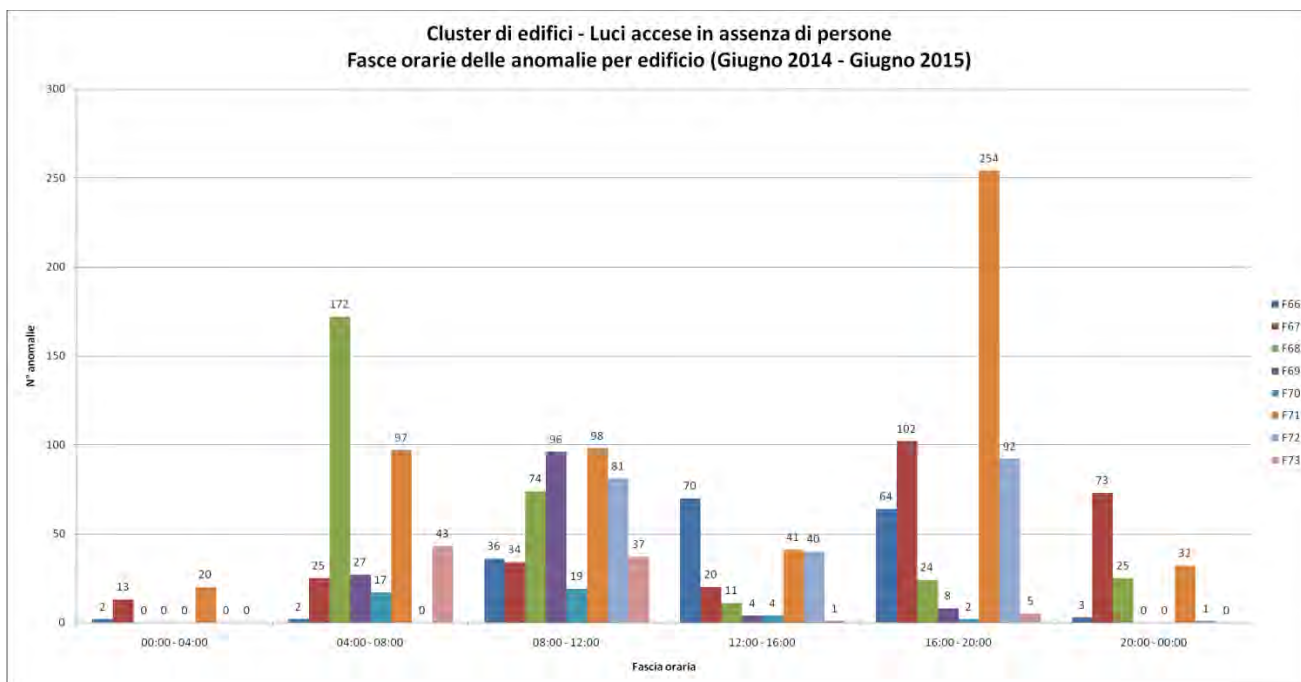


Figura 45 - Cluster di edifici, luci accese in assenza di persone: fasce orarie in cui si verificano le anomalie nell'anno Giugno 2014 – Giugno 2015

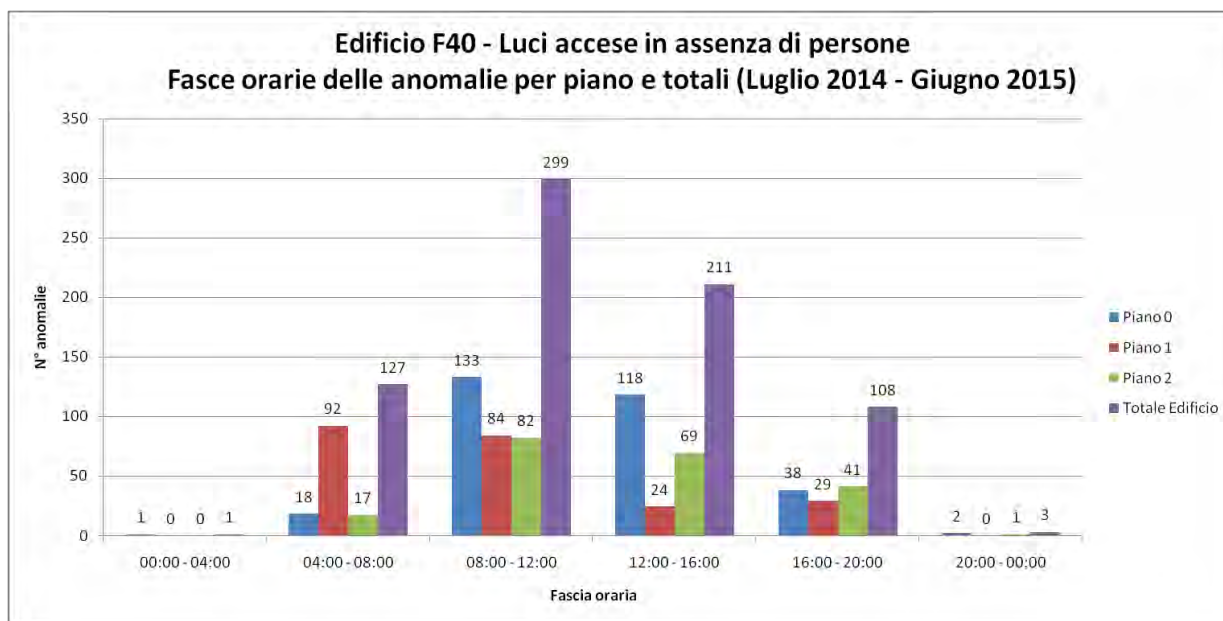


Figura 46 - Edificio F40, luci accese in assenza di persone: fasce orarie in cui si verificano le anomalie nel periodo Luglio 2014 – Giugno 2015

2.4 Attività 4: Analisi sul comportamento dell'occupante

Le azioni comportamentali degli utenti (come ad esempio apertura/chiusura finestre, uso dell'illuminazione artificiale, o uso dell'impianto di riscaldamento) negli edifici residenziali hanno un impatto significativo nella prestazione energetica degli edifici. Questa attività di ricerca riguarda la definizione, misurazione, modellazione del comportamento degli utenti legato all'uso dell'energia negli edifici. L'applicazione a casi di studio reali risulta una attività chiave in questo lavoro di ricerca: la qualità dei dati provenienti dalle misurazioni in campo sarà di importanza fondamentale per le attività di elaborazione ed analisi.

2.4.1 Consumi energetici degli edifici: il ruolo del comportamento dell'utente

Uno degli ostacoli maggiori per raggiungere migliori risultati in termini di efficienza energetica degli edifici è la mancanza di una reale conoscenza dei fattori determinanti gli usi di energia.

Uno strumento utile in fase di progettazione per avere una previsione dei consumi energetici di un edificio è la simulazione energetica, diventata con il tempo sempre più avanzata e precisa; tuttavia, la maggior parte dei programmi di calcolo sono in grado di misurare accuratamente soltanto le proprietà fisiche dell'edificio. Così, molto spesso vi è una significativa discrepanza tra i consumi energetici simulati e i consumi reali [12]. La capacità di calcolare i consumi energetici reali è infatti minata da una scarsa conoscenza delle interazioni degli utenti con l'edificio e gli impianti, sono ancora poche le ricerche che spieghino il rapporto di causalità tra il comportamento dell'occupante e il rendimento energetico.

Diversi studi in letteratura [7; Nordford e altri, 1994; Marchio e altri, 1991) mostrano che la divergenza tra il consumo reale e quello previsto dipendono, sia dalla realizzazione della costruzione degli impianti tecnici, che dal reale uso dei sistemi di controllo da parte dell'occupante. Altri studi [51; Maier e altri, 2009; Emery e altri, 2006) evidenziano che la gestione dell'edificio può avere un'influenza molto elevata sul consumo di energia.

Nella maggior parte degli edifici, gli occupanti operano un controllo sui sistemi quali finestre, tende, radiatori e ventilatori per raggiungere le condizioni ambientali interne desiderate.

Pertanto, la conoscenza di tali azioni è fondamentale per una comprensione più profonda volta al miglioramento delle previsioni delle prestazioni dell'edificio e dei reali consumi.

Il progetto ECBCS Annex 53 ha introdotto una categorizzazione dei fattori individuati quali regolatori del processo generale conducente ai consumi finali (Figura 1):

- clima (temperatura, umidità relativa esterna, radiazione solare, velocità e direzione del vento, gradi giorno);
- involucro edilizio (struttura dell'edificio, proprietà termofisiche dei materiali, tenuta all'aria dei serramenti, rapporto di forma, rapporto tra superficie trasparente e opaca);
- impianti e sistemi energetici (impianti di climatizzazione, illuminazione, produzione acqua calda sanitaria, elettrodomestici e attrezzature elettriche);
- gestione (orari di funzionamento, temperature di set-point degli impianti di climatizzazione, pratiche manutentive, contabilizzazione dei consumi);
- attività e comportamento degli occupanti (numero degli occupanti, profilo di occupazione degli ambienti, attività, comportamento e azioni di controllo degli occupanti);
- livello di richiesta di qualità ambientale interna (temperatura dell'aria interna, umidità relativa dell'aria interna, intensità luminosa, ricambi orari, livello di comfort termico atteso).

A questi si può aggiungere un settimo fattore, ovvero quello sociale (Tabella 1). Gli ultimi tre sono da considerarsi relativamente ai comportamenti umani e non sono da sottovalutarsi in quanto possono avere un'influenza anche maggiore rispetto ai primi; il cambiamento del comportamento umano ha un potenziale di risparmio energetico, in molti casi, maggiore delle innovazioni tecnologiche stesse.

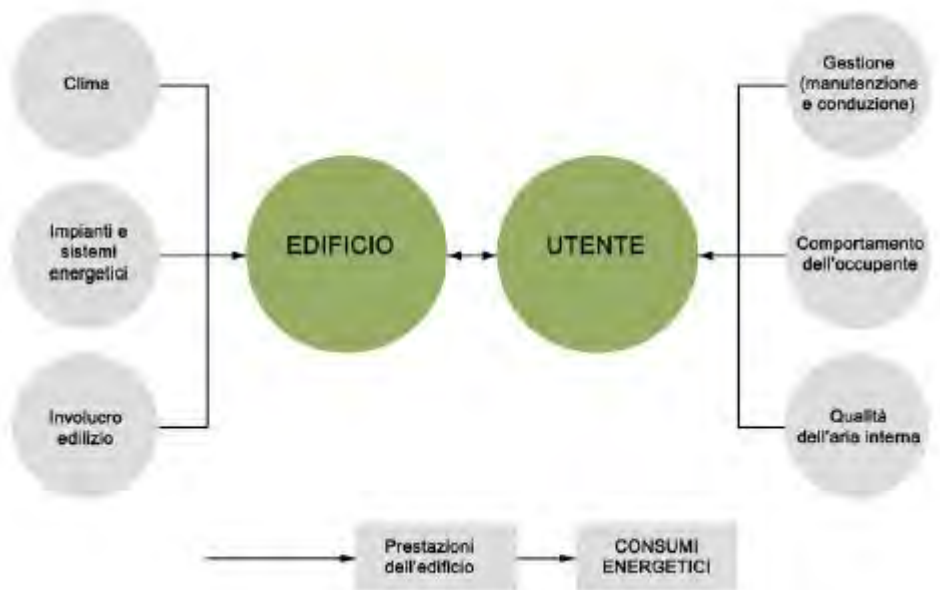


Figura 1. I fattori influenzanti i consumi energetici degli edifici

Gli aspetti legati all'utente e gli effetti del suo comportamento possono essere compresi dal confronto di edifici simili, identici o mediante altri metodi di indagine, ma non si può fare una distinzione tra la quota di energia legata all'edificio e quella legata all'occupante. Un'analisi comparativa dettagliata dei dati energetici dell'edificio, con attenzione ai sei fattori menzionati, fornirebbe la giusta strada per identificare le potenzialità e le opportunità economiche di risparmio.

Fattori	Caratteristiche dipendenti
Clima	Temperatura Umidità relativa esterna Radiazione solare Velocità e direzione del vento Gradi giorno
Involucro edilizio	Struttura dell'edificio Caratteristiche dimensionali e tipologiche Proprietà termofisiche dei componenti Tenuta all'aria dei serramenti Rapporto di forma
Impianti e sistemi energetici	Impianti HVAC Apparecchiature di distribuzione finale Impianti produzione acqua calda sanitaria Impianti elettrici Elettrodomestici
Gestione	Profili d'uso e orari di utilizzo Operazioni di manutenzione e riparazione Livelli di set-point per il riscaldamento e il raffrescamento
Attività e comportamento dell'occupante	Numero degli occupanti Profili di occupazione per le singole stanze Azioni e attività svolte dagli occupanti Resistenza termica dell'abbigliamento
Livello qualità ambientale interna	Temperatura dell'aria interna Umidità relativa dell'aria interna Intensità luminosa Ricambi orari Livello di comfort atteso
Effetti socio-economici	Prezzi dell'energia Reddito familiare Valore PIL della città Livello sociale, cultura ed educazione

Tabella 1. I fattori influenzanti e le variabili dipendenti

2.4.1.1 Gli effetti del comportamento dell'utente sui consumi energetici e sulla qualità dell'ambiente interno

In funzione di miglioramento in termini di risparmio, è importante valutare l'influenza generata dalla presenza degli occupanti in ambienti lavorativi. Gli effetti degli scenari d'azione, che si esplicano prevalentemente tramite variazione di parametri, concorrono a determinare delle variazioni sul consumo energetico e sulla IEQ. Tuttavia, non è sempre possibile individuare una correlazione precisa tra azione ed effetti o, in alcuni casi gli scenari d'azione risultano avere degli effetti di aumento o diminuzione indiretta. Vengono passate in rassegna alcune azioni, indagate nel paragrafo precedente, per capirne gli effetti. La chiusura della finestra comporta una diminuzione della qualità dell'aria interna e un aumento della temperatura interna, viceversa avviene quando la finestra viene aperta. Qualora gli utenti avessero un controllo diretto sui dispositivi di regolazione del sistema di riscaldamento, all'aumentare della

temperatura interna potrebbe seguire un graduale abbassamento della temperatura di set-point, viceversa in seguito all'abbassamento della temperatura interna si manifesta la necessità di aumentare il livello di riscaldamento comportando un aumento dei consumi. Azione indiretta di risparmio energetico si configura, invece, nella ventilazione naturale mantenendo spenti i radiatori durante il periodo di apertura delle finestre. La temperatura interna si presenta come forzante che conduce l'utente a compiere un'azione, ma anche come parametro che varia in seguito all'azione intrapresa dall'utente. Infatti, le variazioni sul consumo energetico e sulla qualità dell'ambiente interno vanno a costituire esse stesse delle ulteriori forzanti in grado di influenzare il comportamento dell'utente. Per ciò che concerne l'uso del termostato programmabile, esso comporta un minor controllo della temperatura da parte dell'utente. Nei casi in cui il termostato non sia associato ad un sistema in grado di rilevare la presenza dell'utente, i sistemi di riscaldamento continuano ad operare anche in assenza dell'occupante. In edifici con termostato manuale o con valvole termostatiche che permettono di regolare nei radiatori il flusso d'acqua in base alla temperatura richiesta dall'ambiente, gli sprechi possono essere ridotti ed è possibile avere un miglior comfort attraverso la stabilizzazione della temperatura a differenti livelli nei diversi locali a seconda delle necessità. In tali casi, tuttavia, preferenze e background comportamentale di alcuni utenti, potrebbero richiedere una temperatura di set-point maggiore, causando un aumento dei consumi. Determinante è anche il livello di abbigliamento degli utenti; aumentando quest'ultimo, ossia aumentando la propria resistenza termica, nei casi in cui fosse possibile, si potrebbe abbassare il riscaldamento dell'ambiente in cui ci si trova e viceversa. Inoltre, qualora avvenga un cambio di posizione, ad esempio trasferendosi da un'aula all'altra, l'utente potrebbe sentire la necessità di migliorare le condizioni di comfort ventilando, regolando i dispositivi di riscaldamento e oscuramento o agendo indirettamente con la propria capacità di adattamento.

L'uso della luce artificiale e delle altre apparecchiature elettriche hanno un effetto diretto sul consumo energetico, ma comportano al tempo stesso la generazione di apporti gratuiti di calore con una conseguente diminuzione sui consumi, poiché tali apporti conducono ad un aumento della temperatura interna. Infine, l'accensione dei dispositivi di illuminazione solo quando necessario, ossia qualora le condizioni esterne non garantiscono una luce naturale sufficiente allo svolgimento delle attività, abbinata a una corretta regolazione dei dispositivi di oscuramento, comporterebbe una riduzione dei consumi elettrici.

2.4.2 Modellazione del comportamento dell'utente: approccio metodologico

In questa sezione viene proposto un approccio metodologico per approfondire la conoscenza del processo comportamentale spiegando le interazioni dell'occupante con i sistemi di controllo dell'edificio. Il comportamento dell'utente è la combinazione continua tra diversi fattori che a loro volta sono influenzati da aspetti di differenti discipline. In particolare, le interazioni eseguite dall'occupante sui sistemi di controllo dell'edificio sono solo una parte di questo complesso fenomeno. L'interazione potrebbe essere causata da una combinazione di fattori sia esterni che interni [49]. I fattori "esterni" riguardano l'ambito della scienza dell'edificio (es. temperatura esterna ed interna) e vengono analizzati da diversi ricercatori. Il numero di studi riguardanti i parametri esterni è aumentato negli ultimi anni [2; 19; 40; 49; 51]. I fattori "interni" invece sono legati alle scienze sociali ed in particolare all'ambito della psicologia comportamentale. Preferenze, attitudini ed il contesto culturale vengono studiati per spiegare la combinazione complessa di cognizioni ed azioni che influenzano l'occupante nell'effettuare un'azione.

Sulla base di diversi studi, alcuni elementi riguardanti il comportamento dell'occupante legati al controllo dell'edificio possono essere definiti ed il processo generale che porta al consumo energetico può essere identificato come proposto dagli autori in Figura 2.

I fattori influenzanti il comportamento dell'occupante, sia esterni che interni, vengono chiamati con il termine generale "drivers" e portano l'utente a reagire in un determinato modo e ad eseguire una determinata azione. Questi drivers includono fattori fisici-ambientali, psicologici, fisiologici, sociali e contestuali. Temperature interne ed esterne sono esempi per fattori fisico-ambientali, mentre preferenze o attitudini sono fattori psicologici, età o sesso sono invece fattori fisiologici. Fattori contestuali, per esempio, sono la tipologia del locale (tipo di pianta, collocazione del piano) o la posizione della finestra.

L'operatore principale che potrebbe portare ad un minore o maggiore consumo energetico è l'occupante stesso che rappresenta il secondo aspetto cruciale nel diagramma di flusso definito e proposto dagli autori in Figura 2. In realtà, per quanto riguarda la qualità ambientale interna, l'occupante reagisce in modo cosciente o incosciente ad uno stimolo (driver) esterno o interno per migliorare o ristabilire le condizioni di comfort (termico, visivo, acustico, qualità dell'aria interna). In questo modo, il comportamento dell'utente può essere definito come proposto da Schweiker [49]: "le azioni svolte incoscientemente o coscientemente da un essere umano per controllare i parametri fisici dell'ambiente costruito circostante sono basate sul paragone dell'ambiente percepito e la somma delle esperienze passate".

Il terzo aspetto cruciale nel diagramma di flusso sono i scenari di azione. Con questo termine si indicano le reazioni dell'occupante stimulate da un driver o da una combinazione di questi ultimi. L'apertura o la chiusura della finestra, la variazione del set-point e diversi tipi di abbigliamento sono tutti esempi di questo tipo di azioni. In generale, le azioni comportamentali non possono essere considerate singolarmente, perché interagiscono continuamente tra di loro ed in ogni caso i confini non possono essere chiaramente definiti.

Le reazioni sono determinate da alcune "logiche di azione" relativi agli occupanti stessi, al controllo del sistema e delle apparecchiature, ed infine parzialmente al comportamento dell'edificio stesso. Sarebbe quindi più corretto chiamare questi fenomeni "scenari di azione".

Ci sono diverse possibilità da parte degli utenti di controllare l'ambiente interno.

1 - Prima di tutto, l'occupante può operare direttamente mirando a controllare l'ambiente interno come riportato di seguito. Questi tipi di operazioni coinvolgono l'uso del set-point e del sistema di ventilazione, le abitudini dell'apertura e della chiusura delle finestre e le abitudini riguardanti la schermatura delle finestre. Per esempio, sulla base della frequenza aprire/chudere o schermare le finestre, gli occupanti possono essere definiti utenti attivi o passivi [18].

2 - Gli occupanti possono inoltre effettuare azioni che hanno un effetto sull'ambiente interno in modo indiretto. Queste azioni potrebbero essere legate a possibili apporti termici interni/uso dell'energia: operazioni di questo secondo tipo sono l'utilizzo di apparecchiature elettriche (uso della TV, frigorifero etc.), l'illuminazione artificiale, l'uso di acqua calda sanitaria (bagno, doccia) e cucinare.

3 - Una terza tipologia di azioni (influenzando indirettamente l'ambiente interno), che gli utenti possono effettuare per ristabilire il comfort, sono rappresentate dall'adattamento degli occupanti stessi alle condizioni ambientali esistenti. Queste operazioni includono il cambio della posizione (azioni legate al movimento attivo all'interno della stanza, dell'edificio o tra l'edificio e l'ambiente esterno) e la termoregolazione o l'adattamento corporeo passivo (considerando il processo all'interno del corpo umano per mantenere la temperatura corporea stabile).

Come mostrato nel diagramma di flusso proposto nella Figura 2, il passo successivo all'azione dell'occupante è rappresentato dalle conseguenze dell'azione effettuata (o della combinazione di azioni e la sequenza). Tutte le operazioni finalizzate dagli occupanti a migliorare o mantenere la qualità dell'ambiente interno sulla base dello stato precedentemente percepito possono avere un effetto sull'ambiente interno. Questi effetti possono essere definiti come conseguenze dei scenari di azione. Una variazione del numero di ricambio d'aria o della temperatura dell'aria interna sono esempi della "variazione dei parametri" dovuti all'apertura della finestra. Diverse conseguenze dei scenari di azione potrebbero avere un'influenza diretta sia sulla qualità dell'ambiente interno sia sul consumo energetico.

Il più significativo nodo di questo diagramma di flusso, a partire dai parametri dei drivers che passano attraverso gli effetti sull'ambiente interno, è la variazione del consumo di energia e dell'ambiente interno. La qualità dell'ambiente interno ed il consumo di energia sono i risultati del processo ("process output"): il suo intervallo di variabilità potrebbe essere molto vasto e dipende da molti variabili. I scenari di azione hanno un effetto su entrambi gli outputs ed entrambi gli outputs hanno un effetto sui drivers (come spiegato precedentemente).

In questo modo il consumo di energia diventa un driver che influisce sul comportamento insieme alla qualità ambientale. L'output di energia potrebbe essere minimo se i scenari di azioni fossero gestiti in modo

molto cauto o massimo se gli utenti seguono delle logiche di scenari di azioni che massimizzano lo spreco di energia. È quindi possibile identificare diverse tipologie di comportamento dell'utente a seconda dal modo in cui le sequenze di azioni vengono eseguite. Dal punto di vista dell'energia, gli occupanti potrebbero essere chiamati "utenti virtuosi" o "utenti energivori". Dal punto di vista dell'ambiente interno invece, gli occupanti potrebbero essere divisi in utenti con priorità legate alla qualità dell'aria o al comfort termico. Un esempio di questo concetto viene illustrato nella figura sottostante.

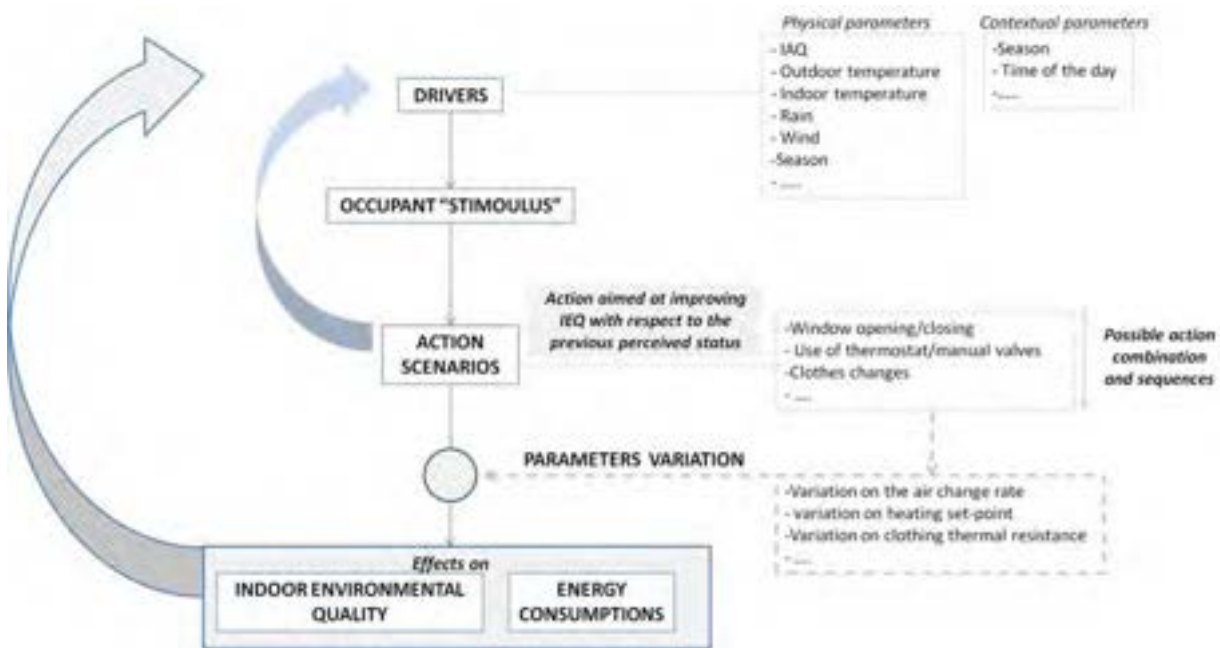


Figura 2. Diagramma di flusso: dai drivers al consumo di energia e l'ambiente interno.

2.4.3 Dai fattori influenzanti agli usi finali di energia: revisione di letteratura

La relazione tra il comportamento dell'occupante e il controllo dell'edificio ed i suoi effetti sui diversi usi finali e di conseguenza sull'ambiente interno e sui consumi energetici viene trattata da diversi autori. In particolare, ci sono tre temi principali investigati nelle ricerche: l'uso di energia per il riscaldamento, l'uso dell'illuminazione artificiale e le abitudini per la regolazione delle schermature solari e l'apertura/chiusura delle finestre. Diverse tipologie di edifici variano rispetto ai temi di ricerca: l'uso dell'energia per il riscaldamento viene particolarmente studiato nell'ambito dell'edilizia residenziale, i consumi energetici per l'illuminazione artificiale vengono invece analizzati solo in edifici per uffici. Il comportamento legato all'apertura e alla chiusura delle finestre viene trattato nelle ricerche sia su edifici residenziali sia su edifici per uffici. Nelle sezioni seguenti, i drivers per il comportamento legato all'apertura delle finestre, alla regolazione del set-point e alla schermatura solare vengono analizzati dividendo i parametri principali in 5 categorie di drivers: fisico-ambientali, contestuali, psicologici, fisiologici e sociali.

2.4.3.1 Comportamento degli utenti legato all'uso delle finestre

Diversi studi di settore sono stati condotti per analizzare il comportamento dell'occupante riguardante l'apertura delle finestre. Queste ricerche sono state sviluppate in differenti condizioni climatiche con focus e impostazioni diversi.

La Figura 3 mostra i parametri principali che influenzano il comportamento dell'utente mirato a controllare l'ambiente interno in relazione alla ventilazione naturale in edifici residenziali e per uffici. I contenuti della Figura 3 vengono specificati come segue.

Drivers fisico-ambientali. Diversi studi di settore sono stati condotti in condizioni climatiche differenti per analizzare le correlazioni tra il comportamento legato all'apertura delle finestre ed i parametri fisico-ambientali.

Il vento e la pioggia sono drivers per la chiusura delle finestre: gli occupanti preferiscono chiudere le finestre se la sensazione delle condizioni dovute a questi parametri creano un discomfort predominante. Generalmente questo dipende dalla direzione del vento e dalla velocità dell'aria, però i risultati [22; 47] mostrano una correlazione lineare inversa tra la velocità del vento e l'apertura della finestra.

L'apertura della finestra è massima quando la velocità del vento è bassa, indipendentemente dal tipo di stanza. Se la velocità del vento è maggiore di 8 m/s, quasi tutte le finestre sono chiuse [47]. La presenza di pioggia è un'altra ragione per gli occupanti per la quale le finestre vengono chiuse, ma questo aspetto è legato al tipo di finestra, alla percentuale della parte apribile e alla direzione del vento.

Diversi studi [2; 47] hanno mostrato che una variabile importante legata all'apertura delle finestre è la radiazione solare: le ricerche mostrano che le finestre venivano aperte più spesso e per periodi prolungati quando vi era tempo soleggiato ed indicano che la probabilità di chiudere una finestra è correlata negativamente con la radiazione solare.

Le temperature, sia esterne che interne, sono un fattore principale che influisce sul comportamento legato all'apertura e alla chiusura delle finestre in edifici residenziali, ma anche in edifici adibiti ad uffici: più la temperatura esterna è alta, più le finestre risultano essere aperte. La maggior parte delle ricerche [2; 18; 22; 46; 47] hanno mostrato che, tra un intervallo di temperature di -10°C to +25°C, persiste una correlazione lineare diretta tra la temperatura esterna e la probabilità dell'apertura della finestra.

Drivers contestuali. Dal momento che l'efficacia della ventilazione naturale è fortemente dipendente dalle caratteristiche delle aperture per la ventilazione e la loro controllabilità (aspetti strettamente legati al tipo di finestra e le sue dimensioni/posizionamento all'interno della facciata), il comportamento di apertura/chiusura delle finestre negli edifici residenziali è più legato alle caratteristiche costruttive dell'edificio stesso rispetto all'edificio per uffici.

La tipologia dell'abitazione (case indipendenti o appartamenti), l'orientamento e il tipo di stanza (camera da letto, soggiorno o cucina) si sono rivelati dei drivers per il comportamento legato all'apertura della finestra solo in edifici residenziali. La tipologia dell'abitazione influenza il periodo di apertura delle finestre ed ha un effetto anche su quanto (in ampiezza) la finestra viene lasciata aperta. Tuttavia, il comportamento dipende dal tipo di ambiente considerato. Secondo diversi studi [55], le zone più ventilate sono le camere da letto, mentre i soggiorni sono gli ambienti per i quali vi è la più grande percentuale di finestre che non vengono mai aperte. Percentuali simili si trovano per cucine e bagni, anche se questi ambienti sono sottoposti alla produzione di vapore. Nelle case indipendenti, le finestre nei soggiorni e nelle cucine sono aperte per periodi più brevi rispetto agli appartamenti, mentre le finestre nelle camere da letto sono aperte più a lungo.

Alcuni fattori sono stati trovati per caratterizzare il comportamento degli occupanti in relazione alla ventilazione naturale sia negli edifici residenziali sia negli edifici adibiti ad uffici [19; 22; 46; 47].

In particolare, l'ora del giorno viene analizzata più spesso negli edifici per uffici: diversi studi [18; 22; 46; 47] mostrano che gli occupanti aprono oppure chiudono le finestre quando arrivano o lasciano il loro posto di lavoro.

L'azione "aprire o chiudere la finestra" invece avviene relativamente poco durante il giorno e di conseguenza le finestre sono solitamente lasciate nella stessa posizione per lunghi periodi di tempo, fino a quando non si percepisce discomfort. Vi è una relazione tra l'ora del giorno ed il comportamento dell'occupante anche negli edifici residenziali: le prime ore del mattino (quando gli abitanti si svegliano) o le ore nel primo pomeriggio (quando gli abitanti stanno cucinando) sono i momenti della giornata in cui gli occupanti tendono ad aprire le finestre più spesso.

Negli edifici per uffici, i risultati hanno mostrato generalmente una forte correlazione tra il comportamento legato all'apertura della finestra e la stagione [22]: la percentuale di finestre aperte risulta bassa in inverno, alta in estate ed intermedia in autunno e primavera. Per quanto riguarda le variazioni stagionali, la

questione aperta è se è la stagione stessa o le variazioni delle condizioni esterne che guidano il comportamento degli occupanti.

La maggior parte degli studi recenti si sono limitati alla ricerca di stimoli termici [18; 22; 46; 54], mentre ulteriori studi hanno delineato che anche altri drivers come la qualità dell'aria interna, il rumore, la pioggia e così via svolgono un ruolo importante nel determinare il comportamento legato all'apertura della finestra [39; 59]. Riferendosi solamente ad edifici per uffici, lo stato precedente risulta essere un parametro importante per quanto riguarda la ventilazione notturna [55].

Drivers psicologici. La temperatura interna è strettamente legata alla temperatura esterna, ma anche al comfort termico. Vari studi hanno dimostrato che le preferenze climatiche degli ambienti interni in termini di temperatura sono un driver chiave per il comportamento degli occupanti, ma questo driver è legato alla percezione del benessere degli occupanti [18; 46; 47; 55].

Drivers fisiologici. L'età degli occupanti (bambini ed anziani) viene principalmente analizzata in edifici residenziali [6; 26; 55]. Il comportamento degli anziani si è rivelato essere significativamente diverso da quello dei giovani: gli occupanti anziani tendono a ventilare meno rispetto alle persone giovani.

Drivers sociali. Lo stile di vita (presenza a casa o comportamento legato al fumare) così come le attività delle famiglie (ad esempio la cottura o il sonno) sono i principali drivers sociali indagati nelle diverse ricerche [16; 55].

La presenza degli occupanti e l'uso delle finestre sono stati correlati: più a lungo l'abitazione è occupata più le finestre vengono aperte (soprattutto nelle camere). Anche l'attitudine al fumare è un driver importante: quando gli occupanti fumano, gli ambienti risultano ventilate mediamente il doppio del tempo rispetto alle case di non-fumatori.

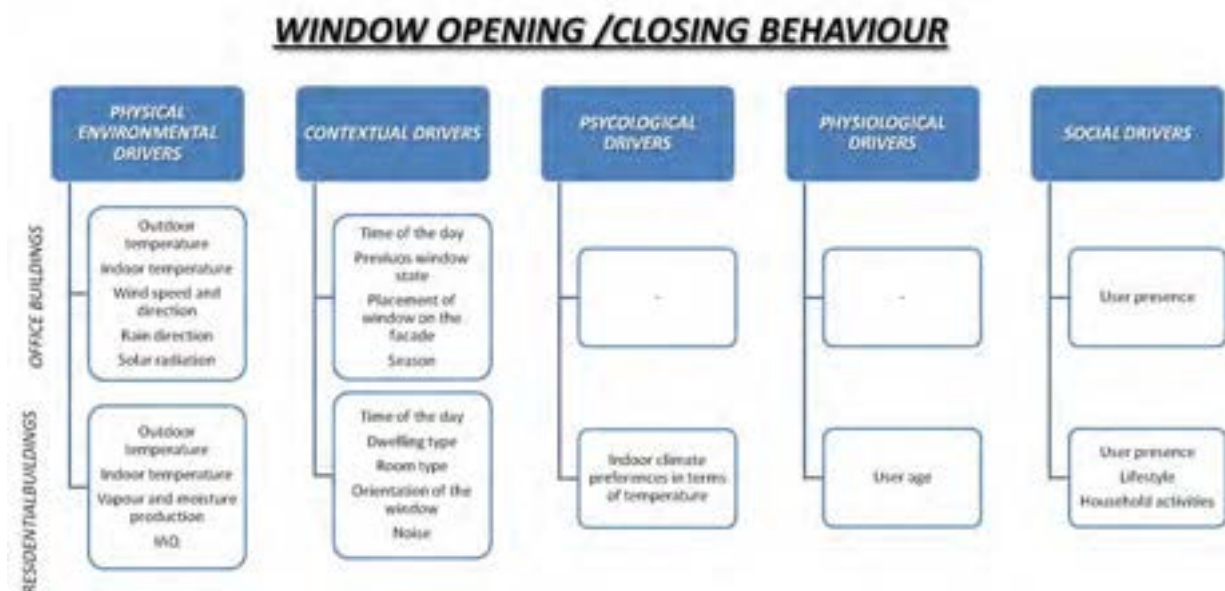


Figura 3. Principali drivers del comportamento dell'occupante come delineato in letteratura per edifici residenziali e per edifici adibiti ad uffici.

2.4.3.2 Comportamento degli utenti legato all'uso del termostato

I drivers legati alla regolazione del termostato (set-point) per il riscaldamento e per il raffreddamento vengono analizzati con lo stesso approccio analitico. La Figura 4 mostra le variabili che portano l'occupante ad interagire con il set-point classificandole in quattro pattern principali. Le variabili che influenzano il consumo di energia per il riscaldamento vengono studiate principalmente in edifici residenziali ed in

relazione alle caratteristiche del nucleo familiare per quanto riguarda sia i drivers sociali che quelli fisiologici e contestuali.

Drivers fisico-ambientali. Il parametro più influente sul set-point per il riscaldamento è la temperatura interna. Diversi studi [16;17; 49] hanno evidenziato una relazione lineare tra la domanda di energia per il riscaldamento e la temperatura interna.

Da un lato la preferenza della temperatura interna è legata al fattore psicologico individuale e dall'altro il set-point per il riscaldamento e la temperatura interna si influenzano a vicenda e per questa interazione la temperatura interna a volte non viene inclusa nelle analisi.

La temperatura esterna, la velocità del vento, la radiazione solare e l'umidità relativa esterna hanno un impatto sul comportamento legato alla regolazione del termostato. Queste variabili risultano essere correlate negativamente con le valvole termostatiche (TRV) [2]: il set-point per il riscaldamento aumenta quando queste variabili diminuiscono.

La temperatura esterna media della notte precedente ha un grande impatto sul comportamento degli occupanti durante il periodo estivo [49] (in particolare sul comportamento legato alla regolazione del raffreddamento e l'utilizzo dell'aria condizionata), ma un minore impatto durante il periodo invernale.

Drivers contestuali. La dimensione dell'abitazione, la tipologia ed il tipo di proprietà (affittuario/proprietario) sono parametri contestuali che sono dei drivers per la scelta della temperatura massima. Le indagini di Guerra Santin [16] dimostrano che le case unifamiliari sono caratterizzate dalla temperatura impostata più alta e con più ore di accensione dei radiatori. Lo studio di Andersen et al. [2] ha confermato quest'ultima constatazione e ha delineato che le finestre nelle abitazioni in affitto hanno più probabilità di essere aperte rispetto alle abitazioni private. Sardanou[50] ha scoperto che la dimensione dell'abitazione è un fattore che influenza il consumo di energia, mentre Leth-Petersen e Togeby[31] hanno delineato che viene utilizzata più energia nelle abitazioni in affitto rispetto a quelle che sono occupate dai proprietari stessi.

Da diversi studi emerge che il numero dei locali ed i tipi di abitazioni influenzano il comportamento legato alla regolazione del termostato: una cucina aperta riduce il consumo di energia per il riscaldamento (forse per la generazione di calore a causa della cottura o altri apparecchi), mentre la presenza del bagno aumenta il consumo di energia legato al riscaldamento dell'acqua calda sanitaria (Guerra Santin et al., 2009).

Il tipo di controllo della temperatura è un driver contestuale che è stato indagato e risulta essere un fattore che influenza il comportamento degli occupanti per quanto riguarda la regolazione del termostato in inverno. Infatti, il tipo di termostato è un fattore importante: le abitazioni con un termostato programmabile sono state associate ad impostazioni di temperatura più elevate durante la notte e con più ore di accensione dei radiatori [16]. In uno studio di 427 famiglie, Shipworth et al. [52] hanno evidenziato che in abitazioni fornite di termostati, l'impostazione della temperatura media è leggermente inferiore rispetto ad abitazioni senza termostato. Hanno inoltre scoperto che le abitazioni con un termostato programmabile tengono acceso più a lungo il sistema di riscaldamento rispetto alle famiglie con termostati manuali. In un sondaggio di 279 case in California, Lutzenhiser[34] mostra che le abitazioni con termostati manuali consumano meno energia rispetto a quelle con termostati programmabili. Secondo Lutzenhiser [34], il controllo manuale comporta il raffreddamento intenzionale degli occupanti e degli spazi, mentre il raffreddamento automatico opera indipendentemente dal tipo di occupazione o di attività. L'uso di sistemi di riscaldamento e di ventilazione può anche essere influenzato dal tipo di sistema HVAC presente nell'abitazione. Diversi autori [28; 40; (de Caro et al., 1998,) sostengono che un'interazione dinamica tra gli occupanti e l'edificio è di fondamentale importanza nell'aumentare i livelli di comfort. Nevius e Pigg[38] hanno svolto uno studio in 299 case per analizzare la regolazione del termostato durante determinate ore del giorno ed il numero medio settimanale di ore nelle quali gli abitanti erano presenti in casa. Hanno scoperto che la presenza di un termostato ha un effetto minimo sul consumo energetico e le impostazioni di temperatura non differiscono in modo significativo tra abitazioni con termostati programmabili e quelle con un termostato manuale.

Drivers psicologici. Le preferenze degli occupanti sulla temperatura interna è il principale fattore psicologico relativo alla regolazione di set-point per il riscaldamento. I risultati di un sondaggio condotto in una residenza per studenti in Giappone [49], che coinvolgeva persone provenienti da diversi paesi, hanno dimostrato che anche il “background termico” degli occupanti relativi alla regione climatica di origine e il “background comportamentale”, correlato alle abitudini nell'infanzia, sono dei drivers che portano ad un comportamento di riscaldamento differente.

Drivers fisiologici. I parametri fisiologici che sono drivers per il comportamento legato alla regolazione del riscaldamento degli occupanti nelle abitazioni, sono l'età e il sesso degli occupanti. L'età è una caratteristica importante nel determinare il consumo energetico [16; 32; 50]: In generale, la presenza di persone anziane o bambini è legata a più ore di accensione dei radiatori e del termostato. Questo è dovuto al fatto che un nucleo familiare più anziano tende a consumare più energia rispetto a famiglie più giovani. L'influenza del genere degli occupanti sulle regolazioni del set-point del termostato sono legate all'uso di termostato. Le ricerche [2; 28] hanno dimostrato che le femmine sono meno soddisfatte della temperatura ambiente rispetto ai maschi e preferiscono un set-point più alto, mentre i maschi tendono a regolare il set-point del termostato più spesso rispetto alle femmine.

Drivers sociali. Il reddito familiare è un fattore importante nel determinare il consumo energetico per il riscaldamento. In uno studio basato sulla spesa ed il consumo energetico di 2800 famiglie nei Paesi Bassi, Vringer[58] ha scoperto che un aumento dell'1% del reddito familiare corrisponde all'aumento dello 0,63% del consumo di energia. Biesiot e Noorman [6] (utilizzando dati provenienti da indagini sui bilanci familiari, i prezzi dell'energia ed i fabbisogni di energia primaria degli immobili nei Paesi Bassi) hanno trovato una relazione quasi lineare tra la spesa ed il consumo di energia confermando che quando il reddito annuo disponibile è più alto, il fabbisogno energetico risulta maggiore. Il numero degli occupanti (userpresence) nell'abitazione è un parametro importante per l'uso dell'energia. Da diversi studi sono emerse delle correlazioni lineari tra la dimensione del nucleo familiare e l'uso dell'energia [16; 32; 50]. Anche la presenza di persone nella casa è rilevante per l'uso dell'energia per il riscaldamento: la presenza continua è correlata ad un aumento del consumo energetico rispetto ad una presenza variabile.

HEATING SET -POINT ADJUSTMENTS

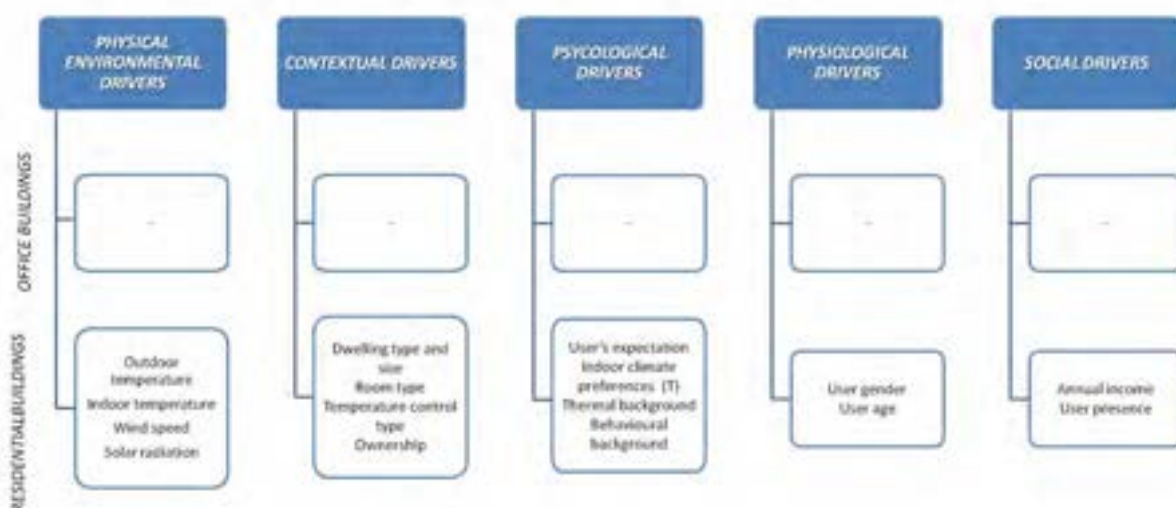


Figura 4. Principali drivers per il comportamento dell'utente negli edifici residenziali come delineato in letteratura.

2.4.3.3 Comportamento degli utenti alla regolazione dell'illuminazione artificiale e delle schermature solari

Il consumo energetico per l'illuminazione artificiale degli edifici è direttamente influenzato dal comportamento degli occupanti, che consiste nei diversi profili di occupazione e l'uso delle schermature per le finestre e del controllo dell'illuminazione artificiale. Le indagini si sono concentrate sui modelli comportamentali connessi alla regolazione delle schermature solari per le finestre. L'elenco dei fattori che influenzano il comportamento dell'occupante legato alla regolazione di questi elementi è formato da una serie complessa di vari fattori fisici, fisiologici, psicologici e sociali (figura 4). Dai risultati appare chiaro che si tratta di un processo complesso e che ogni occupante ha una posizione preferita della schermatura in base ad una valutazione individuale di effetti positivi (es. luminanza, vista verso l'esterno) ed effetti negativi (es. abbagliamento, privacy) delle finestre.

Drivers fisico-ambientali. Vi sono diversi parametri che vengono definiti come drivers per la regolazione della schermatura solare delle finestre. La maggior parte degli studi sulle schermature indicano che esse sono consapevolmente utilizzate negli uffici per impedire la radiazione solare diretta in ambiente. La protezione dall'abbagliamento ed il contrasto di luminanza sembrano essere i fattori principali che influiscono sulla regolazione delle schermature da parte degli utenti, oltre all'esigenza di evitare un eccessivo apporto solare.

Una forte correlazione è stata individuata tra la radiazione solare diretta e l'uso del sistema di schermatura. Rea [44] ha concluso che la preferenza degli occupanti riguardante la posizione delle schermature si basa sulla percezione a lungo termine delle radiazioni solari. Infatti, i cambiamenti durante il giorno vengono essenzialmente ignorati e gli occupanti utilizzano gli oscuranti per impedire la penetrazione della luce solare diretta e/o la radiazione termica in ambiente. Inoue et al. [25] hanno scoperto che le schermature sulla facciata est venivano chiuse dagli occupanti al loro arrivo, ma gradualmente aperte nel pomeriggio, quando la radiazione solare diretta non penetrava le finestre. Le schermature sulla facciata ovest sono state aperte all'arrivo degli occupanti e chiuse nel pomeriggio quando la radiazione solare aumentava. La principale conclusione dello studio di Inoue et al. [25] è che quando la radiazione solare diretta su una facciata superava all'incirca i $12-58 \text{ W/m}^2$, allora la chiusura delle schermature solari era proporzionale alla profondità di penetrazione della radiazione solare nella stanza. Inoue et al. [25] sono dunque stati i primi a stabilire una correlazione tra la chiusura della schermatura e la quantità di radiazione solare incidente sulla facciata. Nicol [40] ha delineato che le schermature solari sono state utilizzate principalmente dagli occupanti per controllare l'abbagliamento e ha suggerito come driver l'intensità solare per spiegare l'uso delle schermature. I risultati ottenuti da Reinhart[45] confermano gli studi precedenti mostrando che le persone regolano consapevolmente le schermature solari [48] e che agli occupanti non piace quando esse sono chiuse a meno che la radiazione solare diretta non sia superiore a 50 W/m^2 [25]. È importante anche la posizione del sole rispetto all'orientamento della facciata. Lindsay e Littlefair[33] hanno svolto uno studio su due edifici per uffici ed hanno scoperto che un angolo di incidenza del sole sulla facciata inferiore a 65° (perpendicolare alla facciata) ha aumentato il livello di chiusura delle schermature.

L'abbagliamento ed il contrasto di luminanza si sono rivelati come drivers in diversi studi. Bülow-Hübe[8] delinea che o l'abbagliamento o il contrasto di luminanza nel campo visivo sono probabilmente responsabili per la regolazione delle schermature, ma sembra che sia molto variabile il fatto di quanto abbagliamento tollerino i singoli individui. Altri parametri fisico-ambientali che portano l'occupante a regolare le schermature solari sono la temperatura interna e la temperatura dell'aria esterna. Delle ricerche hanno dimostrato [43] che l'uso delle schermature aumenta col crescere della temperatura interna e della temperatura dell'aria esterna. Il tasso di variazione è tuttavia piccolo. Raja et al. [43] hanno ipotizzato che il motivo per l'utilizzo delle schermature è quello di evitare l'abbagliamento, piuttosto che la riduzione del calore.

Drivers contestuali. Diversi studi mostrano una forte relazione tra l'orientamento della facciata, le condizioni meteorologiche, l'ora del giorno e la regolazione delle schermature solari. Alcune ricerche [25; 41; 44; 48] hanno dimostrato che gli occupanti regolano consapevolmente la posizione delle schermature e

che la chiusura di queste ultime è maggiore negli uffici collocati a sud rispetto a quelli posizionati a nord, visto che le persone tendono ad utilizzare l'oscuramento per bloccare la luce solare diretta. Negli uffici collocati a nord vi è stata meno probabilità di avere le schermature chiuse. Gli uffici collocati ad est e ad ovest si trovavano direttamente tra questi due estremi. Rea [44] ha analizzato le posizioni delle schermature controllati da parte degli occupanti di un edificio per uffici in funzione dell'orientamento della facciata, l'ora del giorno, le condizioni meteorologiche e le interazioni tra queste variabili. I risultati hanno mostrato che le condizioni del cielo (nuvoloso o sereno), l'orientamento della facciata dell'edificio (nord, sud, est o ovest) e la loro interazione sono statisticamente significativi. Inoue et al. [25] hanno scoperto che le schermature sulla facciata est venivano chiuse dagli occupanti al loro arrivo, ma gradualmente aperte nel pomeriggio, quando la radiazione solare diretta non penetrava le finestre. Di conseguenza è stata esaminata come driver la posizione della postazione di lavoro ed i risultati [25] mostrano che le ragioni per cui le schermature vengono utilizzate possono dipendere dai fattori negativi legati alle postazioni vicino alle finestre.

Vine et al. [57] hanno dimostrato che la maggior parte dei partecipanti preferivano un illuminamento sul piano di lavoro superiore al range di default da 700 a 1500 lux. L'accessibilità visiva e l'esposizione visiva sono strettamente legate alla preferenza degli occupanti e all'utilizzo del sistema di schermatura solare. Heerwagen[20] suggerisce che una progettazione adeguata della finestra deve essere caratterizzata da un equilibrio tra l'accessibilità visiva e l'esposizione visiva appropriato per il contesto e per le preferenze personali degli occupanti. Nel caso di edifici per uffici, l'involucro trasparente potrebbe essere disegnato in modo tale da consentire agli occupanti di vedere senza essere visti.

Drivers psicologici. Diverse indagini hanno documentato che le persone credono che la luce diurna sia più forte della luce elettrica per quanto riguarda i suoi effetti sull'essere umano e quindi gli utenti dell'ufficio preferiscono la luce naturale [15]. Anche se quasi ogni vista è accettabile, alcuni studi suggeriscono che le viste ad alto contenuto informativo vengono preferite dagli utenti. Le schermature solari erano principalmente aperte allo scopo di mantenere il contatto visivo con l'esterno in corrispondenza di tutti gli orientamenti di facciata. Manning [35] ha delineato nel suo studio che quasi il 90% dei partecipanti ha ritenuto importante poter vedere fuori dai loro uffici.

Markus [36] ha studiato il ruolo della vista dalle finestre e ha indicato che la soddisfazione derivata da una vista dalla finestra è probabilmente legata al campo visivo totale che occupa considerando il primo piano, la distanza intermedia ed il cielo.

Drivers fisiologici. Il parametro fisiologico che influenza la regolazione delle schermature solari è l'età. È noto che le prestazioni visive diminuiscono con l'età. I risultati di numerosi studi indicano che un effetto dell'età esiste [5; 13] e delineano che gli anziani rispetto ai giovani sono più sensibili al discomfort creato da sistemi di illuminazione eccessivamente luminosi. La sensibilità della popolazione media è direttamente proporzionale all'età dai 20 fino ai 70 anni.

Drivers sociali. Infine, il parametro principale sociale indagato e driver per il comportamento legato alla regolazione delle schermature solari è la presenza di altre persone nell'ambiente.

WINDOW BLIND ADJUSTMENTS

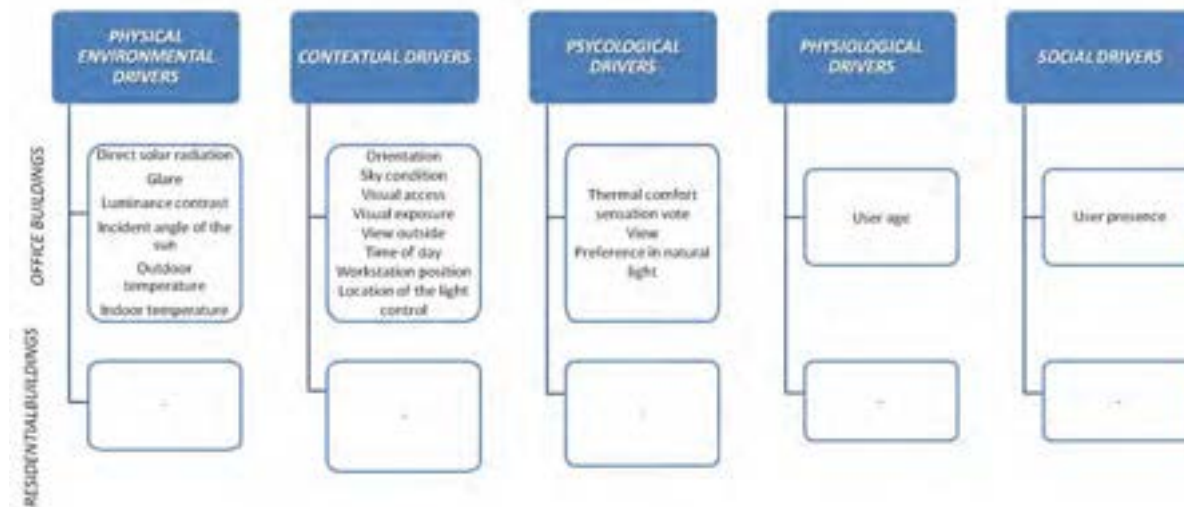


Figura 5. I principali drivers per il comportamento dell'occupante legato alla regolazione della schermatura solare in edifici residenziali come delineato in letteratura.

2.4.3.4 I drivers prevalenti per un approccio olistico

Il comfort o il discomfort di un occupante è principalmente determinato da quattro fattori ambientali: la qualità dell'aria, il comfort termico, il comfort acustico ed il comfort visivo. Gli effetti di interazione di queste variabili sul comfort non sono ben stabiliti e sono generalmente basati su poche indagini aneddotiche. Secondo l'analisi dei drivers emersi dagli studi svolti, è possibile definire quali drivers hanno la maggiore influenza che porta l'occupante a compiere un'azione (figura 6). Questi drivers preminenti intercettano le cinque categorie, evidenziando così la complessità della ricerca sul comportamento dell'occupante. La categoria fisico-ambientale presenta il più alto numero di parametri, inoltre questi ultimi risultano essere dei drivers sia per gli uffici che per gli edifici residenziali. Dagli studi svolti emerge invece che i parametri contestuali prevalenti sono drivers solamente per quanto riguarda gli edifici residenziali. I seguenti drivers prevalenti derivano dall'analisi di ogni singolo uso finale. In particolare, in Figura 6 si evidenzia che vi sono diversi fattori in comune tra gli usi finali analizzati. Inoltre, ci sono alcuni parametri che stabiliscono una relazione tra soli due usi finali.

Il comportamento legato all'apertura delle finestre – alla regolazione del set-point – alla regolazione delle schermature solari

Drivers fisico-ambientali.

Il principale parametro fisico-ambientale, che spinge l'occupante ad eseguire un'azione, è legato sia alla temperatura interna sia a quella esterna.

Temperatura esterna: temperature esterne più alte sono legate ad un minor uso del riscaldamento e alla più lunga apertura delle finestre e viceversa. Inoltre, l'utilizzo delle schermature solare aumenta al crescere della temperatura esterna.

Temperatura interna: la temperatura interna è strettamente legata sia alla temperatura esterna sia al comfort termico. La preferenza delle condizioni climatiche interne in termini di temperatura è un driver fondamentale per il comportamento degli occupanti, sia per quanto riguarda il comportamento legato all'apertura delle finestre sia per la regolazione del set-point per il riscaldamento e delle schermature solari; ma la temperatura interna è strettamente connessa alla percezione di comfort degli occupanti.

La radiazione solare: la probabilità della chiusura delle finestre e delle valvole termostatiche è inversamente correlata con la radiazione solare. La radiazione solare è il principale driver per l'uso delle schermature solari.

Drivers fisiologici.

L'età dell'utente: è emerso che il comportamento degli anziani è molto diverso da quello dei giovani. Gli occupanti anziani aprivano meno le finestre e tenevano accesi i radiatori per periodi superiori rispetto agli occupanti giovani che risultavano essere più sensibili al discomfort visivo.

Drivers sociali.

La presenza dell'utente: la continua presenza di persone in casa aumenta il consumo energetico per il riscaldamento, la durata dell'apertura delle finestre e l'utilizzo delle schermature solari.

Il comportamento legato all'apertura delle finestre – alla regolazione del set-point per il riscaldamento

Drivers fisico-ambientali.

La velocità del vento: l'apertura delle finestre diminuisce con la velocità del vento ed è una variabile importante nella determinazione della regolazione delle valvole termostatiche.

Drivers contestuali.

Tipo di abitazione: le case singole sono associate alla scelta di una più alta temperatura e a più ore di accensione dei radiatori. Ma rispetto agli appartamenti presentano più brevi periodi di apertura delle finestre.

Tipo di locale: le cucine sono legate ad una diminuzione del consumo di energia per il riscaldamento ed ad un incremento dell'apertura delle finestre in base ai tempi di cottura.

Drivers psicologici.

L'aspettativa dell'utente: le attitudini degli utenti e le preferenze sulle condizioni climatiche interne in termini di temperatura interna.

Il comportamento legato all'apertura delle finestre – alla regolazione delle schermature solari

Drivers contestuali.

L'ora del giorno. Gli occupanti aprono e chiudono le finestre e regolando le schermature solari quando arrivano o lasciano il loro posto di lavoro.

L'orientamento della finestra. Diversi modelli comportamentali sono stati associati ai diversi orientamenti di facciata. La maggior parte delle interazioni degli occupanti con le finestre (apertura /chiusura e regolazione delle schermature) sono presenti nella facciata sud.

Nella Figura 6 i drivers analizzati sono stati suddivisi in categorie in base al comportamento legato all'apertura della finestra, alla regolazione del set-point e alla regolazione delle schermature solari. L'intersezione dei tre cerchi indica i drivers comuni per le interazioni dell'utente con il sistema di controllo dell'edificio, evidenziando il forte rapporto che lega la ventilazione naturale con il comportamento connesso alla regolazione del riscaldamento e dell'illuminazione naturale/artificiale.

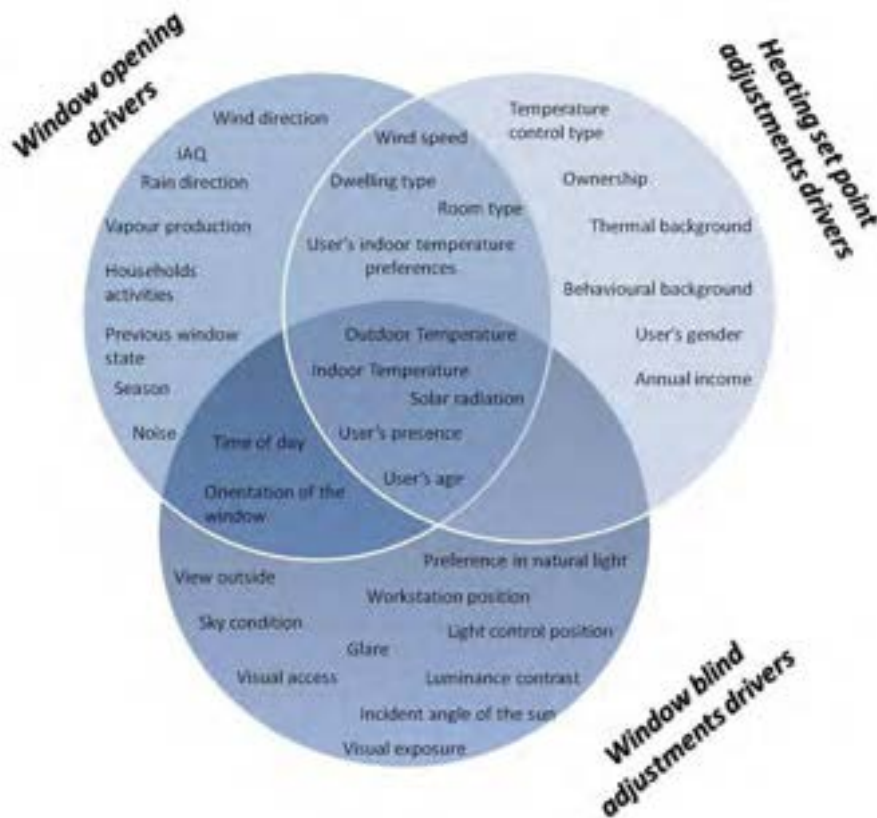


Figura 6. Drivers prevalenti per il comportamento dell'occupante legato all'apertura delle finestre e alla regolazione del set-point per il riscaldamento e delle schermature solari

Per quanto riguarda l'analisi dei drivers, vi sono ancora alcune questioni aperte e diversi aspetti di ricerca continuano a sorgere. L'ora del giorno ed i diversi profili di occupazione (arrivo/partenza/permanenza) vengono analizzati ed emergono essere drivers solamente per il comportamento legato all'apertura delle finestre e alla regolazione del set-point per il riscaldamento, mentre risultano in secondo piano per il comportamento legato alla regolazione del set-point per il riscaldamento. Dato che questi tre aspetti sono strettamente legati tra di loro, l'analisi dei drivers dovrebbe essere approfondita sia per gli edifici residenziali sia per quelli adibiti ad uffici.

2.4.4 Metodologia di analisi per realizzare un modello di uso del termostato

Gli approcci tradizionali considerano il comportamento degli esseri umani come se essi si comporterebbero in modo completamente deterministico: ciò vuol dire in un modo completamente ripetibile. Inoltre, nella prima fase di progettazione, le "condizioni di progetto" sono simulate, il che implica che quando l'edificio viene realizzato le interazioni degli occupanti con l'ambiente interno coincideranno esattamente con i valori di progetto durante tutto il periodo di funzionamento. Tuttavia, se ciò che accade nel mondo reale viene analizzato più attentamente, è facile scoprire che, in realtà, molti parametri influenzano le condizioni ambientali ed il comportamento umano varia in modo significativo e imprevedibile durante tutta la vita dell'edificio. Ciò implica che, per periodi a breve o a lungo termine, non tutte le interazioni degli occupanti dell'edificio finalizzate a controllare i parametri ambientali interni soddisferebbero i requisiti assunti in tutti gli ambienti dell'edificio. La procedura proposta per simulare il comportamento umano in modo realistico è basata su un approccio probabilistico per la valutazione dei parametri di input e di output. Questo approccio probabilistico è legato alla variabilità e all'imprevedibilità durante l'intera operatività dell'edificio. Figura 7 illustra le varie fasi che rappresentano l'approccio proposto e descritto nelle seguenti sezioni.

La filosofia che sta alla base di questo metodo considera fattori stocastici, e il risultato del processo di progettazione non sarà un "singolo valore" per le prestazioni del sistema, ma una probabilità di compiere una certa azione nel tempo. Dal punto di vista pratico, l'approccio proposto parte dalle misurazioni continue sia dei parametri ambientali interni sia delle condizioni climatiche esterne ed il comportamento degli occupanti dell'edificio (apertura della finestra, set-point delle valvole termostatiche, sensori di presenza, ecc), eseguite in un numero sufficiente di aree e locali rappresentativi per le diverse zone dell'edificio. Diverse configurazioni di comportamento adatto all'utente (modelli) vengono definiti mediante un'analisi statistica (regressione logistica, catena di Markov, etc.) e potrebbero essere implementate nei diversi strumenti di simulazione energetica (Esp-r, IDA ICE). Infine, i consumi energetici vengono rappresentati come una distribuzione probabilistica invece di un singolo valore.

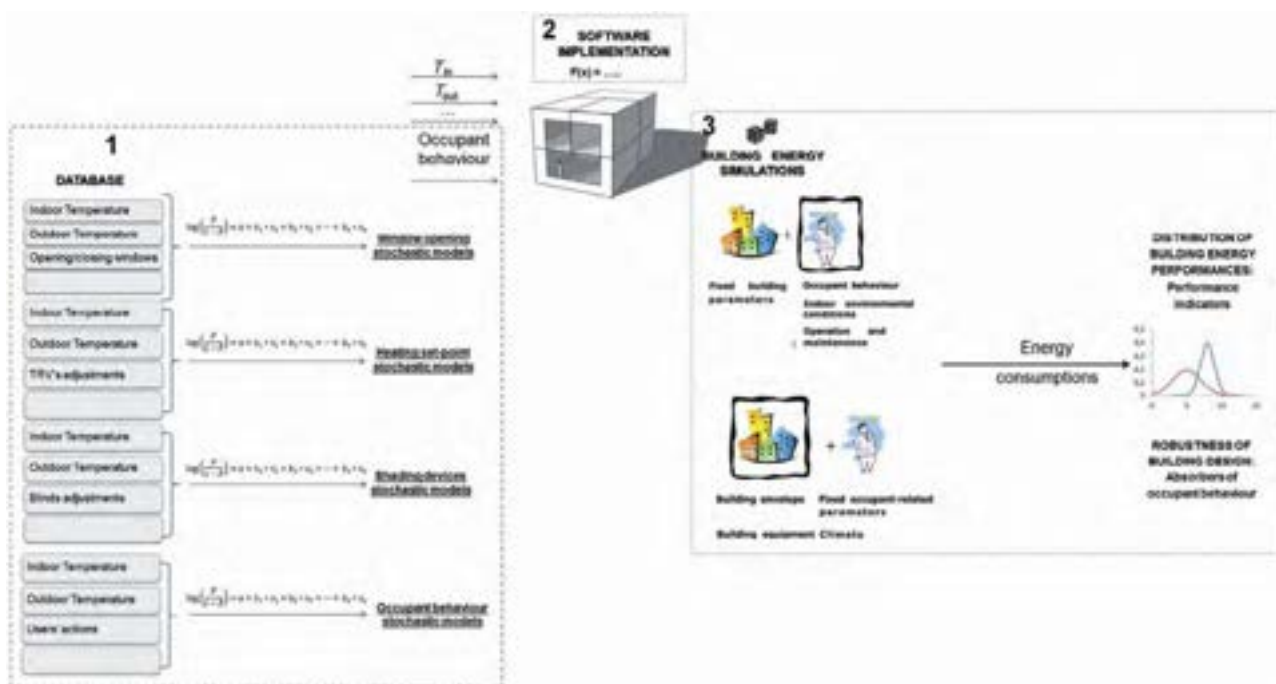


Figura 7. L'approccio probabilistico per modellare il comportamento umano legato al controllo dell'ambiente interno.

2.4.4.1 Il database

Un database completo deve includere tutti i parametri relativi ai drivers (drivingforces) legati ai possibili comportamenti degli occupanti. In particolare, come spiegato in [11], sia i parametri esterni (variabili fisico-ambientali e contestuali) sia quelli interni (variabili sociali, psicologiche e fisiologiche) devono essere raccolti. Tipicamente, i dati da elaborare per valutare il comportamento degli occupanti dell'edificio possono essere ottenuti svolgendo una campagna di monitoraggio e raccogliendo dati grazie a dei questionari forniti agli occupanti. Anche se la maggior parte degli studi esistenti è principalmente focalizzata sulle attività di monitoraggio attraverso delle misurazioni, è importante sottolineare che anche dei sondaggi e questionari indirizzati agli occupanti sono uno strumento importante per analizzare correttamente il comportamento degli utenti. Le variabili relative all'ambiente interno (temperatura, umidità relativa, concentrazione di CO₂, etc.) e alle condizioni ambientali devono essere monitorate ed i dati meteorologici (velocità del vento, radiazione solare globale, precipitazioni, etc.) dovrebbero essere ottenuti dalle stazioni meteorologiche nazionali nella prossimità dell'edificio. La campagna di monitoraggio, indirizzata a valutare i fattori esterni, potrebbe essere applicata solo a un unico parametro (es. la temperatura operativa dell'ambiente), ma può includere la misurazione di molte altre grandezze fisiche (legate alle condizioni termiche e alla qualità dell'aria interna).

Le interazioni degli occupanti con i controlli, come il set-point delle temperature per il riscaldamento o la regolazione delle finestre, dovrebbero essere raccolte da misurazioni nelle zone e nei locali più rappresentativi dell'edificio, tramite per esempio una valvola termostatica antigelo nella camera da letto e nel soggiorno di ogni abitazione. I drivers interni dovrebbero essere raccolti per mezzo di sondaggi e questionari, volti ad indagare i fattori strettamente connessi ai dati individuali e soggettivi. In particolare, dovrebbero essere incluse nel database le preferenze degli utenti, il background termico e comportamentale degli utenti, le attitudini, gli stili di vita, le attività, l'età e il genere.

Inoltre, come riportato in [12], ci sono alcuni "drivers" specifici aventi la maggiore influenza che porta l'occupante ad effettuare un'azione. Questi drivers "preminenti" si riferiscono ai diversi campi di studio, evidenziando la complessità della ricerca riguardante l'occupantbehavior, ma devono essere raccolti in modo da definire il più possibile il comportamento degli occupanti dell'edificio. Tutti i dati raccolti, sia tramite la procedura obiettiva che quella personale, dovrebbero essere analizzati in maniera statistica. Come risultato dello studio dei dati di monitoraggio mediante l'analisi statistica, la probabilità di compiere una certa azione (apertura o chiusura della finestra, alzare/abbassare l'impianto di riscaldamento) è stata desunta per dei modelli comportamentali definiti. Le azioni di controllo da parte degli utenti sono dedotte mediante la regressione logistica con l'interazione tra le variabili o la catena di Markov o altre tipologie di analisi statistica. I risultati sono dei "descrittori di comportamento dell'occupante" da implementare all'interno di un software di simulazione energetica dell'edificio.

2.4.4.2 Il software

Al fine di studiare l'effetto dei comportamenti degli occupanti sia sul consumo energetico e che sulla qualità ambientale, le simulazioni dovrebbero essere eseguite in zone termiche mantenendo la posizione, il file meteo e la tipologia costruttiva degli edifici monitorati. Nel profilo di occupazione, l'occupante potrebbe essere ancora considerato come sempre presente, ma il controllo dell'ambiente interno è ora di natura probabilistica: non segue dei controlli predefiniti o delle regole fisse. La probabilità di regolare la temperatura di set-point o di aprire una finestra viene calcolata nel software di simulazione sulla base delle equazioni precedentemente utilizzate per descrivere statisticamente il comportamento. La maggior parte dei programmi di simulazione sono di natura deterministica, per cui vi è la necessità di tradurre la probabilità di un evento in un segnale deterministico. Un modo per farlo è quello di confrontare la probabilità di un numero casuale per determinare se l'evento accade o meno. Poiché la probabilità data è la probabilità di fare una certa azione in un certo periodo di tempo, il confronto deve essere effettuato con un numero casuale che cambia con lo stesso intervallo. L'azione si verifica quando si confronta il numero casuale con la probabilità calcolata, il primo minore rispetto al secondo.

2.4.4.3 Le simulazioni

Una distribuzione probabilistica dei consumi energetici in funzione del tipo di utente viene ottenuta eseguendo diverse simulazioni. Fissando tutti i parametri relativi al rendimento energetico dell'edificio (es. il clima, l'involucro edilizio ed i sistemi impiantistici), le simulazioni hanno lo scopo di verificare l'influenza del comportamento degli utenti sui consumi energetici. Se si eseguono un elevato numero di simulazioni, è possibile ottenere una curva di rendimento energetico dell'edificio in diverse situazioni e per differenti tipologie di occupante. In questo modo, per rappresentare i consumi energetici, si ha una distribuzione probabilistica (un "probabilistic output") invece di un singolo valore. In effetti, questo approccio mira a rappresentare una procedura che potrebbe essere estesa a tutte le interazioni degli utenti con i sistemi di controllo dell'ambiente interno, come l'apertura delle finestre, la regolazione del set-point per il riscaldamento e la regolazione delle schermature solari.

2.4.5 Tecniche di engagement del comportamento dell'utente: revisione di letteratura

Nonostante sia esplicita l'importanza di orientare i modelli di consumo verso un'ottica più sostenibile, vi è ancora un divario tra la teoria e la realtà [4; 42].

Molti paesi, sulla base del piano d'azione Sustainable Consumption and Production (SCP) approvato il 4 Dicembre 2008 dalla Commissione Europea ai fini di diffondere politiche di produzione e consumo sostenibile, stanno sviluppando tipologie di programmi differenti per il raggiungimento di tali obiettivi (Berg, 2011), tra cui programmi di educazione ambientale in ambito residenziale.

I cambiamenti comportamentali, però, non dipendono dalla semplice trasmissione delle conoscenze. Il nostro agire è il risultato dell'interazione di differenti fattori interni ed esterni, legati a competenze, emozioni, norme sociali percepite, background culturale [3; 10; 21; 23;24; 30; 37; Heimlich e Ardoin, 2008; Schäfer e altri 2012; McKenzie-Mohr e altri 2012; Rodriguez-Barreiro, 2012). Inoltre, non è sempre chiaro quale sia il comportamento più corretto per ogni situazione specifica.

Storicamente, i governi hanno cercato di modificare il comportamento, ad esempio tramite l'aumento dei prezzi dell'energia, delle aliquote fiscali, oppure imponendo l'uso di nuove tecnologie. Avremo, tuttavia, modifiche comportamentali durature soltanto quando i cittadini valuteranno positivamente i pro e i contro, non tramite semplici fattori esterni imposti. Un esempio ne è la riduzione del consumo di carburante durante le crisi petrolifere, che comportarono un aumento dei prezzi: quando i prezzi ritornarono ai livelli precedenti, il consumo tornò ad aumentare. Tali modifiche comportamentali, quindi, non erano che la conseguenza di prezzi più alti. Per cambiare veramente le abitudini occorre introdurre nuovi valori capaci di raggiungere tutti i livelli della società (Commissione Europea).

L'educazione è in grado di influenzare il comportamento dei cittadini, di informarli sulle questioni ambientali e sulle politiche energetiche da utilizzare per favorire taluni cambiamenti nelle loro abitudini. L'insegnamento fine a se stesso però, limitandosi a dire cosa è giusto o non giusto fare, non comporta risultati efficaci relativamente a modifiche comportamentali in merito alla sostenibilità [27], l'educazione ambientale dovrebbe invece concentrarsi sulla capacità di azione, su abilità e attitudini per affrontare in modo efficace i problemi della sostenibilità da un punto di vista pratico [27; Breitting and Mogensen, 1999]. Dal momento che le persone imparano dalla propria esperienza [29], se gli utenti non hanno alcuna esperienza nell'affrontare i problemi del mondo reale, non potranno acquisire nessuna capacità di azione. Nel processo di insegnamento-apprendimento, infatti, si tiene spesso conto di due approcci: quello basato su modelli pedagogici, riguardanti l'acquisizione diretta di competenze e conoscenze, e quello basato su modelli psicologici, che si ispirano alla teoria del comportamento. In generale, i sistemi didattici per la sensibilizzazione alla sostenibilità ambientale si sviluppano attraverso varie fasi. Questi sistemi inizialmente forniscono conoscenze e competenze che stimoleranno gli utenti a farsi una propria opinione in merito alle tematiche energetico-sostenibili e in seguito li condurranno a prendere decisioni e ad agire sul piano concreto (Commissione Europea).

È auspicabile che i processi di educazione siano corroborati anche da metodologie psicologiche che possano stimolare l'interesse degli utenti in un contesto sociale. In particolare, è molto valida la metodologia denominata "apprendimento basato su progetti", mediante la quale gli utenti analizzano la situazione, cercano risposte e forniscono soluzioni. Il metodo psicologico, definito anche "pedagogia dell'impegno", ha dimostrato una notevole importanza, soprattutto se preceduto da una buona preparazione. Anche in questo caso, la principale ambizione del processo è incoraggiare i singoli individui ad assumersi le responsabilità e a padroneggiare gli argomenti, in modo che siano essi stessi a cambiare il comportamento, interiorizzando i valori fondamentali del progetto a cui partecipano [53].

2.4.5.1 Engagement come fenomeno partecipativo

Il termine, mutuato dal marketing e in generale dalle teorie della comunicazione integrata d'impresa, in questo contesto definisce l'impegno civile, intendendo quell'insieme di azioni individuali e collettive volte a definire e affrontare problematiche energetiche e ambientali ai fini di un futuro più sostenibile. Alla base del successo di ogni programma di engagement vi è la partecipazione degli utenti che contribuisce al raggiungimento degli obiettivi di sostenibilità preposti. L'International Association for Public Participation (IAP2), dopo un confronto internazionale durato due anni in merito al civic engagement, ha individuato quali sono gli aspetti della partecipazione pubblica, definendone i suoi valori fondanti. Tali aspetti possono essere considerati la base del successo anche relativamente a programmi di engagement ambientale.

1. La partecipazione pubblica si basa sulla convinzione che coloro che sono interessati a o da una decisione abbiano il diritto o di essere coinvolti nel processo di assunzione della decisione stessa.
2. La partecipazione pubblica include la promessa che il contributo del pubblico eserciterà effettivamente un'influenza sulla decisione finale.
3. La partecipazione pubblica promuove decisioni sostenibili riconoscendo e comunicando le esigenze e gli interessi di tutti i partecipanti, inclusi coloro che assumono le decisioni finali.
4. La partecipazione pubblica ricerca e facilita il coinvolgimento di coloro che sono potenzialmente interessati da una decisione.
5. La partecipazione pubblica ricerca il contributo dei partecipanti nel progettare le modalità con cui partecipano.
6. La partecipazione pubblica fornisce ai partecipanti le informazioni necessarie affinché possano partecipare in modo significativo.
7. La partecipazione pubblica comunica ai partecipanti come il loro contributo abbia influenzato la decisione finale.

L'engagement, dunque, è un ambiente sociale in cui si attuano percorsi di formazione ed educazione dove ciò che conta non è il tempo dedicato al percorso, ma il livello di partecipazione che esso riesce ad ottenere [9]; è uno spazio che genera valore, in cui si incontrano le esigenze degli utenti e gli obiettivi del progetto, dove gli utenti che prendono parte ad un processo decisionale hanno più possibilità di sviluppare la loro azione; è una dinamica attiva, varia di intensità a seconda delle persone coinvolte e dei momenti; è immediatezza, tanto più i risultati sono visibili e immediati, tanto più sarà alto il livello di coinvolgimento e il senso di soddisfazione e fiducia che gli studenti possono provare; è un processo che si autoalimenta: usufruire di un servizio, di un oggetto, alla cui definizione e creazione si è preso parte attiva, aumenta il livello di appagamento e rende molto probabile che si rinnovi l'impegno; è un metodo le cui linee di lavoro variano nel tempo perché, sottoposte a continua verifica, richiedono di essere modificate.

2.4.5.2 La tecnologia persuasiva

L'utilizzo dei computer come tecnologia persuasiva (CAPT-ology "captologia") è una recente proposta per indurre dei cambiamenti nel comportamento umano attraverso la tecnologia. La CAPT-ology mira a modificare le impostazioni della mente, le attitudini ed i comportamenti degli utenti tramite l'interazione "dispositivo tecnologico-utente", la progettazione del programma e la ricerca/analisi insieme ad altri mezzi escludendo la presenza di qualsiasi tipo di coercizione. La disciplina della computazione persuasiva rientra nell'ambito di applicazione sia delle tecnologie informatiche (internet, giochi per il computer e così via) sia della persuasione psicologica (il cambio del movente di azione, l'attitudine ed i comportamenti). La comunicazione persuasiva ha una piuttosto ampia gamma di applicazioni, tra cui l'influenza nel campo morale, la coltivazione delle abitudini sportive, così come anche l'igiene personale e la salute.

I modelli attuali di feedback sul consumo di elettricità trasmettono solamente le informazioni monitorate in forma di dataset e grafici statistici. Al fine di aumentare l'intensità di trasmissione delle informazioni di feedback per un migliore effetto sul comportamento energeticamente virtuoso, diversi studi hanno sviluppato dei modelli persuasivi di feedback che enfatizzano e migliorano la visualizzazione delle informazioni, l'intensità di interazione con l'utente e la persuasione subconscia degli occupanti. Questi studi prevedono che gli utenti potrebbero essere persuasi a praticare comportamenti che ridurrebbero il consumo di energia elettrica, se la persuasione è sufficientemente efficace. Pertanto, il processo di persuasione deriva dalle caratteristiche e dalle tendenze dell'utente.

Secondo Fogg [14], la tecnologia persuasiva può essere definita come una tecnologia che è stata progettata per cambiare le attitudini o gli comportamenti degli utenti attraverso la persuasione e l'influenza sociale. Il feedback è definito come un'informazione riguardante il risultato di un processo o un'azione che può essere utilizzata per modificare o controllare un altro processo o sistema, soprattutto evidenziando la differenza tra i risultati desiderati e quelli effettivi. Ci sono stati vari studi sui feedback legati al risparmio energetico ed a comportamenti generali in diversi campi, come per esempio la psicologia, sulle interazioni uomo - computer e sulla tecnologia ingegneristica. Pertanto, il feedback gioca un ruolo fondamentale nell'implementare la consapevolezza sull'energia, sul risparmio energetico e sulle motivazioni necessarie

nei vari ambienti domestici e soprattutto nelle case per studenti. Perciò la tecnologia persuasiva è il concetto; l'interfaccia del feedback in tempo reale viene impiegato per l'implementazione e la sostenibilità di questo concetto al fine di formare un sistema convincente. Il feedback può essere descritto come "il meccanismo che dirige l'attenzione verso un obiettivo specifico". La forma più comune di feedback informa i partecipanti sul loro consumo di energia, spesso facendo dei confronti con il passato. Poiché la maggior parte delle persone ha una scarsa consapevolezza circa il loro consumo di energia o il suo impatto, l'utilizzo di promemoria periodici sul consumo energetico possono rendere l'uso dell'energia più consapevole ed aiutare ad implementare azioni finalizzate al risparmio energetico. Oltre a ciò, conoscere il proprio modo d'uso dell'energia elettrica può aumentare la consapevolezza nell'intraprendere azioni virtuose per risparmiare energia. Se gli individui percepiscono il loro impatto come trascurabile, potrebbero non comportarsi in maniera virtuosa. Di conseguenza, rendere un individuo più consapevole del proprio consumo di energia può contribuire in maniera significativa al risparmio energetico globale.

2.4.5.3 Un quadro generale sui programmi di engagement in edifici per uffici

In questa sezione viene svolta una breve panoramica dei studi specifici relativi alle informazioni (su misura), alla definizione di specifici obiettivi e al feedback, con un focus particolare sugli effetti degli interventi sul consumo di energia, sulla variazione dei comportamenti connessi all'energia e sulla presa di conoscenza da parte degli utenti. In primo luogo, occorre fare una distinzione tra i modelli comportamentali e le teorie del cambiamento. Questi ultimi elementi sono complementari; è necessario comprendere entrambi al fine di sviluppare metodi efficaci per cambiare il comportamento degli occupanti. I modelli di comportamento potrebbero aiutare a comprendere comportamenti specifici, identificando i fattori alla base che li influenzano. I modelli relativi al comportamento degli individui sono prevalentemente tratti dalla psicologia e dalla sociologia: le discipline, che sono più interessate a capire i fattori che influenzano il comportamento umano. L'esempio più noto è la teoria di Ajzen del comportamento pianificato (Theory of Planned Behaviour - TPB) [1]. La teoria del comportamento interpersonale (Theory of Interpersonal Behavior - TIB) di Triandis offre un'alternativa [56].

Alcuni modelli includono fattori che influiscono sul comportamento individuale a partire da un livello più alto: questi modelli prendono in considerazione fattori sociali a livello macro, riguardante per esempio l'ambito della tecnologia e dell'economia. Perciò questi ultimi possono essere chiamati modelli "sociali". Essi sono importanti per lo sviluppo della policy energetica dato che spesso è necessario lavorare sui fattori di contesto che limitano direttamente le opzioni comportamentali; cambiare semplicemente la percezione di una persona di questi fattori materiali (ad es. i costi) non sarà sufficiente per implementare il cambiamento comportamentale legato all'uso dell'energia. Esempi di modelli "sociali" includono i principali determinanti del modello di salute (Main Determinants of Health model), che indica il comportamento di un individuo come un elemento sottostante ad altri quattro "livelli" di fattori influenti. Il modello comportamentale dei bisogni, delle opportunità e delle abilità, il cosiddetto NOA (Needs Opportunities and Abilities) dimostra allo stesso modo l'influenza dei fattori sociali sui comportamenti individuali.

Le teorie del cambiamento mostrano invece come i comportamenti cambiano nel tempo e che essi possono essere modificati. Le teorie e gli approcci derivati dal lavoro nell'ambito delle scienze sociali ci possono aiutare a capire questi processi di cambiamento. Queste teorie sono fondamentali per lo sviluppo degli interventi, in quanto non è sufficiente semplicemente capire perché certi comportamenti occorrono, quando la sfida vera è quella di implementare un comportamento diverso. La teoria del cambiamento di Lewin (Change Theory) implica un lavoro di gruppo per modificare comportamenti abituali utilizzando una dinamica di scongelamento/ ricongelamento in cui i comportamenti abituali vengono sottoposti al controllo del gruppo e riconfigurati, prima di far parte della routine di tutti i giorni. È importante sottolineare che vi sono limiti a ciò che i modelli comportamentali possono dire a coloro che sviluppano gli interventi. La distinzione in questa review tra i modelli comportamentali e le teorie del cambiamento vuole principalmente sottolineare che la sola adozione di modelli non è sufficiente per implementare un cambiamento comportamentale; la comprensione del processo di cambiamento deve anche essere effettivamente applicata. Dalla presente review emerge chiaramente che un modello comportamentale non dovrebbe semplicemente essere preso e utilizzato come base per un intervento di cambiamento

comportamentale senza prima considerare una serie di questioni. In primo luogo, i modelli sono dei concetti, non delle rappresentazioni del comportamento. Essi mostrano i fattori che influenzano il comportamento, ma non spiegano i processi per modificare il comportamento. Il comportamento è complesso, ma i modelli sono semplici. Questi ultimi sono dei concetti per facilitare la comprensione, sono volutamente semplificati e non riflettono tutti i fattori che rappresentano gli outcomes comportamentali. Vi è un limite alla flessibilità dei modelli. Essi sono sviluppati nell'ambito di uno specifico comportamento e tendono a lavorare meglio in quel particolare contesto, anche se alcuni hanno una più ampia applicabilità. Inoltre, i modelli non tendono a distinguere tra diversi tipi di occupanti. Essi tendono a mostrare il comportamento di un "uomo qualunque" statistico e devono essere adattati per coprire diverse tipologie di utenti.

Molte delle prove sul cambiamento comportamentale per l'efficienza energetica si sono concentrate esclusivamente sul consumo di energia elettrica. Ciò può essere dovuto, dato l'attuale sistema infrastrutturale in Europa, al fatto che sia più facile fornire un feedback sui consumi di energia elettrica rispetto ai consumi di energia termica. È stato rilevato che il consumo di gas naturale nell'ambito residenziale è determinato principalmente dalle caratteristiche della struttura abitativa, mentre il consumo di elettricità varia più direttamente a seconda la composizione del nucleo familiare e la posizione sociale - e quindi può essere più sensibile ai programmi di cambiamento comportamentale.

Molti interventi sono stati adoperati per incoraggiare le famiglie a ridurre il loro consumo di energia (su base volontaria) con vari gradi di successo. Le reviews indicano che le informazioni su misura, la definizione degli obiettivi e il feedback sono riusciti a ridurre i consumi energetici delle famiglie, ma che la sostenibilità a lungo termine continua ancora ad essere un problema. Tra le numerose strategie impiegate per sviluppare dei comportamenti finalizzati al risparmio energetico persistenti sono state individuate delle caratteristiche desiderabili comuni per il feedback: facilità d'uso; consumo attuale; frequenti feedback; interazione e scelta; applicazione specifica; comparativa; e dato per un periodo di tempo prolungato.

Tra i pochi studi svolti sul posto di lavoro è stata utilizzata una misura osservazionale per valutare i risultati del comportamento energetico di due tipi di intervento, evidenziando la riduzione di energia. Tre altri studi: un semplice intervento sull'uso dei radiatori in edifici universitari; un ampio intervento, che comprendeva il ridisegno delle aree comuni e la rimozione di apparecchiature inutili in un centro di ricerca; e interventi basati su feedback mensile a livello di gruppo e l'educazione tra pari. Tutti questi interventi hanno portato a risultati positivi. In uno studio di edifici universitari tedeschi ci si basa sulla teoria psicologica per la progettazione degli interventi di comportamento energetico; una combinazione di letture di energia a livello dell'edificio e delle misure di osservazione sono state utilizzate per valutare l'efficacia di intervento.

2.4.5.4 Metodi e strumenti

Gli strumenti e i metodi di engagement a cui si fa riferimento in questo report forniscono un inquadramento per sviluppare strategie e programmi di sostenibilità ambientale che contribuiscono a produrre benefici a livello ambientale ma anche organizzativo e a incoraggiare la cultura dell'innovazione e dell'engagement stesso. In questo report viene eseguita una revisione bibliografica della cultura organizzativa, meccanismi di input, strumenti e strategie di assegnazione delle priorità e di rilevamento e valutazione dei risultati ottenuti.

In questo report, vengono quindi identificati i principali metodi di engagement e delle azioni che gli impiegati possono incentivati ad eseguire e vengono quindi discussi gli strumenti tramite cui queste azioni impegnano gli utenti coinvolti alla sostenibilità ambientale. Brevi casi di studio assunti a titolo di esempio contribuiscono a chiarire le metodologie di coinvolgimento e a dare implicazioni pratiche. Le pratiche di engagement degli utenti alla sostenibilità ambientale nei luoghi di lavoro sono state indagate attraverso i reports di CSR (Corporate Social Responsibility) ovvero di Responsabilità Sociale delle imprese, ma anche attraverso materiale mediatico online incluso GreenBiz.com e Environmental Leader, e attraverso le interviste disponibili di persone di organizzazioni che hanno previsto o stanno effettuando programmi di user engagement.

All'interno di questa sezione vengono catalogati tutti i metodi e le pratiche di coinvolgimento degli utenti e sensibilizzazione ai temi della sostenibilità ambientale e di uso razionale di energia e risorse che sono stati trovati essere ricorrenti nelle analisi dei programmi di userengagement attivati.

1. Riconoscimenti aziendali agli impiegati (EmployeeAcknowledgement)

All'interno di questa categoria di engagement, gli impiegati sono incentivati a considerare di fare delle scelte sostenibili nel luogo di lavoro attraverso benefits, premi o riconoscimenti, completando dei piani di sostenibilità personalizzati e impegnandosi a mantenere gli impegni presi.

- Benefits aziendali (Employee discounts)

I benefits aziendali proposti nei diversi progetti di user engagement riguardano prodotti per il lavoro o la vita personale sostenibili, energeticamente efficienti e locali. Questi benefits possono rinforzare il comportamento "environmentalfriendly" all'esterno del luogo lavorativo per trasformare le azioni sostenibili in abitudini quotidiane. Ad esempio, alcune dei casi studio analizzati forniscono agli impiegati sconti sui mezzi di trasporto pubblici o su prodotti energeticamente efficienti per incoraggiare l'acquisto di alternative eco-friendly.

- Riconoscimenti e premi (Employee rewards/recognition)

I riconoscimenti sono forme positive di feedbacks, come premi o assegnazioni, dati agli impiegati per il comportamento che ha avuto un forte impatto positivo negli obiettivi di sostenibilità dell'azienda. Questi riconoscimenti contribuiscono a mantenere il morale degli impiegati alto e rinforzano i progressi fatti verso gli obiettivi preposti, specialmente quando gli impiegati possono percepire le azioni di sostenibilità come compiti aggiuntivi rispetto alle loro normali funzioni di lavoro. I drivers principali per le azioni di sostenibilità sono essenzialmente due: obblighi morali e ragioni di profitto personale ("cosa posso ricavarne io?"). Una serie di studi di Towers Watkins rivelano che il 65% degli impiegati cercano sempre più frequentemente delle comunicazioni su premi o programmi di benefits.

La società americana Caesar ha evidenziato che l'inserimento nel suo "CodeGreenprogram" ha significato un'aggiunta di funzioni ai suoi impiegati, o che alcuni di essi non si sono identificati con un messaggio ambientale senza ulteriori informazioni ed insegnamenti. Il riconoscimento aziendale agli impiegati sono stati la chiave per promuovere il programma e continuare il suo successo. Gli impiegati della Caesar sono stati premiati sulla base di un set di obiettivi di performance "green". Inoltre, la Caesar ha tenuto una festa "Carbon Cakes" questo autunno per celebrare il successo del programma CodeGreen nel superare l'obiettivo preposto di riduzione delle emissioni di gas serra.

- Piano di sostenibilità personale (Personal Sustainability Plan):

Alcune società hanno definito per i propri impiegati un piano di sostenibilità individuale con obiettivi e impegni personalizzati per ridurre l'impatto ambientale durante le ore di lavoro. Questi piani personalizzati stabiliscono una connessione tra l'impiegato e le sue prestazioni ambientali (o i premi) con le descrizioni delle funzioni lavorative obiettivi annuali e i compensi. Diverse compagnie hanno evidenziato che questo stabilisce un senso di responsabilità per quelle abitudini che influenzano aree come i consumi di energia e di acqua e la generazione di rifiuti. Per esempio, la società Intel ha integrato il tema della sostenibilità ambientale nei compensi degli impiegati e dei dirigenti semplicemente definendo una relazione tra le metriche di sostenibilità e i bonus dati agli impiegati. Inoltre, organizzazioni come la Procter&Gamble o lo U.S. Postal Service stanno rendendo la sostenibilità parte delle prestazioni di lavoro, fornendo delle soluzioni di apprendimento mirate ad aiutare gli impiegati a comprendere come i principi chiave della sostenibilità possano essere applicati alle loro funzioni specifiche di lavoro e come loro stessi possono contribuire alla strategia di sostenibilità ambientale della loro azienda con semplici comportamenti.

Mentre gli esempi di compensi basati sui principi di sostenibilità sono piuttosto limitati e molto focalizzati sulla gestione dei dirigenti, esiste un consenso generale che il collegamento del compenso ai goals di sostenibilità può migliorare le prestazioni sociali ed ambientali della società, ma solo se queste riescono a

trovare il modo di misurare i progressi fatti usando delle metriche specifiche e rilevanti che si allineano con le strategie aziendali.

- Garanzie (Pledges):

Gli impegni degli impiegati sostengono gli obiettivi di sostenibilità aziendale mediante la promessa di adozione di comportamenti sostenibili. È stato dimostrato che le garanzie date dagli impiegati ad adottare azioni sostenibili incrementano la probabilità che le persone rispettino gli impegni presi, soprattutto quando l'impegno è stato dato pubblicamente. Le organizzazioni spesso utilizzano queste garanzie per incrementare la partecipazione in attività e per tracciare la partecipazione attiva al programma di educazione ambientale.

In America, il gruppo di ricerca TD Environment della TD Bank ha sviluppato il "The Green Pledge" per far partire velocemente la fase cruciale e centrale della metodologia seguita per il programma "The 4Hs of Environmental Engagement SM – Head. Heart. Hands. Horn SM." La società TD utilizza il programma "The 4Hs of Environmental Engagement SM" per guidare gli sforzi di engagement degli impiegati coinvolti. Questa metodologia comprende un circolo virtuoso che sta per: Head – consapevolezza e conoscenza; Heart – una potente connessione emotiva; Hands – azioni e volontariato; Horn – orgoglio nel condividere le realizzazioni e gli obiettivi con i colleghi e clienti. Per infondere consapevolezza e conoscenza, agli impiegati viene richiesto di impegnarsi in 6 semplici azioni coerenti con le iniziative della società di riduzione dei gas serra e dell'uso di carta. I risultati sono resi visibili tramite dei segnapunti ai dirigenti senior della società, tra i quali era stata incoraggiata una sana competizione. Nei due mesi di sfida, più di 10000 impiegati (40%) hanno sottoscritto il "The Green Pledge".

2. Attività di gruppo (Team Activities)

Le attività di gruppo vedono coinvolti gruppi di impiegati per promuovere iniziative di sostenibilità nei luoghi di lavoro e nella comunità. Queste attività di gruppo includono azioni di volontariato, la partecipazione in "green teams" o diventare un "green leader", concorrenti per gare e competizioni, e prendere parte in campagne di raccolta fondi.

- Azioni di volontariato:

Gli impegni degli impiegati a fare azione di volontariato aziendali o individuali per la sostenibilità ambientale, legate a cause o eventi, possono essere sia eventi spot sia azioni continuative. Il volontariato per una causa di questa natura educa gli impiegati ad azioni sostenibili che possono compiere giornalmente e li coinvolgono nel supportare iniziative di sostenibilità anche nella comunità che li circonda. Inoltre, gli impiegati stessi possono mettere in pratica le "lezioni" e le azioni che hanno imparato in ufficio e rinforzare quindi il loro comportamento sostenibile in azienda.

La campagna di sensibilizzazione portata avanti dalla Caesar ("The CodeGreenprogram") si focalizza sugli eventi comunitari, per lo più guidati dagli impiegati volontari. L'azienda Caesar vede coinvolti più di 600 eventi "HERO" organizzati dai suoi stessi impiegati ogni anno. Questi eventi includono anche raccolte firme per l'ambiente, ad esempio la collaborazione con la National Park Trust (NPT): la Caesar incoraggia gli impiegati a offrirsi volontariamente per la giornata dei Parchi dei bambini promossa dalla Fondazione NPT. I risultati ottenuti dalla Caesar nel 2011, hanno dimostrato che gli impiegati che hanno partecipato in programmi di volontariato nella loro comunità hanno il più alto livello di coinvolgimento nella campagna di sensibilizzazione e soddisfazione a lavoro.

- Green teams e green leaders:

Le attività di gruppo e i capi "green" sono risultati un mezzo efficace per comunicare, promuovere, rappresentare, coinvolgere e guidare le iniziative aziendali legate al tema della sostenibilità e sono una caratteristica comune per il successo - ed il suo proseguimento fruttuoso - delle campagne di sensibilizzazione nei luoghi di lavoro. Le persone che prendono parte ai green teams, dimostrando un interesse per il tema della sostenibilità, diventano sostenitori attivi delle iniziative della compagnia e possono risultare una risorsa forte di idee per nuove attività e metodi di miglioramento per le iniziative

esistenti. Inoltre, le aziende dislocate sul territorio con numerose sedi possono trarre beneficio dai green teams eletti a livello locale in quanto questi aiutano a preservare e rispettare le opportunità locali di miglioramento dell'uso delle risorse ambientali. Questi gruppi di lavoro "verdi" sono diventati un pilastro dei programmi di coinvolgimento dei dipendenti.

SAP si avvale di oltre 100 "campioni di sostenibilità" in tutta la sua organizzazione per sostenere e comunicare ad altri dipendenti iniziative di sostenibilità all'interno del luogo di lavoro. I campioni di sostenibilità rappresentano diverse regioni e diverse linee di business. Essi dedicano il 10 % del loro tempo di lavoro per promuovere la sostenibilità attraverso iniziative locali, come sessioni di formazione, condivisione delle migliori pratiche, l'organizzazione di eventi, e molti altri modi di coinvolgere dipendenti in tutto il vasto tema della sostenibilità. Essi agiscono come modelli di ruolo e adattano il tema della sostenibilità alle esigenze e interessi locali, nonché evidenziano le questioni locali che richiedono un'attenzione a livello globale.

In Canada, il gruppo bancario TD ha numerosi Green Teams sparsi in varie linee di business in tutti i suoi uffici aziendali. I Green Teams sono guidati da un Green Team Leader, che raduna un gruppo di colleghi appassionati al tema della sostenibilità come membri del Green Team. Questi Green Teams organizzano incontri costanti (bi-settimanali, mensili, ecc.), raccomandano e attuano iniziative ambientali concrete nelle loro aree di lavoro, e promuovono l'idea della sostenibilità tra i colleghi, e infine motivano tutti a ridurre il loro impatto ambientale. Inoltre, in ciascuno di 1.200 sportelli bancari canadesi del gruppo TD, un Coordinatore "Green" agisce come un "referente" per iniziative ambientali e campagne. Il Coordinatore "Green" è l'esperto locale sugli impegni ambientali del gruppo TD e ed è in grado di condividere i successi ambientali del gruppo TD con colleghi e clienti.

In America, la sezione "Ambiente" del gruppo TD ha implementato dei programmi per i Green Leader con dirigenti senior del suo ramo di business più largo – Retail Banking. Il programma Green Leader è una struttura di leadership progettata per aumentare la consapevolezza ambientale, l'impegno e l'orgoglio: si allinea strategicamente l'entusiasmo ambientale con gli obiettivi di business, si guidano i risultati e si fornisce una presa per riconoscere e premiare il talento e condividere le storie di successo. Il programma è progettato per coinvolgere i clienti, costruire una "brand awareness", fornire opportunità di leadership, e contribuire a ridurre i costi controllabili, come l'energia e la fornitura della carta.

Al Citi, ogni Green team locale istituisce una struttura di governance attraverso uno statuto in modo da essere riconosciuto all'interno della rete formale. Tale struttura garantisce che le squadre abbiano un supporto on-site per sostenere le loro attività per aiutarli a sopravvivere se i leader vengono delocalizzati o lasciano l'azienda. La cultura dei dipendenti varia fortemente tra i diversi siti e regioni e può influenzare fortemente la natura del successo di engagement di un Green Team. Per questo motivo, i Green team leader di Citi sono dotati di grande flessibilità nella scelta della loro struttura di governance e delle iniziative principali, consentendo ai dipendenti di gestire e implementare pratiche che pensano possano avere successo presso le loro sedi. Ad esempio, un Green Team a Warren, New Jersey, si è focalizzato su come aiutare i dipendenti ridurre i loro impatti ambientali a casa, mentre la squadra di New York City ha posto maggiore attenzione su eventi educativi diretti e opportunità di volontariato. Tutti i Green Team lavorano insieme e si complementano per sostenere le iniziative aziendali di sostenibilità, come la City Earth Week. L'unità "Corporate Sustainability", che coordina gli sforzi, continua a costruire il programma in base al feedback di ogni squadra. Originariamente l'unità si concentra sullo sviluppo di un toolkit che consente ai team di partire con le loro iniziative, poi fornisce un corso di formazione ambientale e di governance per i soci e dirigenti e lavora per rafforzare i legami tra la partecipazione di squadra e di sviluppo professionale dei dipendenti. Inoltre, la Corporate Sustainability Unit ospita un sito dove i leader Green Team possono inserire le loro sfide e condividere la documentazione e le migliori pratiche. Infine, l'unità ospita i meetings bimestrali in cui i leader condividono informazioni e risorse su vari aspetti della gestione del team.

- Sfide e competizioni:

Si tratta di eventi tra colleghi (peer-to-peer) dove i colleghi stessi si misurano con gli obiettivi di sostenibilità, dove la squadra o l'individuo più "verde" ottiene la vittoria, con premi o riconoscimenti pubblici. Le sfide e le competizioni possono essere un mezzo in grado di fornire un feedback ai dipendenti

su come si confrontano con i loro coetanei per il consumo di energia, generazione dei rifiuti e altre misure. Essi creano una dinamica amichevole tra uffici o singoli dipendenti che incoraggiano i cambiamenti di comportamento e le cambiamenti delle norme sociali percepite. Portland, Oregon, ogni ufficio compete uno contro l'altro utilizzando un cruscotto on-line (chiamato Dashboard) e un software di monitoraggio energetico per vedere quale piano potrebbe ridurre il suo carico elettrico per dispositivi elettronici (plugload) nell'arco temporale di 2 settimane. Il concorso ha ridotto il consumo energetico del carico elettrico del 14%.

- Campagne di raccolta fondi :

Queste campagne sono solitamente organizzate sul luogo di lavoro per raccogliere fondi per la causa di sostenibilità. Una campagna di raccolta fondi consente ai dipendenti di impegnarsi nella sostenibilità e promuove una connessione con la causa, specialmente per coloro che non hanno avuto una precedente educazione e relazione con le tematiche ambientali.

3. Comunicazione

La comunicazione è un metodo di coinvolgimento e sensibilizzazione degli utenti che prevede l'utilizzo dei mezzi mediatici e strumenti di feedbacks per connettersi con gli impiegati. Tali strumenti includono siti web, e-newsletters, programmi di feedbacks, social media o networks di condivisione della conoscenza. Per i dipendenti comunicare e parlare tra loro riguardo a questioni e iniziative di sostenibilità è estremamente importante, e può creare il successo o distruggere l'iniziativa di sensibilizzazione di una società, ma spesso non viene fatto in modo efficace. Ad esempio, nel 2010 il Brighter Planet Employee Engagement Survey ha rilevato che il 27% degli intervistati non sapeva se il loro datore di lavoro avesse una politica di sensibilizzazione dei dipendenti sulla sostenibilità, e il 32% ha detto la società non ha mai condiviso gli obiettivi di sostenibilità e le strategie con i dipendenti.

- Sustainability website:

Si tratta di siti web gestiti dalle società stesse nei quali sono presenti informazioni su elementi come la sostenibilità, le questioni ambientali, iniziative di bioedilizia, suggerimenti per "vivere verde", e come essere coinvolti in iniziative di sostenibilità.

Il sito web interno della società Citi è una risorsa one-stop per le informazioni sulla sostenibilità nel gruppo Citi. Esso contiene informazioni sulle strategie di sostenibilità dell'azienda, la rete dei Green Team, i modi con cui i dipendenti possono essere più rispettosi dell'ambiente a lavoro e a casa, e le notizie di sostenibilità interne all'azienda.

Carbon Trust è una associazione non a scopo di lucro, a responsabilità limitata con capitali investiti da un garante, istituita nel 2001 per aiutare le Organizzazioni a ridurre il loro impatto in termini di carbonio in atmosfera, migliorando l'efficienza energetica, la gestione delle proprie emissioni di gas ad effetto serra (GHG) e sviluppando tecnologie a basso impatto. La mission dichiarata è di accelerare il passaggio ad una economia a basso impatto di emissioni di GHG (low carbon economy). Il Carbon Trust aiuta aziende ed organizzazioni a ridurre le loro emissioni di carbonio fornendo supporto e consigli di specialisti. Opera a livello globale e ha uffici a Londra, Pechino e New York. È particolarmente attivo in Gran Bretagna, Sud Corea, Cina, Sudafrica e Brasile. Fra gli strumenti di supporto alle aziende per far ridurre il loro impatto ambientale vi è il "Carbon Trust Empower", che utilizza l'engagement degli impiegati per ridurre le emissioni di CO2 in ambiente. Si tratta di uno strumento interattivo di comunicazione con gli impiegati che vengono aiutati a capire come le loro azioni possono contribuire a salvare energia.

- E-newsletters:

Le e-newsletters sono pubblicazioni elettroniche con gli aggiornamenti sul tema della sostenibilità, articoli, storie dei dipendenti "campioni" di sostenibilità e altro materiale informativo. Una newsletter è un altro metodo ricco di informazioni per comunicare e coinvolgere i dipendenti nei luoghi di lavoro e può essere distribuito in tandem con bollettini elettronici o comunque basati sulla posta elettronica esistente.

- Sustainability Program Feedback:

Tali programmi consistono essenzialmente nell'avere feedbacks dai dipendenti per valutare l'efficacia delle iniziative di sostenibilità di impegno e di ottenere da loro stessi idee nuove o il miglioramento di quelle esistenti. Offrire ai dipendenti un feedback sui progressi fatti e l'impatto dei loro sforzi è importante per un programma di engagement di sostenibilità, dal momento che si offre loro la possibilità di dare la loro opinione alla direzione. Le indagini sulle pratiche di sostenibilità nei luoghi di lavoro dei dipendenti può consentire al datore di lavoro di valutare se la comunicazione sui programmi di engagement e sensibilizzazione è stata efficace.

La società Citi ha implementato un programma di engagement dei dipendenti mantenendo un dialogo bidirezionale attraverso un Green Employee Survey. L'indagine annuale raccoglie i feedbacks dal mondo dei lavoratori sul programma di sostenibilità ambientale dell'azienda e il suo successo. Nel 2012, oltre il 96 % dei dipendenti che hanno risposto ha detto che le questioni ambientali sono importanti per loro personalmente, e il 93% ha indicato che Citi ha la responsabilità sociale di proteggere l'ambiente.

Alla Ceasar, un sondaggio di opinioni tra i dipendenti viene distribuito per giudicare la consapevolezza globale degli sforzi del "CodeGreen Program" e la partecipazione alle attività. Raccoglie inoltre informazioni sulle prestazioni specifiche relative al coinvolgimento e alla sostenibilità dei dipendenti. Queste indagini sono anche date agli ospiti per aiutare a capire la loro consapevolezza del messaggio del CodeGreen program e l'importanza percepita dei programmi di sensibilizzazione ambientale. Le indagini tra i dipendenti servono anche come punti di riferimento che aiutano a stabilire obiettivi per ogni azienda di andare avanti con le iniziative.

- Social media/Knowledge Sharing Network:

Questi mezzi di comunicazione offrono un forum di discussione via web o una comunità virtuale per i dipendenti per scambiare idee, dare suggerimenti sulle iniziative di sostenibilità aziendali e condividere le informazioni tramite siti esterni o portali interni o piattaforme. Ci sono molti modi per usare i social media per la causa della sostenibilità, come il crowdsourcing di idee, comunicare iniziative, creando un'atmosfera di comunità capace di guidare l'entusiasmo. Inoltre, i social media sono stati collegati ai programmi di sostenibilità di coinvolgimento più efficaci, consentendo alle aziende di raggiungere un pubblico ampio pur consentendo connessioni personali con i temi della sostenibilità. Questo fattore aumenta il livello di consapevolezza delle iniziative, e consente alle aziende di riconoscere chi vi partecipa, ed inoltre è facilmente monitorato e misurato.

Lo strumento di engagement interno del gruppo TD basato su sistemi web sono un esempio di infrastrutture transfrontaliere condiviso. TD Green Nation è uno strumento basato su web che consente ai dipendenti di garantire e di compiere atti "green" sul posto di lavoro, a casa, o attraverso il volontariato nella comunità. Il GreenNetwork del gruppo TD costituisce una comunità online sulla piattaforma di social media interna di TD che incoraggia i dipendenti a impegnarsi in conversazioni dirette sulla sostenibilità e condividere le migliori pratiche. Il GreenNetwork attraversa tutti i livelli e linee di business dei dipendenti. Il 10% dei dipendenti ha aderito al GreenNetwork, che è quindi composto da persone che vogliono fare ancora di più per l'ambiente. Essi sono dotati di ulteriori idee, informazioni e opportunità di engagement.

4. Educazione

La formazione dei dipendenti in quanto si riferisce alla sostenibilità ambientale, è un pezzo cruciale di un programma di engagement. Le opportunità per imparare di più su di sostenibilità, tra cui visite, chioschi interattivi, giochi interattivi e strumenti di footprinting ambientale personali, sono modi per i lavoratori di essere coinvolti nel tema della sostenibilità ambientale, imparare nuove competenze e scopri benefici tangibili per se stessi e la società.

- Interactive Kiosk and Dashboards:

Si tratta di strumenti basati sulla connessione web, e si identificano con touch-screen interattivi che caratterizzano il consumo di energia, interazione dei social media, e altre informazioni educative per gli occupanti intorno al tema della sostenibilità, come ad esempio temi di bioedilizia. I display informativi

possono essere importanti nel coinvolgere i dipendenti e una comunità nel suo complesso in una campagna o causa di sostenibilità. Chioschi interattivi sono in grado di visualizzare informazioni sul consumo di energia in tempo reale. Se collocati in zone comuni, come la hall, o vicino gli ascensori, gli utenti dell'edificio possono visualizzare le informazioni durante la giornata quando passano vicino, consentendo la discussione come si incontrano tra dipendenti. Chioschi interattivi sono anche strumenti importanti per comunicare con i visitatori che potrebbero essere interessati agli aspetti sostenibili della progettazione dell'edificio o l'impegno dell'azienda sul tema della sostenibilità. Cruscotti informativi (le dashboards) consentono anch'esse di visualizzare le informazioni, ma di solito sono accessibili tramite il computer di un dipendente. Le dashboard sono facili da leggere con una interfaccia utente in tempo reale che mostra le metriche e i risultati ottenuti per ogni dipendente che ha l'accesso. Le dashboard sono necessarie a consentire il processo di informazione e influenza sulle decisioni in real time.

Alla Johnson Controls Corporate Headquarters LEED Platinum campus, un chiosco interattivo nella zona comune è facilmente accessibile ai dipendenti. I dati di consumo energetico, le informazioni sulla quantità di produzione di energia da fonti rinnovabili, le caratteristiche watersaving e altri elementi di sostenibilità ambientale sono mostrati, aiutando così i dipendenti a imparare cosa vuol dire lavorare in un edificio verde.

- Interactive Games:

Si tratta di giochi che sfidano i dipendenti ad adottare nuove pratiche e per conoscere meglio la sostenibilità, il consumo di energia e il loro impatto ambientale personale. I dipendenti scoprono nuove competenze, l'esperienza del processo decisionale in diversi scenari, e imparare le conseguenze delle loro azioni non sostenibili in un modo divertente.

Secondo Cool Choices, un approccio basato sul gioco ben progettato può fornire risultati che sono più profondi e più ampi rispetto ai tradizionali approcci basati sull'informazione e sugli incentivi. Cool Choices lavora sul principio di "gamificazione" per incentivare i dipendenti che non potrebbero altrimenti partecipare a pratiche di sostenibilità dei programmi di engagement. I giochi incoraggiano l'impegno e l'apprendimento dei dipendenti e offrono una strategia promettente per influenzare il comportamento change. Un sondaggio avvenuto dopo una sessione di sfida avvenuto presso la Miron Construction, una società che ha lavorato con Cool Choices in un programma di coinvolgimento dei dipendenti nel 2011, ha mostrato che il 90% dei dipendenti che hanno preso parte al gioco aveva imparato qualcosa di nuovo, e il 60% ha parlato di sostenibilità al lavoro durante il periodo della sfida.

- Personal Environmental Footprint Tools:

Si tratta di strumenti web-based che stimano le impronte ambientali dei dipendenti (acqua, anidride carbonica, energia e altri) e individuano i modi per loro di ridurre il loro impatto. Nello stesso modo in cui le aziende misurano la produzione di rifiuti, il consumo di energia e di acqua, le emissioni di gas serra, i dipendenti possono misurare il loro impatto in queste aree, a casa e al lavoro. Diversi strumenti gratuiti online consentono loro di inserire informazioni sulle loro pratiche giorno per giorno con i rifiuti, l'acqua, i trasporti e l'energia, stimano quanto usano, e misurano le possibili riduzioni. Alcuni strumenti offrono suggerimenti e le informazioni necessarie su come ridurre la propria impronta ecologica. Essi possono includere un aspetto di social media che consente ai dipendenti di confrontare se stessi con i loro colleghi e competere ad essere meno dispendioso e più efficiente. Con le informazioni raccolte da questi strumenti, i datori di lavoro possono progettare incentivi riguardanti determinate pratiche e tenere traccia dei progressi fatti. Infine, un'organizzazione può utilizzare le informazioni per contribuire agli obiettivi aziendali globali sulla sostenibilità.

5. Formazione ed esercizio

Le opportunità per i dipendenti di ricevere l'educazione alla sostenibilità rappresentano un altro metodo di engagement che molte organizzazioni utilizzano con successo. Le sessioni di formazione possono essere dirette di persona (tecnici specializzati, workshop, seminari, corsi di formazione) oppure on-line e a richiesta.

Programmi di formazione dicono come trattare argomenti di sostenibilità nei luoghi di lavoro ed educare i dipendenti sul perché la sostenibilità è importante per loro e la società. I programmi includono:

- Formazione sull'efficienza energetica
- Formazione sulla conservazione dell'acqua
- Formazione sulla guida efficiente e i trasporti
- Formazione sulla produzione di rifiuti, Riciclo e uso dei materiali

Grant Ricketts, CEO e co-fondatore di Tripos Software, Inc., afferma che i principi di sostenibilità non sono chiari a molte persone, e come questa sia importante sul luogo di lavoro è ancora meno evidente. Programmi di formazione di sostenibilità, come quelli che hanno avuto successo in attuazione dei principi di sicurezza presso le organizzazioni, promuovono "il trasferimento delle conoscenze, dando origine a ulteriori innovazioni, l'efficienza e l'intuizione competitivo".

2.4.6 Programma di engagement negli edifici del cluster

2.4.6.1 Stato di riferimento dell'uso dell'energia

In questa sezione viene riportato lo stato di riferimento degli otto edifici per uffici del cluster per quanto riguarda il consumo di energia elettrica ed il consumo di energia termica. Gli edifici analizzati hanno una superficie media di circa 420 mq e sono occupati mediamente da 14 persone.

In particolare, il consumo di energia elettrica viene suddiviso per i diversi usi finali per il condizionamento (CDZ), per l'illuminazione artificiale (LUCI) e per la forza motrice (FM) legata ai differenti dispositivi elettrici. L'energia termica invece fa riferimento al consumo energetico per il riscaldamento ed il raffrescamento. Figura 8 mostra i consumi annuali di energia elettrica per persona degli edifici per uffici, mentre Figura 9 illustra l'incidenza percentuale dei diversi consumi elettrici sul consumo totale. Si può osservare che il maggior consumo di energia elettrica è dovuto alla forza motrice per l'uso delle apparecchiature elettriche (FM). L'incidenza dell'uso di energia per il condizionamento in quasi tutti gli edifici invece è meno incidente rispetto al consumo elettrico per i dispositivi elettrici e l'illuminazione artificiale.

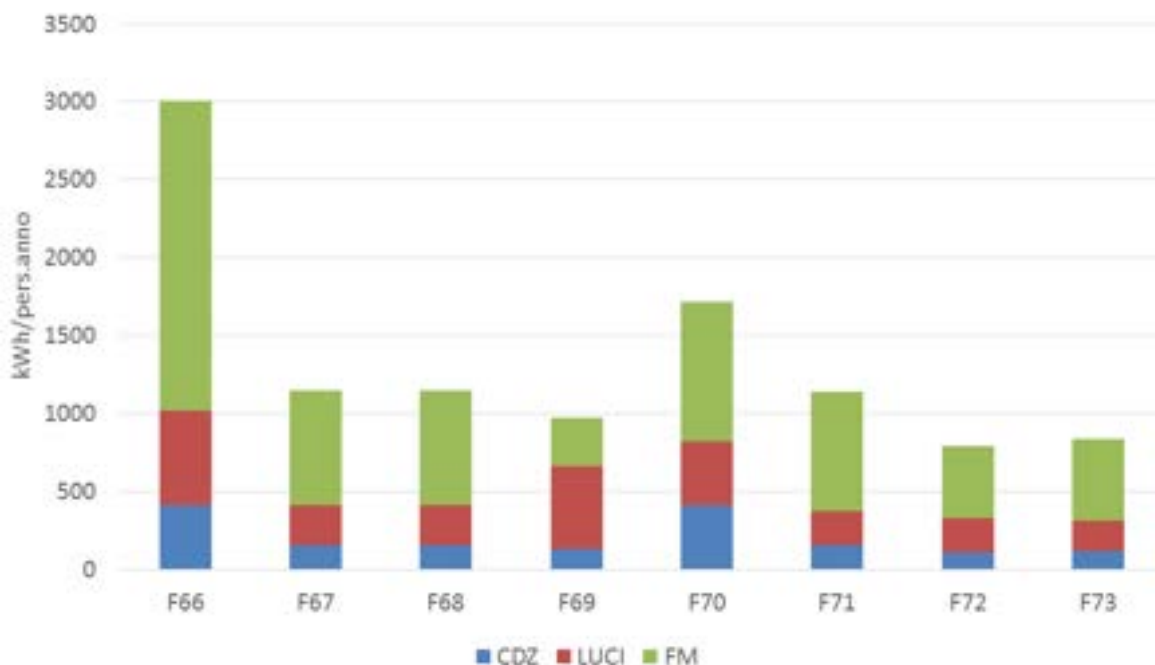


Figura 8. Consumi annuali di energia elettrica per persona degli edifici nel cluster.

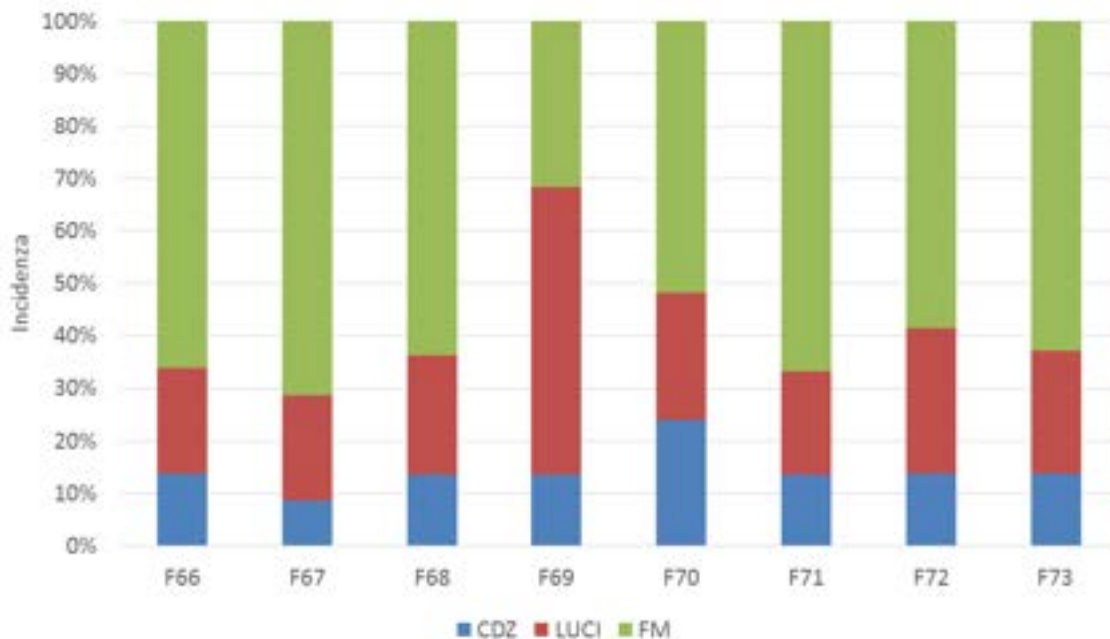


Figura 9. Incidenza percentuale dei diversi consumi di energia elettrica.

I consumi annuali di energia termica per persona degli edifici cluster invece sono rappresentati in Figura 10, mentre l'incidenza del consumo per il riscaldamento e per il raffrescamento viene illustrato in Figura 11. Dai grafici si evince chiaramente che il consumo di energia termica è prevalentemente dovuto al riscaldamento. Solamente l'edificio F70 mostra un consumo energetico maggiore per il raffrescamento.

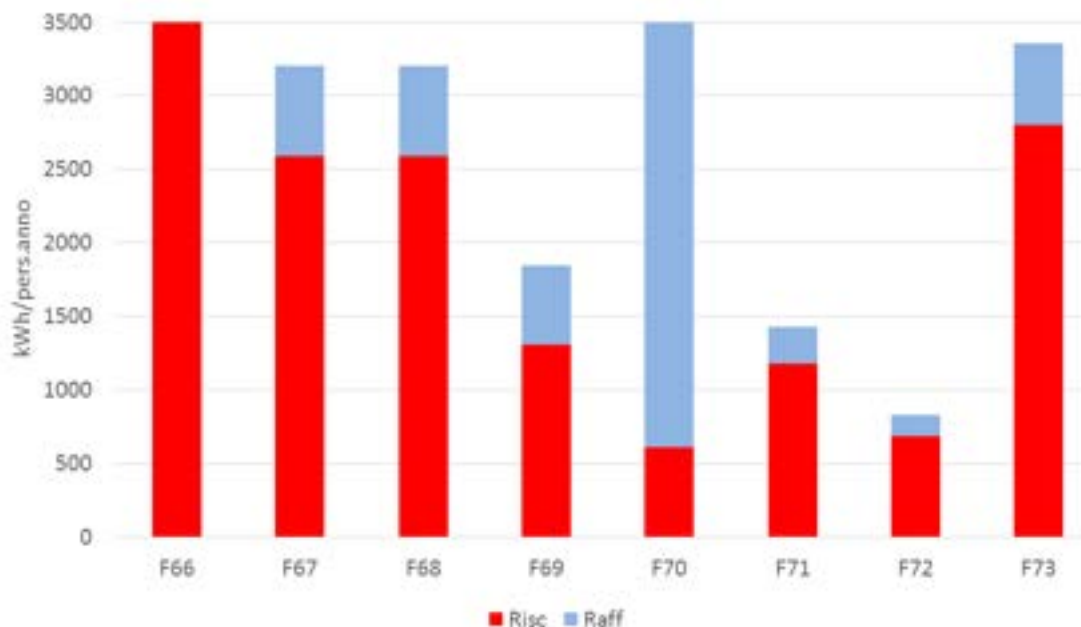


Figura 10. Consumi annuali di energia termica per persona degli edifici nel cluster.

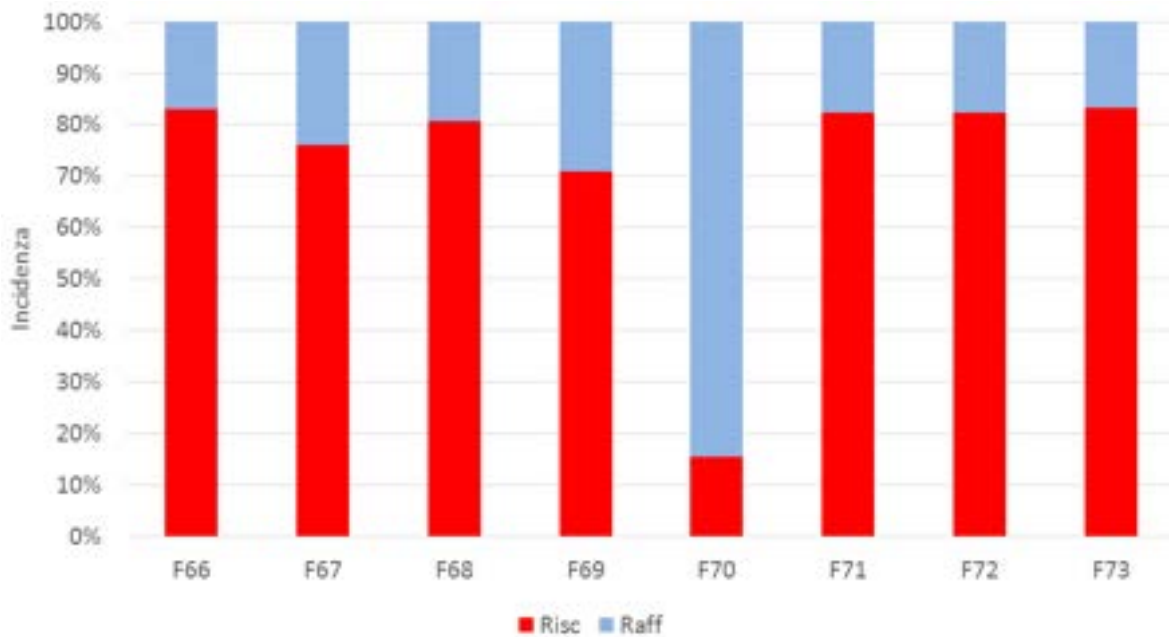


Figura 11. Incidenza percentuale dei consumi di energia termica per il riscaldamento ed il raffrescamento.

2.4.6.2 Campagna di sensibilizzazione proposta

Durante questa fase di sperimentazione, gli utenti degli edifici pilota saranno messi a confronto in una gara di sostenibilità. La gara si articola in 3 competizioni:

- 1) ENERGY RACE
- 2) ENVIRONMENT CUP
- 3) PROFILO SETTIMANALE

Alla fine fase della campagna di sensibilizzazione, nell'ultima settimana di sperimentazione gli utenti saranno inoltre coinvolti in una "SUSTAINABILITY CHAMPIONSHIP" che decreterà il vincitore della gara.

1) Energy race: Chi consuma meno?

L'idea dell'Energy Race è quella di prendere come riferimento il valore di kWh/m² di energia elettrica medio dei diversi edifici relativo alla fase di riferimento (valore precedente all'inizio della sperimentazione, in modo tale da poter considerarlo considerare come benchmark) e sulla base di questo valore calcolare i kWh risparmiati, come differenza tra il valore consumato nel mese di riferimento e il valore di benchmark.

Il dato di consumo (kWh/m²) deve essere poi trasformato un'unità di facile comprensione e di interesse per gli sperimentatori, trasformando l'idea di risparmio di energia in un gioco fra pari. Gli impiegati rappresentati nel grafico stanno correndo verso un ufficio sostenibile (il loro traguardo): il consumo da loro risparmiato verrà quindi trasformato in m percorsi. Il valore di "Δ" tra i kWh/m² consumati nel mese di gara e i kWh/m² consumati nel periodo di riferimento sarà moltiplicato per 100 ed equivalente ai m percorsi dagli utenti.

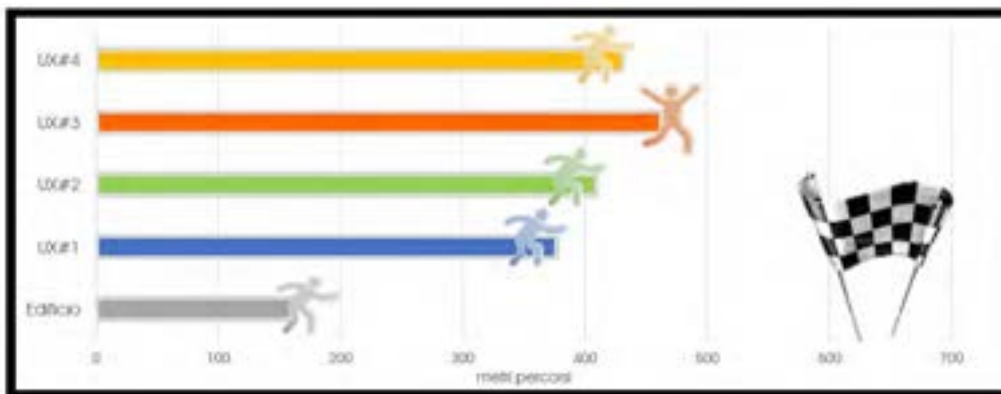


Figura 12. Esempio di Energy Race

2) Environment Cup (chi lavora meglio?)

Il secondo grafico che verrà presentato agli sperimentatori è relativo alle condizioni climatiche dell’ambiente interno che determinano il benessere degli impiegati in ufficio. L’obiettivo è quello di mostrare come chi ottiene le migliori condizioni interne oltre a lavorare meglio è in grado anche di risparmiare energia.

Un esempio viene fornito in Figura 13.



Figura 13. Esempio di Environment Cup

3) Behavioural Challenge (chi si comporta meglio?)

Nel terzo diagramma che verrà presentato agli sperimentatori, il loro andamento settimanale verrà comparato e verrà definito un profilo di occupazione relativo al loro edificio:

- Uso cosciente → Ufficio virtuoso
- Uso nella media → Ufficio medio
- Uso intensivo → Ufficio energivoro

Un esempio di restituzione grafica della sfida viene fornito in figura 14.

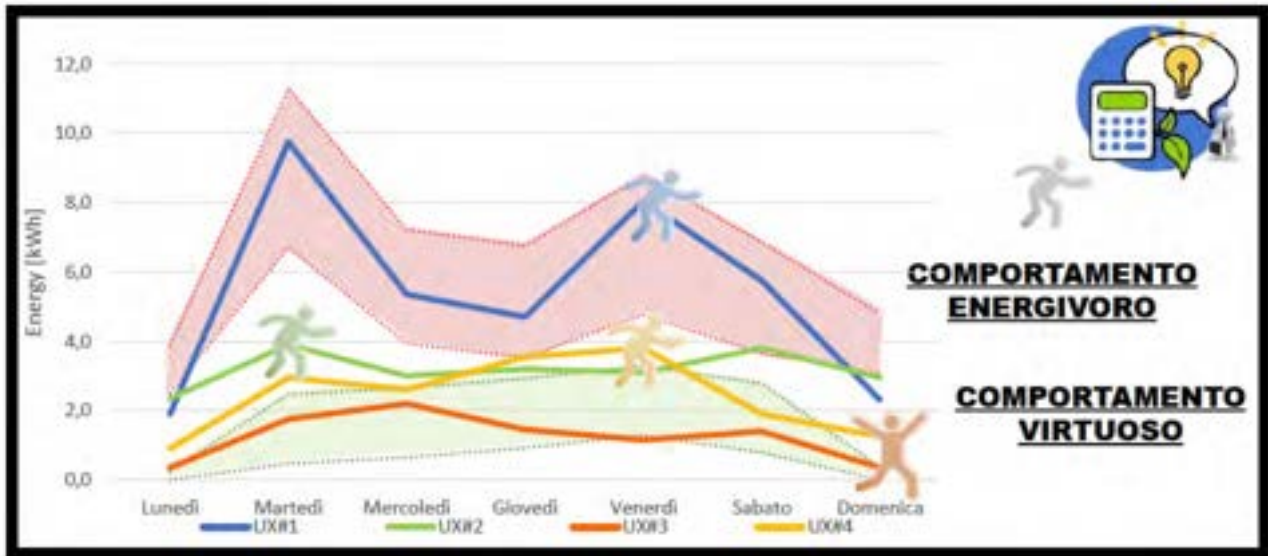


Figura 14. Esempio di Behaviouralchallenge

2.5 Attività 5: Sviluppo ed implementazione algoritmi di trend detection

L'elaborazione attraverso tecniche di analisi dati avanzate dei dati di monitoraggio della rete di edifici, già cominciata nei precedenti contratti, è finalizzata allo sviluppo di modelli robusti per la diagnostica avanzata, a supporto della logica decisionale legata all'individuazione delle cause connesse alle potenziali anomalie di consumo energetico o di qualità ambientale. Sulla base dei dati di monitoraggio del cluster di edifici, la ricerca si è focalizzata sullo sviluppo di una procedura diagnostica concepita secondo una fase di "pre-processing" per l'individuazione delle anomalie (*fault detection*), una fase di "situation assessment" per l'individuazione di condizioni al contorno o delle proprietà dell'evento in corrispondenza dell'anomalia riscontrata, e in una fase di "*diagnostics*" per l'individuazione delle cause connesse alle anomalie riscontrate. Le logiche e gli algoritmi di diagnostica sviluppati nei precedenti contratti hanno visto la loro applicazione sia all'energia elettrica legata all'uso illuminazione o climatizzazione (ventilatori dei terminali aeraulici in ambiente) che all'energia termica per il riscaldamento e il raffrescamento ambientale.

L'attività di ricerca sui metodi di *fault detection and diagnostics* ha previsto nelle precedenti annualità lo sviluppo e l'implementazione su piattaforma (vedi Attività 3) di metodi robusti per l'individuazione automatica di valori **singolari** anomali di consumo elettrico e/o termico per effettuare analisi diagnostiche sulla rete di edifici. Le metodologie sviluppate sono basate sull'utilizzo di modelli inversi empirici sia statistici che di machine learning (intelligent methods), secondo un approccio di analisi di dati di monitoraggio relativa agli edifici nel loro insieme e non su singoli componenti. In particolare la ricerca si è concentrata sull'impiego di reti neurali artificiali (RNA) ed ensembling di reti neurali, così come di metodi di clustering, pattern recognition e data mining 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). La ricerca ha quindi prodotto processi robusti per l'individuazione di valori anomali di energia tenendo conto delle condizioni al contorno che li determinano, e attraverso analisi di data fusion per l'individuazione delle cause connesse più plausibili.

In questa annualità, invece, la ricerca si è focalizzata sullo sviluppo di una metodologia e di algoritmi per l'individuazione di **trend** anomali di energia termica per il cluster di edifici nel Centro ENEA della Casaccia.

Lo sviluppo di una procedura capace di individuare in modo automatico anomalie connesse ai profili temporali di energia richiesta risulta di fondamentale importanza poiché a tale opportunità è legata la possibilità di ottenere significativi risparmi energetici.

L'obiettivo è stato quindi individuare una procedura di analisi che consentisse di analizzare e riconoscere in modo automatico la forma (o l'aspetto) e l'entità del profilo giornaliero di energia termica di un edificio al fine di individuare anomalie nelle proprietà di sviluppo nel tempo della richiesta energetica ossia del "trend". Tali metodologie risultano importanti e innovative nella branca delle applicazioni di *fault detection and diagnostics* poiché i trend anomali di consumo di energia sono tra i fattori più importanti da rilevare, potendo essi rappresentare sintomi di guasti o di una scorretta gestione e quindi causa di dispendio energetico. Di seguito è dapprima descritto il framework concettuale seguito per lo sviluppo della metodologia, poi sono fatti alcuni cenni teorici sui metodi di machine learning utilizzati, e infine è presentato un caso applicativo della procedura sviluppata relativo all'energia termica richiesta per il riscaldamento ambientale di un edificio (edificio F66) facente parte del cluster.

2.5.1 Framework metodologico alla base del processo di trend detection

La prima fase del processo sviluppato ha avuto l'obiettivo di individuare profili di consumo giornalieri caratteristici o tipici e cioè privi di anomalie (fault free) e tali da rappresentare trend di "riferimento" o di "benchmark" rispetto ai quali individuare la condizione di anomalia del trend di profilo temporale di consumo energetico di testing. Di seguito è descritta la procedura adottata per arrivare alla determinazione dei profili di "benchmark" (Fase 1 e Fase 2 illustrate in Figura 1).

Il data set a disposizione è stato elaborato in modo tale da avere valori di potenza termica media su base oraria. A tal fine sono state condotte dapprima opportune analisi di "data preparation" sul data set. A valle degli opportuni processi tipici della fase di *data preparation* (quali *data cleaning*, copertura dei *missing data*

e *outlierdetection*), sono state effettuate analisi di statistica descrittiva al fine di individuare correlazioni tra le variabili, range di variazione, frequenze di accadimento e analisi di visualizzazione per mezzo di rappresentazioni del tipo *box plot* e *scatter plot* della potenza termica media oraria. La seconda fase, direttamente scaturita dai risultati ottenuti dalla fase precedente, ha previsto la partizione del data set (*data partitioning*). Questa fase si è resa necessaria dopo un'attenta valutazione condotta attraverso analisi statistica descrittiva e procedure di visualizzazione dati, oltre che attraverso l'esperienza del dominio da parte dell'analista. La partizione è consistita nella suddivisione del data set in tre diversi sub-data set: il primo relativo ai giorni feriali dal Lunedì al Venerdì considerando solo il periodo lavorativo (dalle 8:00 a.m alle 17:00 p.m.), il secondo relativo ai giorni feriali considerando solo il periodo non lavorativo (dalle 17:00 pm alle 8 a.m.), il terzo relativo ai giorni festivi e non lavorativi considerando l'intero periodo di una giornata (Sabato e Domenica e festivi).

A valle di questa partizione è stato poi applicato ad ogni sub-dataset un algoritmo di clustering (K-Means) considerando come unica variabile la potenza termica media oraria per ogni giorno. Dall'analisi dei dati a disposizione è scaturita infatti una debole relazione della potenza termica richiesta per il riscaldamento dalle altre variabili monitorate (temperatura interna, temperatura esterna, radiazione solare, occupazione). Tale analisi ha consentito di individuare per ogni sub-data set, gruppi omogenei di profili di potenza termica che potessero essere etichettati attraverso una variabile categorica relativa al cluster di riferimento.

La fase successiva è consistita nell'individuazione per ogni sub-dataset di fattori adimensionali capaci di rappresentare in maniera sintetica la forma (*shape*) di un profilo giornaliero di potenza media oraria. Questi fattori, come sarà più chiaro di seguito, sono basati sul rapporto tra potenze o energie tipiche del profilo sotto osservazione. All'interno di ogni sub-dataset e di ogni cluster individuato, sono stati pertanto calcolati i fattori adimensionali per ogni profilo orario di potenza termica media.

Di seguito è stato sviluppato per ogni sub-dataset un albero di classificazione attraverso l'algoritmo CART, utilizzando come predittori i fattori adimensionali e come target o variabile da classificare il cluster di riferimento. In altre parole è stato sviluppato un classificatore che sulla base dei valori dei fattori adimensionali relativi al profilo sotto osservazione è capace di associarlo a uno o più cluster di riferimento.

I profili orari di potenza termica media appartenenti ai nodi finali di ogni albero di classificazione sviluppato, sono stati successivamente raggruppati. Il calcolo della mediana della potenza termica oraria all'interno di ogni nodo finale ha condotto alla determinazione di un profilo di benchmark o di riferimento. All'interno di ogni nodo finale, inoltre, è stato calcolato l'intervallo di confidenza con probabilità del 95%. Ne è scaturito pertanto la determinazione di un profilo superiore e inferiore rispetto al profilo di benchmark, rappresentanti l'incertezza del profilo di riferimento.

Al fine di attivare il processo diagnostico di trend detection pertanto la procedura prevede che il profilo di testing per mezzo del classificatore sia associato e poi comparato a uno dei profili di benchmark individuati. Una volta individuato il profilo di benchmark con la sua incertezza relativa da comparare, l'analisi di trend detection si basa sulla valutazione di due diversi indicatori attraverso i quali è possibile definire e quantificare la potenziale anomalia di trend (Fase 3 in Figura 1). Il primo indicatore prevede il calcolo della norma dei residui e fornisce indicazioni circa lo scostamento dei valori assoluti di potenza termica assunti del profilo di testing. Il secondo indicatore invece si basa sulla valutazione dell'angolo di incidenza per ogni ora tra il profilo di testing e il profilo di riferimento. L'opportunità che per ogni ora possano verificarsi o andamenti opposti tra il profilo di benchmark e il profilo di testing (per esempio uno decrescente e l'altro crescente) o andamenti divergenti (stesso segno dei coefficienti angolari dei profili ma valori diversi) si manifesta attraverso questo secondo indicatore.

Di seguito sono dapprima forniti alcuni cenni teorici sugli algoritmi utilizzati, e poi per ogni fase sopra brevemente descritta vengono forniti dettagli anche attraverso un esempio applicativo.

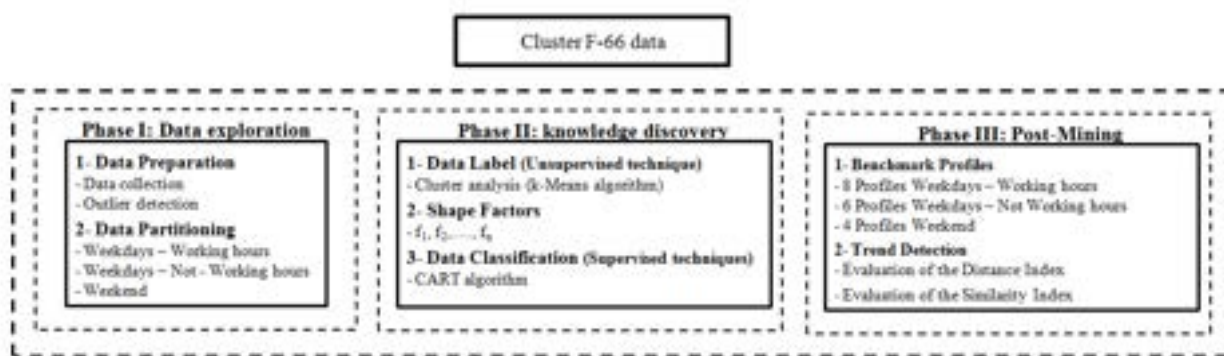


Figura 1 - Framework logico del processo di trend detection

2.5.2 Tecniche di data mining per analisi di trend detection

Come accennato, sono state sperimentate le potenzialità e una tecnica di clustering (K-Means) e di un algoritmo di classificazione (CART) al fine di individuare i profili di riferimento o di benchmark, questi essenziali per operare la procedura di trend detection. 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 nei trend. 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).

2.5.2.1 Clustering dei dati con l'algoritmo K-Means

Il passo fondamentale nella cluster analysis è la scelta di una misura della somiglianza (o dissomiglianza esistente fra le unità statistiche). I caratteri rilevanti possono essere espressi in quattro distinte scale di misura: nominali, ordinali, per intervalli e per rapporti. I caratteri qualitativi possono essere misurati solo con riferimento alle prime due, mentre le variabili ammettono scale di qualunque tipo. Nel caso di caratteri quantitativi possono essere utilizzati vari tipi di indici di distanza (Hartigan, 1975) di cui i più utilizzati sono:

Distanza euclidea (**Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.**), che corrisponde al concetto geometrico di distanza nello spazio multidimensionale.

$$d_{hk} = \left\{ \sum_{v=1}^p w_v (x_{hv} - x_{kv})^2 \right\}^{1/2}$$

Dove x_{hv}, x_{kv} sono le coordinate dei due punti P_h e P_k nello spazio cartesiano sulla variabile x_v e w_v è il peso attribuito alla variabile.

- *Quadrato della distanza euclidea*, qualora si voglia dare un peso progressivamente maggiore agli oggetti che stanno oltre una certa distanza.
- *Distanza di Manhattan* è semplicemente la differenza media fra le dimensioni.

$$d_{hk} = \sum |x_{hv} - x_{kv}| w_v$$

Consigliata in generale quando le variabili di classificazione sono su scala ordinale.

- *Distanza di Chebychev* può essere appropriata nei casi in cui si voglia definire due oggetti come "differenti" se essi sono diversi in ciascuna delle dimensioni.

$$d_{hk} = \max |x_{hv} - x_{kv}|$$

- *Distanza di Mahalanobis* è quella distanza che tiene conto anche delle interdipendenze esistenti tra le p variabili utilizzate ridimensionando il peso delle variabili portatrici di informazioni eccedenti, già fornite da altre.

$$D_{hk}^2 = (x_h - x_k)W^{-1}(x_h - x_k) \text{ con } h \neq k = 1, \dots, n$$

Dove x_h e x_k sono i vettori con le osservazioni sugli individui h e k e W è la matrice di varianza-covarianza tra le variabili osservate. Occorre fare attenzione nell'uso di questa distanza, infatti se sussiste collinearità tra le variabili, la matrice non è invertibile, e anche se, pur non essendovi collinearità, è presente una forte intercorrelazione, errori di misura o di calcolo possono condurre a pesanti distorsioni nei risultati.

2.5.2.2 Tipi di Algoritmi

Prima di focalizzare l'attenzione sugli algoritmi partizionati oggetto di questo studio, è opportuno fornire un breve sguardo d'insieme sui possibili tipi di dati da trattare e sui diversi approcci algoritmi al clustering. Si è già accennato nella parte introduttiva l'importanza del concetto di similarità, in particolare occorre definire in modo quantitativo la misura della distanza fra i pattern da analizzare. I tipi di dati con cui devono lavorare gli algoritmi di clustering possono essere raggruppati nelle seguenti categorie:

- *Dati quantitativi*: ossia semplici dati numerici, dove ogni pattern è un vettore che ne rappresenta quantitativamente le caratteristiche;
- *Dati categorici*: cioè dati sui quali non ha senso eseguire operazioni matematiche (es, calcolo della distanza);
- *Dati metrici*: dati per i quali è definita una funzione distanza che associa a due pattern un numero reale che rappresenta la distanza fra essi, ovviamente i dati quantitativi rientrano in questa categoria che però risulta più estesa.

Tralasciando i metodi che trattano i dati categorici, gli algoritmi possono essere meglio suddivisi in quattro classi:

- *Algoritmi partizionati*;
- *Algoritmi gerarchici*;
- *Algoritmi basati sulla suddivisione dello spazio*;
- *Algoritmi basati sulla densità*.

2.5.2.3 Algoritmi partizionati K-MEANS

Gli algoritmi basati sul partizionamento sono stati a lungo gli algoritmi più diffusi prima dell'avvento del data mining. Essi provvedono alla suddivisione di n pattern di input, rappresentanti in uno spazio d -dimensionale, in k cluster, in modo da minimizzare un certo criterio di convergenza rappresentante la deviazione totale di ogni pattern dal centro del suo cluster, tipicamente si minimizza l'errore quadratico, ossia la somma dei quadrati della distanza di ciascun pattern dal centro del proprio cluster.

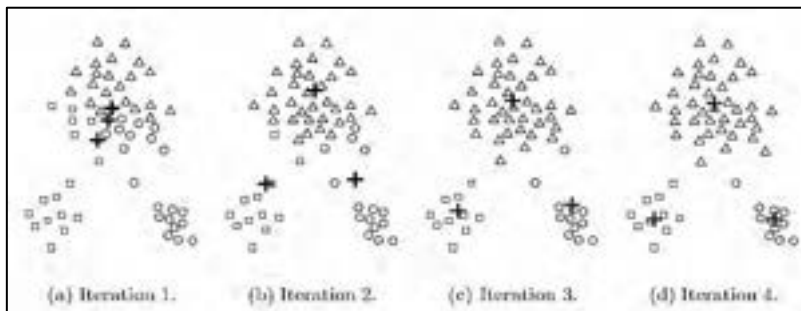


Figura 2. Algoritmo iterativo per la formazione dei cluster nel metodo K-Means.

Tali algoritmi operano iterativamente secondo il seguente schema di massima che ricalca l'algoritmo noto come **k-MEANS** (MacQueen, 1967):

- Scelta arbitraria di k centri come soluzione iniziale;
- Calcolo del cluster di appartenenza di ciascun pattern in accordo con l'attuale scelta dei k centri;
- Ricalcolo dei centri dei cluster;
- Iterazione tornando al secondo punto se non è soddisfatto il criterio di convergenza.

Uno dei fattori limitanti di questa categoria sta nel fatto di dover stabilire a priori il parametro k , cioè il numero di cluster in cui raggruppare i pattern. Questo tipo di approccio si concilia male con una attività non supervisionata, e d'altronde una ricerca iterativa del migliore valore di k introdurrebbe ulteriori complessità.

E' evidente come un valore errato di k conduca a risultati decisamente scadenti anche per problemi di clustering apparentemente semplici. Un altro elemento dequalificante gli algoritmi partizionati è costituito dalla forte dipendenza del risultato dalla scelta dei k centri iniziali. Infatti nonostante le successive iterazioni tendano a migliorare il risultato, può capitare, dipendentemente dalla scelta iniziale, di terminare in un minimo locale che risulta ben lontano dall'ottima suddivisione dei pattern.

Altri due aspetti di questo metodo devono essere messi in luce. In primo luogo l'impossibilità di indentificare cluster di forma arbitraria, infatti dal momento che questi algoritmi assegnano i pattern ai cluster in base alla distanza dal rispettivo centro, la forma risultante sarà tipicamente sferica (in realtà dipende dalla distanza di fusione utilizzata, comunque la forma risulta convessa). In generale 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.

Secondariamente gli algoritmi partizionati non tengono conto della presenza di rumore, ossia di pattern non significativi, detti *noisepointi/outliers*, che anziché essere identificati e quindi scartati in quanto rumore, vanno ad influenzare il risultato finale spesso in modo significativo.

2.5.2.4 Classificazione dei dati con metodo CART

Riguardo al metodo di classificazione, 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 dalla potenza per ogni step temporale per l'uso finale riscaldamento), al fine di suddividere il campione di dati in classi omogenee rappresentanti i

profili di riferimento. *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 (rulesbasedapproach) 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 classificationtree include i nodi non terminali (*parentnodes*), i quali hanno due discendenti diretti (*childnodes*), ed i nodi terminali che non subiscono ulteriori bipartizioni (*terminal nodes*). Il primo nodo non terminale o parentnode contiene tutte le osservazioni che vengono immediatamente suddivise in due gruppi o in due childnodes. Ogni childnode diventa un parentnode e viene ancora suddiviso in due childnodes. 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 parentnode 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 paria n 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:

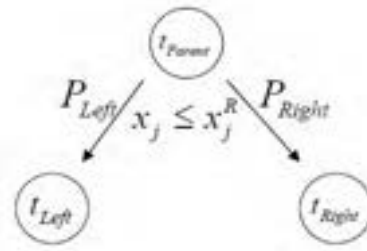


Figura 3. Algoritmo per lo split del metodo CART.

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 è 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**":

- 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;
- 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 , 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).

2.5.3 Risultati: Applicazione del processo di trend detection ai consumi energetici del cluster di edifici

Di seguito la metodologia individuata per operare analisi di trend detection è descritta nel dettaglio attraverso la sua applicazione a un caso di studio. In particolare sono stati analizzati alcuni mesi invernali della stagione 2014-2015 di potenza termica richiesta per il riscaldamento invernale. L'edificio che è stato preso a riferimento è l'edificio F66 facente parte del cluster di edifici situati nel centro ENEA della Casaccia.

2.5.3.1 Individuazione di profili simili attraverso analisi di clustering

Il data set è stato dapprima oggetto di una procedura di *data preparation*. In particolare, al fine di ottenere un data set privo di valori anomali, sono stati eliminati tutti gli outlier che davano luogo a profili di potenza termica anomali e cioè poco frequenti o affetti da errori legati alla misurazione. Tale procedura è stata effettuata attraverso l'ausilio di tecniche statistiche (metodi di outlier detection) e attraverso l'esperienza dell'analista.

Ottenuto un data set robusto, la prima fase della procedura, come sopra accennato, ha avuto l'obiettivo di individuare dei profili di riferimento (fault free) o di benchmark attraverso i quali l'analisi di trend detection viene condotta.

A tal fine è stata applicata un'analisi di clustering con un algoritmo del tipo k-Means con il fine di individuare gruppi di giorni simili rispetto al profilo orario giornaliero di potenza termica media per il riscaldamento ambientale. Il data set è stato preventivamente suddiviso in tre distinti sub-data set: quello relativo ai giorni feriali considerando il solo orario lavorativo, quello dei giorni feriali considerando l'orario non lavorativo, e quello relativo ai fine settimana e ai giorni festivi. Tale suddivisione è stata operata attraverso l'osservazione dei profili di potenza che assumevano caratteri marcatamente diversi durante questi diversi periodi.

Inoltre dopo aver effettuato un'opportuna analisi di sensibilità rispetto alle variabili influenzanti il consumo energetico di riscaldamento, si è dedotto che la più corretta operazione di clustering per la natura dei dati a disposizione era opportuno condurla considerando la sola variabile potenza termica media oraria.

L'algoritmo k-Means si è dimostrato particolarmente efficace nell'individuare cluster omogenei di profili tipici per ogni sub-dataset analizzato. Il numero di cluster individuato è pari a 3 per il data set relativo ai giorni feriali durante l'orario lavorativo, a 3 durante per i giorni feriali durante l'orario non lavorativo e a 2 per i giorni festivi e di fine settimana.

In Figura , 7 e 8 sono rappresentati i profili di potenza simili raggruppati in uno dei cluster individuati per i tre diversi sub-data set, e in particolare rispettivamente per giorni feriali durante l'orario lavorativo, i giorni feriali durante l'orario non lavorativo e i giorni festivi e fine settimana.

E' evidente dall'analisi delle figure che l'algoritmo di cluster è risultato capace di raggruppare per ogni sub data set giorni simili in termini di profili di potenza con elevata efficacia.

Ciò è dimostrato anche dal valore di ESD che si è ricavato, rappresentato nelle figure 4 e 6 rispettivamente per i giorni feriali con orario lavorativo e per i giorni feriali in orario non lavorativo. E' evidente che gli oggetti all'interno di ogni cluster sono caratterizzati da elevata similarità mentre sono diversi tra un cluster ed un altro.

L'individuazione dei cluster di riferimento per ogni sub data set è risultata operazione fondamentale e propedeutica alla costruzione di un albero di classificazione. Infatti, etichettando i profili simili individuati con il relativo cluster di riferimento è stato possibile utilizzare questa variabile categoriale all'interno di un albero di classificazione.

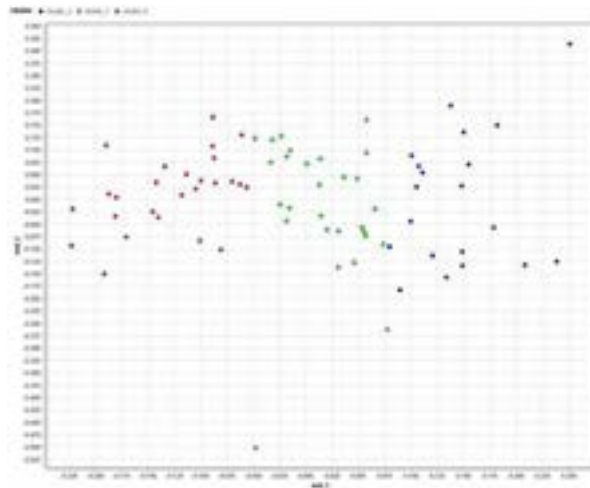


Figura 4. Rappresentazione degli oggetti all'interno di un cluster individuato (giorni feriali durante l'orario lavorativo)

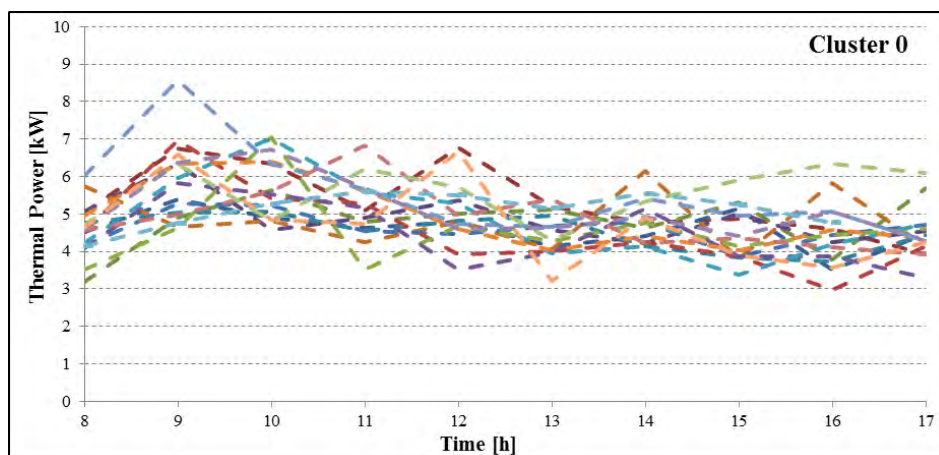


Figura 5. Profili di potenza termica media appartenenti a un cluster di riferimento (giorni feriali durante l'orario lavorativo)

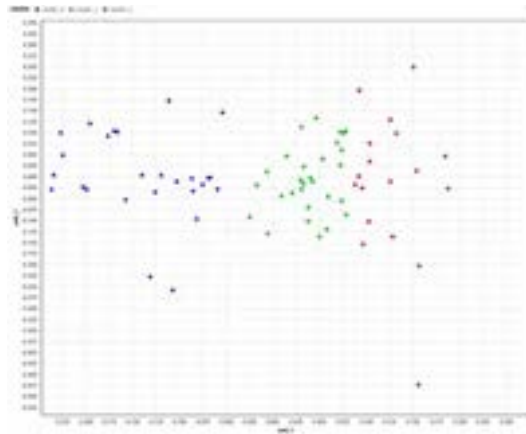


Figura 6. Rappresentazione degli oggetti all'interno di un cluster individuato (giorni feriali durante l'orario non lavorativo)

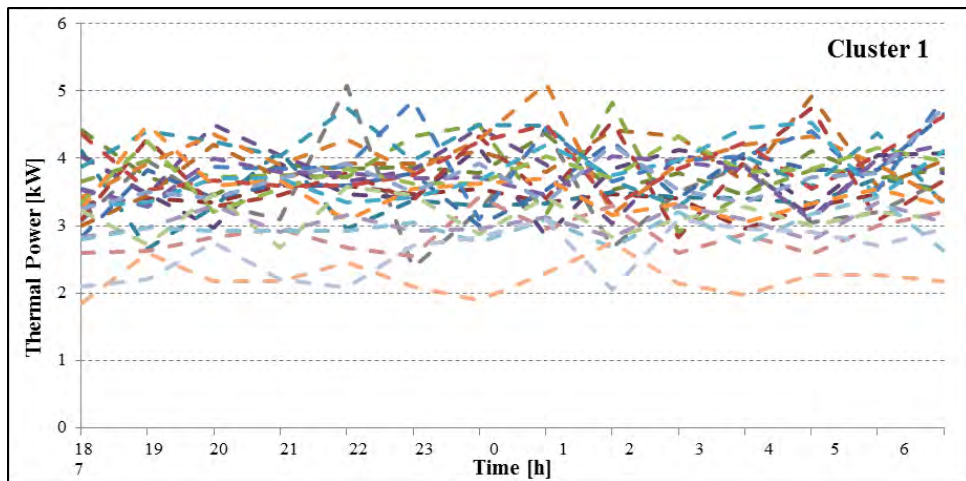


Figura 7. Profili di potenza termica media appartenenti a un cluster di riferimento (giorni feriali durante l'orario non lavorativo)

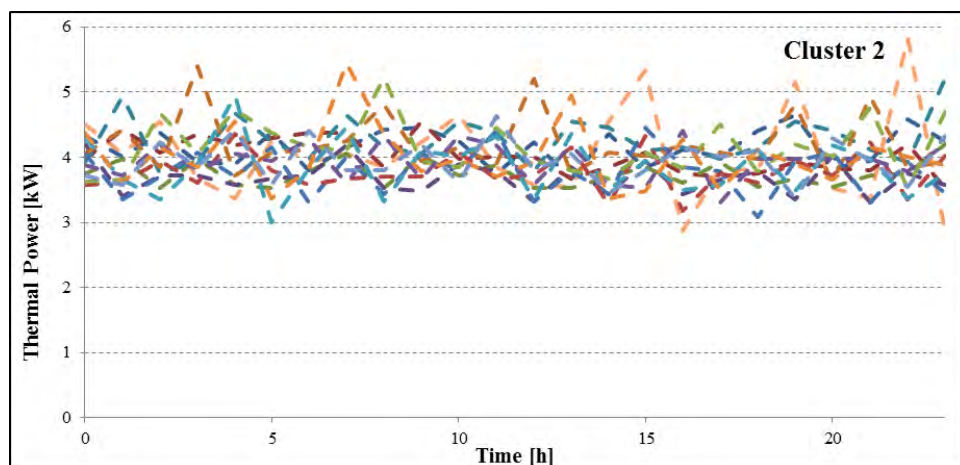


Figura 8. Profili di potenza termica media appartenenti a un cluster di riferimento (giorni festivi e fine settimana)

2.5.3.2 Fattori adimensionali di forma

Al fine di individuare le variabili rispetto alle quali condurre il processo di classificazione supervisionata sono state condotte opportune analisi di sensibilità e sulla base di queste analisi sono stati individuati diversi fattori o indicatori adimensionali capaci di rappresentare in maniera sintetica la forma di un profilo di potenza media oraria per ogni sub-data set. I fattori individuati sono presentati nella Tabella 4, 2 e 3 relativamente ai tre sub data set analizzati. Si tratta di fattori adimensionali con un valore variabile tra 0 e 1 caratterizzati dal rapporto tra potenze o energie medie su base giornaliera. In particolare il fattore f_1 è definito come il rapporto tra la potenza media del periodo giornaliero considerato e la potenza massima giornaliera, il fattore f_2 come il rapporto tra la potenza minima del periodo giornaliero considerato e la potenza massima del periodo giornaliero considerato, il fattore f_3 come il rapporto tra la potenza minima e la potenza media del periodo giornaliero considerato. I fattori f_4 ed f_5 invece descrivono l'impatto sul profilo giornaliero di potenza termica, del periodo lavorativo e del periodo di pausa pranzo: in particolare il fattore f_4 è definito come il prodotto del rapporto tra la potenza media durante l'orario di lavoro e la potenza media giornaliera, e del rapporto tra il numero di ore lavorative sul numero di ore in un giorno, mentre il fattore f_5 è definito come il prodotto del rapporto della potenza media nel periodo di pausa pranzo e la potenza media giornaliera, e del rapporto tra il numero di ore del periodo della pausa pranzo e il numero di ore in un giorno. Il numero di ore del periodo di lavoro e il numero di ore della pausa pranzo è stato ricavato attraverso un'analisi diretta del data set a disposizione. Il fattore $f_{4'}$ (night impact) invece è definito come il prodotto del rapporto tra la potenza media durante le ore non lavorative e la potenza media giornaliera, per il rapporto tra le ore non lavorative e le ore in un giorno.

Attraverso opportune analisi di testing e di sensibilità i fattori sopra descritti si sono dimostrati ottimi descrittori della forma del profilo orario di potenza termica media per ogni sub data set considerato. I fattori adimensionali sono stati calcolati ora per ora per ogni profilo di potenza termica relativamente a ogni sub-data set e poi utilizzati come variabili (predittori) per classificare i profili in relazione ai cluster individuati.

La costruzione del classificatore è descritta nella prossima sezione.

Tabella 4 - Fattori di Forma Giorni Feriali – Ore Lavorative (8:00 – 18:00)

Fattore	Definizione	Periodo di acquisizione
Daily P_{avg}/P_{max}	$f_1 = P_{avg,day,w} / P_{max,day,w}$	Ore lavorative (10 h lavorative, dalle 8:00 a.m. alle 18:00 p.m.)
Daily P_{min}/P_{max}	$f_2 = P_{min,day,w} / P_{max,day,w}$	Ore lavorative (10 h lavorative, dalle 8:00 a.m. alle 18:00 p.m.)
Daily P_{min}/P_{avg}	$f_3 = P_{min,day,w} / P_{avg,day,w}$	Ore lavorative (10 h lavorative, dalle 8:00 a.m. alle 18:00 p.m.)
Work Impact	$f_4 = 10/24 P_{avg,work} / P_{avg,day}$	1 giorno (10 h lavorative, dalle 8:00 a.m. alle 18:00 p.m.)
Lunch Impact	$f_5 = 2/24 P_{avg,lunch} / P_{avg,day}$	1 giorno (2 h pausa pranzo, dalle 12:00 a.m. alle 14:00 p.m.)

Tabella 5 - Fattori di Forma Giorni Feriali – Ore non Lavorative (18:00 – 8:00)

Fattore	Definizione	Periodo di acquisizione
Daily P_{avg}/P_{max}	$f_1 = P_{avg,day,nw} / P_{max,day,nw}$	Ore non lavorative (14 ore, dalle 18:00 p.m. alle 8:00 a.m.)
Daily P_{min}/P_{max}	$f_2 = P_{min,day,nw} / P_{max,day,nw}$	Ore non lavorative (14 ore, dalle 18:00 p.m. alle 8:00 a.m.)
Daily P_{min}/P_{avg}	$f_3 = P_{min,day,nw} / P_{avg,day,nw}$	Ore non lavorative (14 ore, dalle 18:00 p.m. alle 8:00 a.m.)
Night Impact	$f_{4'} = 14/24 P_{avg,night} / P_{avg,day}$	1 giorno (14 h non lavorative, dalle 18:00 p.m. alle 8:00 a.m.)

Tabella 6 - Fattori di Forma Giorni Festivi

Fattore	Definizione	Periodo di acquisizione
Daily P_{avg}/P_{max}	$f_1 = P_{avg,day} / P_{max,day}$	1 giorno
Daily P_{min}/P_{max}	$f_2 = P_{min,day} / P_{max,day}$	1 giorno
Daily P_{min}/P_{avg}	$f_3 = P_{min,day} / P_{avg,day}$	1 giorno

2.5.3.3 Costruzione degli alberi di classificazione

La fase successiva è consistita, al fine di automatizzare il processo di diagnostica, nello sviluppo di un classificatore che permettesse di individuare sulla base di variabili rappresentative ed esplicative (predittori) uno o più cluster di profili di potenza similprecedentemente individuato. Questa fase è stata sviluppata costruendo alberi di classificazione del tipo CART (classificazione and regression tree) i quali, sulla base dei valori dei fattori adimensionali sopra introdotti consentendo di stimare la variabile categorica legata al cluster ("cluster n°") per ogni sub-data set. In altre parole, ogni classificatore costruito per ogni sub-data set, consente di individuare sulla base dei fattori di forma adimensionali il gruppo omogeneo di profili simili appartenenti a un cluster o a più cluster. E' stato pertanto sviluppato un albero di classificazione per ogni sub data set e sono state conseguentemente ricavate delle semplici regole decisionali che guidano il processo di classificazione.

Nella figura seguente è riportato un esempio di albero di classificazione sviluppato per il data set relativo ai giorni feriali e alle ore lavorative.

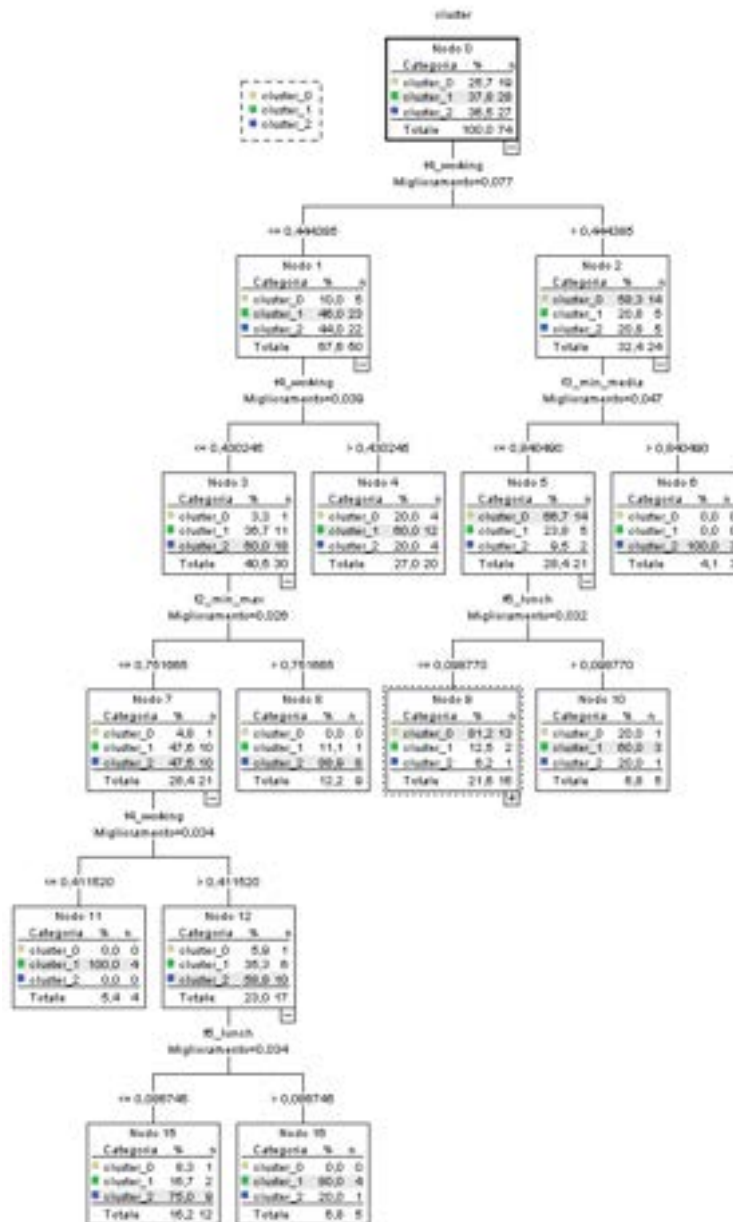


Figura 9. Albero di classificazione relativo al sub data set giorni feriali e ore lavorative

Nelle tabelle seguenti, invece, sono riportate le regole decisionali scaturite dagli alberi di classificazione sviluppati relativamente ai tre sub-data set analizzati. I nodi finali rappresentano un insieme di profili aventi caratteristiche di omogeneità e che possono anche provenire da cluster diversi.

Una volta raggruppati i profili appartenenti a ogni nodo finale, il profilo di benchmark è stato individuato attraverso il calcolo della mediana dei valori di potenza media di questi profili per ogni ora. In questo modo a ogni nodo finale corrisponde un profilo di riferimento mediano. Al fine di considerare la dispersione dei valori orari di potenza all'interno di ogni nodo finale, è stato valutato anche un intervallo di confidenza che ha permesso di valutare un profilo superiore e un profilo inferiore rispetto a quello di benchmark rappresentanti la banda di incertezza.

Tabella 7 - Regole classificazione Giorni Feriali – Ore Lavorative (8:00 – 18:00)

N° REGOLA	REGOLA DI CLASSIFICAZIONE
1	se $f_4 > 0,4444$ e $f_3 > 0,8404$ → PROFILO 1
2	se $f_4 > 0,4444$ e $f_3 > 0,8404$ e $f_6 > 0,0988$ → PROFILO 2
3	se $f_4 \leq 0,4444$ e $f_4 > 0,4302$ → PROFILO 3
4	se $f_4 \leq 0,4302$ e $f_2 > 0,7517$ → PROFILO 4
5	se $f_4 \leq 0,4302$ e $f_2 \leq 0,7517$ e $f_4 \leq 0,4115$ → PROFILO 5
6	se $f_4 \leq 0,4444$ e $f_3 \leq 0,8404$ e $f_6 \leq 0,0988$ → PROFILO 6
7	se $f_4 \leq 0,4302$ e $f_2 \leq 0,7517$ e $f_4 > 0,4115$ e $f_6 \leq 0,0867$ → PROFILO 7
8	se $f_4 \leq 0,4302$ e $f_2 \leq 0,7517$ e $f_4 > 0,4115$ e $f_6 > 0,0867$ → PROFILO 8

Tabella 8 - Regole classificazione Giorni Feriali – Ore non Lavorative (18:00 – 8:00)

N° REGOLA	REGOLA DI CLASSIFICAZIONE
1	se $f_2 \leq 0,5920$ → PROFILO 1
2	se $f_2 > 0,5920$ e $f_1 > 0,9125$ → PROFILO 2
3	se $f_2 > 0,5920$ e $f_1 \leq 0,9125$ e $f_3 \leq 0,7747$ → PROFILO 3
4	se $f_2 > 0,5920$ e $f_1 \leq 0,9125$ e $f_3 \leq 0,8204$ e $f_2 > 0,7747$ → PROFILO 4
5	se $f_2 > 0,5920$ e $f_1 \leq 0,9125$ e $f_3 > 0,8204$ e $f_2 \leq 0,7422$ → PROFILO 5
6	se $f_2 > 0,5920$ e $f_1 \leq 0,9125$ e $f_3 > 0,8204$ e $f_2 > 0,7422$ → PROFILO 6

Tabella 9 - Regole classificazione Giorni Festivi

N° REGOLA	REGOLA DI CLASSIFICAZIONE
1	se $f_3 \leq 0,7788$ → PROFILO 1
2	se $f_3 > 0,7788$ e $f_1 > 0,8957$ → PROFILO 2
3	se $f_3 > 0,7788$ e $f_1 \leq 0,8957$ e $f_2 \leq 0,7517$ → PROFILO 3
4	se $f_3 \leq 0,7788$ e $f_1 \leq 0,8957$ e $f_2 > 0,7517$ → PROFILO 4

Nelle figure seguenti sono riportati i profili di benchmark e la relativa banda di incertezza per ogni nodo finale e per ogni sub data set. In particolare per il sub-data set relativo ai giorni feriali e alle ore di lavoro sono stati valutati 8 diversi profili di benchmark; per il sub-data set relativo ai giorni feriali e alle ore non lavorative sono stati individuati 6 profili di benchmark, mentre per il sub-data set relativo ai giorni festivi e ai fine settimana sono stati individuati 4 profili di benchmark.

Inoltre al fine di verificare la procedura di trend detection, sono stati individuati dei profili di potenza di testing che nella sezione successiva sono analizzati. In particolare per questi profili sono stati valutati i fattori adimensionali e sulla base delle regole di classificazione sono stati associati al rispettivo profilo di benchmark. I profili di testing introdotti sono rappresentati nelle figure seguenti dove è riportato il profilo di benchmark ai quali essi devono essere comparati e ai quali sono stati associati attraverso il classificatore. In questi casi è stato calcolato anche il profilo dei residui calcolati come la differenza per ogni ora della potenza del profilo di testing e quella relativa al profilo di benchmark.

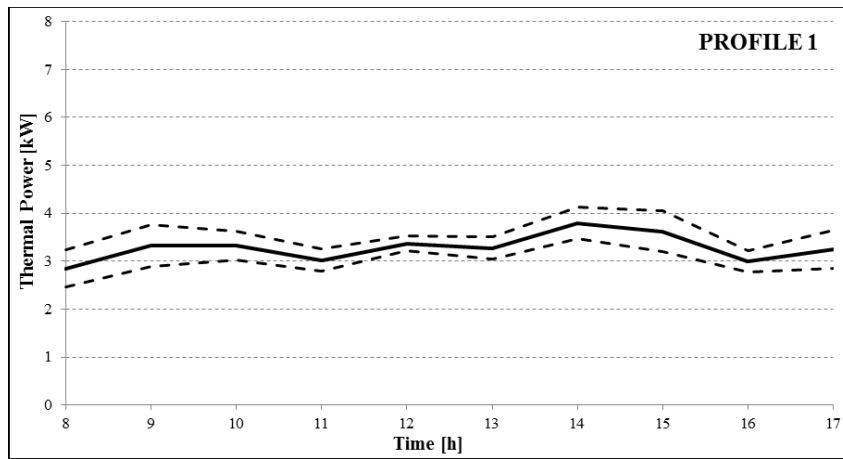


Figura 10. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

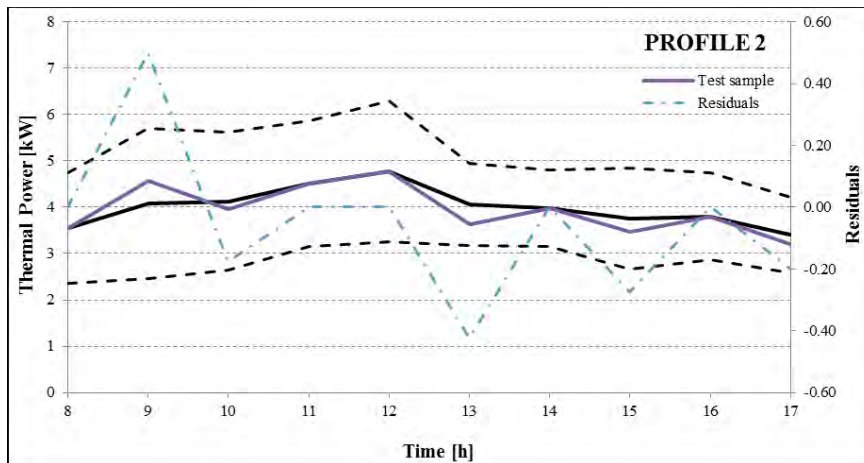


Figura 11. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

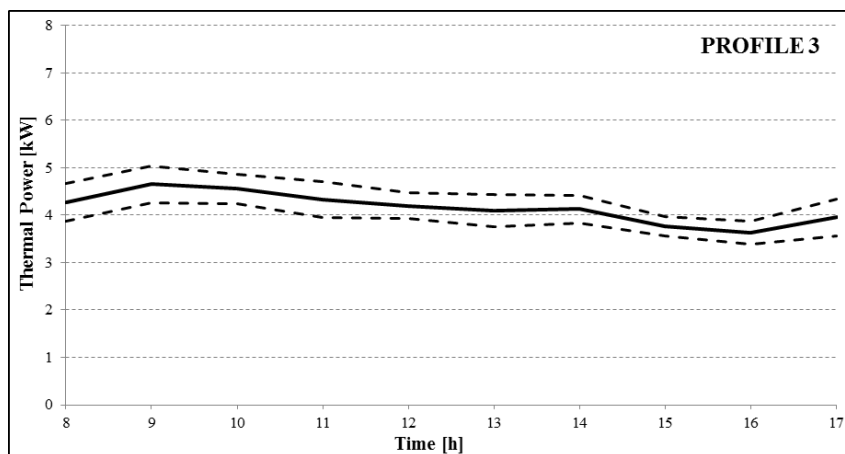


Figura 12. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

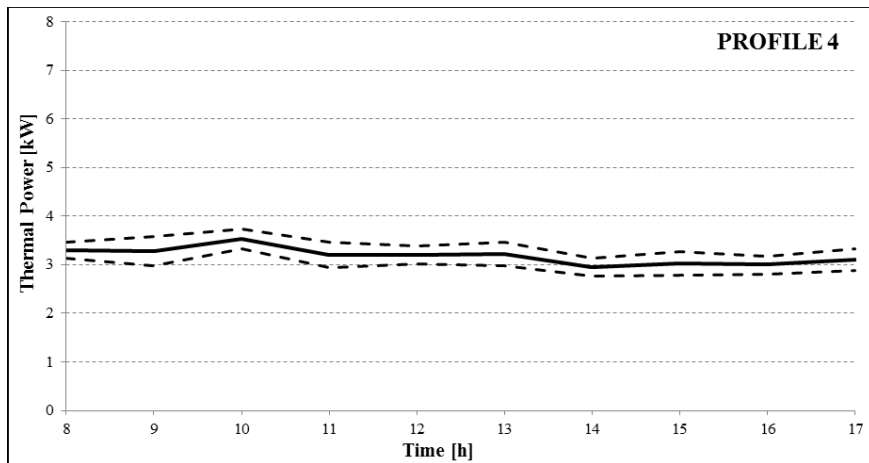


Figura 13. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

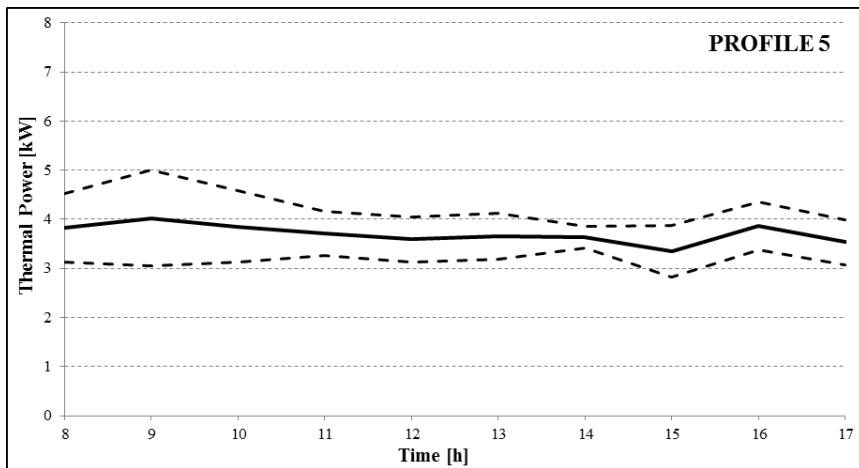


Figura 14. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

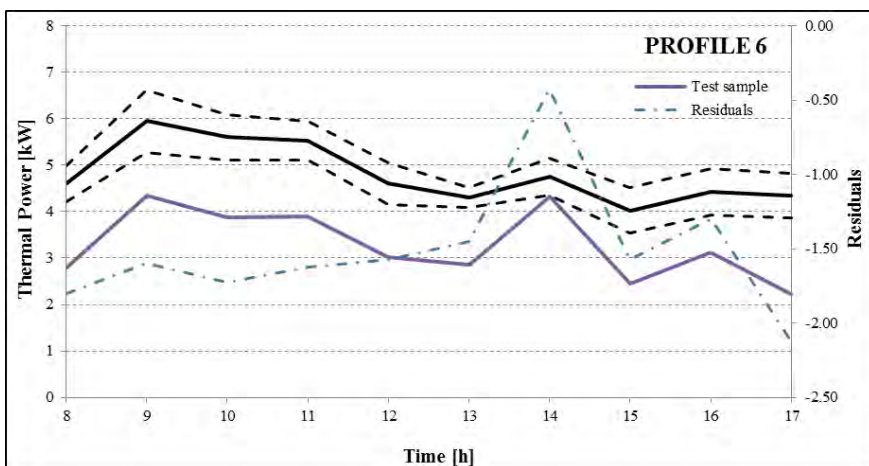


Figura 15. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

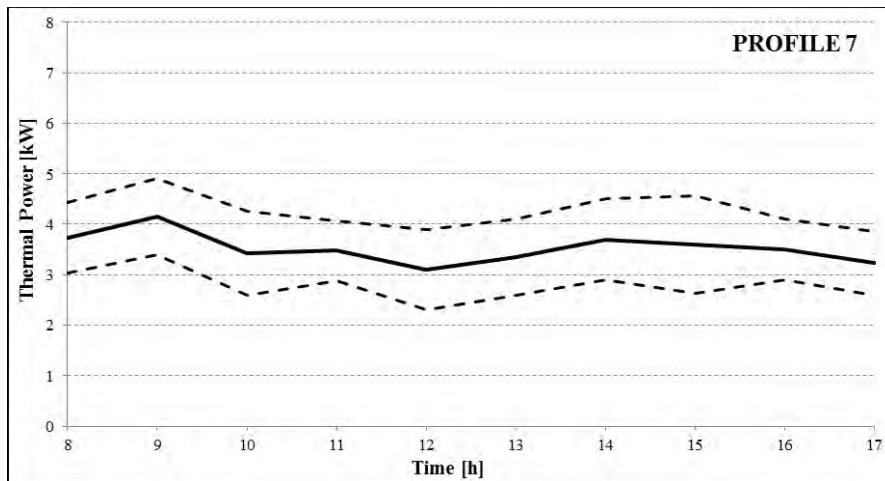


Figura 16. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

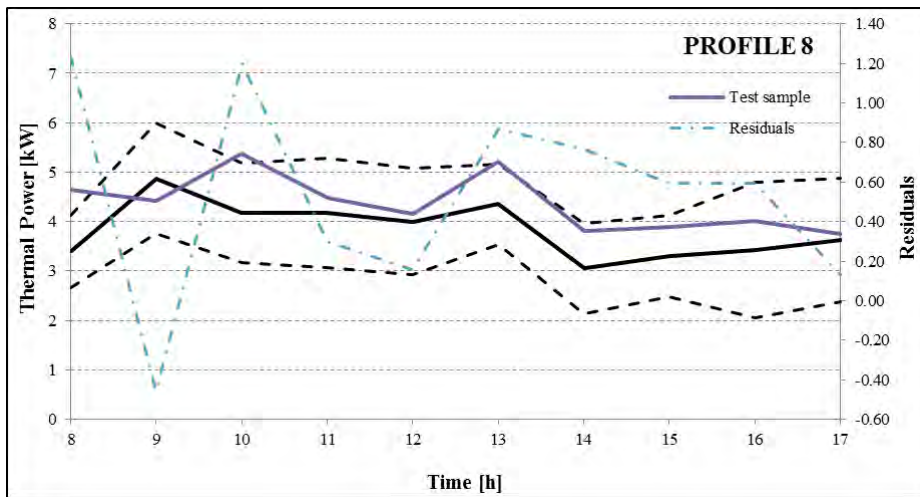


Figura 17. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore lavorative)

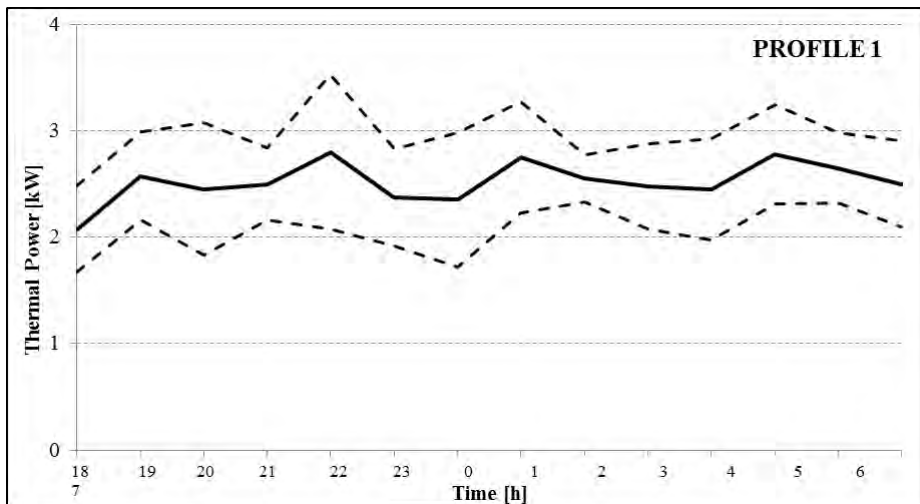


Figura 18. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore non lavorative)

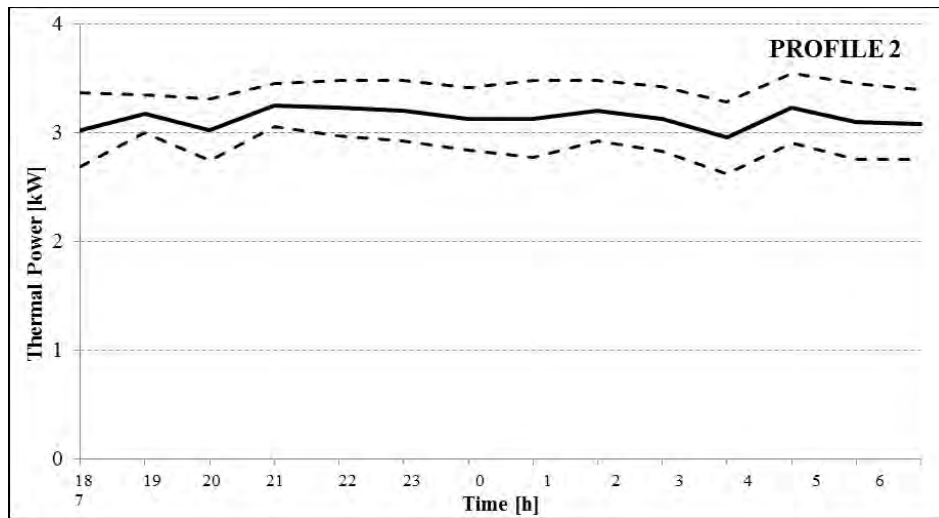


Figura 19. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore non lavorative)

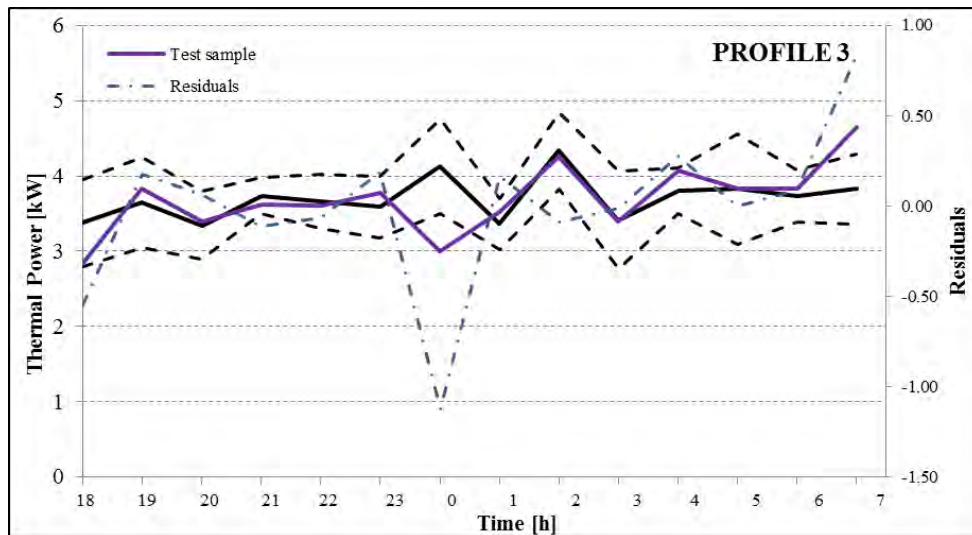


Figura 20. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore non lavorative)

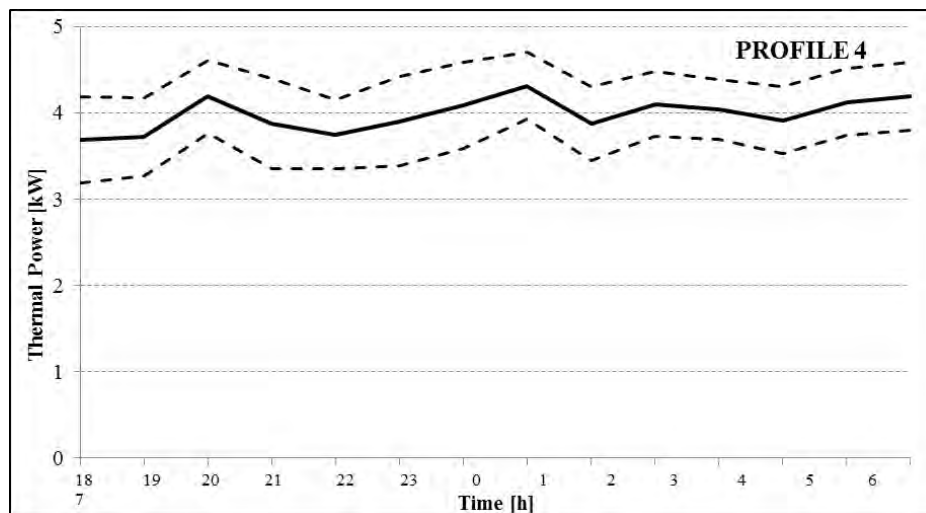


Figura 21. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore non lavorative)

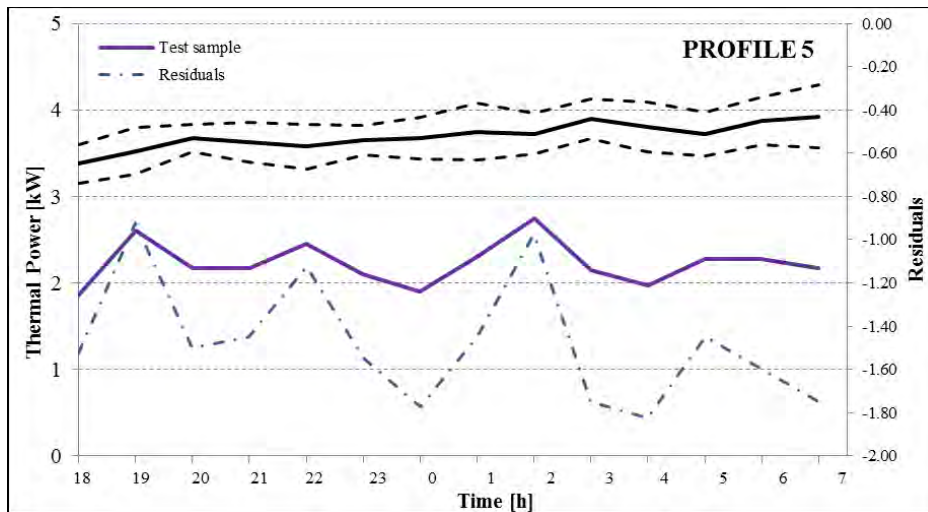


Figura 22. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore non lavorative)

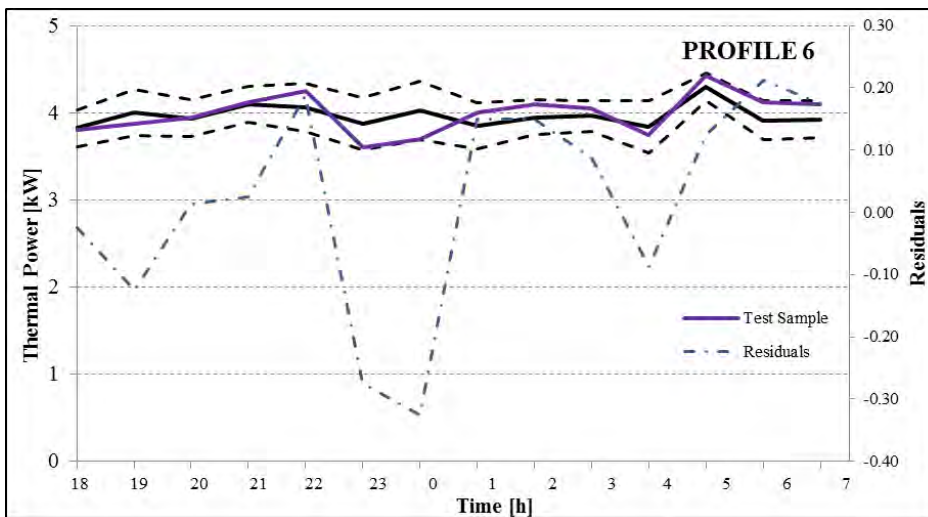


Figura 23. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni feriali e ore non lavorative)

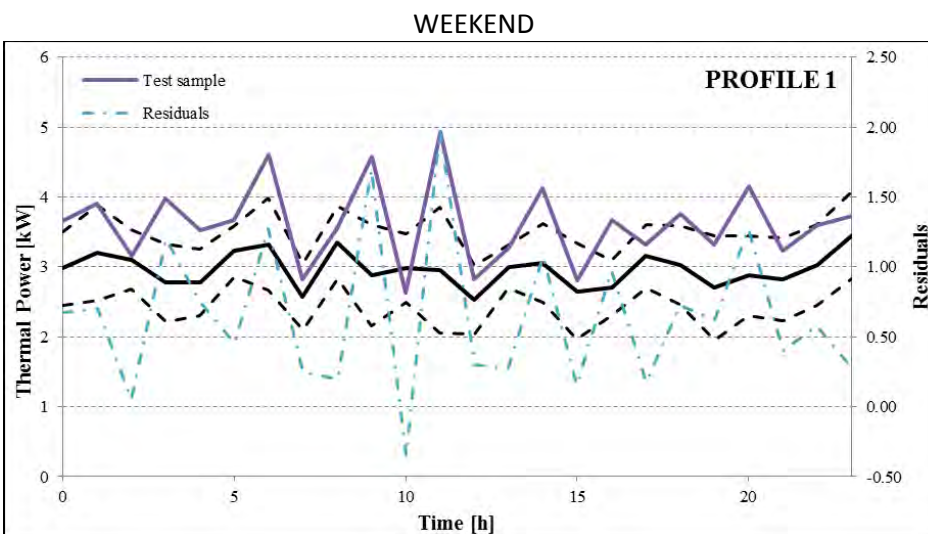


Figura 24. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni festivi e fine settimana)

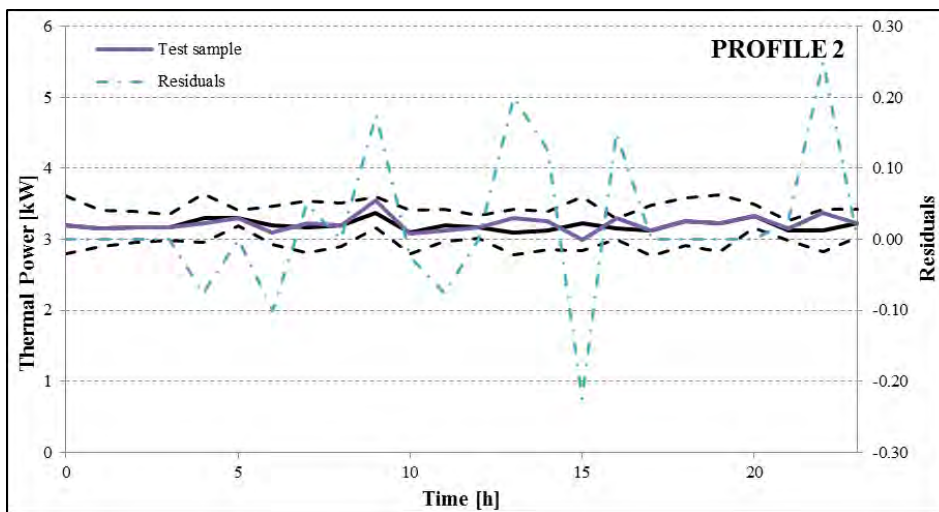


Figura 25. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni festivi e fine settimana)

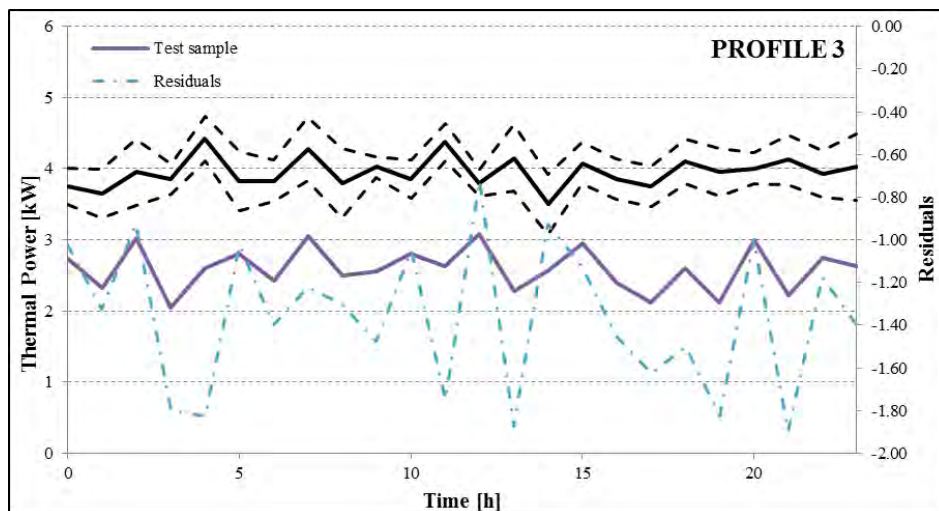


Figura 26. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni festivi e fine settimana)

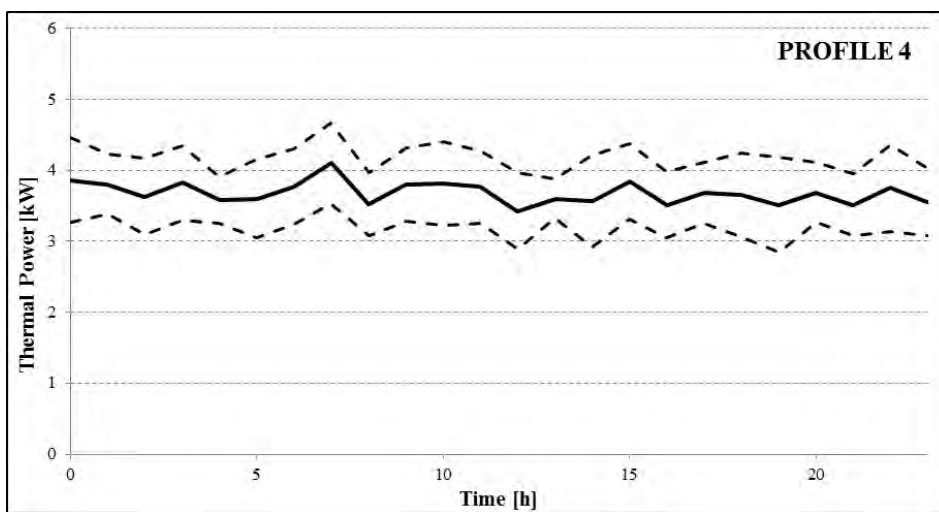


Figura 27. Profilo di benchmark di potenza media oraria e relativa banda di incertezza (giorni festivi e fine settimana)

2.5.3.4 Procedura per l'individuazione del trend anomalo

Una volta individuati i profili di benchmark e le relative incertezze, il processo diagnostico di trend detection di un profilo orario di potenza termica prevede due fasi:

1. il profilo attuale viene dapprima associato ad uno deibenchmark tramite il classificatore;
2. successivamente il profilo sotto osservazione viene confrontato con quello di benchmark per stabilirne l'eventuale "anomalia".

In particolare il confronto tra i due profili si basa sulla valutazione di due diversi indicatori attraverso i quali è possibile definire e quantificare la potenziale anomalia di trend.

Il primo indicatore (**Distance Index, DI**) prevede il calcolo della norma dei residui (radice quadrata della somma dei quadrati dei residui tra profilo di riferimento e profilo attuale) e fornisce indicazioni circa lo scostamento dei valori assoluti di potenza termica assunti dal profilo da analizzare. E' quindi dato da:

$$DI = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{i,ref} - y_{i,act})^2}$$

dove n sono i valori medi orari di potenza termica considerati, y_{ref} è il profilo di benchmark e y_{act} è il profilo sotto osservazione.

Il secondo indicatore (**Similarity Index, SI**) consiste nella valutazione della "misura di similarità" (*similarity measure*) tra due trend come descritto in [60, 61, 62]. Tale misura è la media pesata delle "corrispondenze di similarità" (*similarity match, S_i*) tra le primitive dei due trend sui diversi intervalli Dt_i del periodo temporale in cui la stessa misura di similarità deve essere calcolata:

$$SI = \frac{\sum_{i=1}^n S_i \cdot Dt_i}{\sum_{i=1}^n Dt_i}$$

Nel nostro caso di studio gli intervalli Dt_i corrispondono sempre a 1 unità temporale (1 ora), di conseguenza la *similarity measure* SI è data semplicemente dalla media aritmetica dei *similarity match* S_i . Per quanto riguarda i *similarity match* S_i , si è scelto di basarne il calcolo sulla valutazione del coseno dell'angolo di incidenza per ogni ora tra il profilo sotto osservazione y_{act} e il profilo di riferimento y_{ref} . L'angolo di incidenza α può essere ricavato tramite la seguente relazione:

$$\alpha = \arctan\left(\frac{m_{act} - m_{ref}}{1 + m_{act} \cdot m_{ref}}\right)$$

dove m_{act} e m_{ref} indicano i coefficienti angolari dei suddetti profili. Più precisamente, i *similarity match* S_i sono calcolati come:

$$S_i = \begin{cases} 0 & , \text{ se } m_{act} \text{ e } m_{ref} \text{ hanno segni opposti} \\ \cos \alpha, & \text{ altrimenti} \end{cases}$$

Quindi nel caso in cui nel corso di un'ora si verificano andamenti opposti tra profilo di benchmark e profilo da analizzare (un profilo crescente e l'altro decrescente) il corrispondente *similarity match* S_i assume valore 0, in tutti gli altri casi un valore dato dal coseno dell'angolo di incidenza tra i due profili variabile tra 0 (quando uno solo dei profili è costante) e 1 (nel caso di profili con lo stesso andamento definito dai coefficienti angolari). In tal modo il Similarity Index, con valore compreso tra 0 e 1, considera complessivamente se per ogni ora si verificano o andamenti opposti tra il profilo di benchmark e il profilo di analisi o andamenti divergenti (stesso segno dei coefficienti angolari dei profili ma valori diversi) e permette di esprimere sinteticamente quanto gli andamenti dei due profili siano simili.

Una volta descritti gli indici, è possibile esplicitare la procedura che permette di definire e quantificare la potenziale anomalia di trend. Un trend orario di potenza termica è anomalo se:

- il Distance Index del profilo da analizzare è anomalo, cioè è maggiore del massimo Distance Index dei profili di incertezza superiore e inferiore. In tal caso sappiamo direttamente che il trend è anomalo in quanto nei valori si discosta molto da quelli di riferimento e pertanto non è necessario valutare il Similarity Index. Quest'ultimo può comunque dare indicazioni sulla "somiglianza" degli andamenti dei profili;

oppure

- il Distance Index del profilo da analizzare non è anomalo ma il Similarity Index è anomalo, cioè è inferiore a una certa soglia fissata a 0.5.

La metodologia appena descritta è stata applicata ai profili di testing introdotti nella Sezione precedente al fine di verificarne la validità. In Tabella 7 sono riportati i valori di Distance e Similarity Index di ogni profilo di testing ed il conseguente esito dell'analisi di trend detection ottenuti dal confronto con i corrispondenti profili di benchmark e incertezze relative.

Tabella 10 - Analisi di trend detection dei profili di testing

		Distance Index	Similarity Index	Profilo Anomalo
GIORNI FERIALI ORE LAVORATIVE	PROFILE 2	0.76	0.76	NO
	INCERTEZZA SUPERIORE	3.83	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	3.83	-	
	PROFILE 6	4.99	0.83	YES
	INCERTEZZA SUPERIORE	1.46	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	1.46	-	
	PROFILE 8	2.31	0.54	NO
	INCERTEZZA SUPERIORE	3.29	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	3.29	-	
GIORNI FERIALI ORE NON LAVORATIVE	PROFILE 3	1.57	0.65	NO
	INCERTEZZA SUPERIORE	1.85	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	1.85	-	
	PROFILE 5	5.61	0.29	YES
	INCERTEZZA SUPERIORE	0.96	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	0.96	-	
	PROFILE 6	0.62	0.61	NO
	INCERTEZZA SUPERIORE	0.91	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	0.91	-	
GIORNI FESTIVI	PROFILE 1	4.15	0.62	YES
	INCERTEZZA SUPERIORE	2.81	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	2.81	-	
	PROFILE 2	0.50	0.56	NO
	INCERTEZZA SUPERIORE	1.36	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	1.36	-	
	PROFILE 3	6.87	0.54	YES
	INCERTEZZA SUPERIORE	1.67	-	
	INCERTEZZA INFERIORE	1.67	-	

Come riscontrabile anche dall'osservazione dei profili, i Profili 6 (Giorni Feriali Ore Lavorative), 5 (Giorni Feriali Ore Non Lavorative), 1 e 3 (Giorni Festivi) risultano anomali dal momento che il Distance Index segnala uno scostamento rilevante rispetto ai profili di benchmark. Nel caso del Profilo 5 (Giorni Feriali Ore Non Lavorative) è possibile inoltre osservare che il Similarity Index segnala anche un andamento anomalo del trend di testing rispetto a quello di benchmark.

3 Conclusioni

Attività 1 e 2

L'analisi di qualità dei dati condotta ha evidenziato che la maggior parte delle problematiche riscontrate durante le analisi precedenti, e in particolare riportate all'interno del documento "Ricerca di sistema elettrico 2013: Validazione, analisi e modelli di diagnostica energetica avanzata di reti di edifici", sono state risolte. Il sistema di monitoraggio risulta ad oggi essere robusto e affidabile, e consente la costruzione di un database completo e indispensabile per le successive elaborazioni. L'analisi ha evidenziato, inoltre, l'importanza nella ciclicità della verifica della qualità dei dati, allo scopo del mantenimento di un sistema di acquisizione ed elaborazione che funzioni in modo continuativo ed ottimale.

L'elaborazione dei dati ha evidenziato come i risultati dell'analisi condotta nel PAR precedente abbiano consentito di mettere in pratica azioni di gestione e manutenzione, che hanno portato nel tempo alla diminuzione graduale degli errori. La chiusura dei bilanci energetici ha infatti prodotto risultati attendibili e confermato la robustezza del sistema di misura. Gli errori riscontrati rientrano infatti nel range di errore dovuto all'incertezza di misura. I profili energetici hanno evidenziato come ulteriori miglioramenti nella gestione dell'energia potrebbero ancora essere attuati, soprattutto per quanto riguarda l'energia termica. I valori di potenza elettrica media impiegata all'interno degli edifici rientrano all'interno di ranges di riferimento presenti in letteratura e, come ci si aspettava, la potenza elettrica utilizzata durante le ore giornaliere è fortemente correlata dalla presenza di occupanti negli edifici. Simile correlazione non è emersa dal raffronto con i dati di energia termica, dove i profili di utilizzo sembrano non variare al variare degli orari di occupazione, oltre che dalle caratteristiche climatiche. Anche il controllo dei fancoil da parte degli utenti non presenta un controllo logico. L'unica eccezione si è riscontrata all'interno dell'edificio F70, dove le logiche di accensione e spegnimento degli impianti hanno avuto effetti positivi non soltanto sul consumo di energia, ma anche su comfort termico. Per quanto riguarda la qualità termica all'interno degli ambienti, l'attività evidenzia che, in generale, il comfort termico si è migliorato durante la stagione invernale 2014-2015 rispetto alla precedente. Lo stesso non si può dire invece per la stagione estiva, dove si era notato un miglioramento nel 2014 che non si è mantenuto però nel 2015. Bisogna sottolineare che i dati su cui è stata effettuata questa analisi in riferimento al 2015 si basano però solo sul mese di giugno e parte di luglio. Per avere un'analisi pienamente confrontabile si dovrebbero analizzare i dati riferiti a tutta la stagione estiva. Inoltre, i grafici dimostrano che la situazione di comfort termico sia migliore nell'edificio F70 rispetto agli altri appartenenti al cluster. Come sottolineato in precedenza, l'F70 è l'unico edificio all'interno del quale la gestione degli impianti termici avviene seguendo logiche coerenti con gli orari di occupazione e con il clima esterno. Ne consegue anche il miglioramento della qualità termica indoor. Questo fattore sottolinea come una buona gestione impiantistica può non soltanto consentire un risparmio energetico, ma può anche migliorare il comfort degli occupanti che, in luogo di lavoro, si traduce in produttività.

Attività 3

Un'ulteriore attività è stata quella di calibrazione ed implementazione dei modelli diagnostici della rete di edifici "Smart Village" del Centro ENEA. La diagnostica dei consumi elettrici (luce e condizionamento), sviluppata nelle precedenti annualità per l'edificio F40, è stata estesa alle otto palazzine dello "Smart Village" ENEA secondo i tre step concettuali di "preprocessing", "situation assessment" e "causes" che compongono la metodologia di *Fault Detection & Diagnosis* dei consumi elettrici di edificio già illustrata nei PAR precedenti. Lo sviluppo di tali modelli diagnostici ha permesso di valutare per ogni edificio due tipologie di anomalie di consumo, ossia "luci accese in assenza di persone" e "fancoil accesi in assenza di persone". I risultati sperimentali di questa attività di ricerca e sviluppo sul lungo periodo hanno permesso di effettuare svariati tipi di analisi (per anno, per mese, per fasce orarie e per gravità). In particolare per ogni edificio è stato possibile valutare il comportamento più o meno virtuoso degli occupanti in relazione alle

utenze elettriche di luce e fancoil e, soprattutto, di verificare la validità di strategie di controllo adattivo basate sulle presenze delle utenze elettriche suddette nel caso dell'edificio F40.

Attività 4

Secondo l'analisi dei drivers emersi dagli studi svolti, è possibile definire quali drivers hanno la maggiore influenza che porta l'occupante a compiere un'azione. Questi drivers preminenti intercettano le cinque categorie, evidenziando così la complessità della ricerca sul comportamento dell'occupante. La categoria fisica-ambientale presenta il più alto numero di parametri, inoltre questi ultimi risultano essere dei drivers sia per gli uffici che per gli edifici residenziali. A partire dalla metodologia di uso del termostato probabilistico da poter utilizzare in ambito terziario, viene eseguita una revisione bibliografica della cultura organizzativa, meccanismi di input, strumenti e strategie di assegnazione delle priorità e di rilevamento e valutazione dei risultati ottenuti. Inoltre, in questo report, vengono identificati i principali metodi di engagement e delle azioni che gli impiegati possono incentivare ad eseguire e vengono quindi discussi gli strumenti tramite cui queste azioni impegnano gli utenti coinvolti alla sostenibilità ambientale. È stata quindi predisposta una proposta di campagna di sensibilizzazione per gli utenti degli 8 edifici ("cluster") di ENEA Casaccia. Per redigere la proposta è stato definito lo stato di partenza dell'uso dell'energia nei diversi edifici sperimentatori. Sono stati quindi definiti la quantità di energia elettrica utilizzata per persona e per superficie di ogni singolo edificio: tali dati serviranno come base di riferimento per poi considerare l'efficacia della campagna di sensibilizzazione.

Attività 5

La ricerca si è focalizzata sullo sviluppo di una metodologia e di algoritmi per l'individuazione di **trend** anomali di energia termica per il cluster di edifici nel Centro ENEA della Casaccia.

Lo studio ha condotto allo sviluppo di una procedura automatica che consente di individuare anomalie connesse ai profili temporali di energia richiesta aprendo quindi la strada a opportunità di ottenere significativi risparmi energetici durante l'esercizio dell'edificio.

La procedura sviluppata consente la classificazione automatica di un profilo temporale di energia per mezzo di indicatori adimensionali di forma. L'opportuna comparazione con un profilo di benchmark consente l'individuazione di anomalie nelle proprietà di sviluppo nel tempo della richiesta energetica ossia del "trend". I profili di benchmark sono stati individuati attraverso una innovativa procedura che ha visto l'utilizzo e l'applicazione di tecniche di data mining ai dati di energia termica richiesta per il riscaldamento invernale di un edificio facente parte del cluster di edifici situati presso il centro ENEA in Casaccia.

La comparazione si basa sulla valutazione sia degli scostamenti relativi alla forma che alle differenze relative ai valori assoluti di potenza termica richiesta. A tal fine il trend è diagnosticato attraverso due indicatori sintetici finalizzati proprio a questi due scopi.

4 Riferimenti bibliografici

1. Ajzen, I. 1991. "The Theory of Planned Behavior", *Organizational Behavior and Human Decision Processes*; no. 50: 179-211.
2. Andersen, R.V., J. Toftum, K.K. Andersen, and B.W. Olesen. 2009. Survey of occupant behavior and control of indoor environment in Danish dwellings, *Energy and Buildings* 41: 11-16.
3. Bamberg, S., G. Moeser. 2007. Twenty years after Hines, Hungerford and Tomera: a new meta-analysis of psycho-social determinants of pro-environmental behaviour. *Journal of Environmental Psychology* 27 (1), 14e25.
4. Barber, J. 2003. Production, consumption and the world summit on sustainable development, *Environment, Development and Sustainability* 5 (1-2), 63-93.
5. Bennett, C.A. 1977. The demographic variables of discomfort glare. *Lighting Design and Applications*, 7(1), 22-24.
6. Biesiot, W., and K.J. Noorman. 1999. Energy requirements of households consumption: a case study in NL. *Ecological Economics* 28: 367-383.
7. Branco, G., B. Lachal, P. Gallinelli, and W. Weber. 2004. Predicted versus observed heat consumption of a low Energy multifamily complex in Switzerland based on long-term experimental data. *Energy and Buildings* 36: 543-555.
8. Bülow-Hübe, H., 2001. Energy-efficient window system: Effects on energy use and daylight in buildings. PhD Dissertation, Lunds University, Sweden.
9. Cincera, J., J. Krajhanzl. 2013. Eco-schools: what factors influence pupils' action competence for pro-environmental?. *Journal of Consumer Policy* 34, 9-23.
10. Chawla, L., D.F. Cushing. 2007. Education for strategic environmental behaviour. *Environmental Education Research* 13 (4), 437-452.
11. Fabi V., S.P. Corgnati, R.V. Andersen, M. Filippi, B.W. Olesen. 2011. Effect of occupant behaviour related influencing factors on final energy end uses in buildings. *Proceedings of Climamed'11 Conference, Madrid, Spagna*.
12. Fabi V., R.V. Andersen, S.P. Corgnati, B.W. Olesen. 2012. Occupants' window opening behaviour : A literature review of factors influencing occupant behaviour and models. *Building and Environment* 58, 188-198.
13. Fisher, J.A., & Christie, A.W. 1965. A note on disability glare. *Vision Research*, 5, 565.
14. Fogg, B.J. 2003. *Persuasive Technology: Using Computers to Change What We Think and Do*, Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco.
15. Galasiu, A. D., Veitch J. A., 2006, Occupant preferences and satisfaction with the luminous environment and control systems in daylight offices: a literature review, *Energy and Buildings* 38,; 728-742
16. Guerra Santin, O., L. Itard, and H. Visscher. 2009. The effect of occupancy and building characteristics on Energy use for space and water heating in Dutch residential stock, *Energy and Buildings* 41: 1223-1232.
17. Haas, R., H. Auer, and P. Biermayr. 1998. The impact of consumer behavior on residential energy demand for space heating. *Energy and Buildings* 27: 195-205.
18. Haldi, F., and D. Robinson. 2008. On the behaviour and adaptation of office occupants. *Building and Environment* 43: 2163-2177.
19. Haldi, F., and D. Robinson. 2009. Interactions with window openings by office occupants, *Building and Environment* 44: 2378-2395.
20. Heerwagen, J.H., 1990. The psychological aspects of windows and window design. *Proceedings of the EDRA 21 Conference, Washington, DC*, 269-280.
21. Heimlich, J.E., N.M. Ardoin. 2008. Understanding behaviour to understand behaviour change: a literature review. *Environmental Education Research* 14 (3), 215-237.

22. Herkel, S., U. Knapp, and J. Pfafferott 2008. Towards a model of user behaviour regarding the manual control of windows in office buildings. *Building and environment* 43: 588-600.
23. Hines, J.M, H.R. Hungerford, A.N. Tomera. 1986. Analysis and synthesis of research on responsible environmental education. *The Journal of Environmental Education* 21 (3), 8-21.
24. Hungerford, H.R., T.L. Volk. 1990. Changing learner behaviour through environmental education. *The Journal of Environmental Education* 21 (3), 8-21.
25. Inoue T., Kawase, T., Ibamoto, T., Takakusa, S., & Matsuo, Y. (1988). The development of an optimal control system for window shading devices based on investigations in office building. *ASHRAE Transactions*, 104, 1034-1049.
26. Iwashita, G., and I. Akasaka. 1997. The effect of human behavior on natural ventilation rate and indoor environment in summer – a field study in southern Japan. *Energy and Buildings* 25: 195-205.
27. Jensen, B., K. Schnack. 1997. The action competence approach in environmental education. *Environmental Education Research* 3 (2), 239-260.
28. Karjalainen, S. 2007a. Gender differences in thermal comfort and use of thermostats in everyday thermal environments. *Building and Environment* 42: 1594–1603.
29. Kolb, D. 1984. *Experiential Learning. Experience as the Source of Learning and Development.* Prentice Hall.
30. Kollmuss, A., J. Agyeman. 2002. Mind the Gap: why people act environmentally and what are the barriers to pro-environmental behaviour? *Environmental Education Research* 8 (3), 239-260.
31. Leth-Petersen, S., and M. Togeby. 2001. Demand for space heating in apartment blocks: measuring effects of policy measures aiming at reducing energy consumption. *Energy Economics* 23.
32. Liao, H.C., and T.F. Chang. 2002. Space heating and water-heating energy demands of the aged in the U.S. *Energy Economics* 24: 267-284.
33. Lindsay, C.R.T., & Littlefair, P.J. (1993). *Occupant use of venetian blinds in offices (PD 233/92).* Watford: Building Research Establishment.
34. Lutzenhiser, L., Krzaczek, and J. Tejchman. 2009. Comparison of physical performances of the ventilation systems in low-energy residential houses. *Energy and Buildings* 41: 337-353.
35. Manning, P. (Ed.). 1965. *Office Design: A Study of Environment.* Pilkington Research Unit, Department of Building Science, University of Liverpool, England.
36. Markus, T.A. (1967). The function of windows: A reappraisal. *Building Science*, 2, 97-121.
37. McKenzie-Mohr, D., P.W. Schultz, N.R. Lee, P. Kotler. 2012. *Social Marketing to Protect the Environment: what Works.* Sage, Thousand Oaks, CA.
38. Nevius, M.J., S. Pigg. 2000. Programmable thermostats that go beserk? Taking a social perspective on space heating in Wisconsin. *ACEEE Summer Study in Energy Efficiency in Buildings.*
39. Nicol J.F., 2004. Occupant behaviour in buildings: a stochastic model of the use of windows, lights, blinds, heaters and fans. *Proceedings of SOTERE 2004.*
40. Nicol, J.F. 2001. Characterizing occupant behavior in buildings: towards a stochastic model of occupant use of windows, lights, blinds heaters and fans, *Proceedings of the 7th international IBPSA conference, Rio 2. International Building Performance Simulation Association.* 39(7): 1073-1078.
41. Pigg, S., Eilers, M., & Reed, J. 1996. Behavioral aspects of lighting and occupancy sensors in private offices: A case study of a university office building. *Proceedings of the 1999 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings: Vol. 8,* 8.161-8.171.
42. Pogutz, S., V. Micale. 2011. Sustainable consumption and production. An effect to reconcile the determinants of environmental impact. *Society and Economy* 33 (1), 29-50.
43. Raja, I. A., Nicol, F., McCartney, K.J., & Humphreys, M.A. 2001. Thermal comfort: Use of controls in naturally ventilated buildings. *Energy and Buildings*, 33, 235-244.
44. Rea, M. 1984. Window blind occlusion: a pilot study. *Building and Environment*, 19(2), 133-137.
45. Reinhart, C.F. 2001. Daylight availability and manual lighting control in office buildings: Simulation studies and analysis of measurement. Ph.D. Dissertation, Technical University of Karlsruhe, Germany.

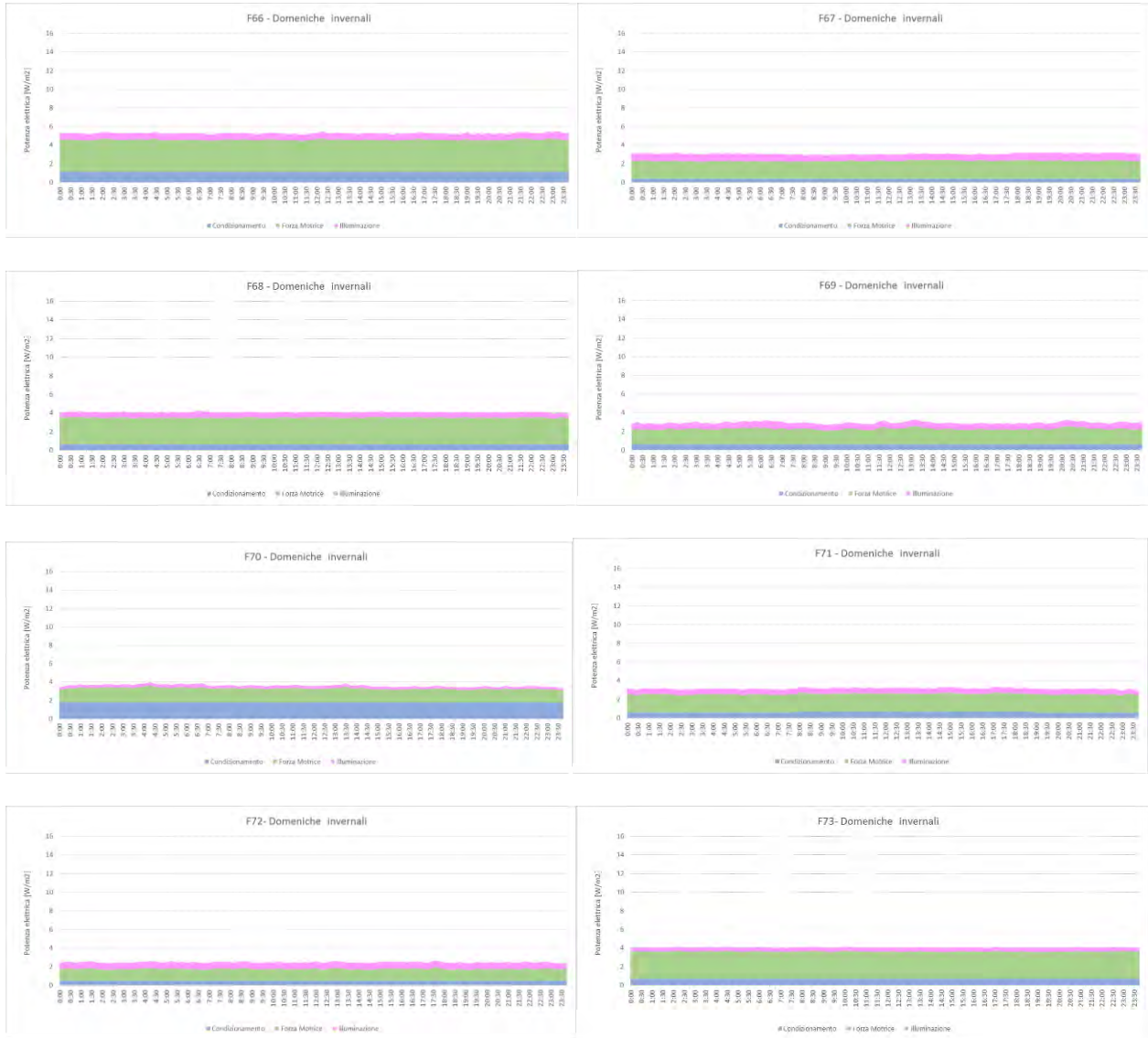
46. Rijal, H.B., P. Tuohy, M. A. Humphreys, and J. F. Nicol. 2007. Using results from field surveys to predict the effect of open windows on thermal comfort and energy use in buildings. *Energy and Buildings* 39: 823-836.
47. Roetzel, A., A. Tsangrassoulis, U. Dietrich, and S. Bushing. 2009. A review of occupant control on natural ventilation, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. in press.
48. Rubin, A. I., Collins, B.L. & Tibbott, R.L. (1978). Window blinds as a potential energy saver - A case study (NBS Building Science Series 112). Washington, DC: U.S. Department of Commerce, National Bureau of Standards.
49. Schweiker, M. and M. Shukuya. 2009. Comparison of theoretical and statistical models of air-conditioning-usage behavior in a residential setting under Japanese climatic conditions. *Building and Environment* 44: 2137-2149.
50. Sardianou E. 2008. Estimating space heating determinants: an analysis of Greek households, *Energy and Buildings* 40: 1804-1093.
51. Seligman, C., J. M. Darley, and L. J. Becker. 1977-78. Behavioural approach to residential energy conservation. *Energy and Building* 1(3): 325-337.
52. Shipworth, M., S.K. Firth, M.I Gentry, A.J. Wright, D.T. Shipworth, and K.J. Lomas. 2010. Central heating thermostat setting and timing: building demographics. *Building Research and Information* 38: 59-69.
53. Stefanini, A. 2010. Le emozioni: patrimonio della persona e risorsa per la formazione. Tesi di dottorato, Università di Padova, Padova.
54. Stemeers, K., and G.Y. Yun. 2008. Time dependent occupant behavior models of window control in summer. *Building and Environment* 43: 1471-1482.
55. Technical Note AIVC 23, 1988, Inhabitant behaviour with respect to ventilation – A summary report of IEAA Annex VIII, International Energy Agency.
56. Triandis, H. 1977. *Interpersonal Behaviour*. Monterey, CA: Brooks/Cole.
57. Vine, E., Lee, E. S., Clear, R., DiBartolomeo, D., & Selkowitz, S. E. (1998). Office worker response to an automated venetian blind and electric lighting system: a pilot study. *Energy and Building*, 28, 205-218.
58. Vringer, K., and T.A.K. Blok. 2007. Households energy requirements and value patterns. *Energy Policy* 35: 553-566.
59. Warren, P.R., and L. M. Parkins. 1984. Window-opening Behaviour in office buildings, *ASHRAE Transactions* 90(1B): 1056-1076.
60. Dash, S., Rengaswamy, R., & Venkatasubramanian, V. (2003). Fuzzy-logic based trend classification for fault diagnosis of chemical processes. *Computers & Chemical Engineering*, 27(3), 347-362.
61. Maurya, M. R., Rengaswamy, R., & Venkatasubramanian, V. (2007). Fault diagnosis using dynamic trend analysis: A review and recent developments. *Engineering applications of artificial intelligence*, 20(2), 133-146.
62. Maurya, M. R., Paritosh, P. K., Rengaswamy, R., & Venkatasubramanian, V. (2010). A framework for on-line trend extraction and fault diagnosis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(6), 950-960.

5 Allegati

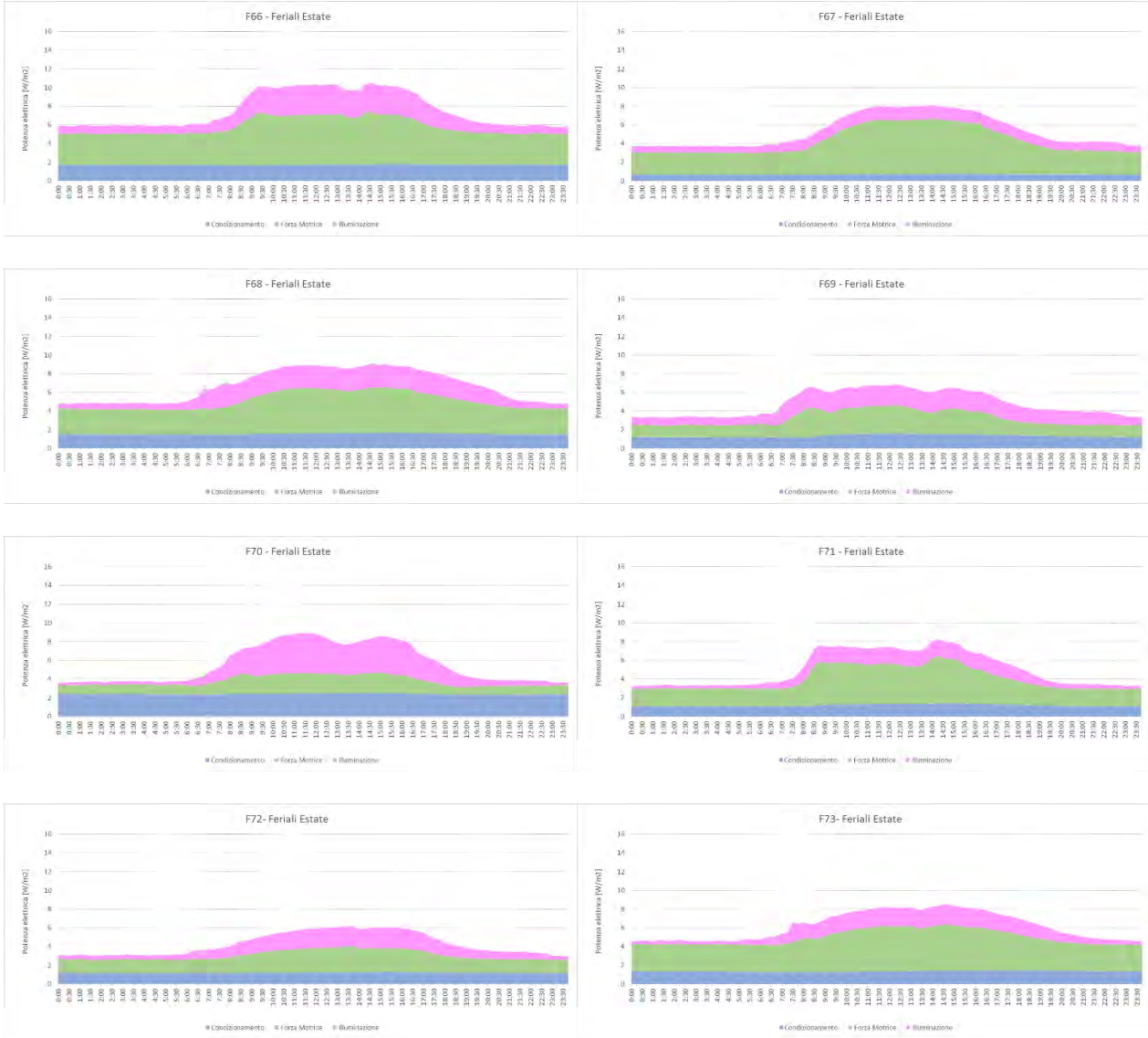
5.1 Profilo di potenza elettrica media giornaliera in inverno (giorni feriali).



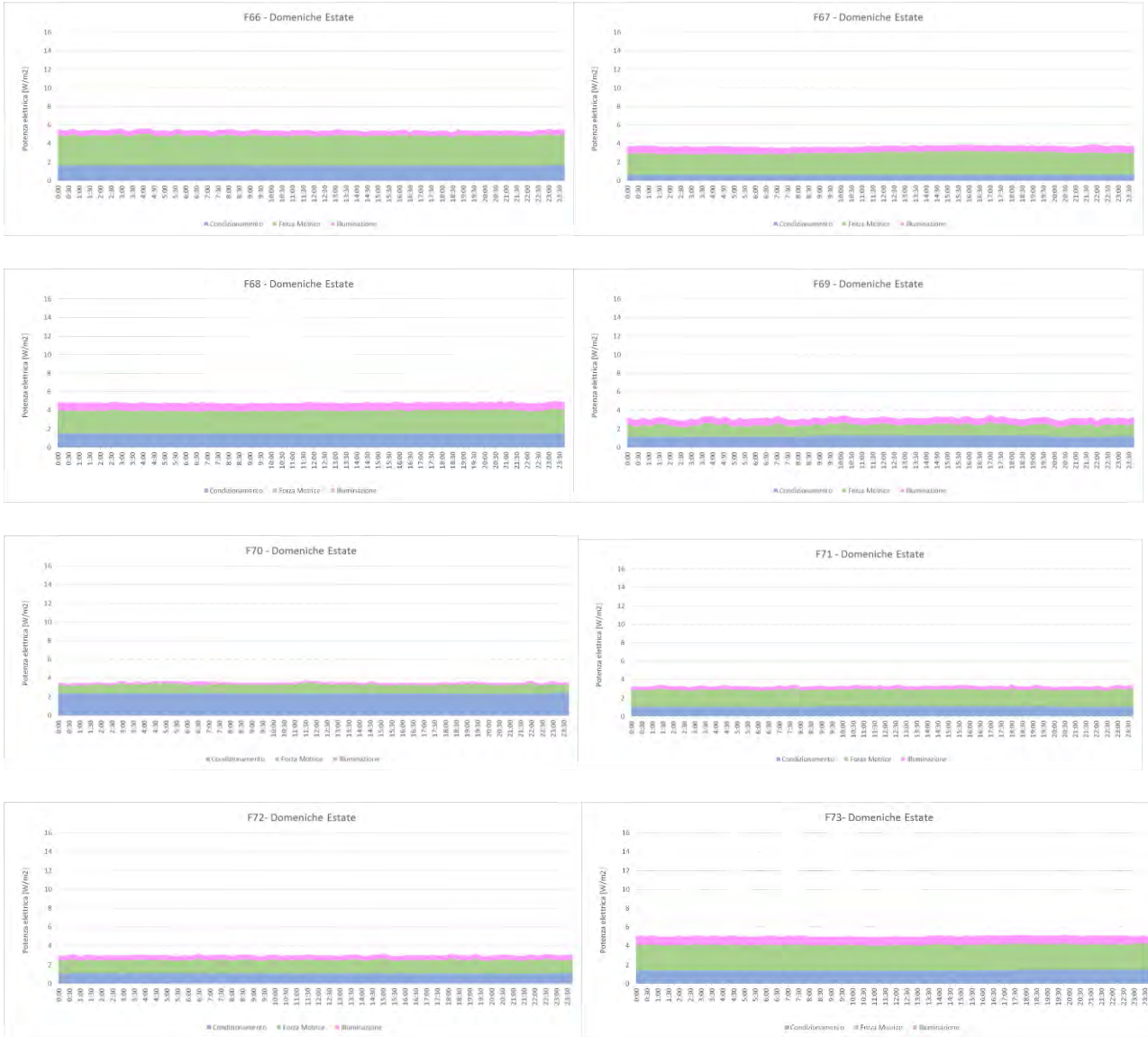
5.2 Profilo di potenza elettrica media giornaliera in inverno (giorni festivi).



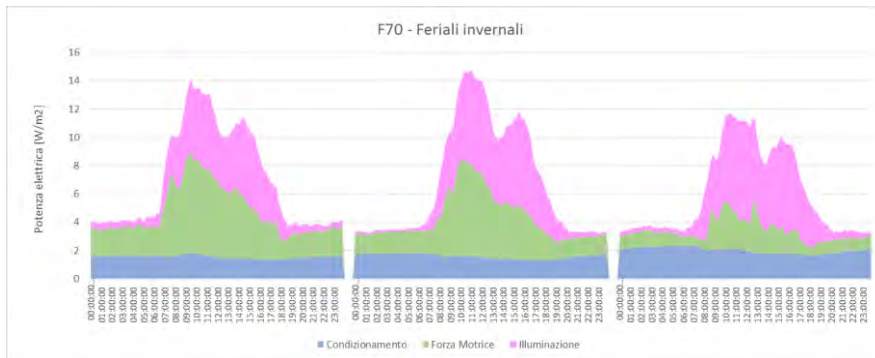
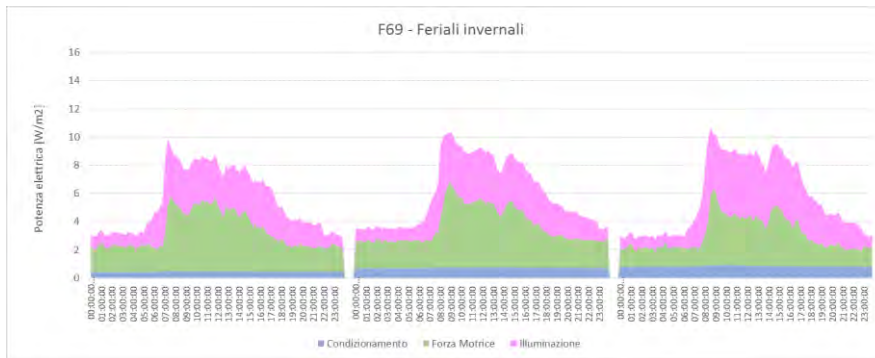
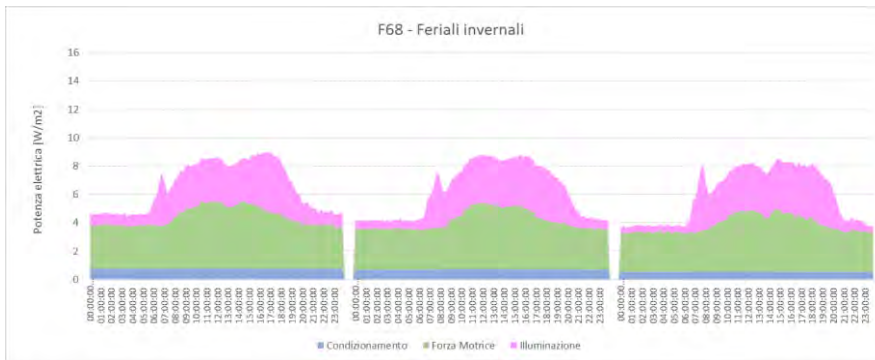
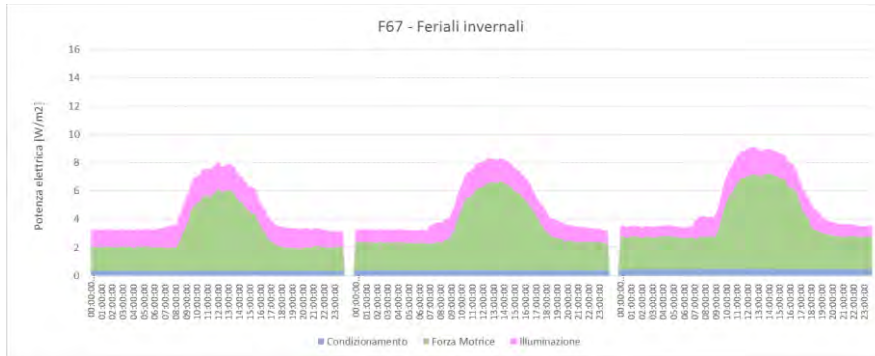
5.3 Profilo di potenza elettrica media giornaliera in estate (giorni feriali).

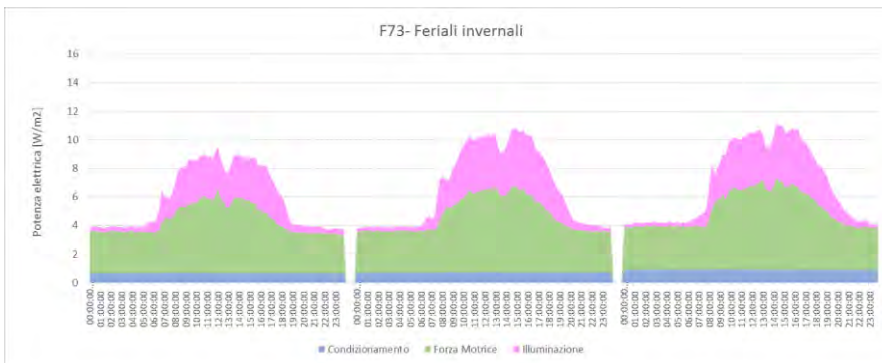
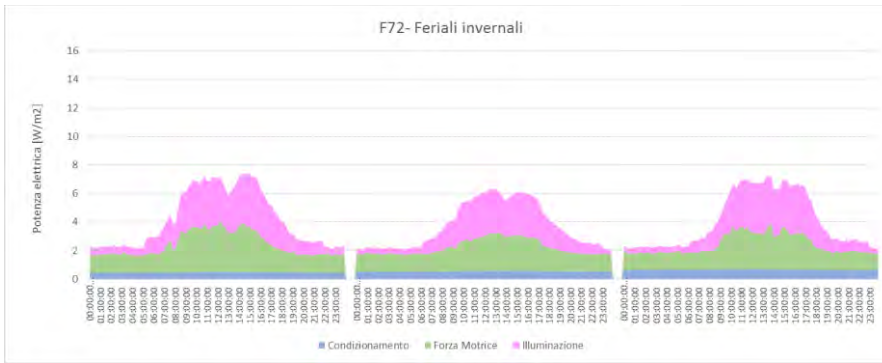
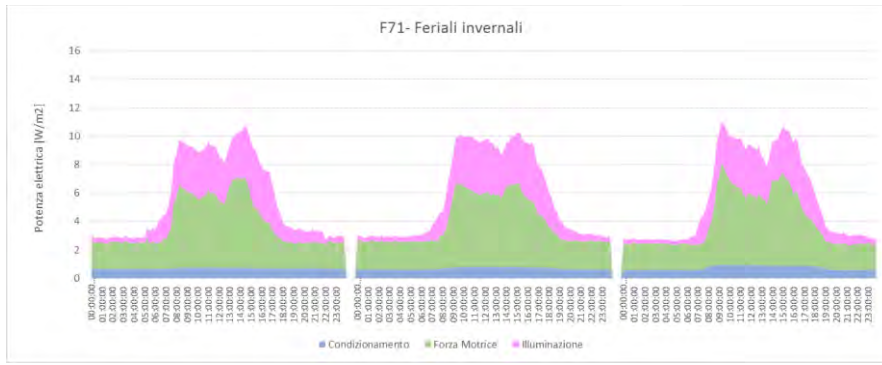


5.4 Profilo di potenza elettrica media giornaliera in estate (giorni festivi).

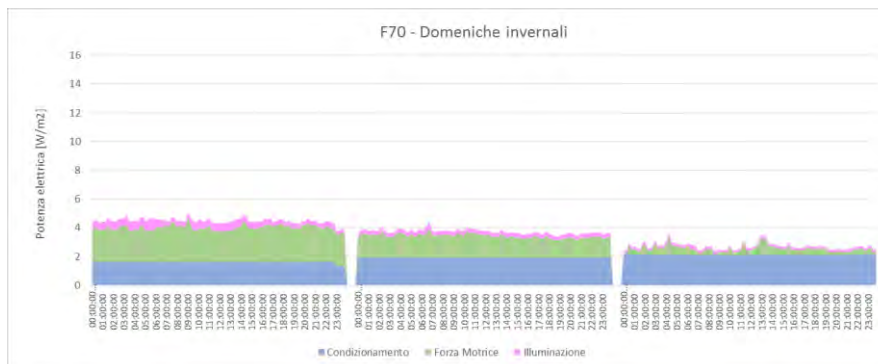
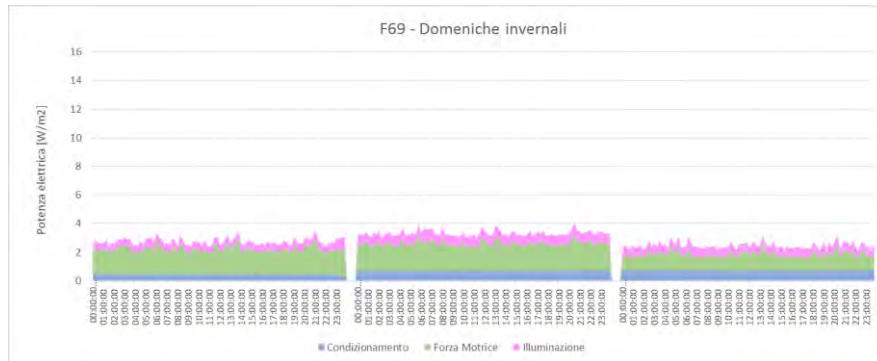
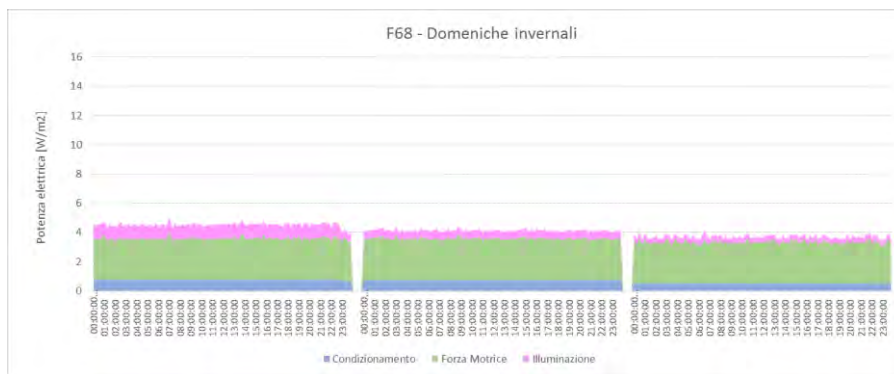
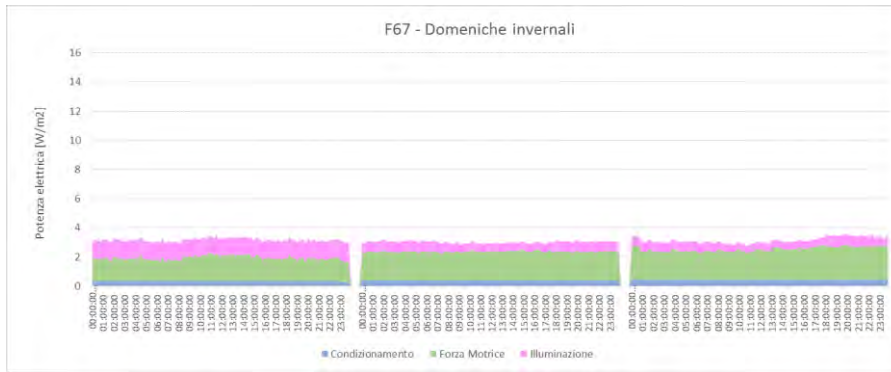


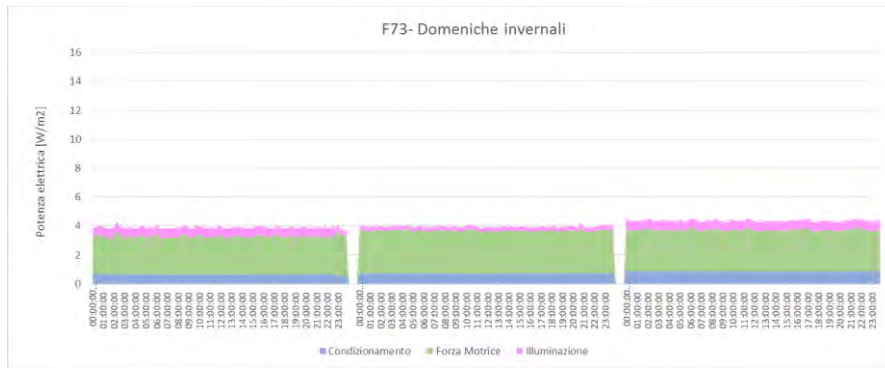
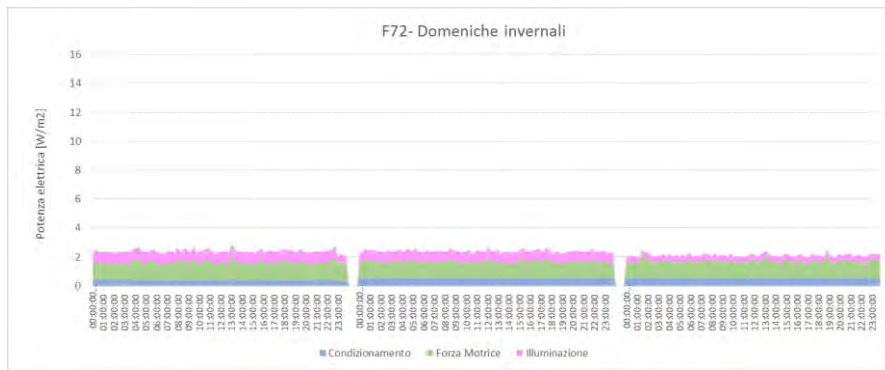
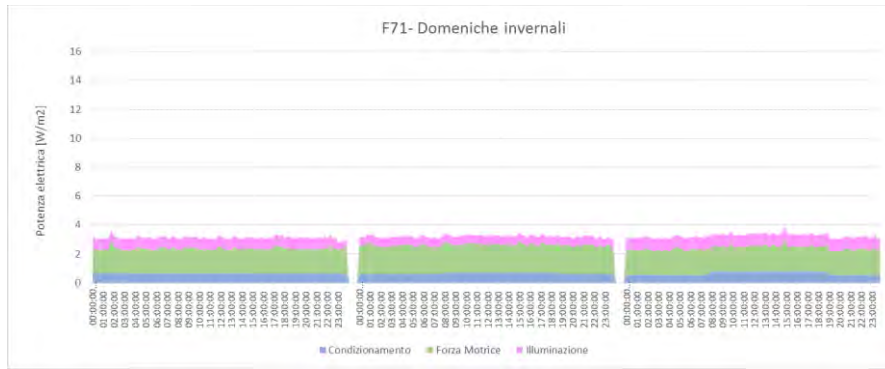
5.5 *Profili di potenza elettrica media giornaliera in inverno a confronto (giorni feriali).*



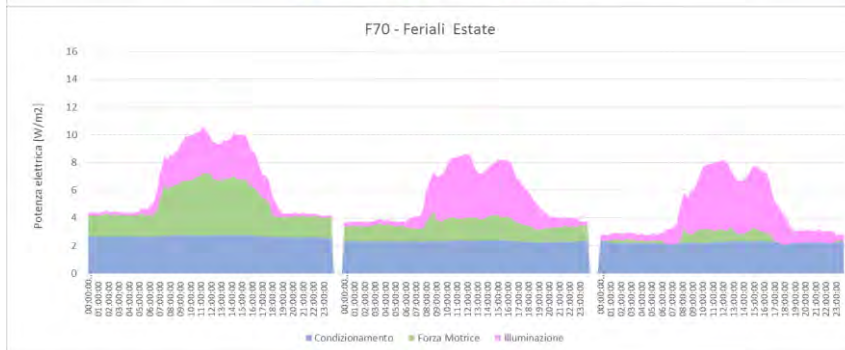
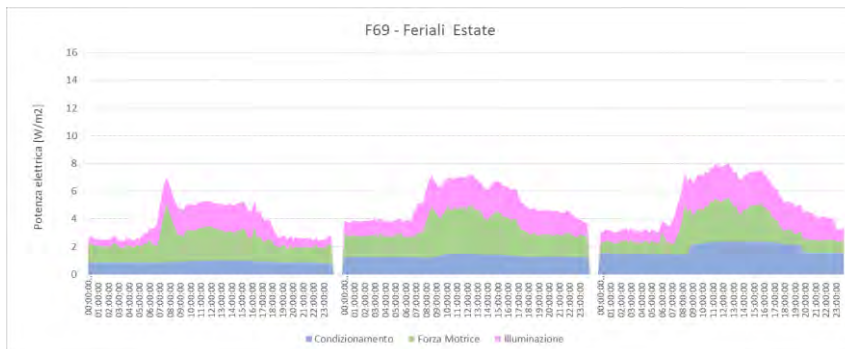
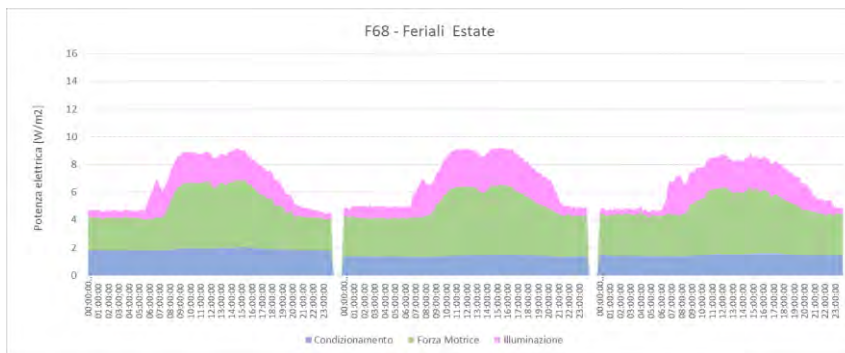
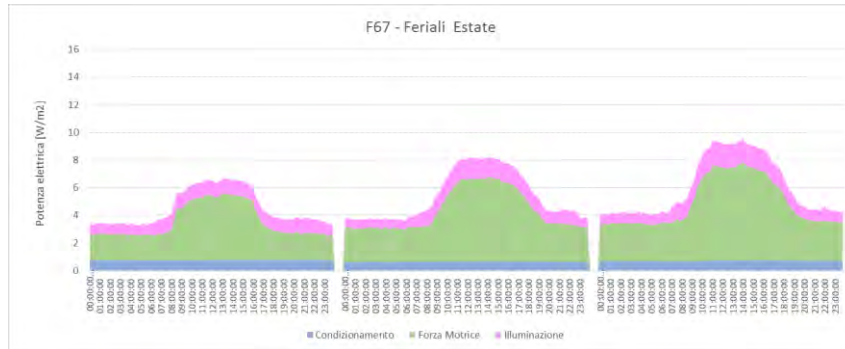


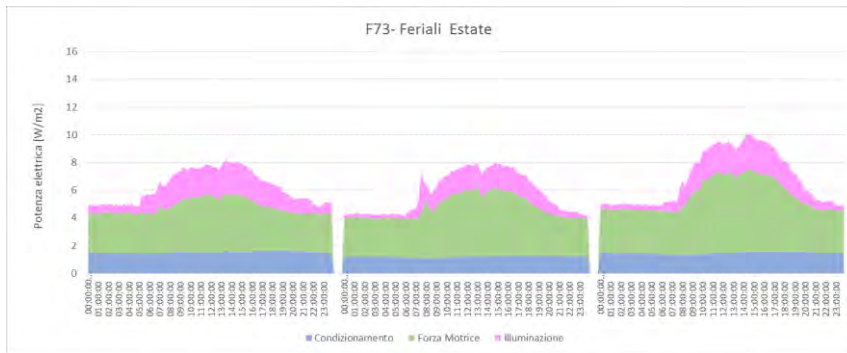
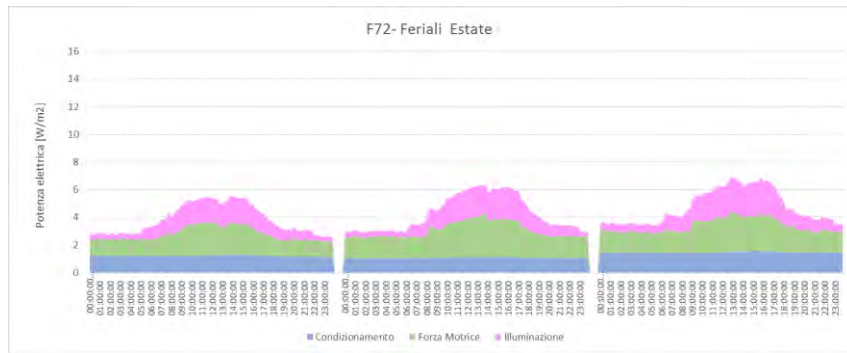
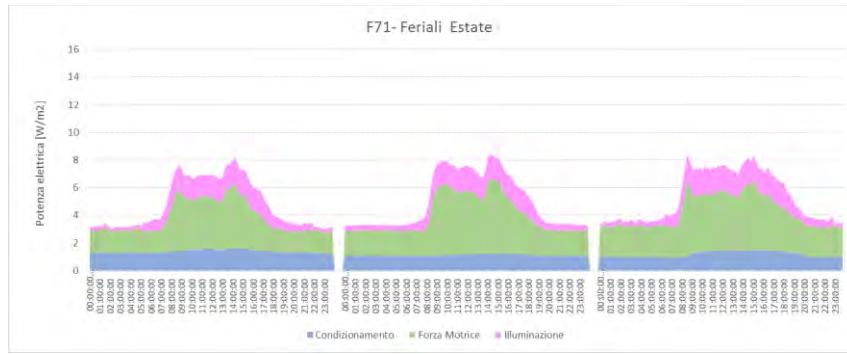
5.6 *Profili di potenza elettrica media giornaliera in inverno a confronto (giorni festivi).*





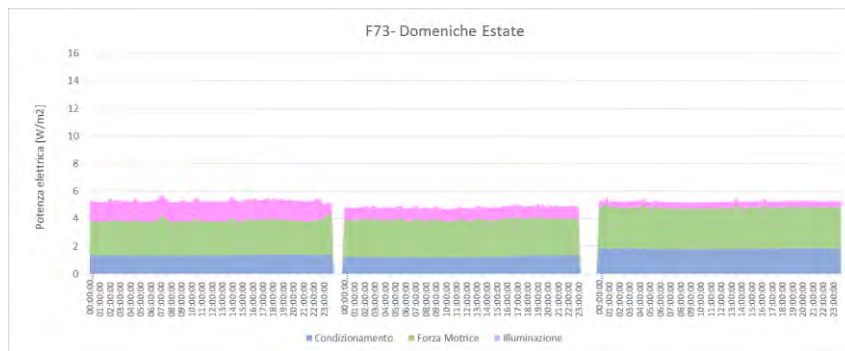
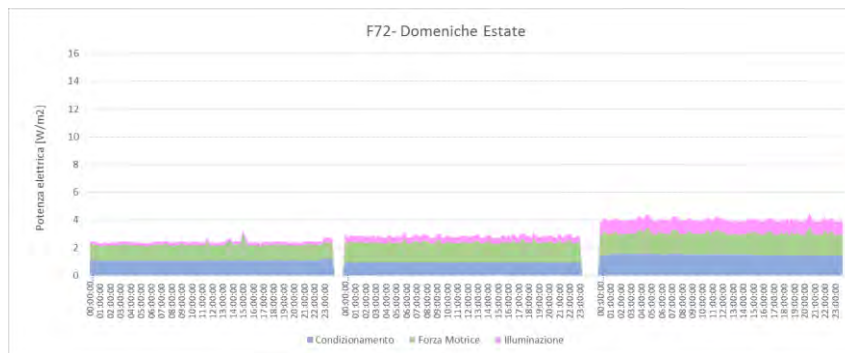
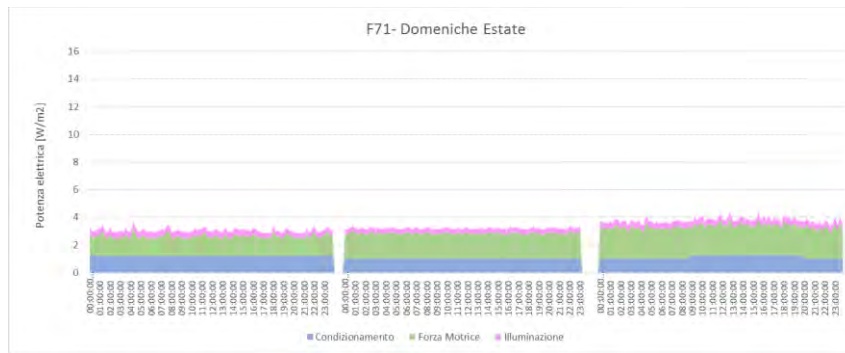
5.7 *Profili di potenza elettrica media giornaliera in estate a confronto (giorni feriali).*



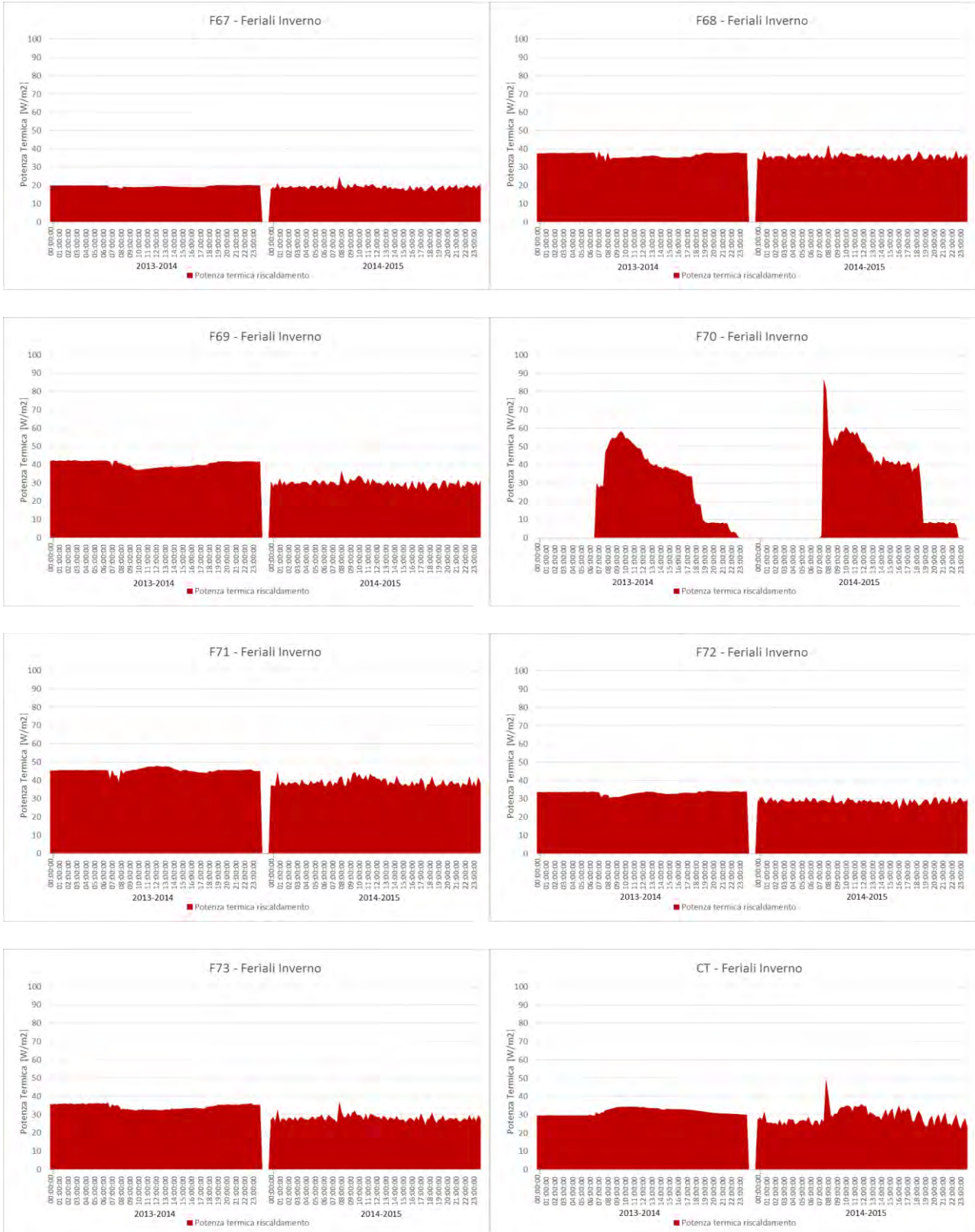


5.8 *Profili di potenza elettrica media giornaliera in estate a confronto (giorni festivi).*





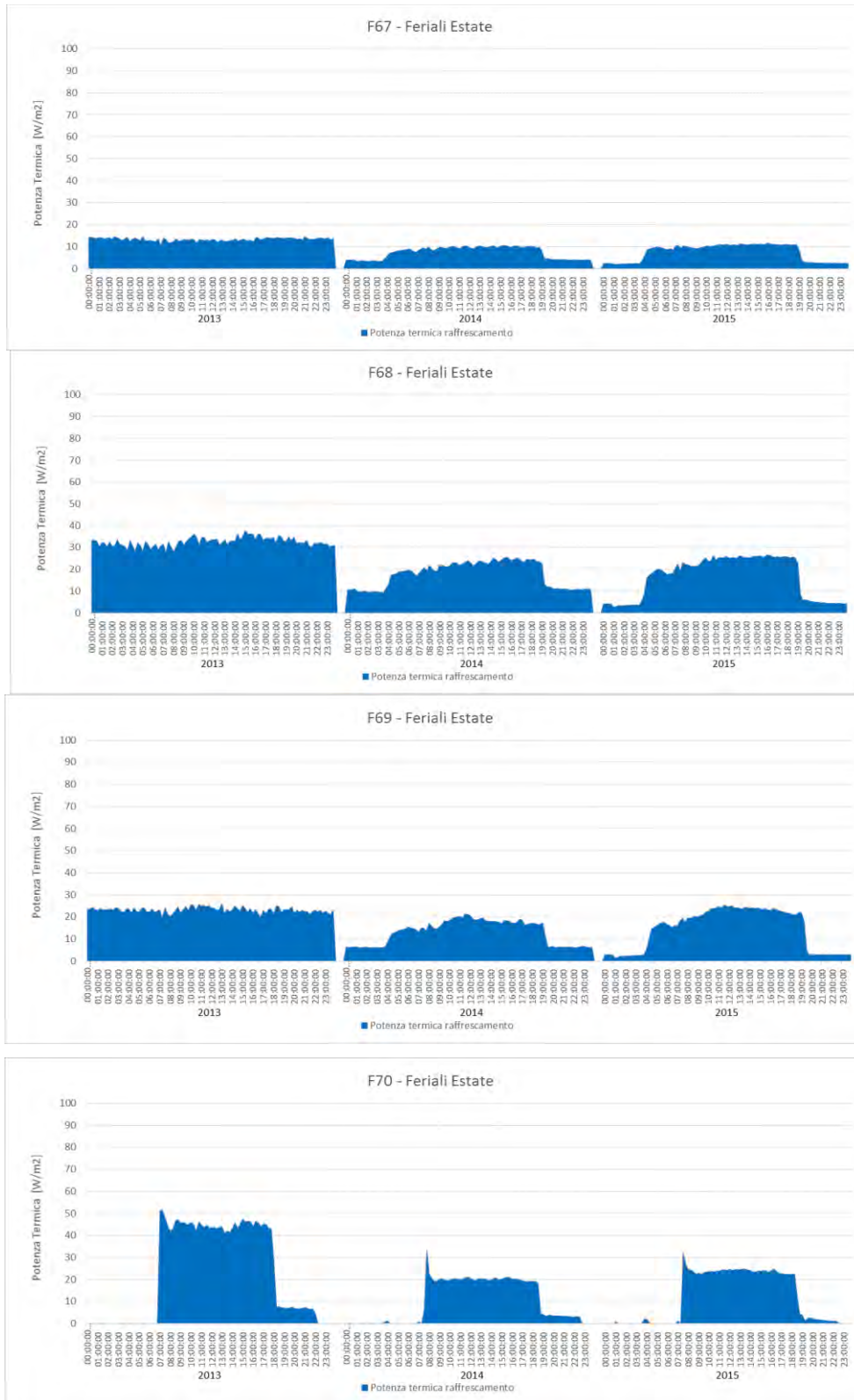
5.9 *Profili di potenza media termica giornaliera in inverno a confronto (giorni feriali).*

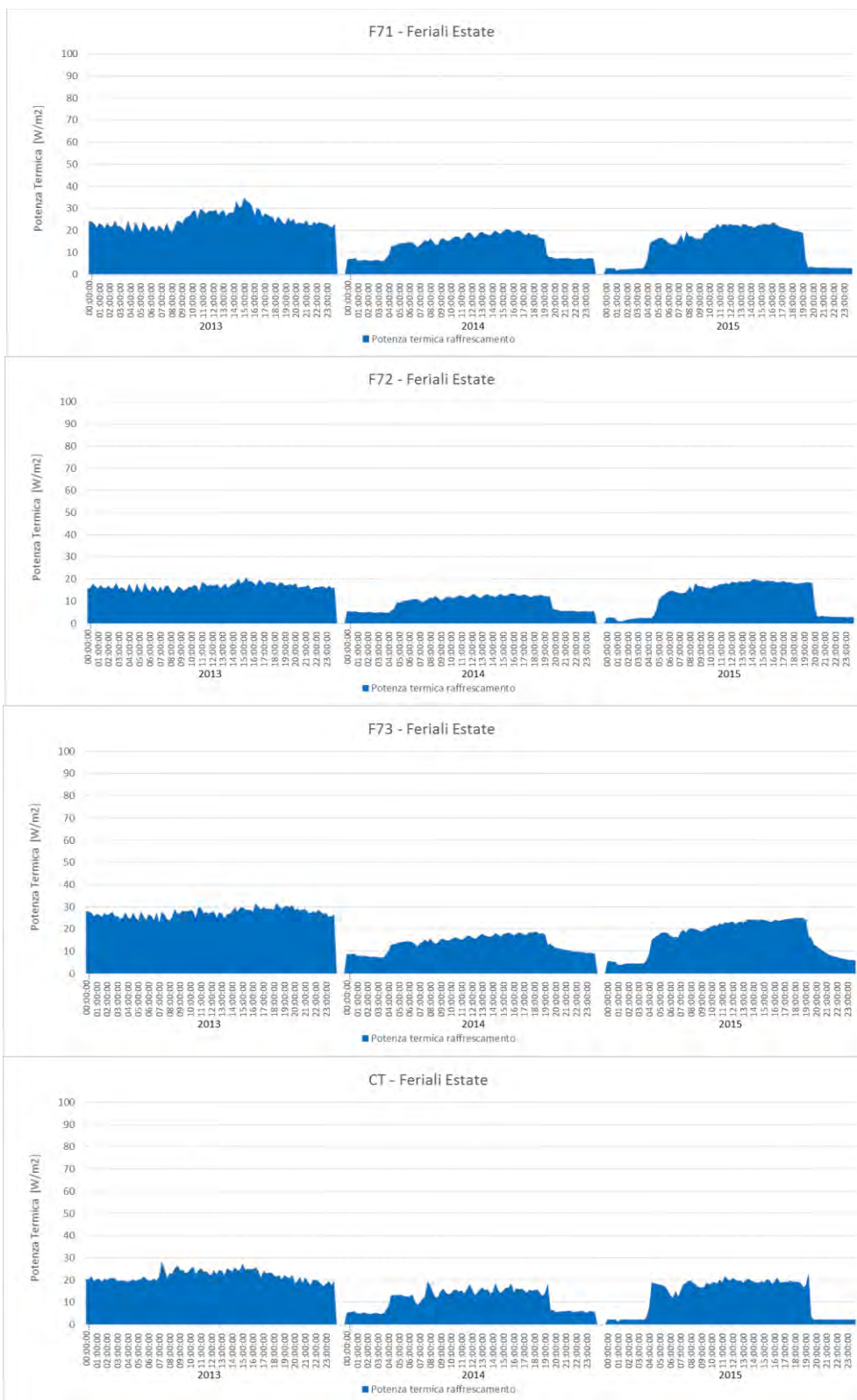


5.10 Profili di potenza media termica giornaliera in inverno a confronto (giorni festivi).

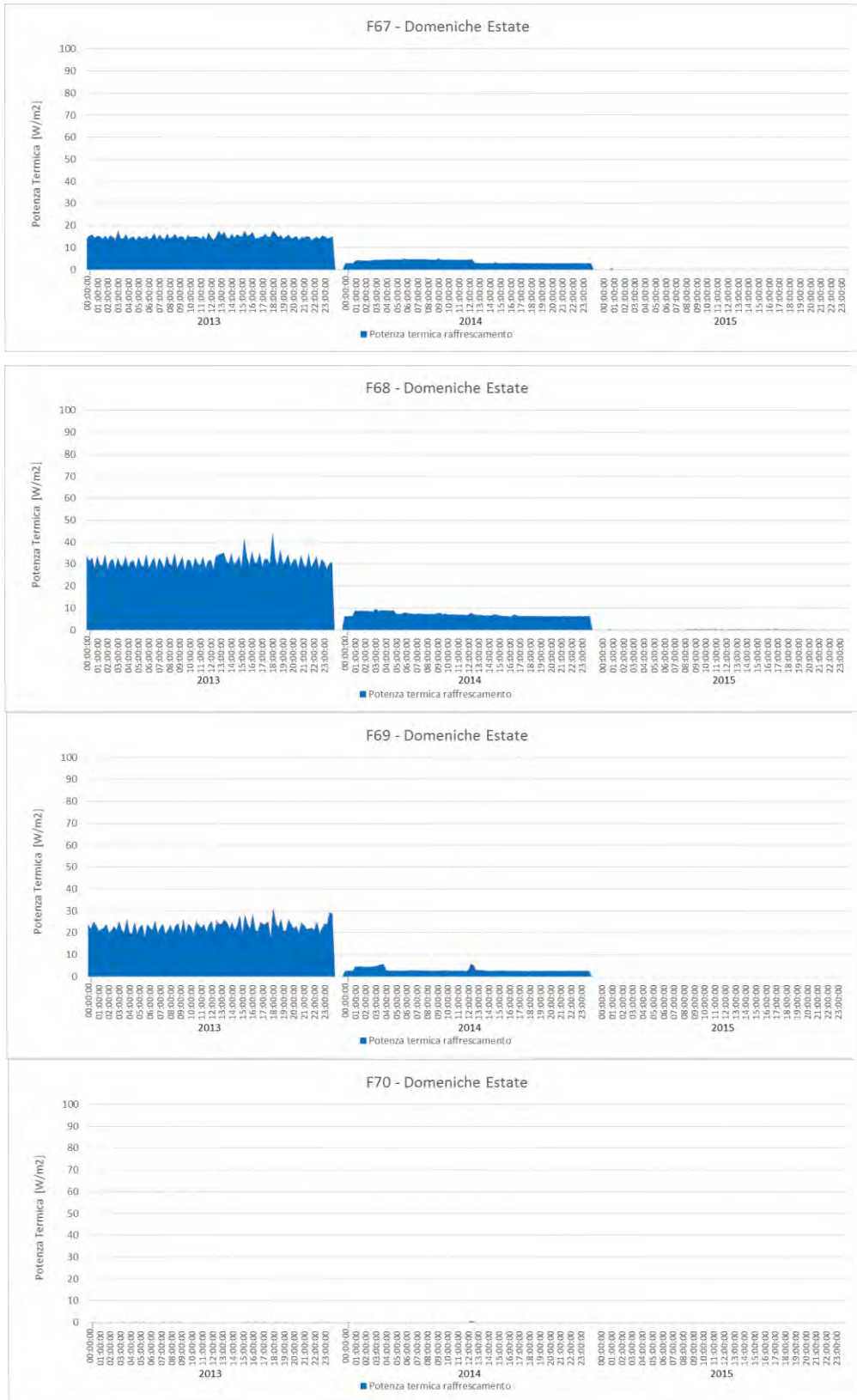


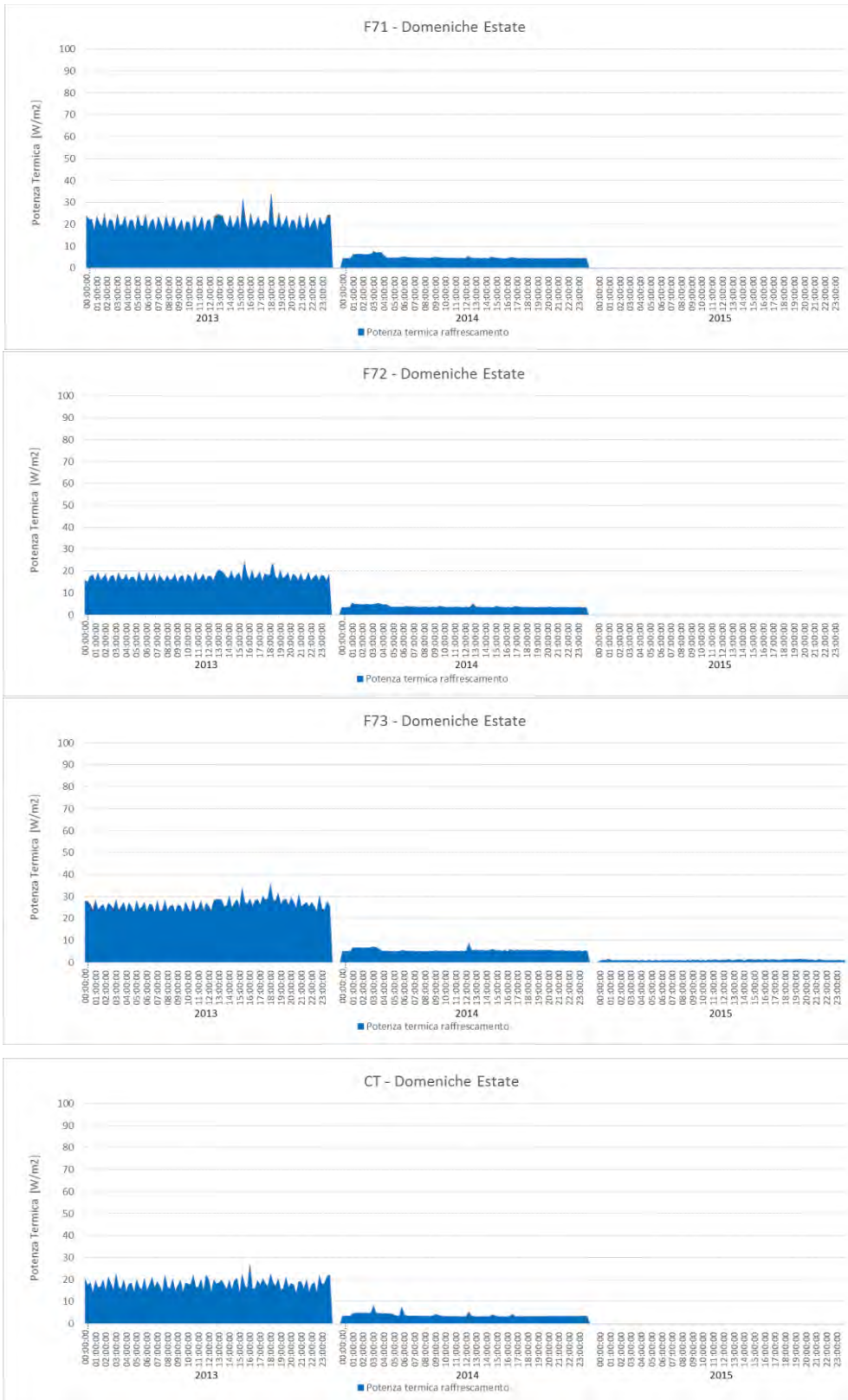
5.11 Profili di potenza media termica giornaliera in estate a confronto (giorni feriali).



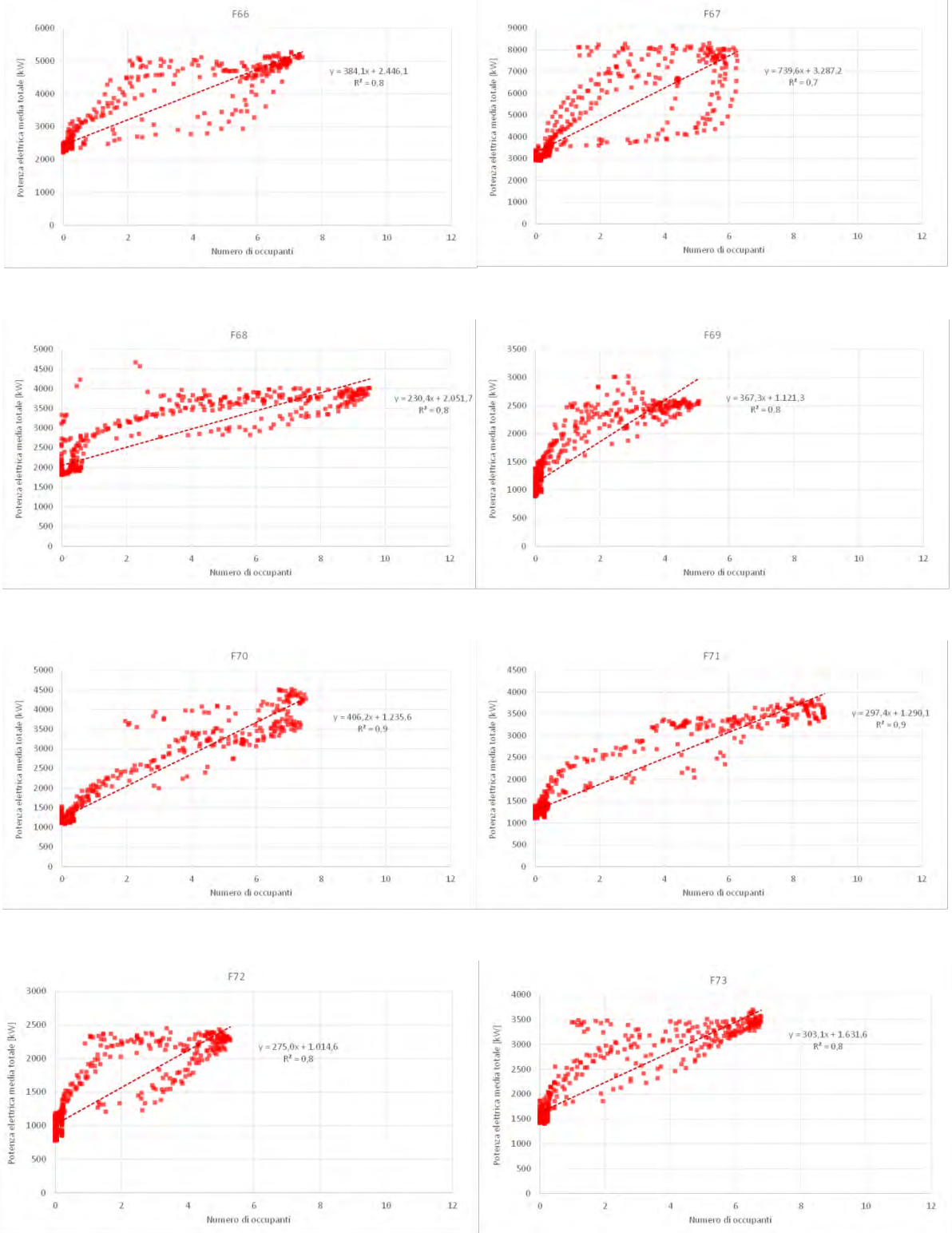


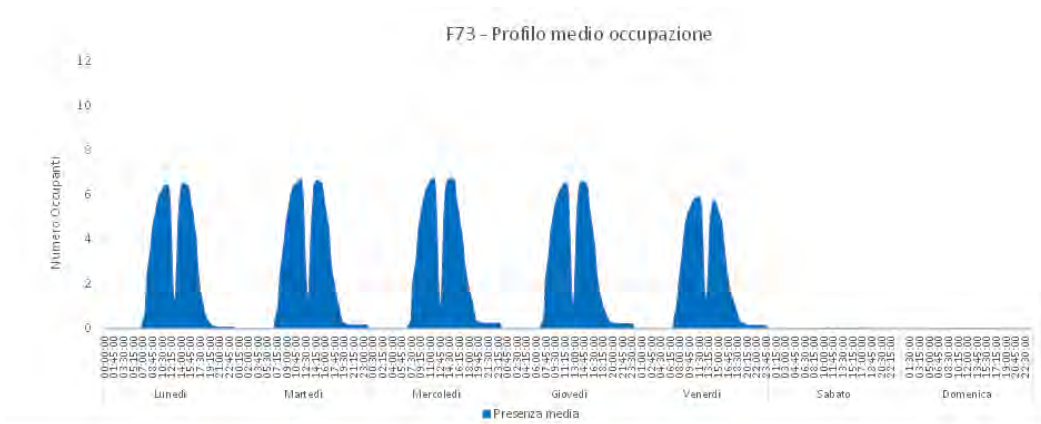
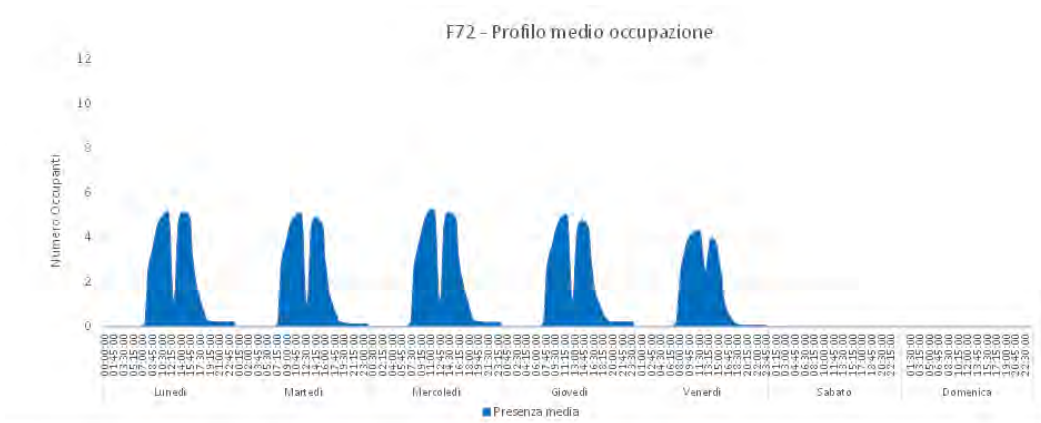
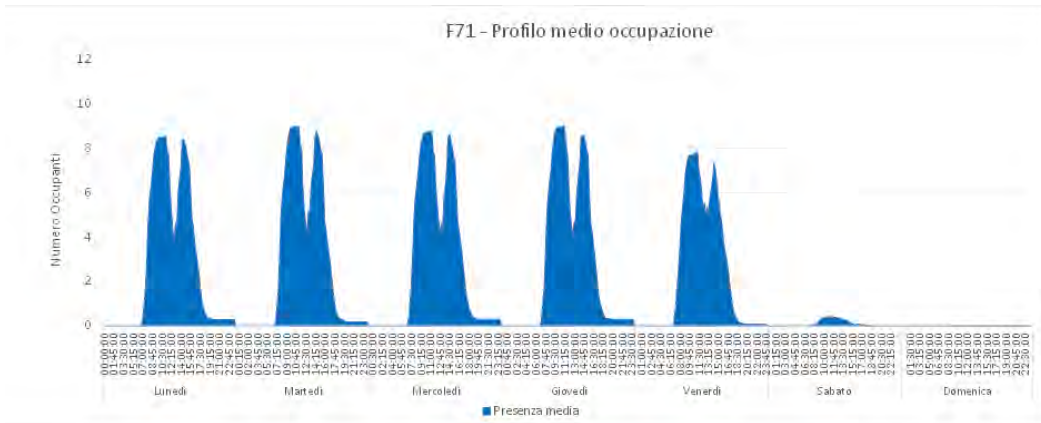
5.12 Profili di potenza media termica giornaliera in estate a confronto (giorni festivi).



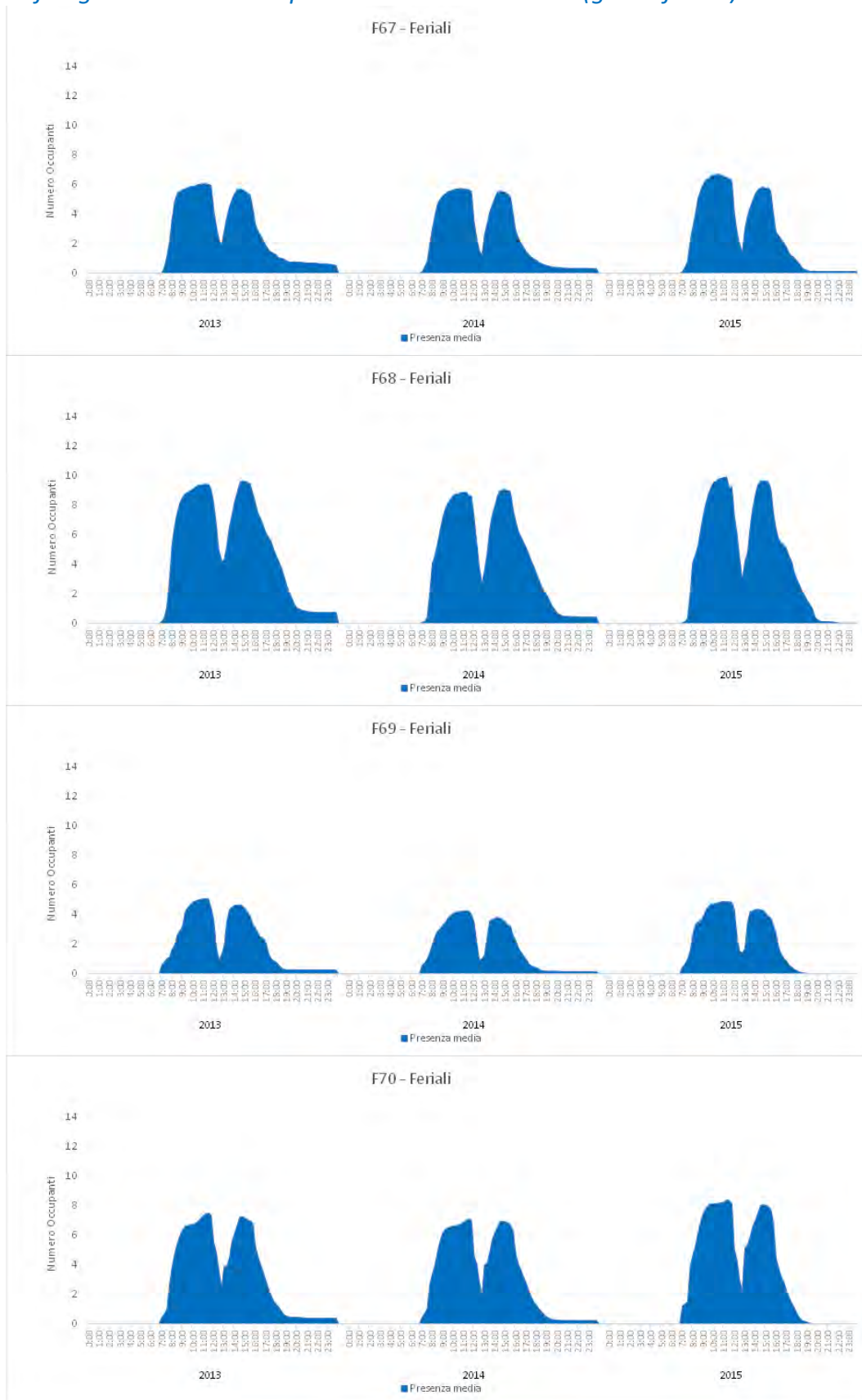


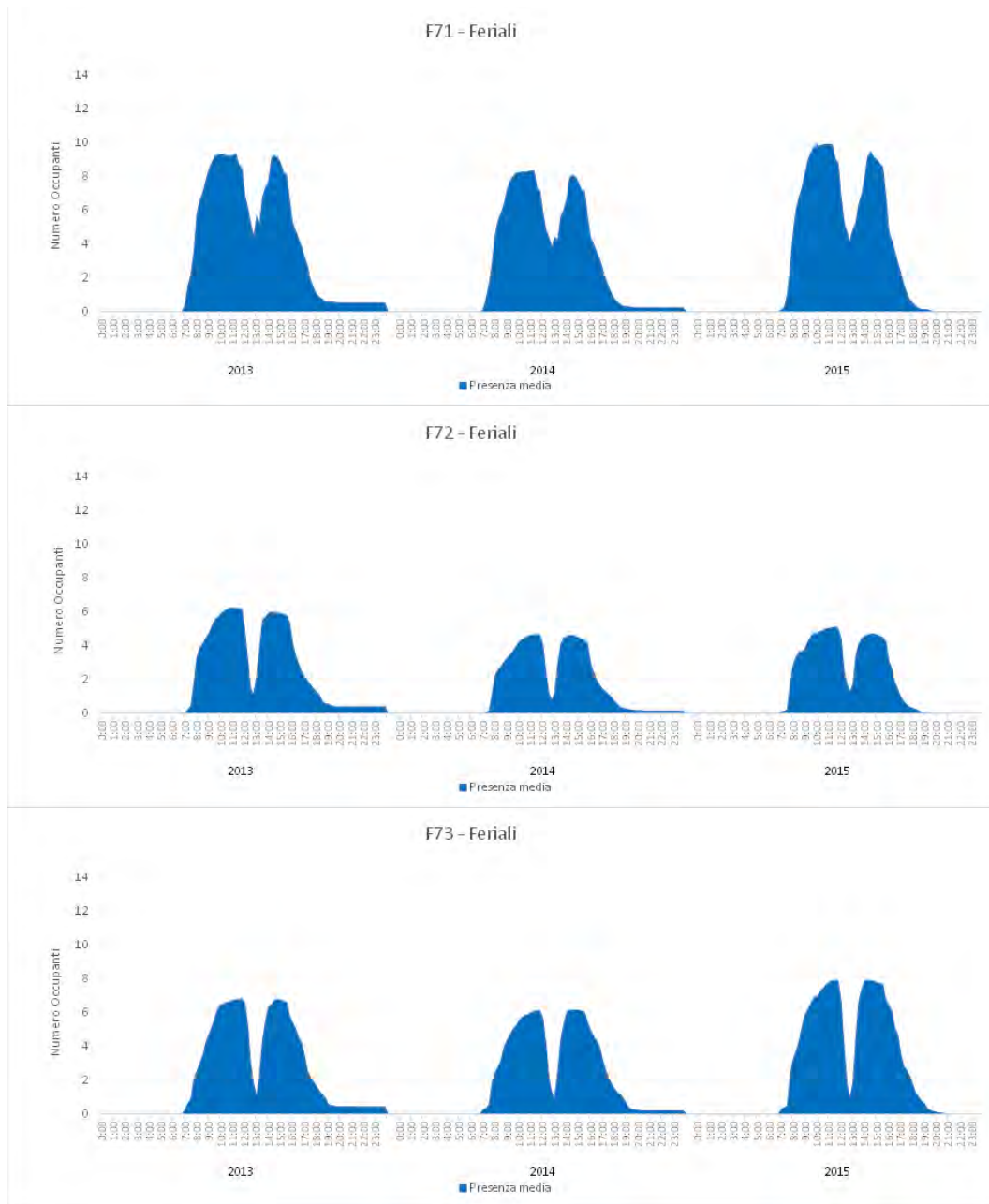
5.13 Il numero di occupanti in relazione con la potenza elettrica media totale.



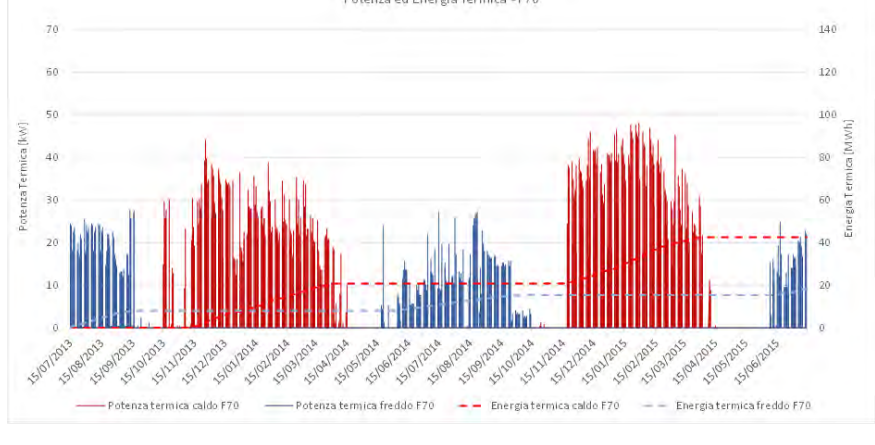
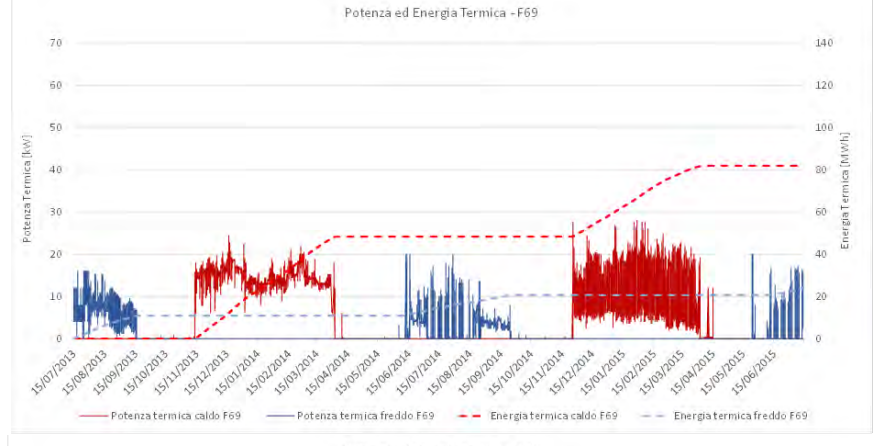
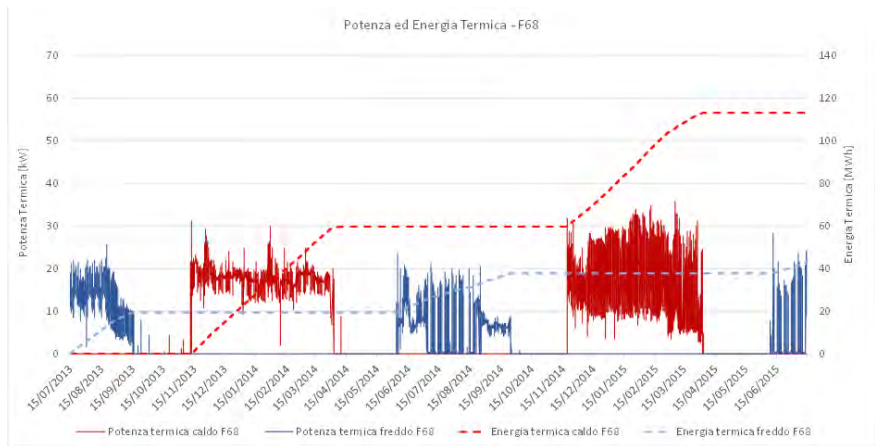
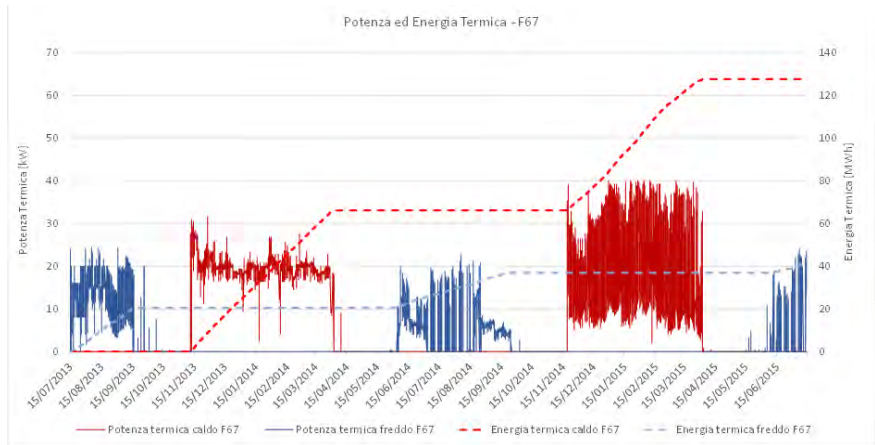


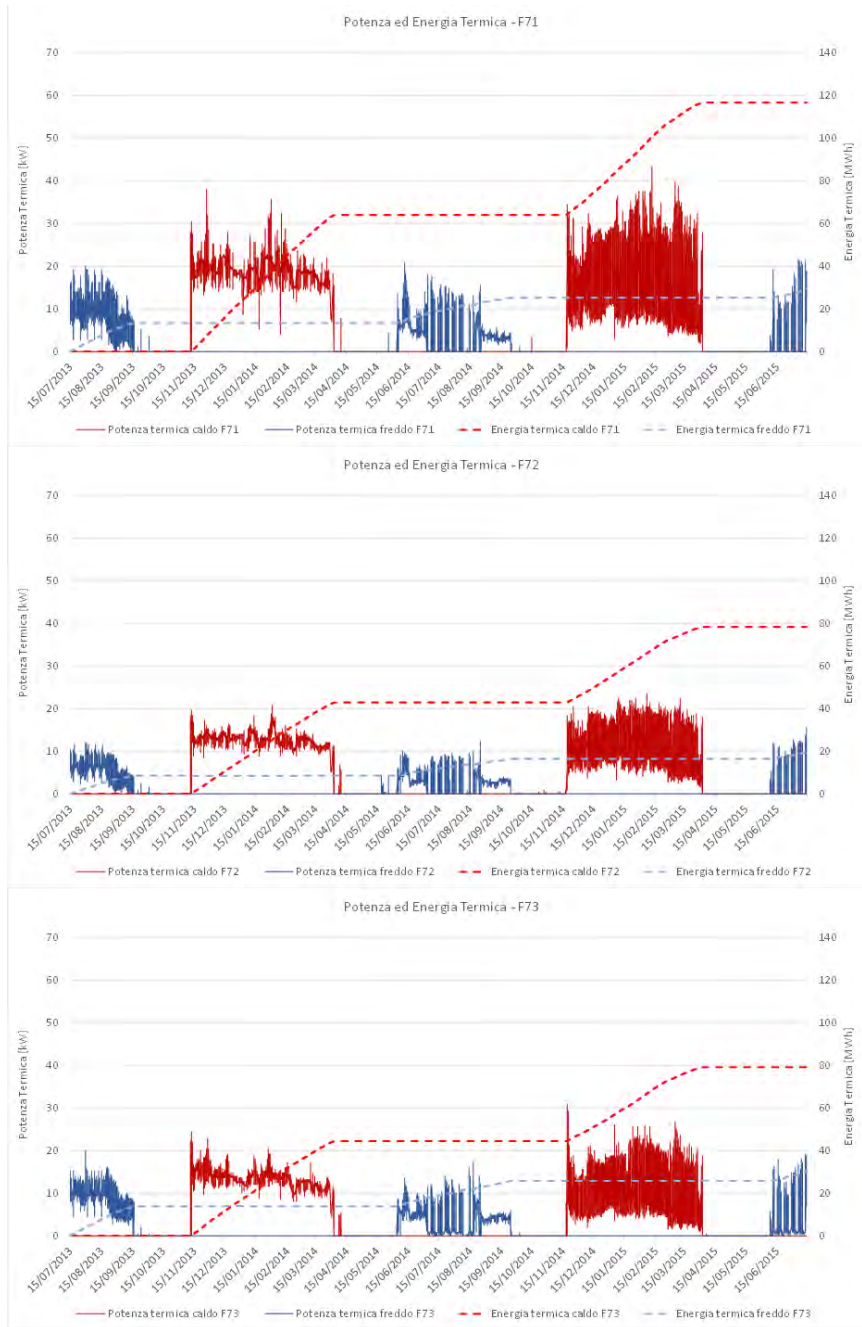
5.15 Il profilo giornaliero di occupazione 2013-2014-2015 (giorni feriali).



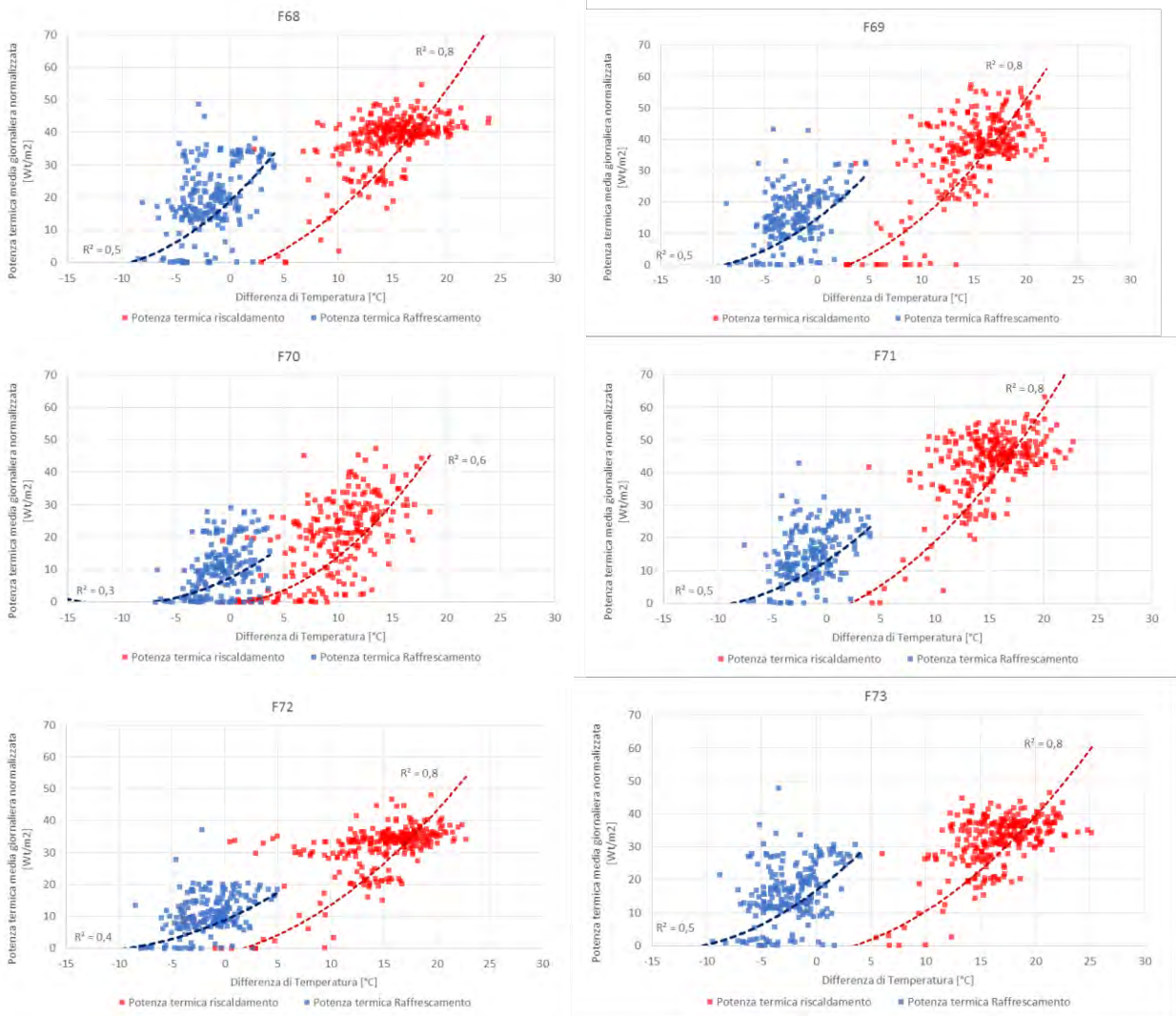


5.16 Potenza ed Energia Termica dei singoli edifici.

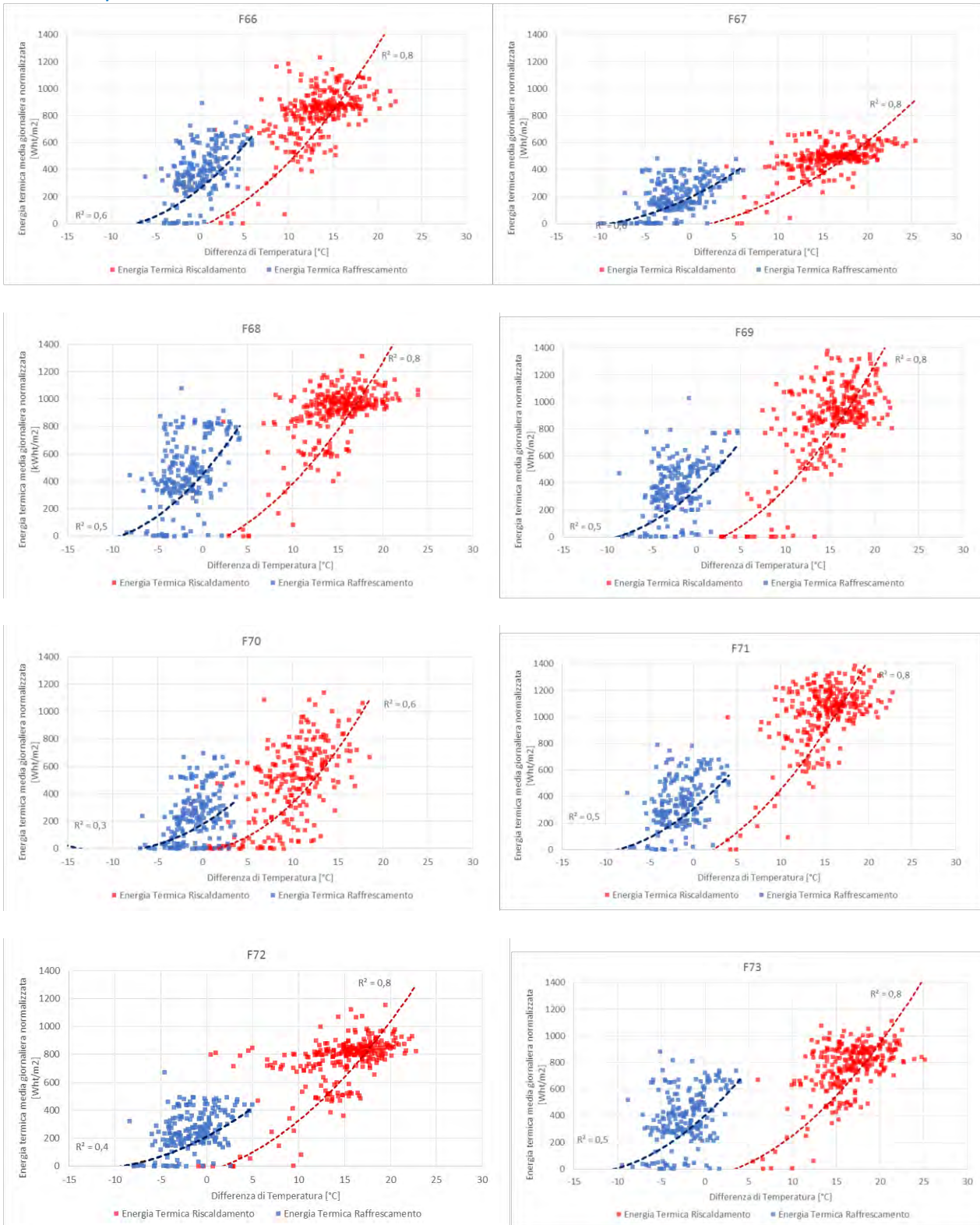




5.17 Confronto tra la potenza termica media giornaliera normalizzata e la differenza di temperatura tra l'ambiente esterno ed interno.



5.18 Confronto tra l'energia termica media giornaliera normalizzata e la differenza di temperatura tra l'ambiente esterno ed interno.



6 Curriculum vitae degli Autori del Rapporto Tecnico

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. Ha ottenuto l'Abilitazione Scientifica Nazionale a Professore Universitario di II fascia nel Dicembre del 2014. Dal 2007 a oggi 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. È 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. È stato membro del consiglio direttivo della sezione italiana di IBPSA (International Building Performance Simulation Association) e partecipa in qualità di esperto a gruppi di lavoro internazionali e in ambito CTI (Comitato Termotecnico Italiano) sul tema delle prestazioni energetiche degli edifici. È responsabile scientifico di diverse convenzioni e progetti di ricerca per il Politecnico di Torino. È coinvolto in diversi progetti nazionali e internazionali sulla prestazione energetica degli edifici e sul tema delle smart cities.

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. È coordinatore operativo del Centro di Ricerca "Indoor Environment & Energy Management Competence Centre" di Telecom presso il Politecnico di Torino. È 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". È 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.

Valentina Fabi

Valentina Fabi, architetto, ha conseguito il titolo di dottore di ricerca in Innovazione Tecnologica per l'Ambiente Costruito nel 2013 presso il Politecnico di Torino. I suoi studi si sono concentrati sul tema del comfort ambientale già durante la laurea magistrale, sviluppando una tesi di laurea legata alla misurazione e relativa elaborazione dei dati della qualità microclimatica degli spazi costruiti. Con la tesi di dottorato ha approfondito il tema del comfort legato agli utenti, identificando una metodologia di sviluppo di modelli previsionali comportamentali ed energetici; acquisendo inoltre competenze multidisciplinari legate al campo della tecnologia di comunicazione e del coinvolgimento degli utenti in programmi di sostenibilità ambientale. Attualmente lavora come ricercatrice a contratto presso il Dipartimento di Energia del Politecnico di Torino, dove si occupa di valutazioni energetiche ed ambientali legate al comportamento degli utenti degli spazi costruiti.

Fiorella Lauro

Ha conseguito la Laurea Specialistica in Ingegneria dell'Automazione presso l'Università della Calabria. E' ricercatore a contratto presso il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino e dottoranda presso il Dipartimento di Ingegneria Sezione Informatica e Automazione dell'Università degli Studi Roma Tre. La sua attività di ricerca è svolta presso il Centro Ricerche ENEA Casaccia di Roma e 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 nazionali e internazionali 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.