



Ricerca di Sistema elettrico

Energy Communities: Strategie di gestione e classificazione energetica per un cluster di edifici residenziali pilota

A. Capozzoli, D. Coraci, S.P. Corgnati, G. Pinto, G. Spigliantini

ENERGY COMMUNITIES: STRATEGIA DI GESTIONE E CLASSIFICAZIONE ENERGETICA PER UN CLUSTER DI EDIFICI RESIDENZIALI PILOTA

A. Capozzoli, D. Coraci, S. P. Corgnati, G. Pinto, G. Spigliantini

Dicembre 2021

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero della Transizione Ecologica - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - III annualità

Obiettivo: Tecnologie

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

Work package: Local Energy District

Linea di attività: LA1.57 "Energy Communities: Strategia di gestione e classificazione energetica per un cluster di edifici" residenziali pilota

Responsabile del Progetto: Claudia Meloni, ENEA

Responsabile del Work package: Claudia Meloni, ENEA

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione "Gestione energetica negli edifici: dalla scala del componente a quella del distretto."

Responsabile scientifico ENEA: Sabrina Romano

Responsabile scientifico: A. Capozzoli

Indice

SOMMARIO.....	7
1 INTRODUZIONE.....	8
2 ANALISI DI DATI DI MONITORAGGIO ENERGETICI, AMBIENTALI E GESTIONALI PER GLI EDIFICI PILOTA SITUATI A CENTOCELLE.....	10
2.1 PRE-PROCESSING E INDIVIDUAZIONE DI PERIODI DI RIFERIMENTO PER L'INSIEME DI AGGREGATI	11
2.2 ANALISI DEI CONSUMI ELETTRICI PER GLI EDIFICI PILOTA E L'AGGREGATO	13
2.2.1 EDIFICIO C1	13
2.2.2 EDIFICIO C5	14
2.2.3 EDIFICIO C7	15
2.2.4 EDIFICIO C9	16
2.2.5 EDIFICIO E3	17
2.2.6 EDIFICIO E4	18
2.2.7 EDIFICIO E8	19
2.2.8 EDIFICIO E9	21
2.2.9 AGGREGATO DEGLI EDIFICI PILOTA	22
3 ANALISI DI DATI DI MONITORAGGIO ENERGETICI, AMBIENTALI E GESTIONALI PER GLI APPARTAMENTI DEL CONDOMINIO SITUATO A PINEROLO	24
3.1 PRE-PROCESSING E INDIVIDUAZIONE DI PERIODI DI RIFERIMENTO PER L'INSIEME DI AGGREGATI	25
3.2 VISUALIZZAZIONE GRAFICA DEI CONSUMI ELETTRICI PER GLI APPARTAMENTI PILOTA E L'AGGREGATO	26
3.2.1 APPARTAMENTO TABONA2.....	26
3.2.2 APPARTAMENTO TABONA4.....	27
3.2.3 APPARTAMENTO TABONA5.....	28
3.2.4 APPARTAMENTO TABONA6.....	29
3.2.5 APPARTAMENTO TABONA7.....	30
3.2.6 APPARTAMENTO TABONA9.....	31
3.2.7 APPARTAMENTO TABONA10.....	32
3.2.8 APPARTAMENTO TABONA11.....	33
3.2.9 AGGREGATO DEGLI APPARTAMENTI PILOTA DEL CONDOMINIO DI PINEROLO	34
3.3 ANALISI RELATIVE ALLA PRODUZIONE DI ENERGIA DA FOTOVOLTAICO E ALL'ENERGIA SCAMBIATA CON LA RETE PER L'INTERO CONDOMINIO DI PINEROLO.....	36
4 ANALISI DI DATI DI MONITORAGGIO ENERGETICI, AMBIENTALI E GESTIONALI PER I NUOVI EDIFICI PILOTA SITUATI NEL TERRITORIO DI ROMA E VITERBO	41
4.1 PRE-PROCESSING E INDIVIDUAZIONE DI PERIODI DI RIFERIMENTO PER L'INSIEME DI AGGREGATI	42
4.2 ANALISI DEI CONSUMI ELETTRICI PER GLI EDIFICI PILOTA E L'AGGREGATO	43
4.2.1 EDIFICIO EB1	44
4.2.2 EDIFICIO EB3	45
4.2.3 EDIFICIO EB4	46

4.2.4 EDIFICIO EB5	47
4.2.5 EDIFICIO EB6	48
4.2.6 EDIFICIO EB9	49
4.2.7 EDIFICIO EB12	50
5 ANALISI CRITICA DI LETTERATURA SULLA FLESSIBILITÀ ENERGETICA DI UN EDIFICIO ED INDIVIDUAZIONE DI INDICATORI DI RIFERIMENTO.....	52
5.1 ANALISI DI LETTERATURA SULLA FLESSIBILITÀ FORNITA DALLE APPLIANCES.....	54
5.2 ANALISI DI LETTERATURA SULLA FLESSIBILITÀ FORNITA DAI SISTEMI ENERGETICI	55
6 ANALISI DELLO STATO DELL'ARTE SULLE METODOLOGIE DI COINVOLGIMENTO PROATTIVO DEGLI UTENTI E LA CREAZIONE DI UN SISTEMA DI COMUNICAZIONE EFFICACE PER L'IMPLEMENTAZIONE DI SISTEMI DI DEMAND RESPONSE IN AMBITO RESIDENZIALE.....	58
6.1 STRUMENTI PER LA CARATTERIZZAZIONE DEL COMPORTAMENTO DEGLI UTENTI ED IL LORO COINVOLGIMENTO PROATTIVO	58
CARATTERIZZAZIONE DI UN SISTEMA DI COMUNICAZIONE EFFICACE.....	59
RENDERE L'ENERGIA "VISIBILE": L'UTILIZZO DI INDICATORI DI CONSUMO ENERGETICO ED IMPATTO AMBIENTALE	61
6.2 SUPPORTO ALLA PROGETTAZIONE DI UN SISTEMA DI COMUNICAZIONE BI-DIREZIONALE (OCCUPANTE-PIATTAFORMA WEB/APP) INCENTRATO SULLO SVILUPPO DI OPPORTUNITÀ DI FLESSIBILITÀ ENERGETICA (BI-DIRECTIONAL INFORMATION-BASED OCCUPANT FEEDBACK INTERACTION)	64
7 IDENTIFICAZIONE DI PROFILI DI CARICO TIPOLOGICI ATTRAVERSO PROCESSO NON SUPERVISIONATO E SVILUPPO DI UN PROCESSO DI CLASSIFICAZIONE PER LA STIMA DELLE CLASSI DI PROFILO ENERGETICO DEGLI EDIFICI DI CENTOCELLE	69
7.1 PROCESSO NON SUPERVISIONATO (CLUSTER ANALYSIS) SUI PROFILI DI CARICO GIORNALIERO DEI SINGOLI EDIFICI E DELL'INTERO DISTRETTO	69
7.2 PROCESSO DI CLASSIFICAZIONE PER IDENTIFICARE I FATTORI INFLUENZANTI DEL CARICO PER I SINGOLI EDIFICI E DELL'INTERO DISTRETTO	69
7.3 VISUALIZZAZIONE DEI PROFILI DI CARICO CARATTERISTICI OTTENUTI PER MEZZO DELLA CLUSTER ANALYSIS E DEI CORRISPONDENTI ALBERI DI CLASSIFICAZIONE (CART).....	71
7.3.1 Edificio C1.....	71
7.3.2 Edificio C5.....	73
7.3.3 Edificio C7.....	75
7.3.4 Edificio C9.....	77
7.3.5 Edificio E3.....	79
7.3.6 Edificio E4.....	81
7.3.7 Edificio E8.....	83
7.3.8 Edificio E9.....	85
7.3.9 Aggregato degli edifici pilota.....	87
7.4 ANALISI IN FREQUENZA PER LA CARATTERIZZAZIONE DEL COMPORTAMENTO DEI SINGOLI EDIFICI ALL'INTERNO DEL DISTRETTO	89
7.5 CARATTERIZZAZIONE DEL COMPORTAMENTO DEGLI UTENTI ALL'INTERNO DEL DISTRETTO DI EDIFICI	92

8	IDENTIFICAZIONE DI PROFILI DI CARICO TIPOLOGICI ATTRAVERSO PROCESSO NON SUPERVISIONATO E SVILUPPO DI UN PROCESSO DI CLASSIFICAZIONE PER LA STIMA DELLE CLASSI DI PROFILO ENERGETICO DEGLI APPARTAMENTI DI PINEROLO	95
8.1	<i>VISUALIZZAZIONE DEI PROFILI DI CARICO CARATTERISTICI OTTENUTI PER MEZZO DELLA CLUSTER ANALYSIS E DEI CORRISPONDENTI ALBERI DI CLASSIFICAZIONE (CART)</i>	<i>95</i>
8.1.1	<i>APPARTAMENTO TABONA2</i>	<i>95</i>
8.1.2	<i>APPARTAMENTO TABONA4</i>	<i>97</i>
8.1.3	<i>APPARTAMENTO TABONA5</i>	<i>99</i>
8.1.4	<i>APPARTAMENTO TABONA6</i>	<i>101</i>
8.1.5	<i>APPARTAMENTO TABONA7</i>	<i>103</i>
8.1.6	<i>APPARTAMENTO TABONA9</i>	<i>105</i>
8.1.7	<i>APPARTAMENTO TABONA10</i>	<i>107</i>
8.1.8	<i>APPARTAMENTO TABONA11</i>	<i>109</i>
8.1.9	<i>AGGREGATO DEGLI APPARTAMENTI PILOTA DI PINEROLO</i>	<i>111</i>
9	IDENTIFICAZIONE DI PROFILI DI CARICO TIPOLOGICI ATTRAVERSO PROCESSO NON SUPERVISIONATO PER I NUOVI EDIFICI PILOTA SITUATI NEL TERRITORIO DI ROMA E VITERBO	114
9.1	VISUALIZZAZIONE DEI PROFILI DI CARICO CARATTERISTICI OTTENUTI PER MEZZO DELLA CLUSTER ANALYSIS	114
9.1.1	<i>EDIFICIO EB1</i>	<i>114</i>
9.1.2	<i>EDIFICIO EB3</i>	<i>115</i>
9.1.3	<i>EDIFICIO EB4</i>	<i>116</i>
9.1.4	<i>EDIFICIO EB5</i>	<i>117</i>
9.1.5	<i>EDIFICIO EB6</i>	<i>119</i>
9.1.6	<i>EDIFICIO EB9</i>	<i>120</i>
9.1.7	<i>EDIFICIO EB12</i>	<i>121</i>
10	CONCLUSIONI.....	123
	BIBLIOGRAFIA	124
11	CURRICULUM VITAE DEGLI AUTORI DEL RAPPORTO TECNICO	130
	ALFONSO CAPOZZOLI.....	130
	STEFANO PAOLO CORGNATI.....	130
	GIORGIA SPIGLIANTINI	131
	GIUSEPPE PINTO	131
	DAVIDE CORACI.....	131
	APPENDICE A: CENTOCELLE.....	133
	<i>A.1 CARPET PLOT DEI CONSUMI ENERGETICI GIORNALIERI SU BASE ORARIA MEDIATI PER SETTIMANA DELL'ANNO</i>	<i>133</i>
	<i>A.2 CALENDAR PLOT DEI CONSUMI ENERGETICI GIORNALIERI RISPETTO AL GIORNO DELLA SETTIMANA</i>	<i>138</i>
	APPENDICE B: PINEROLO	142

*B.1 CARPET PLOT DEI CONSUMI ENERGETICI GIORNALIERI SU BASE ORARIA MEDIATI PER SETTIMANA
DELL'ANNO 142*

B.2 CALENDAR PLOT DEI CONSUMI ENERGETICI GIORNALIERI RISPETTO AL GIORNO DELLA SETTIMANA 147

APPENDICE C: EDIFICI DI ROMA E VITERBO..... 152

*C.1 CARPET PLOT DEI CONSUMI ENERGETICI GIORNALIERI SU BASE ORARIA MEDIATI PER SETTIMANA
DELL'ANNO 152*

C.2 CALENDAR PLOT DEI CONSUMI ENERGETICI GIORNALIERI RISPETTO AL GIORNO DELLA SETTIMANA 156

Sommario

Il presente documento sintetizza le attività condotte dal Politecnico di Torino finalizzate all'analisi di dati di monitoraggio energetico di lungo periodo relativi a ventinove unità abitative residenziali per ottimizzarne la gestione in esercizio. Lo scopo principale dell'analisi è la caratterizzazione dei profili di carico per tutti gli appartamenti/edifici pilota, organizzati in 3 gruppi in funzione della collocazione e indicati come: 1) *“Edifici pilota situati a Centocelle”* [1], 2) *“Appartamenti del condominio situato a Pinerolo”* [2], 3) *“Nuovi edifici pilota situati nel territorio di Roma e Viterbo”* [3].

Il primo step di analisi ha riguardato l'individuazione di periodi rappresentativi in termini di disponibilità di dati per la caratterizzazione energetica degli edifici residenziali. In seguito, sono state proposte delle visualizzazioni ed elaborazione dei profili di carico (sia a livello di singolo edificio che di aggregato di edifici), fra cui calendar plot e carpet plot, che hanno permesso di valutare quelli che contribuiscono maggiormente al consumo di energia e l'effetto del contributo di fonti rinnovabili qualora presenti.

Successivamente, è stata effettuata un'analisi critica di letteratura riguardante la flessibilità energetica negli edifici residenziali, al fine di evidenziarne potenzialità e metriche di valutazione. In tal senso, sono stati proposti una serie di KPIs (*Key Performance Indicators*) per quantificare i potenziali effetti derivanti dall'implementazione di strategie di controllo dei carichi flessibili presenti negli edifici sulla base dei dispositivi ritenuti più rilevanti. Inoltre, sono state analizzate le metodologie e gli strumenti atti al coinvolgimento degli utenti rispetto alla gestione flessibile dei carichi energetici in ambito residenziale. L'analisi si è concentrata sulla individuazione di metodologie e procedure finalizzate al coinvolgimento proattivo degli utenti per incentivare la gestione flessibile dei carichi.

Infine, sono stati analizzati i dati di assorbimento elettrico aggregati su base oraria, allo scopo di identificare, tramite un processo non supervisionato (cluster analysis), i profili più frequenti per i singoli edifici e per l'aggregato di edifici. A seguito di queste analisi, sono state proposte opportune metriche per effettuare un'analisi di classificazione per mezzo di tecniche supervisionate (*Classification And Regression Tree, CART*), con conseguenti implicazioni sulla flessibilità energetica degli edifici.

In particolare, queste analisi sono state condotte per il cluster di edifici di Centocelle per caratterizzare il consumo dei singoli edifici, del loro aggregato e il comportamento degli utenti, andando ad analizzare la co-occorrenza fra i consumi dei singoli edifici e quelli dell'aggregato al fine di individuare pattern di consumo tipologici. Per quanto riguarda gli edifici di Pinerolo, specifica attenzione è stata posta all'utilizzo di classificatori predittivi e all'analisi dei consumi dei singoli appartamenti e alla produzione dell'impianto fotovoltaico, al fine di correlare i bisogni degli occupanti in maniera aggregata alla produzione di energia da fonte rinnovabile. Anche per gli edifici di Roma e Viterbo sono state effettuate analisi specifiche per il singolo edificio, andandone anche a caratterizzare attraverso analisi non supervisionate il profilo rappresentante il consumo giornaliero più basso, fornendo informazioni utili per il miglioramento della gestione energetica.

In conclusione, il lavoro ha permesso attraverso tecniche di data analytics l'identificazione di profili di carico rappresentativi a diverse scale, dal singolo edificio/appartamento all'aggregato di edifici/appartamenti, opportunamente confrontati per estrapolare informazioni utili agli occupanti e all'aggregatore. Inoltre, l'analisi di flessibilità energetica e di caratterizzazione dell'occupante ha permesso di identificare interessanti opportunità sia per il coinvolgimento proattivo degli utenti che per la partecipazione a programmi di demand response.

1 Introduzione

Il presente documento sintetizza le attività condotte dal Politecnico di Torino finalizzate all'analisi dei dati di monitoraggio provenienti da ventinove unità abitative, che sono parte di una sperimentazione condotta da ENEA finalizzata a ottimizzare la gestione di edifici residenziali.

Gli edifici analizzati durante questa attività (ventinove) sono stati classificati in funzione della località e degli intervalli temporali analizzati. In particolare, quattordici abitazioni sono localizzate nel Comune di Roma e sono state organizzate in questo studio in due diversi gruppi: le prime quattro sono ubicate in zone Trionfale, Boccea-Casalotti e Mentana, e la sperimentazione su di esse risale già all'annualità 2016 [4]; le restanti dieci sono dislocate nei quartieri Prenestino-Centocelle, Alessandrino, Prenestino-Labicano e Don Bosco e si sono aggiunte alle quattro sopramenzionate grazie all'installazione di un sistema di monitoraggio che ha avuto luogo nel maggio del 2018. Nel presente documento si farà riferimento a questi due gruppi come "E2016" o "Aggregatore 1" (quattro abitazioni) ed "C2017" o "Aggregatore 2" (dieci abitazioni). L'insieme di questi due gruppi rappresenta il primo cluster di edifici analizzato, a cui ci si riferirà come "**Edifici pilota situati a Centocelle**".

Il secondo gruppo comprende otto unità abitative, facenti parte di un condominio nel comune di Pinerolo. Tale condominio risiede recentemente è stato oggetto di diversi interventi di riqualificazione energetica, fra cui la sostituzione dei serramenti esterni degli appartamenti, l'installazione di caldaie a condensazione per ciascun appartamento e l'installazione di un impianto fotovoltaico in copertura, di 8 kW di picco. Successivamente, grazie alla partecipazione a due progetti europei quali H2020, 4RinEU [5] e Buildheat [6], ulteriori interventi hanno interessato il condominio consistenti in soluzioni e tecnologie all'avanguardia. Ci si riferirà al secondo gruppo come "**Appartamenti del condominio situato a Pinerolo**".

Infine, sono stati resi disponibili dati più recenti per tre abitazioni degli edifici pilota situati a Centocelle e di altre sette abitazioni, cinque localizzate nel territorio di Roma (tre in zona Tor di Valle e due in zona Villaggio Olimpico) e due nel territorio di Viterbo. Questo terzo gruppo di edifici verrà identificato nel seguente rapporto come "**Nuovi edifici pilota situati nel territorio di Roma e Viterbo**".

L'analisi è stata svolta principalmente per la caratterizzazione dei profili consumo per tutti gli appartamenti/edifici pilota, non considerando nel dettaglio le condizioni microclimatiche interne in quanto già analizzate in dettaglio nel report riportato in [7].

Inizialmente sono stati identificati dei periodi rappresentativi atti a caratterizzare l'edificio in termini di consumi, sulla base dei dati disponibili. Sono state proposte dunque delle visualizzazioni dei profili di carico (sia a livello di singolo edificio che aggregato), fra cui calendar plot e carpet plot, che hanno permesso di valutare gli edifici che contribuiscono maggiormente al consumo di energia e l'effetto dell'energia prodotta da fonti rinnovabili. Questa analisi ha permesso anche di verificare eventuali criticità legate ai sistemi di monitoraggio dei singoli dispositivi installati negli edifici pilota. In particolare, per mezzo di processi di *Data Analytics* è stato possibile effettuare un *pre-processing* dei dati misurati per gli edifici pilota, individuando un periodo di riferimento (in cui la maggior parte degli edifici presentava una buona qualità del dato) con il quale è stato definito l'aggregato. Successivamente, è stata effettuata un'analisi critica di letteratura rispetto alla flessibilità energetica di edifici residenziali per poterne evidenziare le potenzialità. In tal senso, sono stati proposti una serie di KPIs (*Key Performance Indicators*) per quantificare i potenziali effetti derivanti dall'implementazione di strategie di controllo di carichi flessibili presenti negli edifici, sulla base dei dispositivi ritenuti più rilevanti.

In seguito, sono state analizzate le metodologie e gli strumenti atti al coinvolgimento degli utenti rispetto alla gestione flessibile dei carichi energetici in ambito residenziale. L'analisi si è concentrata sulla individuazione di metodi atti al coinvolgimento proattivo degli utenti per incentivarne la gestione flessibile dei carichi, sugli strumenti di comunicazione adottabili (feedback e feedforward) e sulle metodologie efficaci ad indagare le abitudini di consumo degli occupanti, in particolare degli elettrodomestici.

Infine, i dati di assorbimento elettrico, aggregati su base oraria, sono stati analizzati allo scopo di identificare, tramite un processo non supervisionato i profili più frequenti per i singoli edifici e per l'aggregato. A seguito di queste analisi, sono state proposte una serie di metriche, tratte da [8], per poter effettuare un'analisi di classificazione per mezzo di tecniche supervisionate (*Classification And Regression Tree, CART*), con conseguenti implicazioni sulla flessibilità energetica degli edifici e sulla loro caratterizzazione.

Questo report evidenzia le potenzialità legate ai processi di analisi dei dati, considerando che la crescente penetrazione di sistemi di monitoraggio negli edifici consente di estrarre una conoscenza più approfondita e dettagliata delle abitudini degli utenti e delle caratteristiche del sistema considerato. Infatti, un alto numero di variabili monitorate può portare a una descrizione accurata delle condizioni in cui si trova il sistema e delle attività svolte, fornendo anche la base per la previsione delle condizioni future del sistema stesso. Vale la pena sottolineare, però, che la qualità dei dati gioca un ruolo fondamentale, poiché l'analisi di un dataset caratterizzato da un'alta presenza di dati non validi (legati ad un monitoraggio incostante o a letture anomale) è direttamente legato alla robustezza della conoscenza estratta dai dati stessi.

2 Analisi di dati di monitoraggio energetici, ambientali e gestionali per gli edifici pilota situati a Centocelle

La sperimentazione ha riguardato quattordici casi di studio, tutte abitazioni ubicate nel territorio del comune di Roma. Dettagli sull'infrastruttura e la campagna di monitoraggio sono riportati in [1]. Tra questi appartamenti, quattro si trovano in edifici bifamiliari, uno occupa un intero edificio isolato, mentre i restanti nove si trovano in edifici plurifamiliari. La maggior parte sono stati costruiti tra il 1945 e il 1990, due sono di recente costruzione (anni '90 e 2000) e due risalgono alla prima metà del secolo scorso. Le caratteristiche geometriche sono piuttosto eterogenee. Infatti, la metà delle quattordici abitazioni hanno una superficie compresa tra 100 m² e 135 m², sei delle quattordici abitazioni non raggiungono i 70 m² ed una supera i 90 m². In quasi tutti gli appartamenti c'è stato un intervento di sostituzione dei serramenti che ne ha migliorato la prestazione energetica. Tutte le abitazioni presentano un impianto di riscaldamento autonomo alimentato a gas naturale (anche se in alcuni casi integrato da termo-camini). Il gas è la principale fonte energetica utilizzata anche per il soddisfacimento del fabbisogno di acqua calda sanitaria, che solo per un'abitazione è prodotta invece tramite pompa di calore elettrica. L'impianto di climatizzazione estiva non è presente in tutti gli edifici pilota. Infatti, le quattro abitazioni di E2016 sono sprovviste di tale servizio, mentre nove di dieci appartamenti pilota del gruppo C2017 possiedono un sistema di condizionamento estivo ad espansione diretta.

I dati ottenuti dai due gruppi di abitazioni, riportati in Tabella 1, sono diversi e riguardano sia dati di microclima interno, come temperatura interna e umidità relativa, sia dati di assorbimento elettrico. Tutti i dati sono campionati con frequenza quartoraria, grazie ad una elaborazione dei dati grezzi operata da ENEA. Come indicato nell'introduzione, è stato scelto di analizzare solo i dati riguardanti l'assorbimento elettrico.

Tabella 1. Parametri monitorati di interesse rispetto allo studio condotto e periodo di monitoraggio per ciascuna delle abitazioni di Centocelle

Edificio	Temperatura interna [°C]	Umidità relativa [%]	Potenza generale [W]	Potenza condizionamento estivo [W]	Periodo di monitoraggio
E3	x	x	x		Giugno 2018 – Gennaio 2020
E4	x		x		Febbraio 2018 – Gennaio 2020
E8	x	x	x		Giugno 2018 – Giugno 2019
E9	x	x	x		Giugno 2018 – Novembre 2019
C1	x		x	x	Aprile 2018 – Febbraio 2019
C2	x		x		Aprile 2018 – Febbraio 2019
C3	x		x	x	Aprile 2018 – Gennaio 2020
C4	x		x		Gennaio 2019 – Gennaio 2020
C5	x		x	x	Aprile 2018 – Ottobre 2019

Edificio	Temperatura interna [°C]	Umidità relativa [%]	Potenza generale [W]	Potenza condizionamento estivo [W]	Periodo di monitoraggio
C6	x		x	x	Maggio 2018 – Dicembre 2019
C7	x		x	x	Marzo 2018 – Giugno 2019
C8	x		x		Maggio 2018 – Gennaio 2020
C9	x		x	x	Maggio 2018 – Dicembre 2019
C10	x		x	x	Aprile 2018 – Gennaio 2019

2.1 Pre-processing e individuazione di periodi di riferimento per l'insieme di aggregati

Nella prima fase è stata condotta un'analisi di *pre-processing* volta a verificare la qualità del dataset a disposizione. Le variabili disponibili si riferiscono alla potenza assorbita con frequenza quattoraria. Tuttavia, considerata la presenza di dati impulsivi nell'assorbimento di potenza sono stati aggregati su base oraria. Successivamente, sono stati individuati dei periodi di riferimento per ciascun edificio in cui vi era la maggiore qualità e disponibilità di dati. Nel corso di questi periodi è stata riscontrata comunque l'assenza di alcuni dati nella serie temporale o la presenza di dati anomali (serie di dati costanti per un tempo troppo lungo). È stato possibile risolvere questo problema avvalendosi dell'utilizzo di un processo di ricostruzione del dato basato sul *STL decomposition* (Seasonal and Trend decomposition using Loess), come riportato in Figura 1. Il metodo di ricostruzione STL è un metodo statistico robusto e versatile per la decomposizione delle serie storiche e per la successiva ricostruzione del dato. La decomposizione della serie storica tiene conto di 3 componenti principali:

- periodicità, che rappresenta un pattern prevedibile e regolare nella serie storica che accade in un determinato intervallo di tempo;
- trend, che indica la direzione generale per l'intera serie storica di dati;
- residuo, elemento che tiene conto dei cambiamenti non prevedibili nella serie storica.

La ricostruzione dei dati mancanti è avvenuta supponendo in generale una periodicità settimanale. Nello specifico, la procedura cerca di ricostruire i dati riferiti ai giorni festivi con periodicità giornaliera, basandosi sugli altri giorni dello stesso tipo presenti nel dataset.

Nonostante l'*STL decomposition* possa garantire una ricostruzione del dato con un'affidabilità discreta, si è deciso di identificare per ogni edificio un periodo temporale nel corso del quale la ricostruzione del dato risultasse essere limitata a brevi periodi, in modo tale da poter definire un aggregato dei consumi per gli edifici pilota che fosse il più rappresentativo possibile della situazione reale. Inoltre, questo ha permesso di ottenere un'analisi di comparazione più robusta sia tra gli stessi edifici che tra essi e l'aggregato. Nel diagramma di Gantt, riportato in Figura 2, sono riportati tutti i periodi in cui i dati erano disponibili per gli edifici pilota.

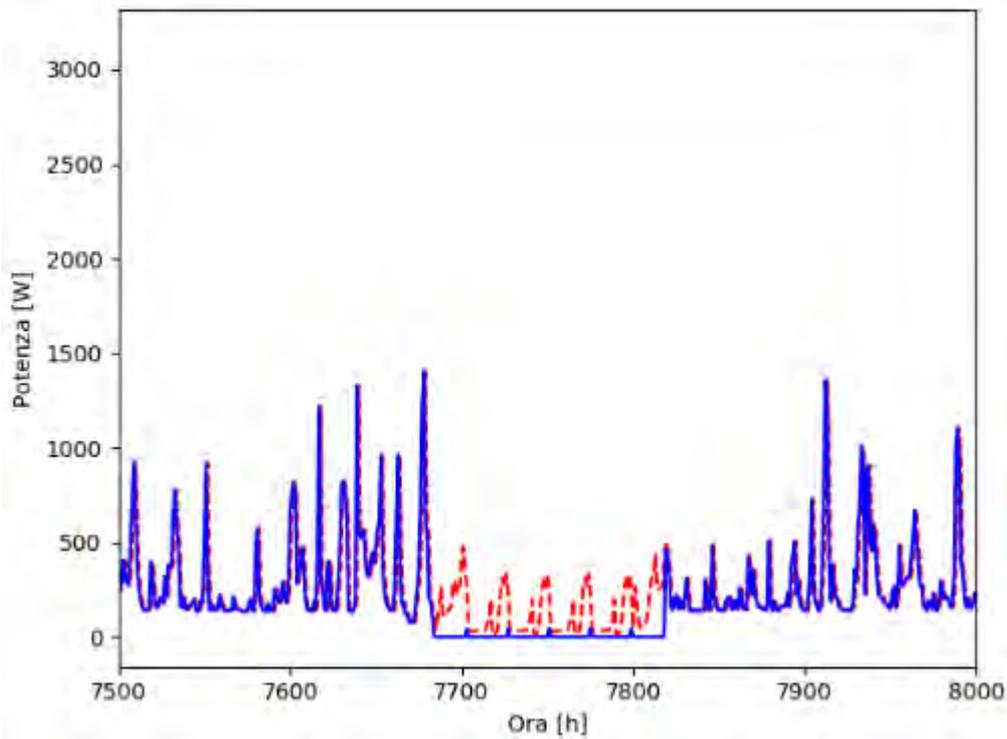


Figura 1. Serie temporale per l’edificio C1: ricostruzione dei dati mancanti per mezzo della STL decomposition (in rosso)

Questa rappresentazione ha permesso di effettuare dei ragionamenti utili alla scelta sia degli edifici pilota per la creazione dell’aggregato sia del periodo rappresentativo. Inizialmente, si è deciso di escludere dall’analisi l’edificio C2, in quanto i dati disponibili per lo stesso risultavano essere una copia esatta dell’edificio C1. Successivamente, è stato selezionato il periodo nel quale la maggior parte degli edifici non presentava valori mancanti nella serie temporale, ovvero il periodo tra il 01/09/2018 ed il 02/02/2019. In questo modo è stato possibile definire gli edifici pilota analizzati in questo caso studio e che hanno portato alla definizione dell’aggregato, ovvero: C1, C5, C7, C9, E3, E4, E8, E9. È importante notare che, sebbene per questi edifici era possibile considerare anche il mese di Agosto 2018, è stato scelto di non tenerne conto per l’elevata presenza di outlier, legati al differente comportamento degli utenti nel corso del periodo delle vacanze estive.

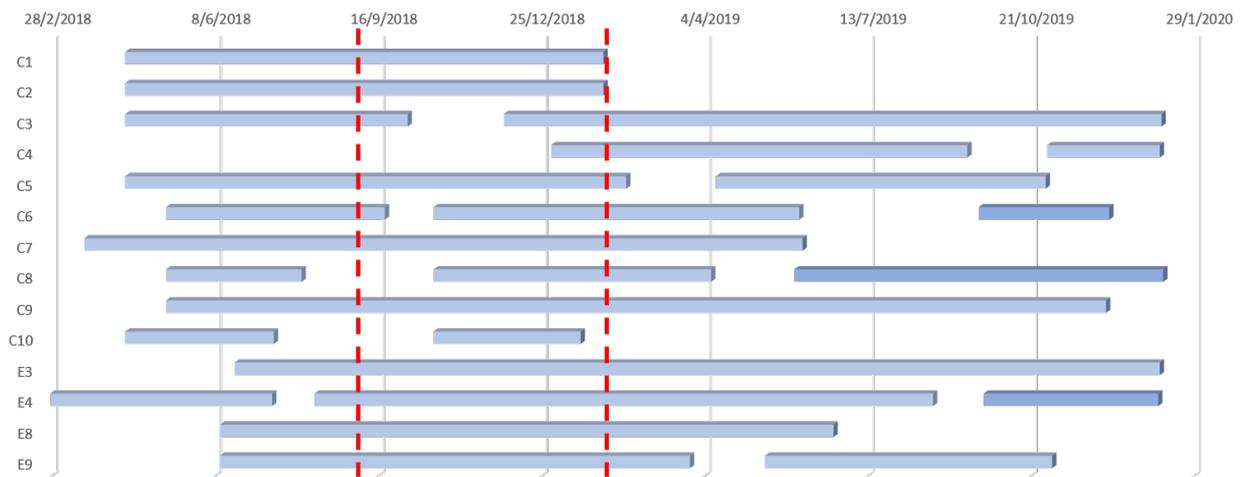


Figura 2. Diagramma di Gantt per la valutazione della disponibilità dei dati reali e la selezione del periodo per le successive analisi (in rosso, tra 01/09/2018 e 02/02/2019)

2.2 Analisi dei consumi elettrici per gli edifici pilota e l'aggregato

In questa sezione vengono proposte una serie di visualizzazioni compatte relative al consumo elettrico degli edifici pilota e del loro aggregato, fra cui figurano i *carpet plot* a differente granulometria, per poter estrarre informazioni rispetto alle caratteristiche del profilo di consumo. In questo modo è stato possibile ottenere informazioni di contestualizzazione dei dati, associando ad esempio ai consumi giornalieri l'informazione riguardante il giorno in cui sono stati registrati. A titolo esemplificativo verranno mostrati per l'intero periodo analizzato, per ogni edificio e per l'aggregato ottenuto, i carpet plot su base giornaliera o mediati sul giorno della settimana del profilo orario di domanda. In appendice sono riportate altre visualizzazioni dello stesso tipo, con una granulometria differente.

2.2.1 Edificio C1

Nel corso del periodo analizzato, il consumo energetico dell'edificio C1 risulta essere omogeneo, con pochi picchi sparsi soprattutto nelle ore serali come evidenziato in Figura 3 (Settembre 2018, fine Dicembre 2018 e Gennaio 2018). Nel corso delle ore notturne è stato registrato un consumo energetico orario inferiore ai 200 Wh, il quale potrebbe essere legato alle "non-shiftable appliances". Quest'ultimo aspetto emerge anche dall'analisi del carpet plot in Figura 4, che mostra i consumi energetici aggregati rispetto al giorno della settimana, valutando nel dettaglio sia i giorni della settimana che le fasce orarie a maggior consumo energetico. In questo caso, i consumi più alti sono registrati nelle ore serali del Mercoledì e della Domenica, con un picco presente nel corso della mattina del Venerdì. Si registra inoltre un consumo energetico maggiore nel corso della fascia oraria 10-14 nel corso del weekend (Venerdì-Sabato-Domenica) piuttosto che nei giorni feriali: questa differenza potrebbe essere legata all'assenza degli occupanti nei giorni dal Lunedì al Giovedì per motivi lavorativi o scolastici.

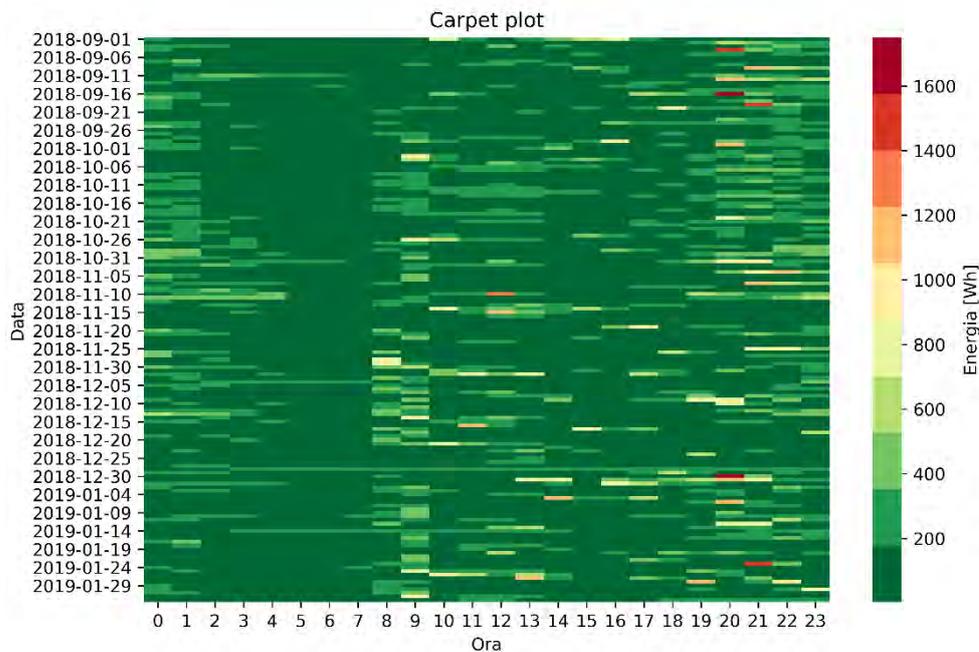


Figura 3. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio C1

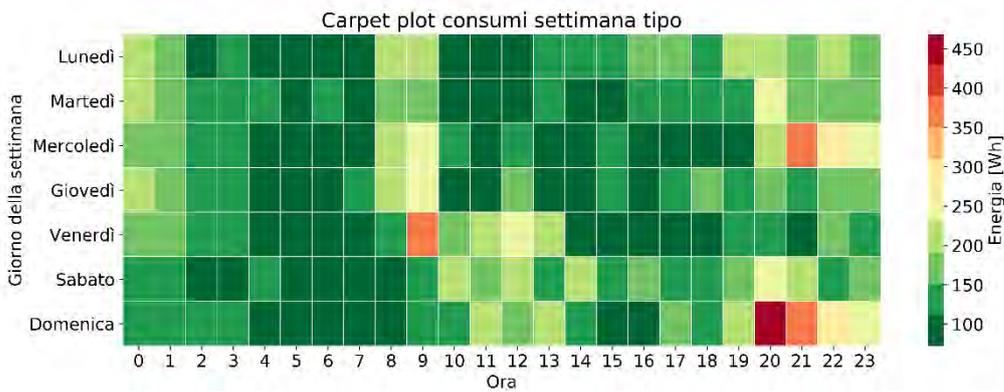


Figura 4. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l’edificio C1

2.2.2 Edificio C5

Per l’edificio C5, il carpet plot dei consumi giornalieri in Figura 5 restituisce dei risultati molto simili a quelli dell’edificio C1 per quanto riguarda i consumi nel corso delle ore notturne, mentre nelle ore centrali della giornata i consumi risultano essere maggiori. Quest’ultimo comportamento è facilmente visualizzabile in Figura 6, dove emerge una distribuzione dei consumi simile nei vari giorni della settimana: il consumo energetico registrato aumenta a partire dalle 9 del mattino fino a raggiungere il valore massimo nel corso delle ore serali, sia per la presenza degli occupanti che per un aumento nell’utilizzo delle appliances (e.g., lavatrici, lavastoviglie) nelle ore a minor costo dell’energia. I consumi maggiori si osservano nel corso della giornata del Giovedì nella fascia oraria 19-23 ma anche nella tarda serata del Lunedì e del Mercoledì.

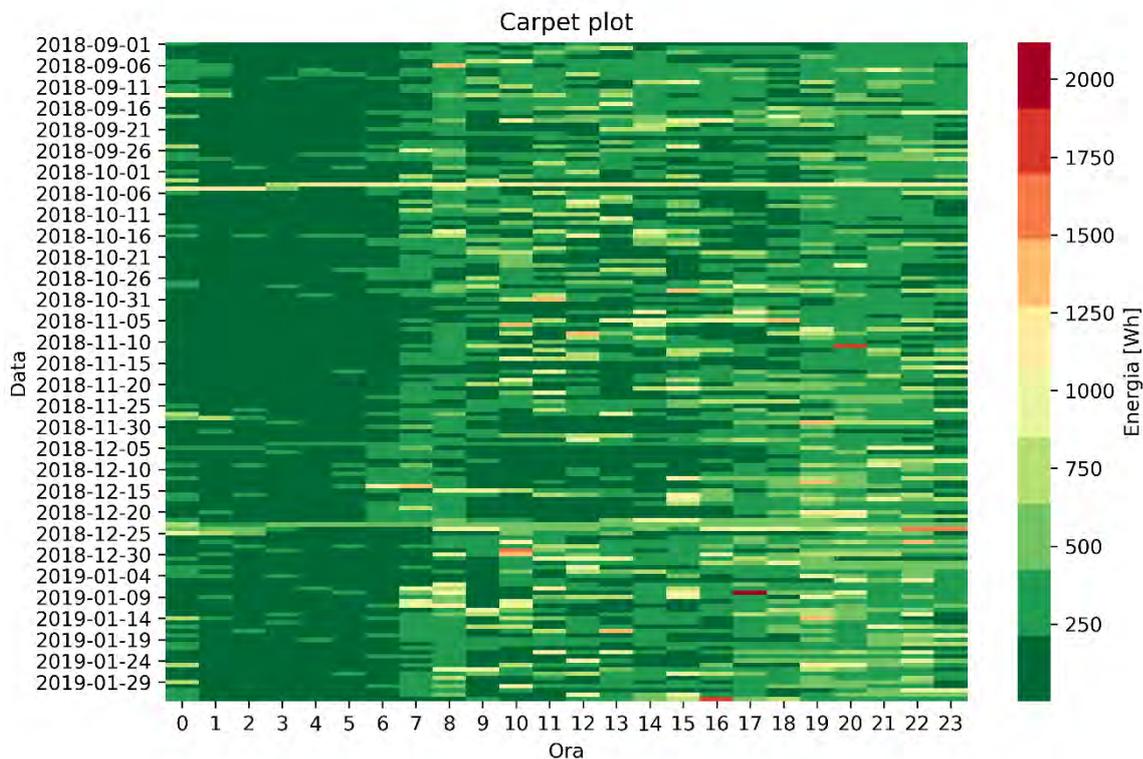


Figura 5. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l’edificio C5

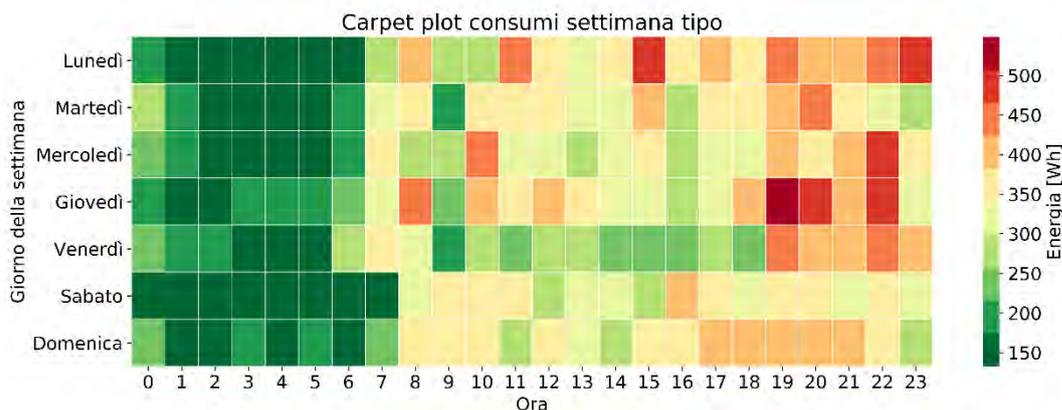


Figura 6. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio C5

2.2.3 Edificio C7

Dal carpet plot in Figura 7 emerge che il consumo energetico nel corso del periodo analizzato per l'edificio C7 presenta un andamento dei valori molto simile all'edificio C1, con valori abbastanza ridotti di energia richiesta nel corso della giornata. Tuttavia, sono presenti delle leggere differenze con il caso C1. Infatti, dalla Figura 8 emerge che i valori di energia registrati nella fascia 20-23 risultano essere maggiori nel corso dell'intera settimana, con valori più alti registrati nella serata del Giovedì. Inoltre, durante il weekend (Sabato-Domenica) si registra un aumento nella domanda di energia su valori nell'ora circa di 400 Wh nelle ore successive al pranzo. Questi aumenti potrebbero essere legati all'utilizzo di elettrodomestici (e.g., lavastoviglie).

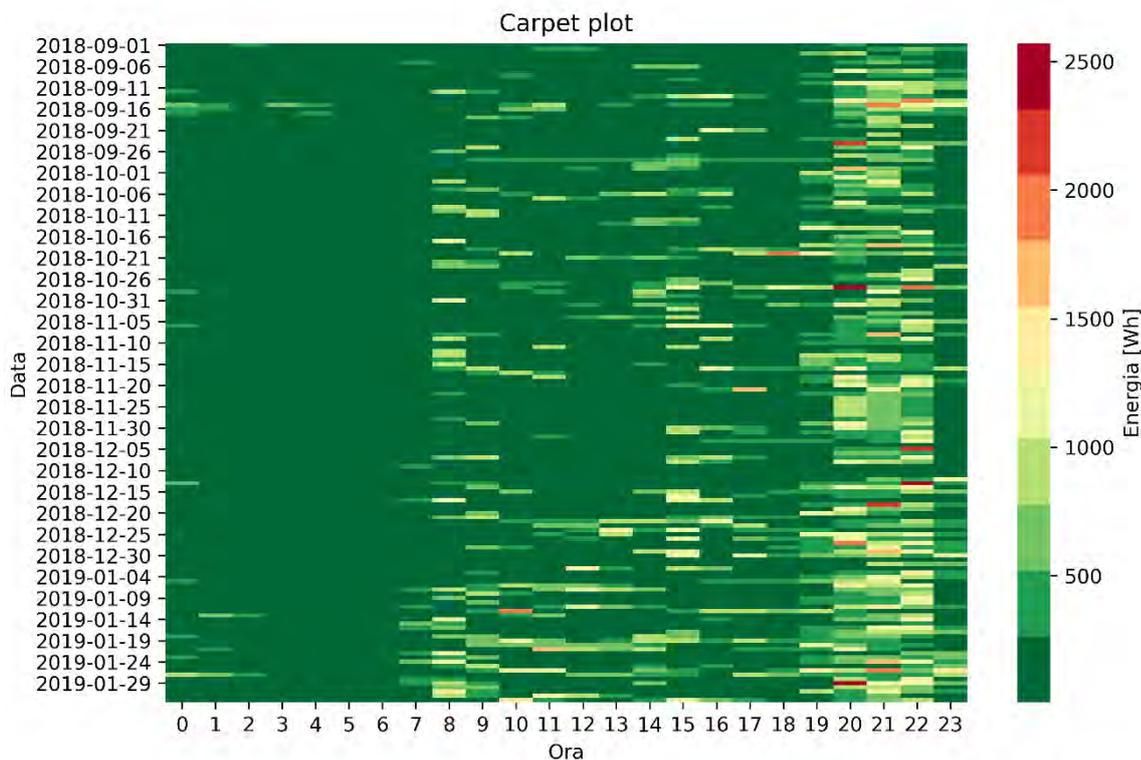


Figura 7. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio C7

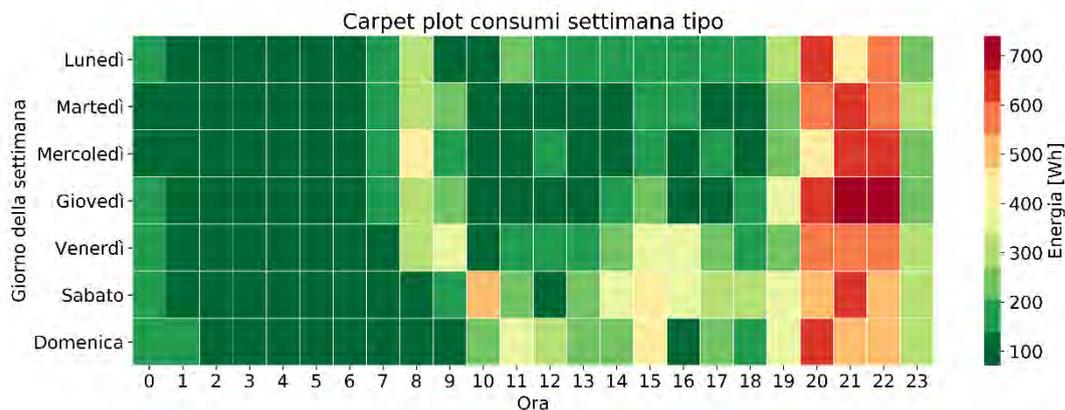


Figura 8. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l’edificio C7

2.2.4 Edificio C9

Per l’edificio C9, i consumi energetici presentano un andamento crescente durante la giornata, con alcuni picchi di domanda nelle ore mattutine o del pomeriggio per determinati periodi (metà Dicembre 2018). Inoltre, come evidenziato in Figura 9, rispetto agli edifici già analizzati, la finestra temporale in cui i consumi orari risultano essere al di sotto dei 200 Wh appare molto più limitata. Questo ultimo aspetto risulta essere più evidente in Figura 10, dove è possibile notare come in alcune giornate (Lunedì-Martedì-Domenica) i consumi risultano bassi solamente nel corso di un paio di ore nella fascia notturna. I consumi maggiori sono stati registrati invece nelle ore serali dei giorni feriali, nella fascia 21-24. Nel weekend, invece, non si registrano aumenti nel consumo energetico nella serata di Sabato, contrariamente a quanto avviene nel corso delle prime ore serali nella Domenica.

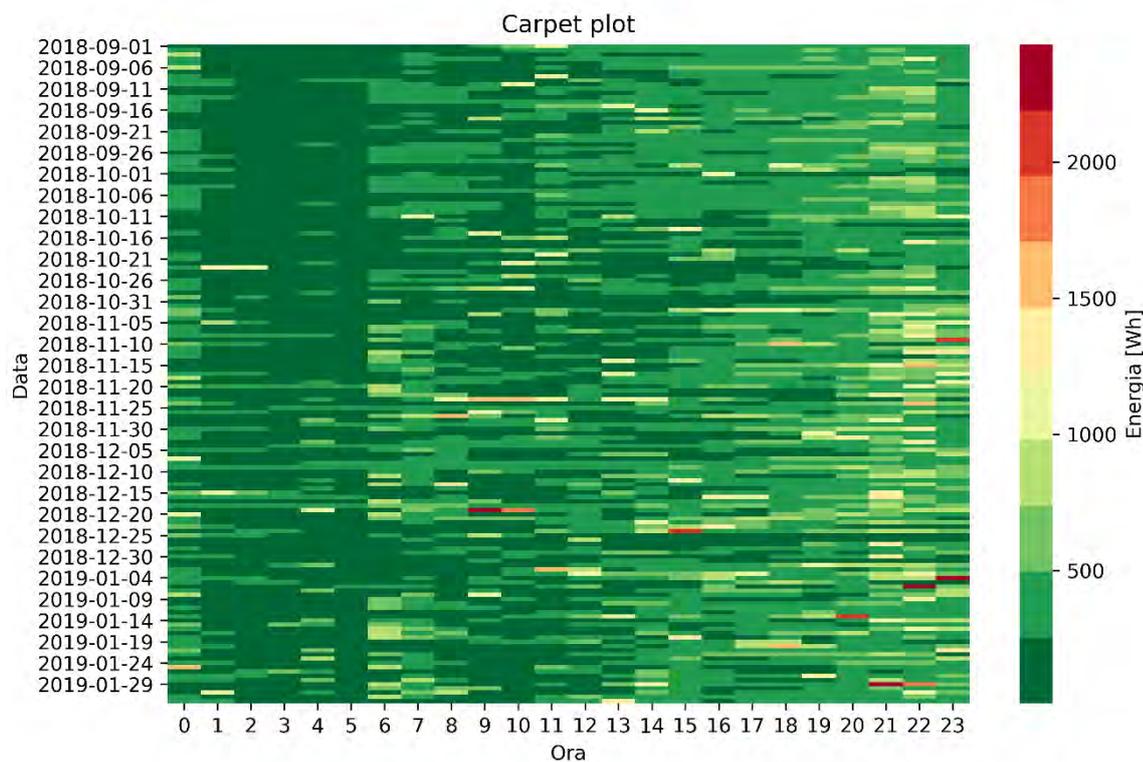


Figura 9. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio C9

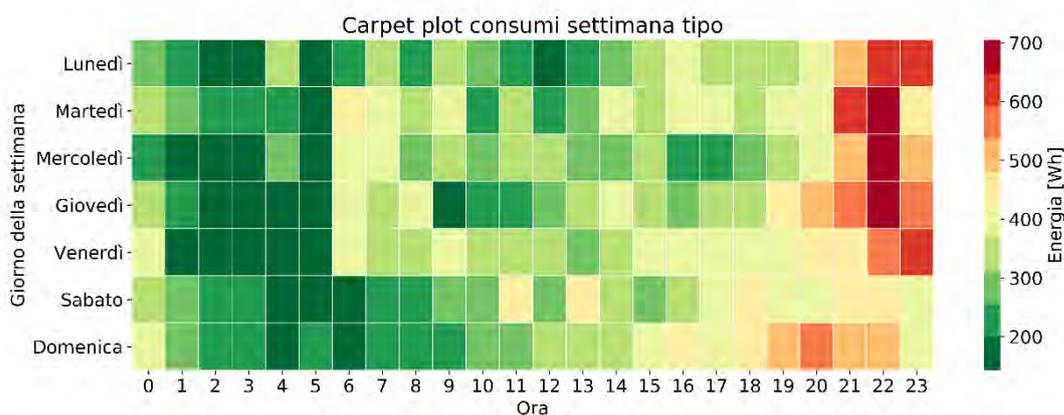


Figura 10. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio C9

2.2.5 Edificio E3

Dall'analisi dei carpet plot in Figura 11 e Figura 12 per l'edificio E3 emerge che i consumi energetici monitorati nella prima parte della giornata (circa fino a mezzogiorno) risultano essere più bassi rispetto alla seconda parte di giornata, dove però non sono presenti dei picchi di domanda di energia nel corso delle ore serali come accade per gli edifici "C". La massima domanda di energia risulta essere nelle ore pomeridiane del Martedì e del Giovedì, come evidenziato in Figura 12. Inoltre, non emergono particolari differenze nel profilo di consumo tra i giorni lavorativi della settimana ed il weekend. Quest'ultimo aspetto potrebbe essere legato all'utilizzo non concentrato delle appliances nelle ore serali a minor costo dell'energia.

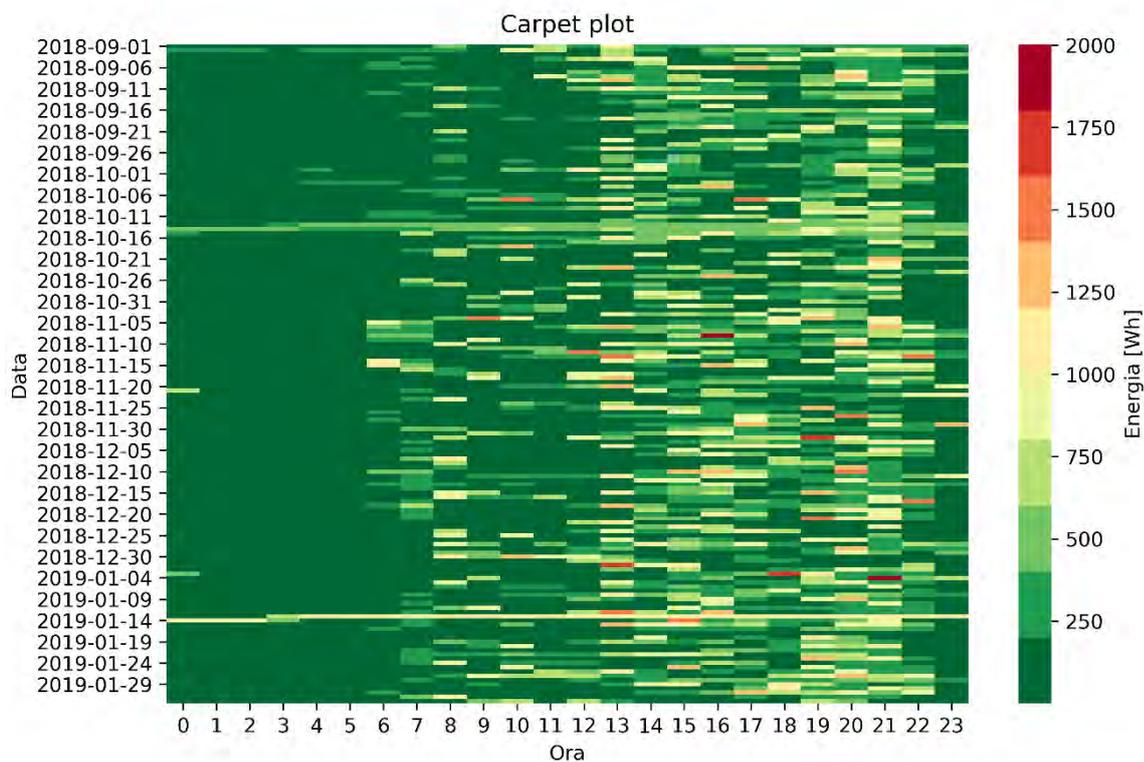


Figura 11. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio E3

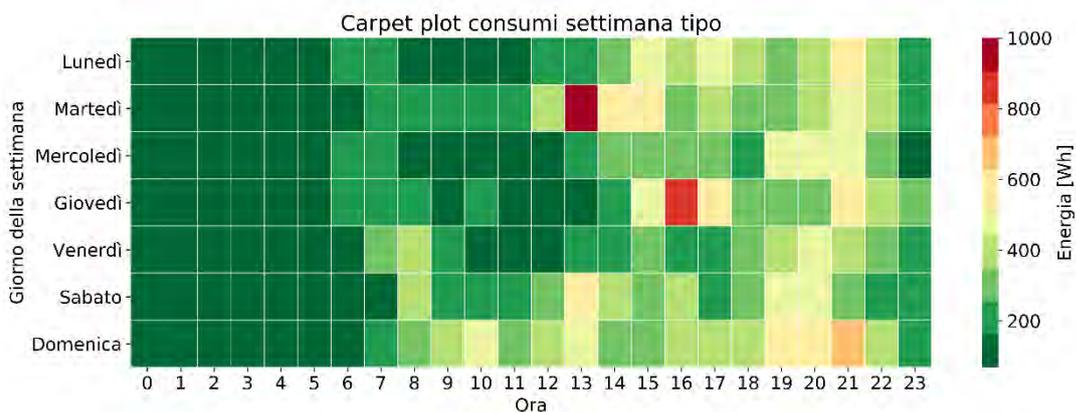


Figura 12. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio E3

2.2.6 Edificio E4

Analizzando il consumo dell'edificio E4, mostrato in Figura 13, emerge come la domanda di energia abbia picchi improvvisi tra 1.5 e 2.5 kWh sparsi nel corso di alcune giornate e concentrati maggiormente nelle ore al mezzogiorno.

Dall'analisi dei consumi energetici orari aggregati rispetto al giorno della settimana (Figura 14) si può notare un aumento dei consumi energetici graduale, a partire da valori al di sotto di 200 Wh nelle prime ore della giornata. L'aumento dei consumi è concentrato nelle prime ore della fascia serale (19-21), anche se valori di circa 0.8-1 kWh sono raggiunti solamente in alcuni giorni nel corso della

settimana (Martedì-Giovedì-Domenica). Un'altra differenza unicamente registrata nei giorni festivi è legata alla maggiore quantità di energia richiesta nel corso della mattinata (fascia oraria 10-12).

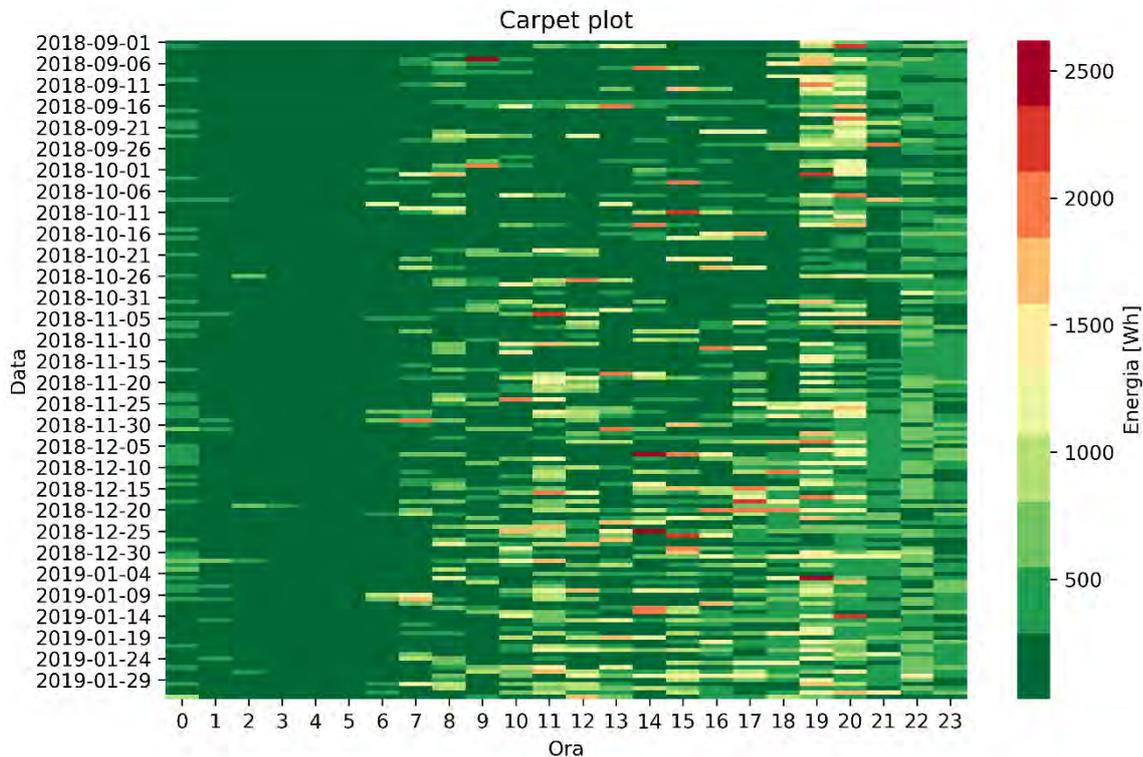


Figura 13. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio E4

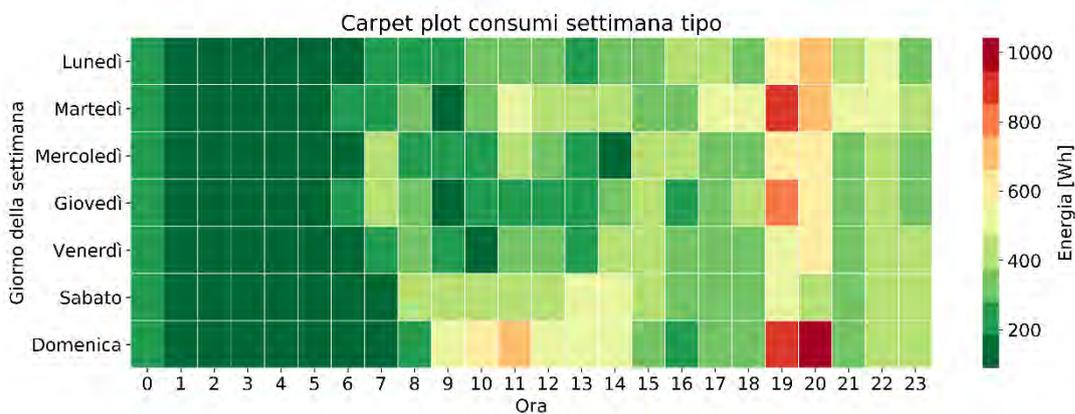


Figura 14. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio E4

2.2.7 Edificio E8

Analizzando i consumi dell'edificio E8, si può notare come il carpet plot dei consumi energetici giornalieri, in Figura 15, evidenzia un consumo energetico con un trend crescente a partire dalle prime ore della giornata fino alle ore serali e la presenza sporadica di picchi di domanda (un paio di giorni nel corso del mese di Dicembre e nei giorni di Sabato e Domenica, come evidenziato anche in Figura 16). Inoltre, gli stessi giorni della settimana presentano valori di energia richiesta maggiore già a

partire dalle prime ore del mattino. Questo aspetto è legato probabilmente al differente profilo di occupazione tra i giorni lavorativi ed il weekend, il quale si traduce anche in un maggiore utilizzo degli elettrodomestici nel corso dell'intera giornata. Per lo stesso motivo, nel corso delle ore serali di tutti i giorni settimanali i consumi presentano un aumento notevole, con picchi di energia tra 600 e 800 Wh, con valori massimi registrati comunque nei giorni di Sabato e Domenica.

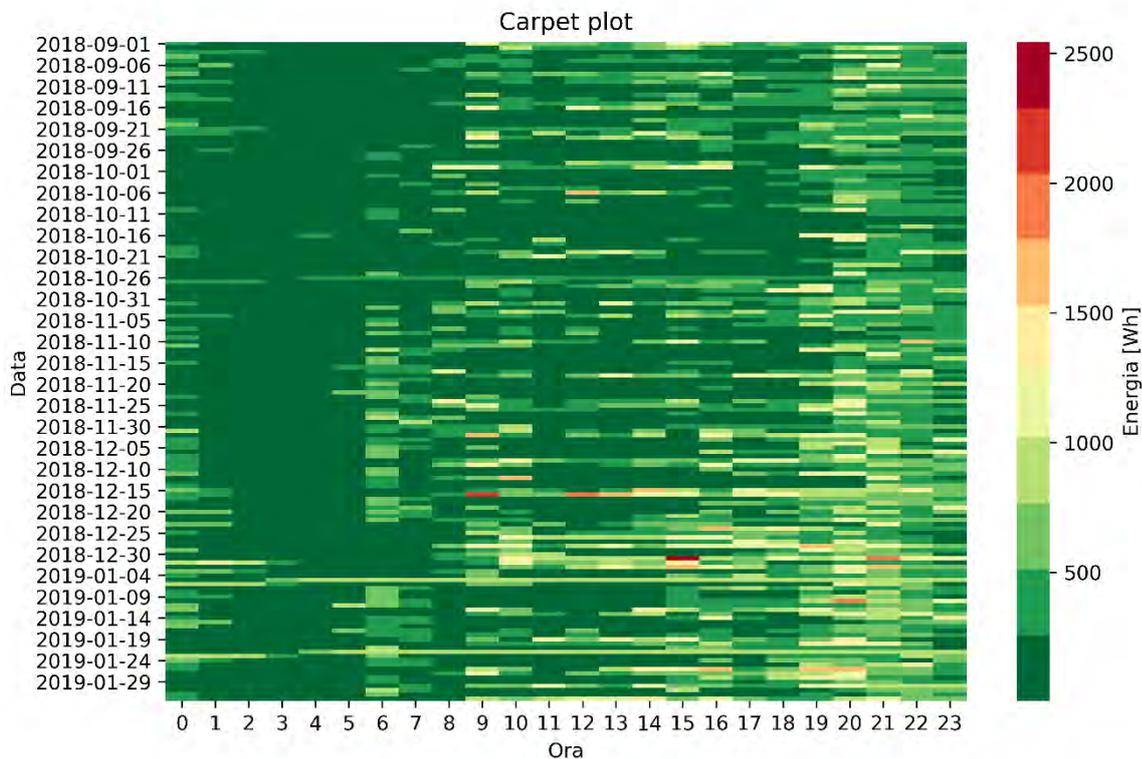


Figura 15. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio E8

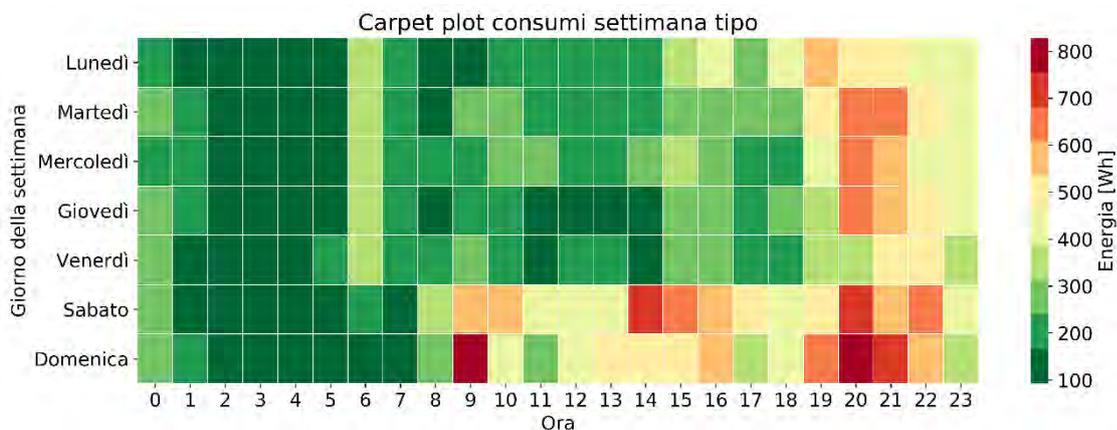


Figura 16. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio E8

2.2.8 Edificio E9

La Figura 17 evidenzia per i consumi energetici registrati per l'edificio E9 la presenza di una fascia a minor consumo nel corso delle ore notturne per tutti i giorni del periodo analizzato, con un aumento nel corso della giornata e valori di circa 1 kWh registrati nel corso delle ore successive al pranzo e delle ore serali. La stessa tendenza emerge dall'analisi dei consumi energetici per giorno della settimana in Figura 18, dove si evidenziano i consumi energetici maggiori di 400 Wh nella fascia 15-17. Questo particolare potrebbe essere legato all'assidua permanenza della maggior parte degli occupanti nell'abitazione. Un aumento dei consumi è registrato, al pari di quanto evidenziato anche per gli altri edifici, anche nelle ore serali, raggiungendo il valore massimo di 500 Wh.

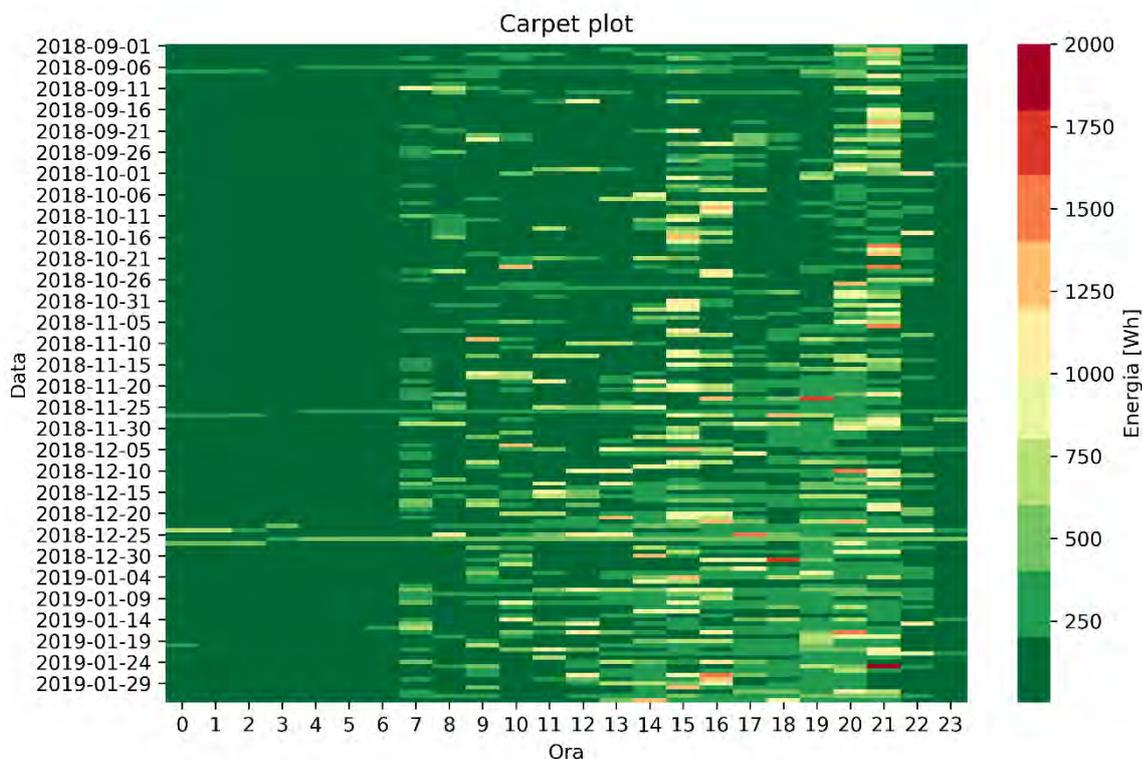


Figura 17. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio E9

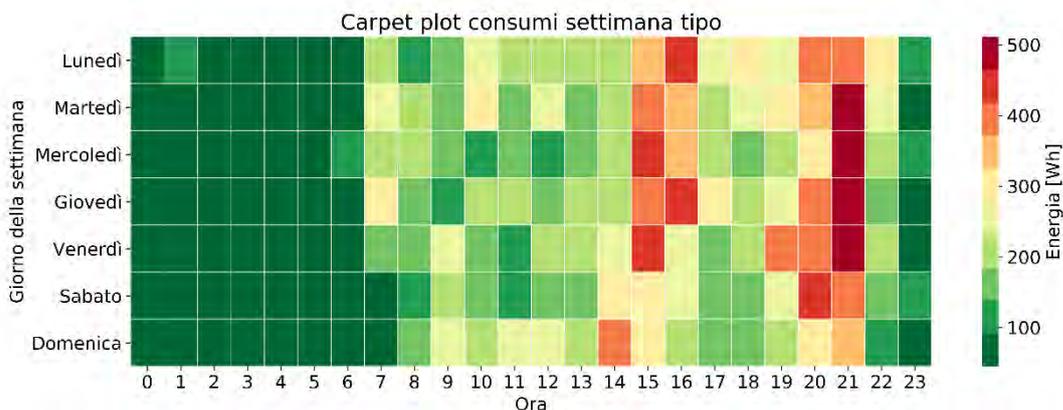


Figura 18. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio E9

2.2.9 Aggregato degli edifici pilota

In conclusione, sono riportati in Figura 19 e Figura 20 i carpet plot dei consumi energetici orari per l'aggregato degli edifici pilota. In entrambe le figure emerge che l'intero aggregato presenta la stessa tendenza di consumo giornaliero e per giorno della settimana riportata dalla maggior parte degli edifici pilota: aumento graduale degli assorbimenti di energia nel corso della giornata, passando dai valori più bassi registrati nel corso delle prime ore della giornata ai picchi di domanda delle ore serali. Tutti i giorni della settimana presentano questo comportamento, con un'eccezione per il giorno di Sabato che registra consumi maggiori nel corso delle prime ore pomeridiane rispetto a quanto accade negli altri giorni settimanali. Il valore massimo maggiore di 4.5 kWh viene registrato la Domenica sera nella fascia oraria 20-21.

Le analisi svolte hanno evidenziato risultati in linea con quanto ci si sarebbe potuto attendere per i consumi a livello residenziale, come ad esempio una generale riduzione dei consumi nel corso delle ore notturne.

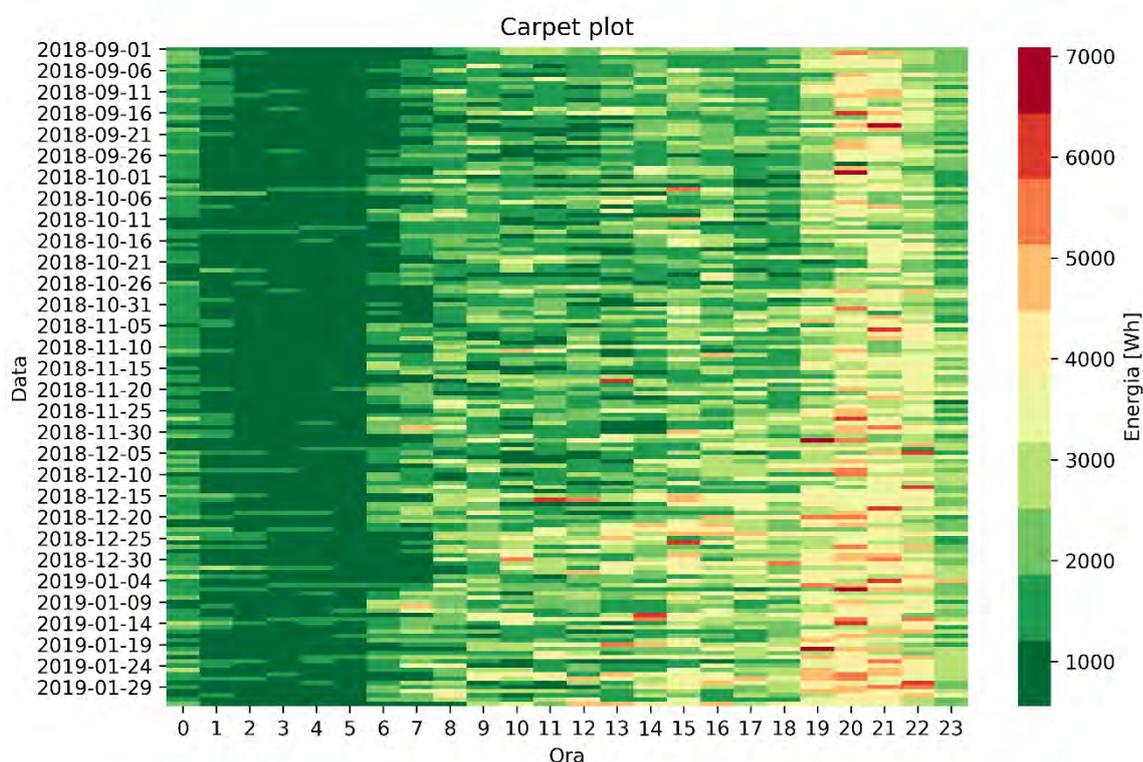


Figura 19. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'aggregato degli edifici

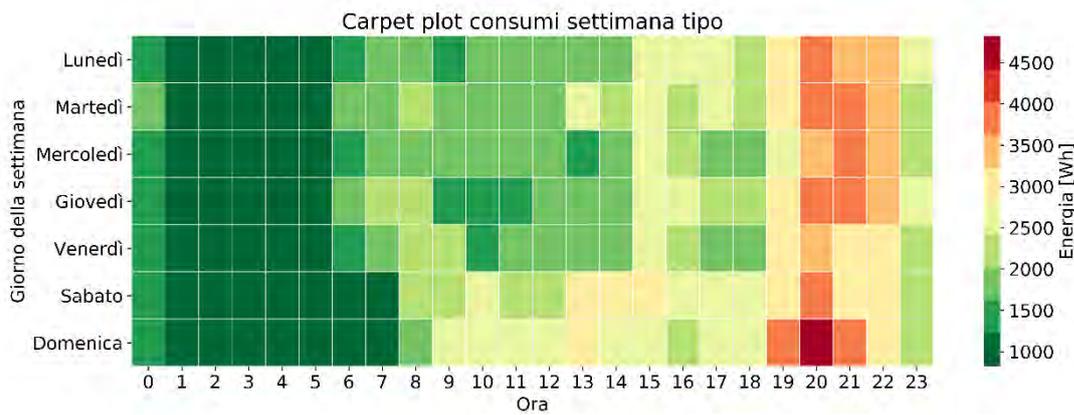


Figura 20. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'aggregato degli edifici

Tuttavia, è stato possibile analizzare per mezzo dei carpet plot le abitudini dei singoli utenti per specifici giorni della settimana tracciando quindi le abitudini medie settimanali degli utenti, come ad esempio l'utilizzo frequente di elettrodomestici e di "shiftable loads" nel corso delle ore serali o nelle giornate del weekend.

In Appendice A sono riportate altre rappresentazioni caratteristiche per il consumo energetico degli edifici pilota analizzati e per il loro aggregato. Nello specifico sono stati rappresentati un carpet plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria e mediati per settimana (A.1 *Carpet Plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno*) ed un calendar plot dei consumi energetici giornalieri orari rappresentati rispetto al giorno della settimana (A.2 *Calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana*). Queste rappresentazioni forniscono informazioni aggiuntive rispetto alle abitudini degli occupanti, evidenziando il trend di consumo nel corso dell'anno in funzione della settimana o del mese considerato.

3 Analisi di dati di monitoraggio energetici, ambientali e gestionali per gli appartamenti del condominio situato a Pinerolo

L'analisi condotta ha interessato tredici unità abitative, di cui otto sono occupate allo stato attuale (mono, bi e trilocali, con una superficie variabile tra 35 e 60 m²), e facenti parte di un condominio sviluppato a Pinerolo. Tale condominio è stato oggetto di diversi interventi di riqualificazione energetica eseguiti in anni differenti: un primo intervento ha riguardato la sostituzione dei serramenti degli appartamenti, l'installazione di caldaie a condensazione per ciascun appartamento e l'installazione di un impianto fotovoltaico in copertura, di 8 kW di picco. Successivamente, grazie alla partecipazione a due progetti europei quali H2020 4RinEU [5] e Buildheat [6], sono stati implementati ulteriori interventi di efficientamento tramite l'utilizzo di soluzioni e tecnologie all'avanguardia. In particolare, questi interventi hanno riguardato l'isolamento termico dell'involucro edilizio, con l'installazione di una facciata ventilata prefabbricata e il rifacimento dell'isolamento del locale sottotetto, oltre al rinnovo dei sistemi di climatizzazione. A tal proposito, oltre all'installazione di nuovo sistema di ventilazione per ciascun appartamento, con immissione/estrazione dell'aria e recupero di calore, è stata prevista anche l'installazione di ventilconvettori in ogni alloggio, per il condizionamento estivo e per integrare i radiatori durante il periodo di riscaldamento. I ventilconvettori sono collegati ad un unico circuito termoidraulico che fornisce d'inverno anche acqua calda sanitaria, utilizzando la caldaia solamente come back-up. Il sistema di riscaldamento/raffrescamento è dunque ibrido, in quanto i circuiti dei ventilconvettori e dell'acqua calda sanitaria sono alimentati da una pompa di calore di nuova installazione da 7 kW circa, ma è comunque presente la caldaia a gas a condensazione che interviene come back-up sul riscaldamento. Il raffrescamento è effettuato sempre dalla pompa di calore centralizzata, mentre la caldaia d'estate è l'unico sistema di generazione utilizzato per la produzione di acqua calda sanitaria.

La particolarità di questo edificio è il fatto che esso dispone di un unico POD, con un singolo contatore a servizio di tutti gli alloggi e delle parti comuni. Il consumo di ciascun appartamento e delle parti comuni, così come la produzione fotovoltaica, è misurata tramite appositi meter. Maggiori dettagli sull'infrastruttura di monitoraggio e il progetto impiantistico sono riportati in [2].

I dati ottenuti dai due gruppi di abitazioni, riportati in Tabella 2, sono diversi e riguardano sia dati relativi alle condizioni termo-igrometriche interne, come temperatura interna e umidità relativa, sia dati di assorbimento elettrico. I dati relativi all'impianto fotovoltaico ed allo scambio con la rete sono riportati in Tabella 3 e riguardano la quantità di energia prodotta da fotovoltaico o scambiata con la rete, ma anche le misurazioni relative alla corrente. Tuttavia, come indicato nell'introduzione, è stato scelto di analizzare solo i dati riguardanti l'assorbimento elettrico. Inoltre, è stato scelto di effettuare l'analisi dei soli appartamenti occupati, escludendo i rimanenti.

Dalle analisi dei dati energetici relativi alla produzione dell'impianto fotovoltaico ed al quantitativo di energia scambiato con la rete, è stato possibile estrarre informazioni rispetto alla quantità di energia che l'intero condominio non ha prelevato dalla rete grazie alla produzione da fonte rinnovabile: da qui verranno effettuate considerazioni rispetto al quantitativo di energia auto-consumata da fotovoltaico ed all'indipendenza del condominio di Pinerolo dall'energia prelevata dalla rete.

Tabella 2. Parametri monitorati di interesse rispetto allo studio condotto ed al periodo di monitoraggio per ciascun appartamento del condominio di Pinerolo

Appartamento	Temperatura interna [°C]	Umidità relativa [%]	Potenza generale [W]	Energia generale [Wh]	Periodo di monitoraggio
Tabona 2	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 4	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 5	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 6	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 7	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 9	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 10	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021
Tabona 11	x	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021

Tabella 3. Parametri monitorati di interesse rispetto allo studio condotto ed al periodo di monitoraggio per l'impianto fotovoltaico e lo scambio con la rete del condominio di Pinerolo

Class_id	Corrente [kA]	Potenza generale [kW]	Energia generale [Wh]	Periodo di monitoraggio
Fotovoltaico	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 20 Ottobre 2021
Scambio rete	x	x	x	8 Ottobre 2020 – 20 Ottobre 2021

3.1 Pre-processing e individuazione di periodi di riferimento per l'insieme di aggregati

La prima fase dell'analisi ha riguardato il pre-processing dei dati dei rispettivi appartamenti e quelli relativi al fotovoltaico ed allo scambio con la rete dell'intero condominio, analizzando l'energia misurata dai corrispondenti meter. La scelta di analizzare l'energia anziché la potenza deriva dalla natura della misurazione: se la prima presenta il valore effettivamente consumato durante l'intervallo temporale considerato, l'ultima invece ha carattere puntuale e non è rappresentativa della potenza media prelevata nel time step analizzato. Dal momento che l'energia misurata viene riportata sotto forma di cumulata, la prima operazione nel corso del pre-processing ha riguardato la rimozione dei valori anomali. Dall'analisi dei dati, si è potuto constatare che tali anomalie avevano carattere puntuale, e non erano estese a porzioni rilevanti del dataset. Successivamente, il secondo step della fase di pre-processing ha visto la trasformazione della cumulata in una serie temporale, andando a calcolare il consumo energetico in ogni intervallo di tempo considerato. Una volta effettuate queste

operazioni, i dati sono stati aggregati in forma oraria, in modo da ottenere un dataset con una granulometria temporale ben definita. La terza fase ha invece riguardato la ricostruzione dei dati mancanti all'interno della serie temporale. Come nel caso di Centocelle, ciò è stato possibile tramite l'utilizzo della *STL decomposition* (Seasonal and Trend decomposition using Loess). Data la buona qualità dei dati e l'assenza di dati mancanti estesi ad una parte rilevante della serie temporale, si è deciso di analizzare l'intero periodo disponibile, dall' 8 Ottobre 2020 al 5 Luglio 2021 per il quale erano disponibili i dati relativi ai singoli appartamenti: di conseguenza, sono state effettuate le analisi relative al fotovoltaico ed allo scambio con la rete nello stesso periodo.

3.2 Visualizzazione grafica dei consumi elettrici per gli appartamenti pilota e l'aggregato

Analogamente a quanto fatto per gli edifici di Centocelle, tale sezione riporta differenti carpet plot, con diverse granulometrie temporali, in modo da poter estrarre informazioni rispetto al profilo di carico, sia a livello di singola unità abitativa, sia a livello di aggregato.

3.2.1 Appartamento Tabona2

Nel periodo preso in analisi, è possibile constatare che il consumo di energia elettrica dell'unità abitativa 'Tabona2' sia caratterizzato principalmente da picchi serali, in corrispondenza della fascia oraria che va dalle 19 alle 21. Questo comportamento è verificabile sia osservando la Figura 21 che la Figura 22. In particolare, si osserva come l'andamento sia indipendente dalla stagione, il che suggerisce un legame con il possibile utilizzo di elettrodomestici utilizzati per la preparazione della cena. È inoltre interessante notare, in Figura 22, che il picco domenicale sia shiftato di un'ora rispetto a quello degli altri giorni settimanali: ciò può essere legato ad un possibile anticipo della cena, non essendo la Domenica legata ad orari lavorativi. Un'ultima considerazione riguarda il consumo maggiore nella fascia oraria 23-01 rispetto a quello della fascia 02-05: ciò potrebbe essere legato all'utilizzo di elettrodomestici come lavatrice e lavastoviglie, attivate nel momento in cui il prezzo dell'energia elettrica è minore.

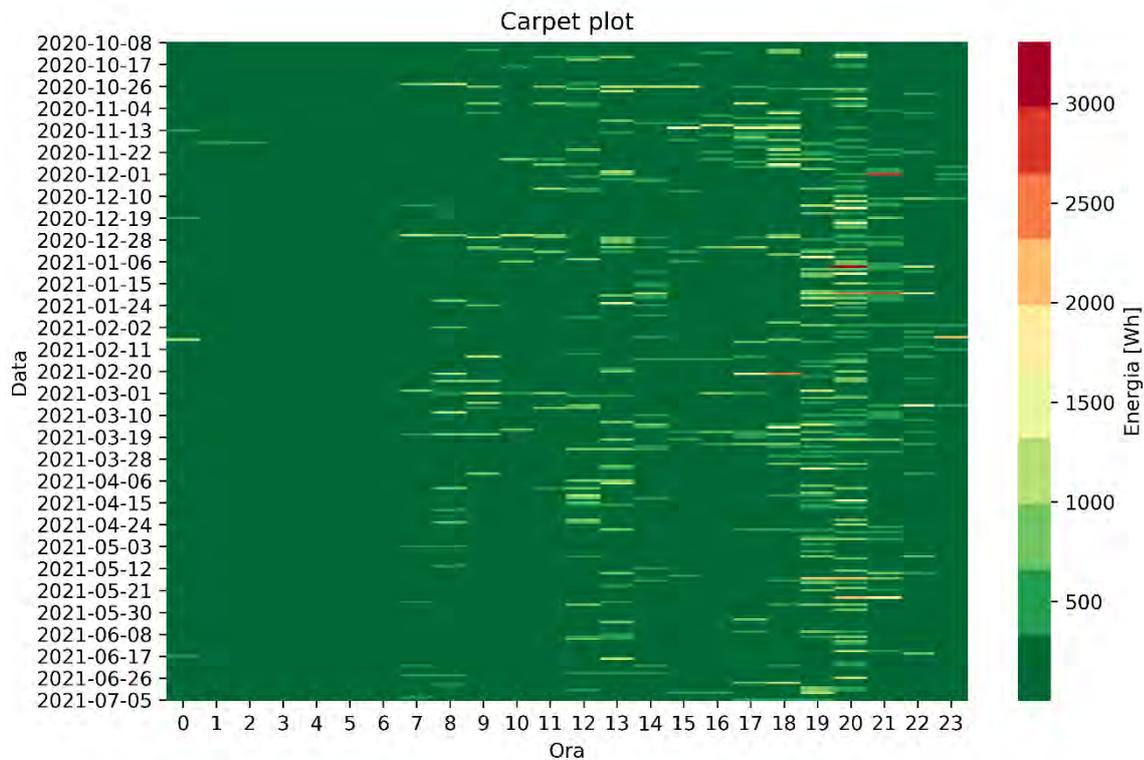


Figura 21. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona2

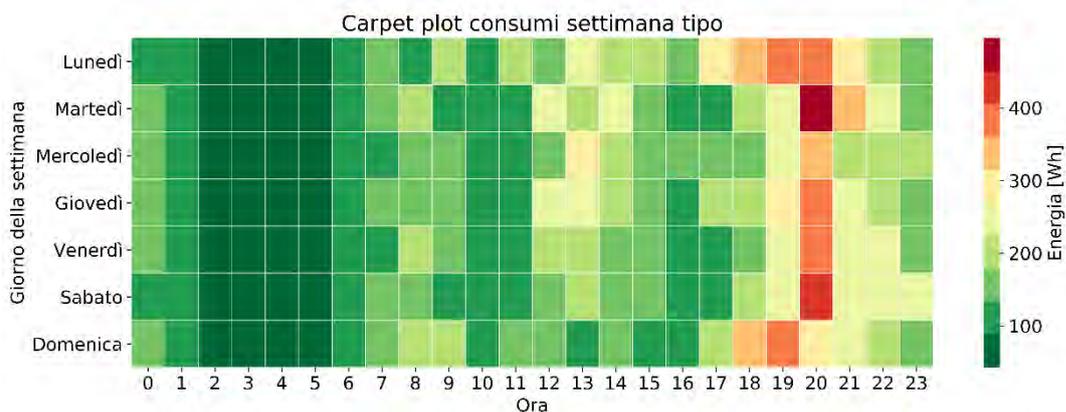


Figura 22. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona2

3.2.2 Appartamento Tabona4

L'appartamento 'Tabona4' presenta consumi simili a quelli visti in precedenza con l'appartamento 'Tabona2'. Anche in questo caso, infatti, si osservano prelievi energetici più elevati nelle ore serali, tra le 19 e le 20. Inoltre, i dati mostrano un consumo energetico maggiore nelle prime ore notturne rispetto alle ore centrali della notte, per via dell'utilizzo di elettrodomestici quali lavatrici e lavastoviglie. Dalla Figura 24 è interessante osservare un consumo più elevato alle ore 21 rispetto alle ore successive, dovuto alla contemporaneità dei carichi precedentemente citati ed appliances. È possibile notare come, eccetto il sabato e la domenica, dalle 10 alle 17 i consumi siano ridotti, per via di una ridotta occupazione durante l'orario lavorativo. Inoltre, dall'analisi della settimana tipo si evince come l'aumento del consumo nelle ore mattutine sia shiftato di almeno un'ora avanti nel corso

del weekend, compensato però da un consumo maggiore nelle prime ore della notte (da mezzanotte alle 2).

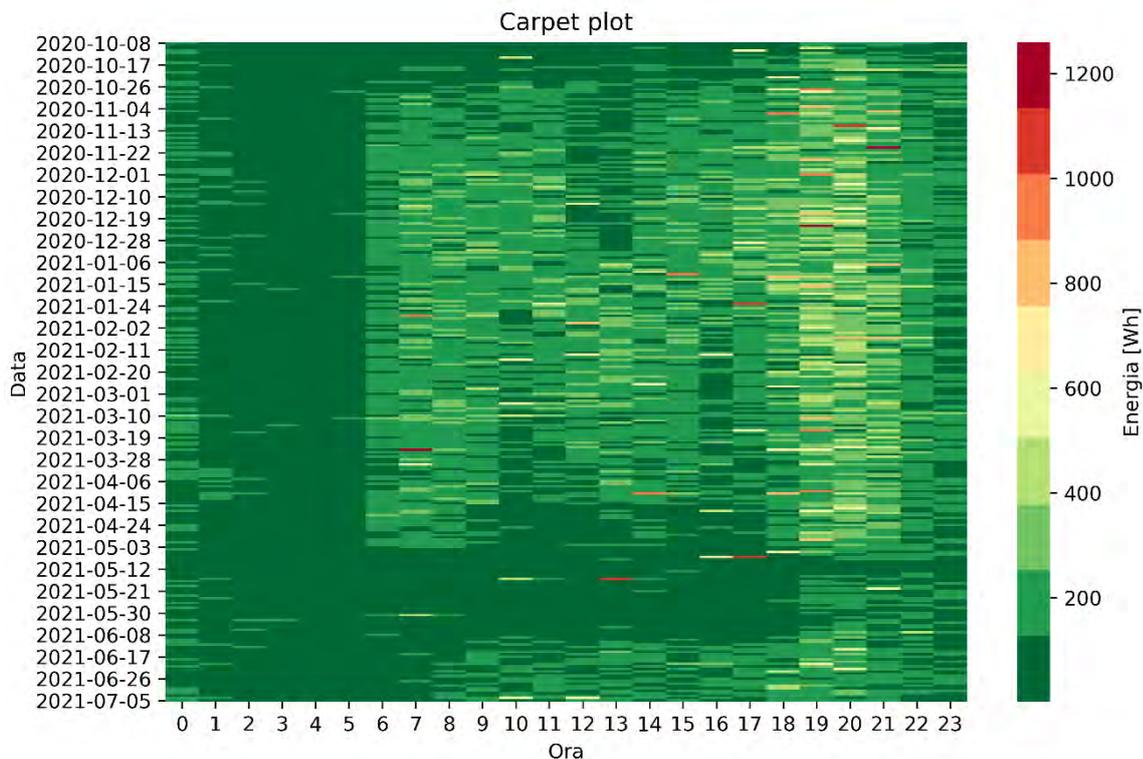


Figura 23. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona4

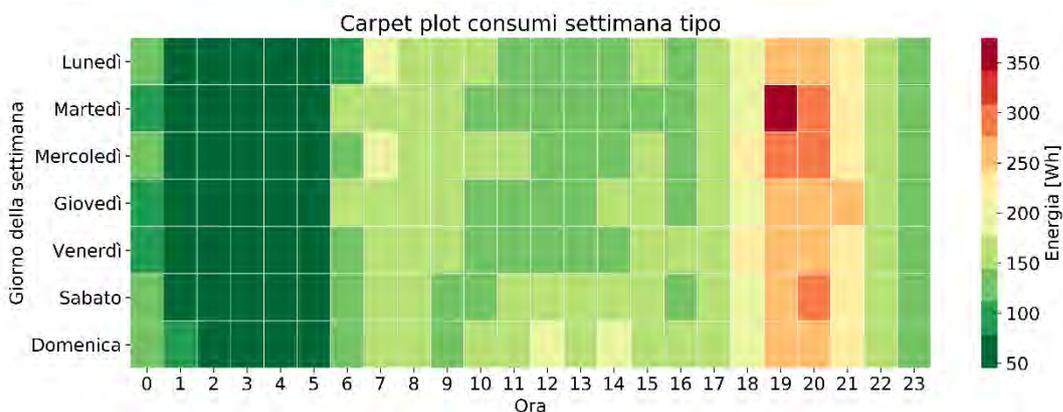


Figura 24. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona4

3.2.3 Appartamento Tabona5

Analizzando i due carpet plot relativi a questo appartamento, è possibile subito evidenziare dei pattern di consumo differenti rispetto ai due appartamenti precedentemente analizzati. In particolare, il picco nelle ore serali è meno accentuato in questo caso. Come si evince dalle figure, i consumi più elevati si registrano tra le 9 e le 18, specialmente il Lunedì ed il Sabato. Osservando la Figura 25, è evidente che vi siano dei picchi di consumo dalle 9 alle 17 nel periodo che va dal 20 dicembre all'11 febbraio, attribuibili ad elettrodomestici utilizzati da un lavoratore in smart working, per via del periodo di lockdown che ha caratterizzato l'intervallo temporale sopra citato.

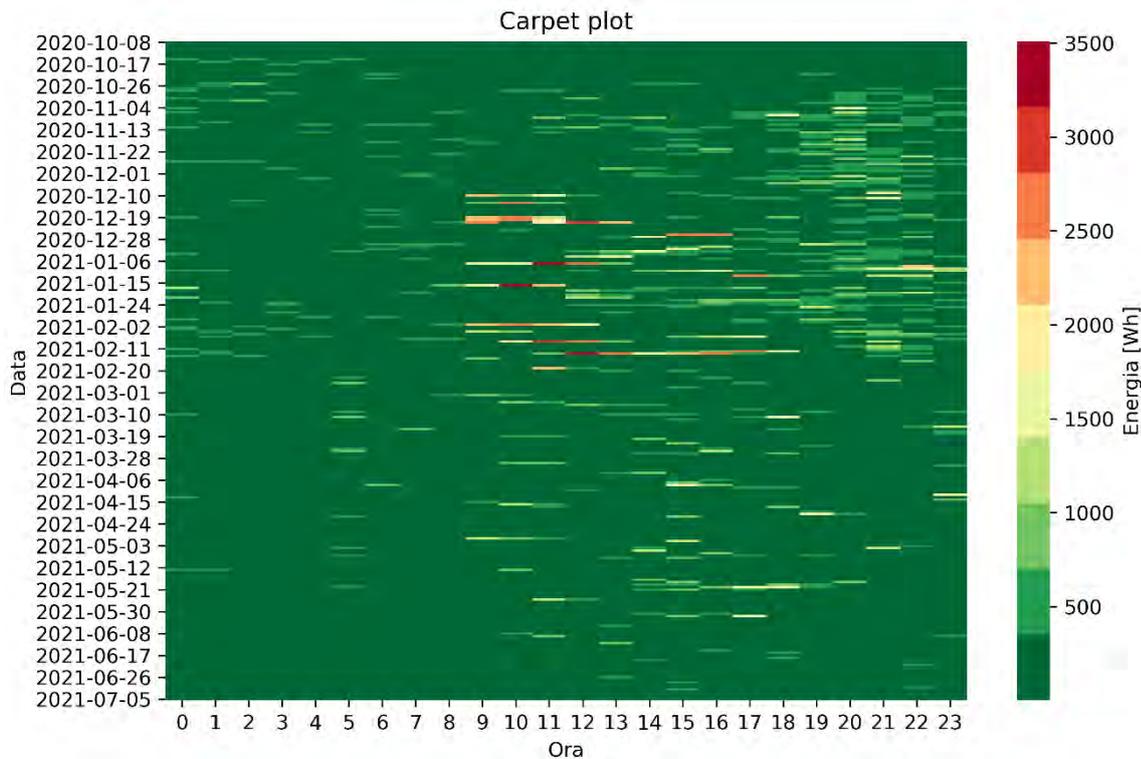


Figura 25. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona5

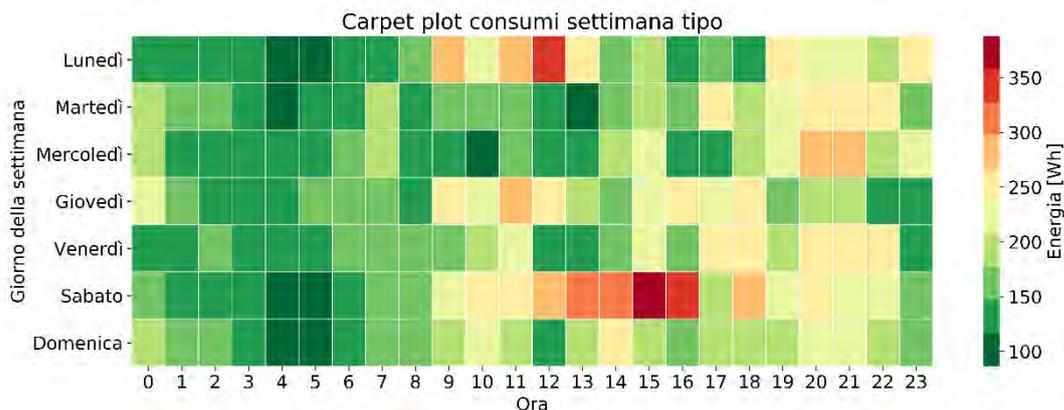


Figura 26. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona5

3.2.4 Appartamento Tabona6

Contrariamente a quanto osservato per l'appartamento precedente, l'appartamento 'Tabona6' presenta nuovamente un andamento di consumo simile ai primi due analizzati. Troviamo infatti un picco nel valore di energia richiesta nelle ore serali a monte ed a valle delle ore 20. È interessante notare come nelle prime ore della notte del Sabato e della Domenica si registri un consumo energetico maggiore rispetto agli altri giorni della settimana nella stessa fascia oraria, indice di un maggior utilizzo di energia durante il weekend. A supporto di tale tesi, è possibile vedere come i consumi dalle 13 alle 19 del Sabato siano molto maggiori rispetto agli altri giorni della settimana. Tale appartamento è inoltre caratterizzato da un consumo rilevante intorno alle 12, probabilmente dovuto all'utilizzo di elettrodomestici impiegati in cucina, come forno e lavastoviglie. Anche in questo caso, la Figura 27 mostra un maggior prelievo di energia elettrica durante le ore diurne (dalle 06 alle 17)

tra Novembre e Marzo, attribuibile al periodo di lockdown, che ha portato ad una modifica del pattern di occupazione, implicando un aumento della percentuale di tempo passata in casa.

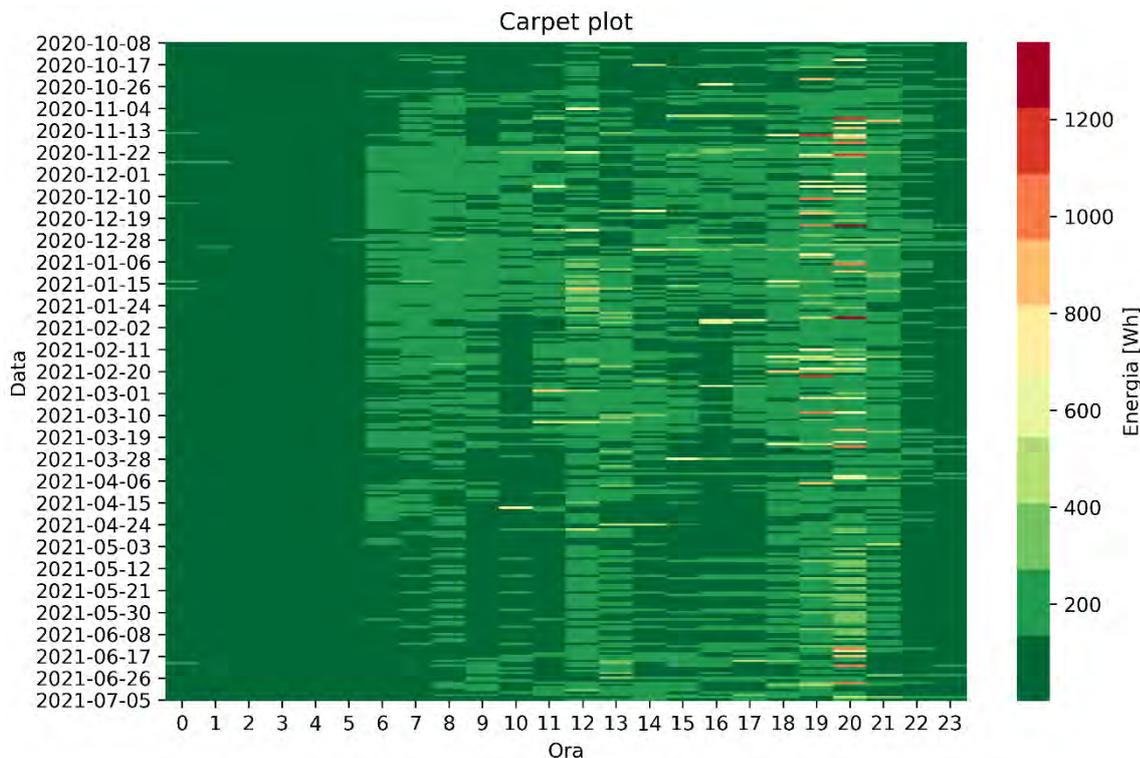


Figura 27. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona6

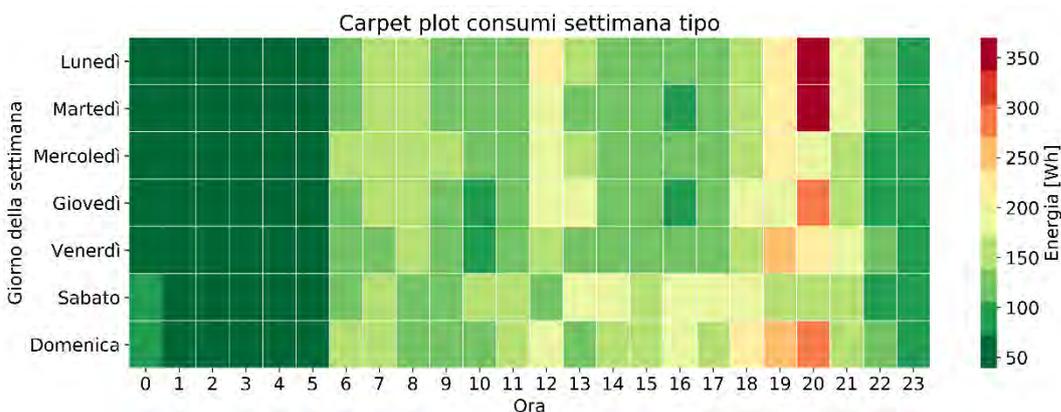


Figura 28. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona6

3.2.5 Appartamento Tabona7

Dall'analisi dei carpet plot in Figura 29 e Figura 30 emerge un pattern di consumo particolare, caratterizzato da picchi di consumo nelle prime ore mattutine e nelle ore serali. Inoltre, data la maggior occupazione nei mesi compresi tra novembre ed aprile, è possibile constatare un utilizzo di energia maggiore in tale periodo, rispetto agli altri periodi presi in analisi. Inoltre, la Figura 29 mostra una particolare differenza tra la settimana tipo dell'appartamento preso in considerazione e le altre precedentemente analizzate, in quanto la differenza tra i giorni della settimana ed il weekend è pressoché minima. I valori di potenza media oraria maggiore si registrano alle 7 del mattino, con punte di 140 W mentre tra le 17 e le 20 si registrano valori compresi tra 100 e 120 W.

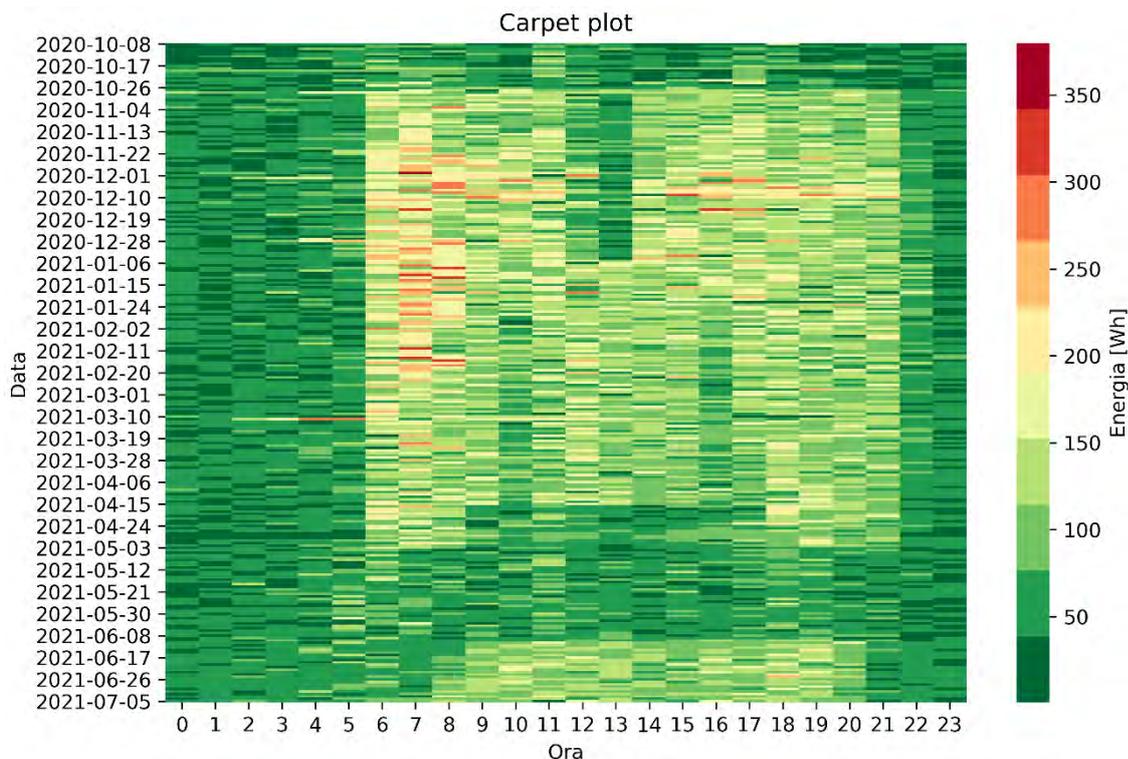


Figura 29. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona7

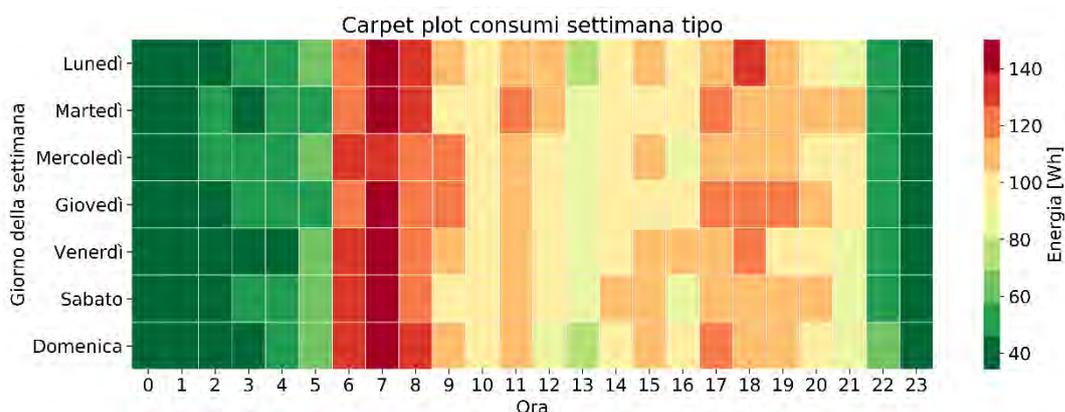


Figura 30. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona7

3.2.6 Appartamento Tabona9

Analizzando il consumo dell'appartamento 'Tabona9', mostrato in Figura 31, emerge come la domanda di energia abbia picchi improvvisi compresi tra 1.5 e 2 kWh, concentrati maggiormente in corrispondenza delle ore comunemente associate al pranzo ed alla cena, dovuto probabilmente all'utilizzo di elettrodomestici.

Dall'analisi della Figura 32 si può notare un aumento graduale de consumi, i quali assumono valori inferiori ai 100 Wh nelle prime ore del giorno (fascia oraria 0-6), per poi salire durante la giornata. I valori massimi di consumo si registrano nelle prime ore del mattino del lunedì ed in corrispondenza delle ore serali a valle della cena, nei giorni settimanali.

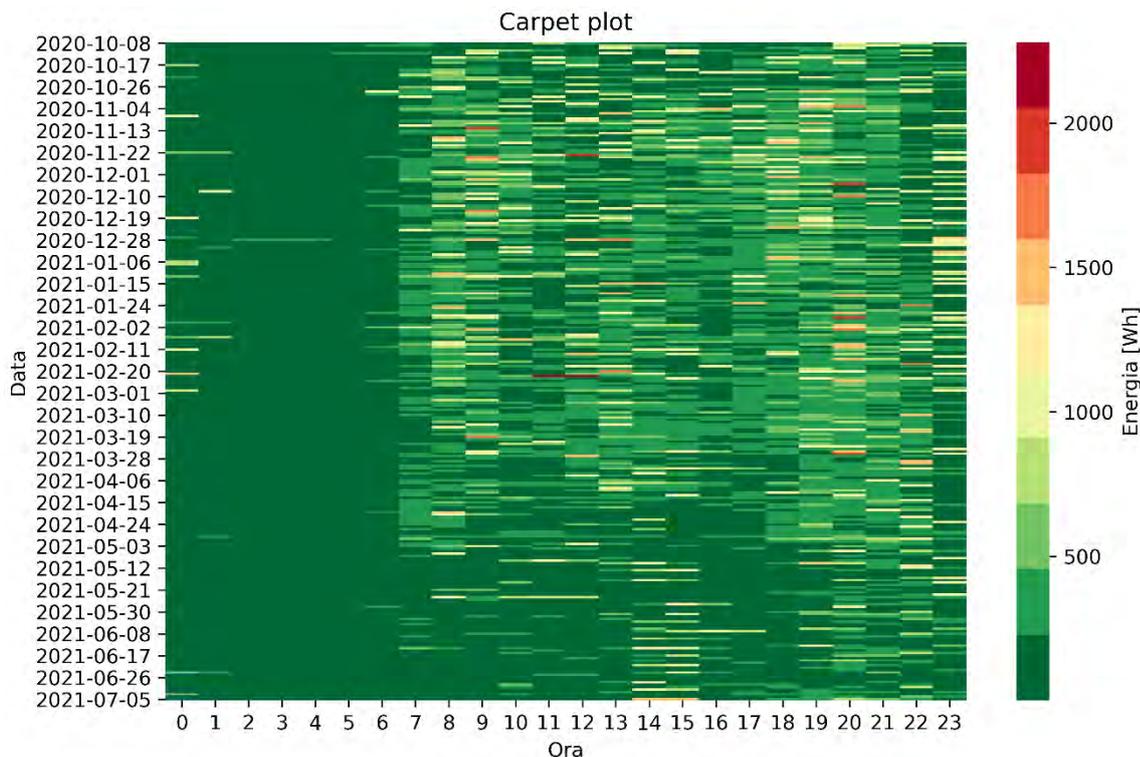


Figura 31. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona9

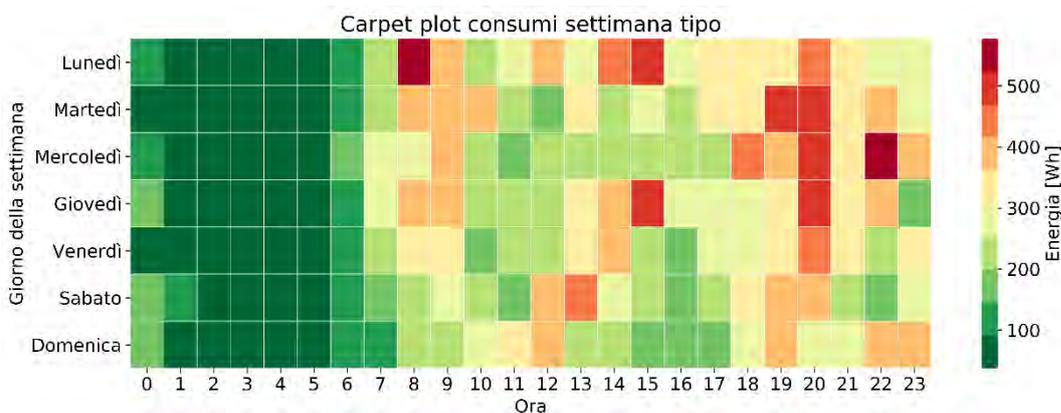


Figura 32. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona9

3.2.7 Appartamento Tabona10

Analizzando i consumi dell'appartamento 'Tabona10', è possibile notare come i giorni settimanali siano caratterizzati da consumi energetici maggiori rispetto a quelli del weekend, in controtendenza rispetto a quanto precedentemente analizzato per le altre unità abitative. Il pattern di consumo nei giorni settimanali prevede dei picchi tra le 9 e le 11 del mattino e le 14 e le 18 nel pomeriggio. I giorni caratterizzati da maggiori picchi sono il Lunedì ed il Martedì, con consumi di punta che assumono valori di circa 1 kWh. Osservando Figura 33, è possibile notare che i mesi primaverili siano caratterizzati da un minor utilizzo di energia nelle ore pomeridiane, se comparati con i mesi invernali.

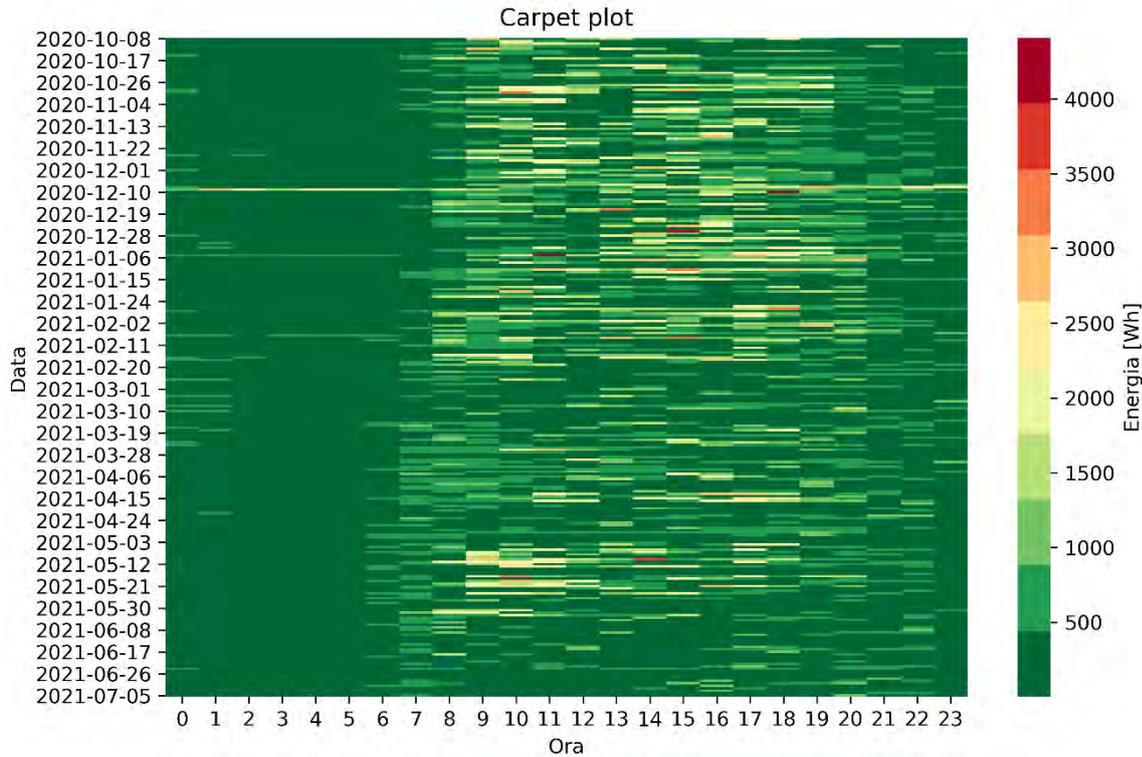


Figura 33. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona10

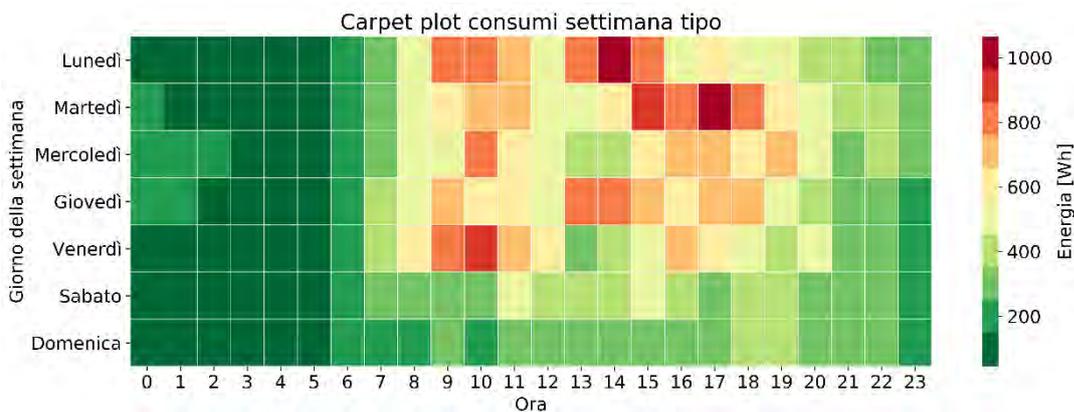


Figura 34. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona10

3.2.8 Appartamento Tabona11

Analizzando sia Figura 35 che la Figura 36 è possibile notare come il consumo sia caratterizzato da punte mattutine e serali, intervallate da consumi minori durante le ore pomeridiane. Tale comportamento può essere dovuto ad una minore occupazione durante l'orario lavorativo. La Domenica, a partire dalle ore mattutine, presenta invece un consumo maggiore durante le ore centrali della giornata; inoltre è interessante notare come durante i weekend, il picco mattutino è spostato di un'ora in avanti rispetto ai giorni lavorativi, essendo quest'ultimo alle 8 anziché alle 7, collegandolo così alle attività degli occupanti appena svegli. Il consumo di punta si registra il sabato alle 19, con un valore pari a 225 Wh. Osservando il carpet plot in Figura 35, appare evidente una riduzione dei consumi a partire dal mese di Maggio, sia per quanto concerne i picchi mattutini e serali, sia per quanto riguarda le ore pomeridiane.

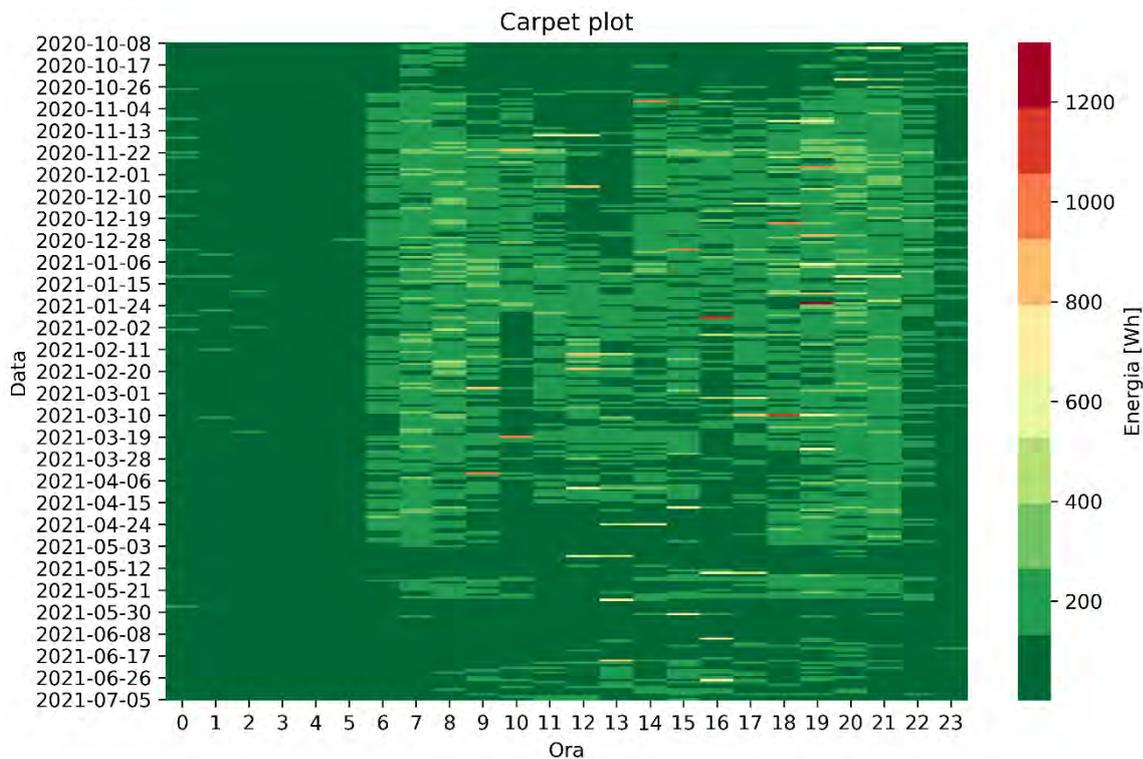


Figura 35. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'appartamento Tabona11

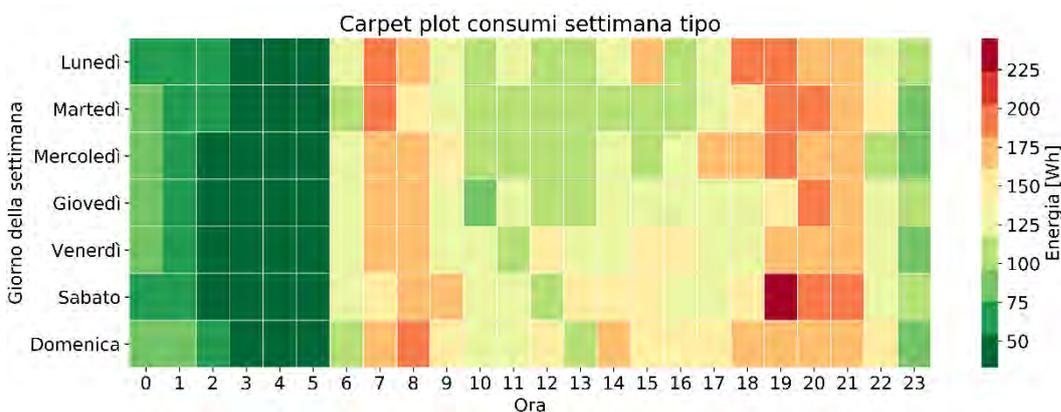


Figura 36. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'appartamento Tabona11

3.2.9 Aggregato degli appartamenti pilota del condominio di Pinerolo

In conclusione, sono riportati in *Figura 37* e *Figura 38* i carpet plot dei consumi energetici per l'aggregato degli appartamenti pilota del condominio di Pinerolo. In entrambe le figure emerge che l'intero aggregato presenta lo stesso trend di consumo giornaliero e per giorno della settimana riportato dalla maggior parte degli appartamenti pilota: assorbimenti di energia maggiori nella fascia mattutina intorno alle 8-9 ed ancora più elevati nelle ore serali, dove viene registrato il picco della domanda. Il valore massimo per l'intero distretto è di 2.5 kWh e viene registrato il Martedì sera intorno alle ore 20.

Tutti i giorni della settimana presentano questo comportamento, ad eccezione del Lunedì che fa registrare consumi elevati e quasi costanti nel corso della giornata, a partire dalla mattinata e fino al picco registrato intorno alle 20.

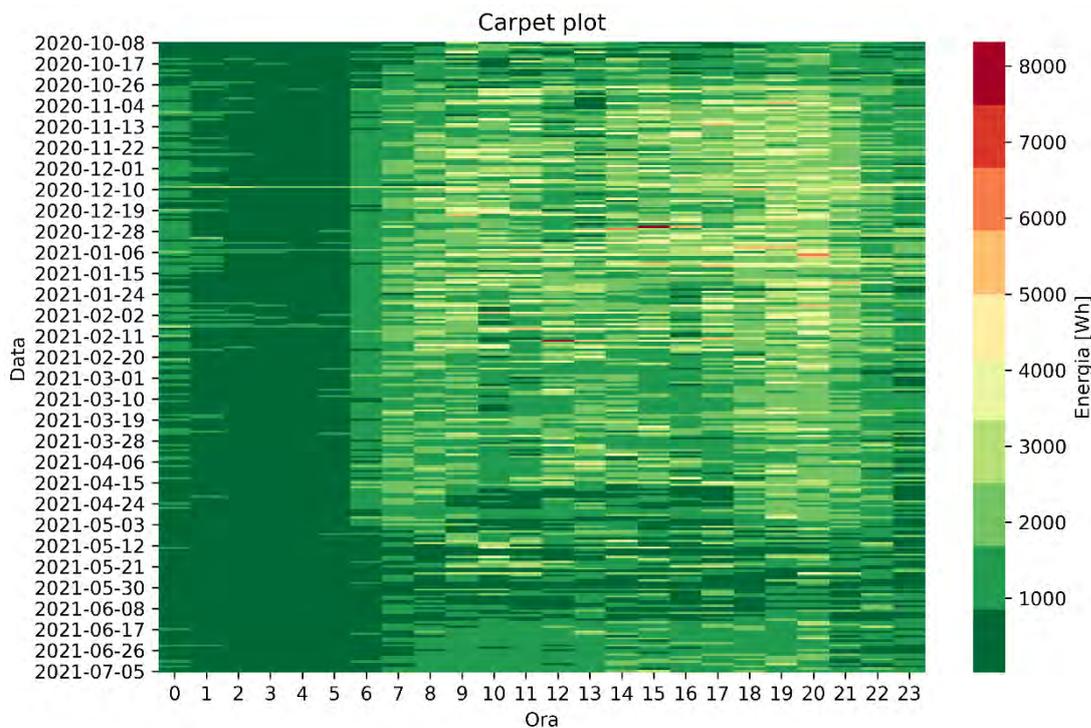


Figura 37. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'aggregato degli appartamenti pilota del condominio di Pinerolo

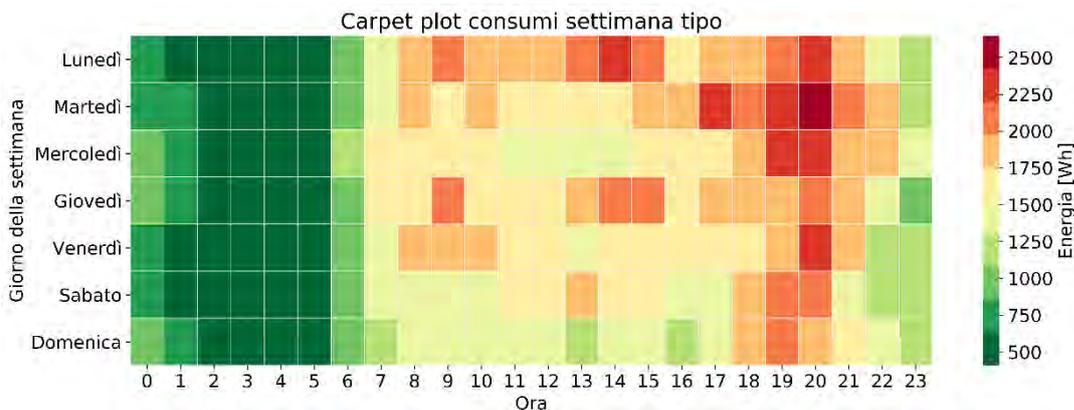


Figura 38. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'aggregato degli appartamenti pilota del condominio di Pinerolo

Per concludere, le analisi svolte hanno evidenziato dei risultati in linea con quanto ci si sarebbe potuto attendere per i consumi a livello residenziale, come ad esempio una generale riduzione dei consumi nel corso delle ore notturne. Tuttavia, è stato possibile analizzare per mezzo dei carpet plot le abitudini dei singoli utenti per specifici giorni della settimana ma anche in maniera più generale, tracciando quindi le abitudini medie settimanali degli utenti, come ad esempio l'utilizzo frequente di elettrodomestici nel corso delle ore serali o nelle giornate del weekend, ma anche nelle ore del mattino che precedono la fascia oraria scolastica o lavorativa.

È stato scelto inoltre di riportare in Appendice B altre rappresentazioni caratteristiche per il consumo energetico degli appartamenti pilota analizzati e per il loro aggregato. Nello specifico sono stati rappresentati un carpet plot dei consumi energetici orari mediati per settimana (B.1 *Carpet Plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno*) ed un calendar plot dei consumi energetici giornalieri aggregati rispetto al giorno della settimana (B.2 *Calendar plot dei*

consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana). Queste rappresentazioni forniscono informazioni aggiuntive rispetto alle abitudini degli occupanti, evidenziando il trend di consumo nel corso dell'anno in funzione della settimana o del mese considerato.

3.3 Analisi relative alla produzione di energia da fotovoltaico e all'energia scambiata con la rete per l'intero condominio di Pinerolo

In questa sezione sono effettuate una serie di considerazioni ed analisi relative all'autoconsumo del condominio di Pinerolo. Inoltre, sono riportati carpet plot con diverse granulometrie temporali, al fine di estrarre informazioni rispetto al profilo di carico dell'intero condominio, all'autoconsumo di energia da fotovoltaico ed alla quantità di energia scambiata con la rete nel corso del periodo analizzato.

La quantità di energia richiesta dall'intero condominio tiene conto sia dell'energia consumata da tutti gli appartamenti che dell'energia richiesta dall'impianto di ventilazione comune per il condominio, dalle utenze condominiali nelle parti comuni (e.g., ascensore), dagli impianti HVAC di tutti gli appartamenti e dalla pompa di calore centralizzata. Questo quantitativo di energia può essere soddisfatto dall'impianto fotovoltaico o, in caso di necessità, dalla rete. Pertanto, l'energia complessiva corrisponderà per ciascun timestep alla somma di energia auto-consumata più quella prelevata dalla rete.

Sull'intero periodo analizzato (i.e., 8 Ottobre 2020 – 5 Luglio 2021) il valore di energia richiesta dal condominio è pari a

$$E_{TOT,CONDOMINIO} = |E_{PV}| + E_{RETE} = (5.79 + 10.35) MWh = 16.14 MWh$$

Dall'analisi dei dati dei rispettivi meter, emerge che in ciascun timestep la quantità di energia prelevata dalla rete risulta essere positiva e dunque potrebbero essere fatte due considerazioni:

1. nel corso del periodo analizzato non avviene alcuna immissione di energia dal condominio verso la rete (i.e., la quantità di energia prodotta da fotovoltaico), e dunque l'impianto fotovoltaico non riesce a soddisfare da solo l'intero fabbisogno del condominio;
2. la quantità di energia prodotta da fotovoltaico è interamente autoconsumata dal condominio.

La quantificazione dell'utilizzo di energia generata localmente da fonte rinnovabile avviene per mezzo di due metriche di tipo energetico, indicate in Tabella 6 e definite in modo seguente:

1. **"Self-Consumption" (SC):** definita dal rapporto tra la quantità di energia prodotta da fotovoltaico che viene consumata localmente e la quantità di energia totale localmente prodotta.

$$SC = \frac{E_{FV,CONS}}{E_{FV,TOT}} [\%]$$

2. **"Self-Sufficiency" (SS):** definita dal rapporto tra la quantità di energia prodotta da fotovoltaico e consumata localmente e la quantità di energia complessiva richiesta dal condominio. Essa Quantifica l'indipendenza dell'edificio dalla rete.

$$SS = \frac{E_{FV,CONS}}{E_{TOT,CONDOMINIO}} [\%]$$

Considerando i suddetti valori energetici come somma totale sull'intero periodo analizzato, sono state calcolate queste metriche.

Dalla considerazione al punto 2 dunque si può affermare che, qualora si volesse definire il valore della metrica **self-consumption**, essa corrisponderà al valore del 100%.

$$SC = \frac{E_{FV,CONS}}{E_{FV,TOT}} = \frac{5.79 [MWh]}{5.79 [MWh]} * 100 = 100\%$$

Il valore di **self-sufficiency** invece è pari a:

$$SS = \frac{E_{FV,CONS}}{E_{TOT,CONDOMINIO}} = \frac{5.79 [MWh]}{16.14 [MWh]} * 100 = 35.85\%$$

Ulteriori considerazioni possono essere effettuate con l'ausilio di alcuni carpet plot, da cui è possibile comprendere i periodi in cui l'energia consumata dal condominio è proveniente dalla produzione fotovoltaica o dallo scambio con la rete.

I carpet plot da Figura 39 a Figura 41 rappresentano rispettivamente, su base settimanale, i consumi energetici orari totali del condominio, la quantità di energia prodotta su base oraria dal fotovoltaico e quella scambiata con la rete dal complesso residenziale di Pinerolo. Emerge che i consumi totali del condominio risultano essere più elevati a partire dalla seconda metà del periodo di analisi (dalla settimana 9), con valori maggiori nella fascia oraria 10-15 e compresi tra 5 e 8 kWh. Nello stesso periodo e nella stessa fascia oraria, come rappresentato in Figura 40, la produzione di energia da fonte rinnovabile (corrispondente alla quantità di energia autoconsumata) copre tra il 60 e l'80% del fabbisogno del condominio, in funzione ovviamente delle condizioni climatiche esterne. Per lo stesso motivo, nella prima parte del periodo di analisi (Ottobre – Febbraio), la produzione di energia da fotovoltaico risulta essere minima. Pertanto, risulta che, come indicato in Figura 41, la quantità di energia prelevata dalla rete registra valori più elevati nel corso della prima metà del periodo analizzato, oltre che nelle ore serali e notturne (con picco registrato nel corso delle festività natalizie, oltre 3.5 kWh intorno alle 20).

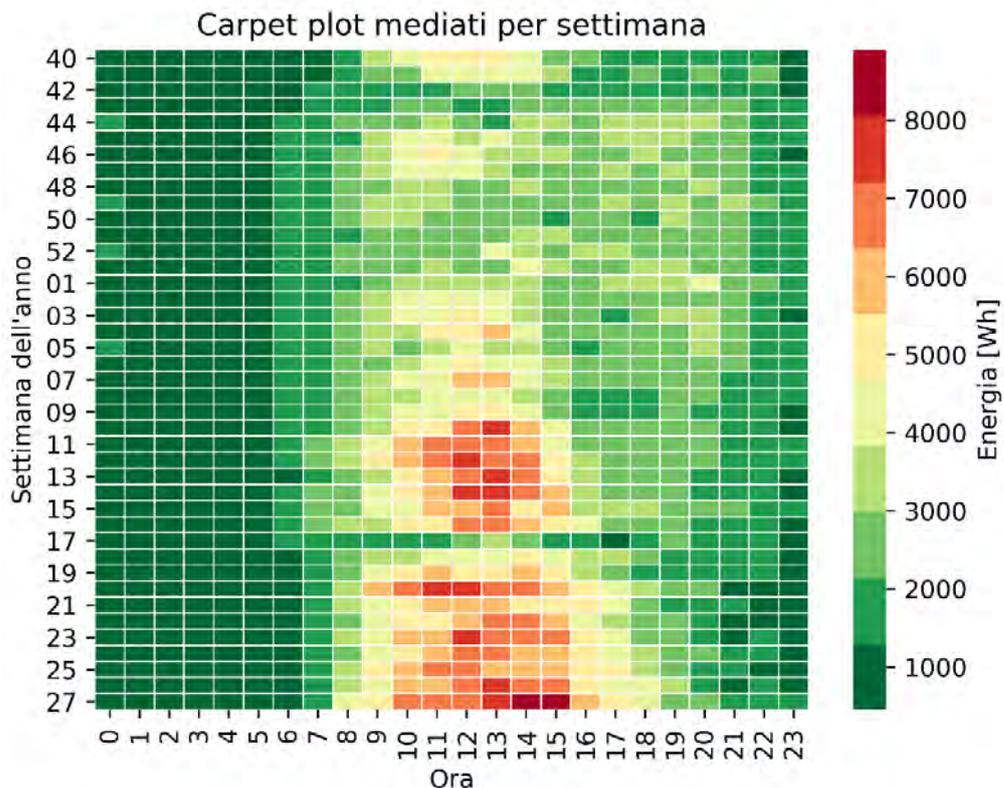


Figura 39. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno relativi all'aggregato per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

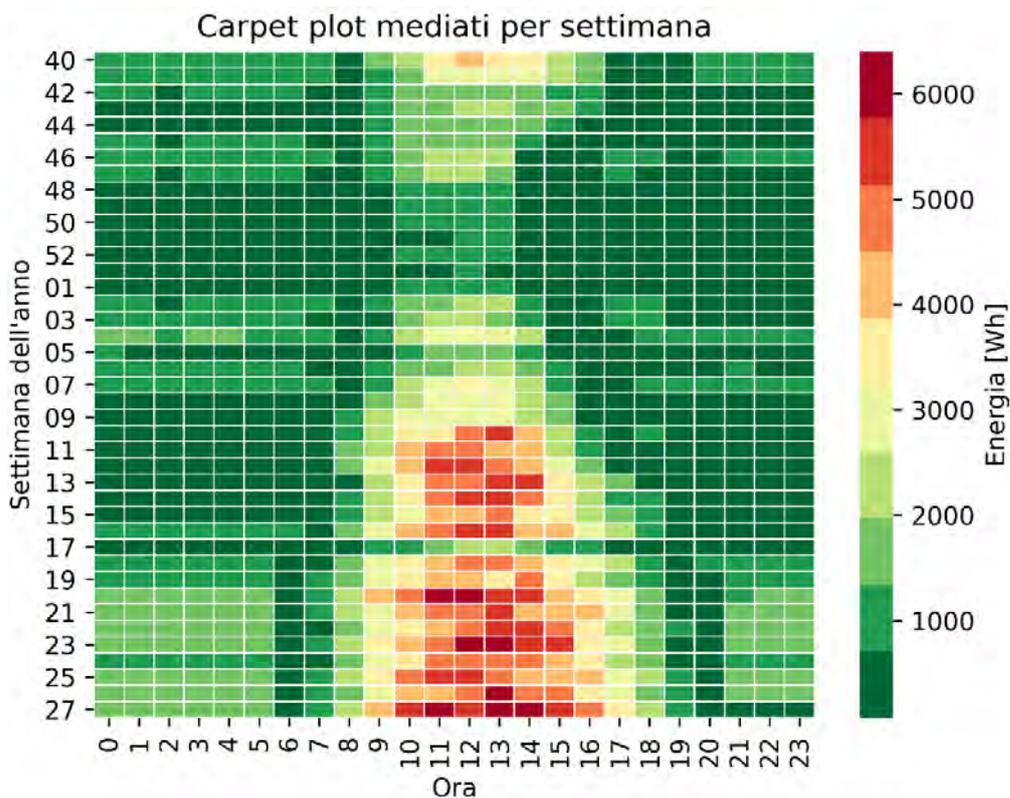


Figura 40. Carpet plot dell'energia oraria prodotta da fotovoltaico ed aggregata su base settimanale per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

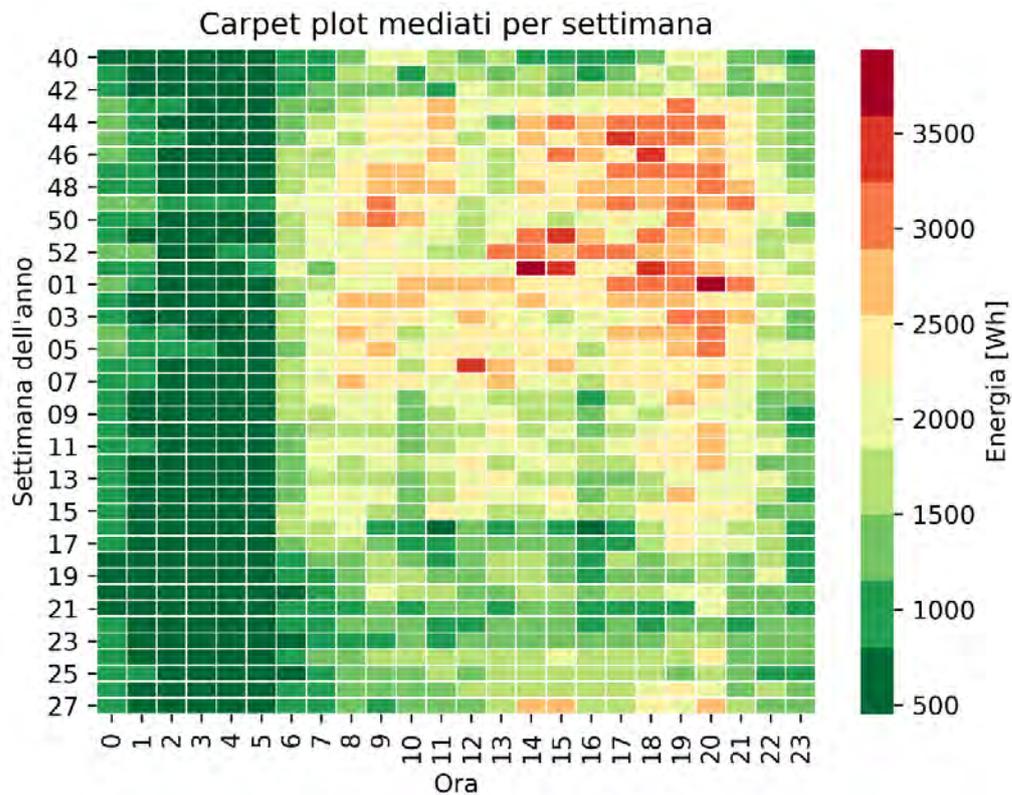


Figura 41. Carpet plot dell'energia oraria scambiata con la rete ed aggregata su base settimanale per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

Ulteriori considerazioni riferite alla ripartizione dei consumi nel corso della giornata possono essere estratte dai carpet plot da Figura 42 a Figura 44, in cui sono rappresentati i consumi su base oraria e riferiti ai diversi giorni della settimana. Come da attese, dal confronto tra la Figura 42 e la Figura 43 emerge che la quantità di energia prodotta da fotovoltaico ed auto-consumata presenta i valori massimi intorno a mezzogiorno e soddisfa la maggior parte del quantitativo di energia richiesto dal condominio nella fascia oraria centrale della giornata. Di contro, come indicato in Figura 44, l'energia prelevata dalla rete presenta i valori massimi nelle ore serali, a partire soprattutto dalle ore 19-20 dove l'energia prodotta da fotovoltaico è praticamente nulla. Attraverso lo scambio con la rete viene soddisfatto interamente il fabbisogno energetico del condominio nella fascia serale e notturna, fino alla mattina (fascia oraria 8-9), dove la presenza della radiazione solare consente la produzione di energia in loco. Tuttavia, è necessario un apporto energetico anche nelle ore centrali della giornata dove il quantitativo di energia auto-consumata presenta valori più elevati: in questo modo vengono coperti i picchi di richiesta energetica del condominio che sono concentrati nelle stesse ore.

Inoltre, in Appendice B sono riportate altre rappresentazioni caratteristiche per il consumo energetico dell'intero condominio e per la quantità di energia prodotta da fotovoltaico. Nello specifico sono riportati in questa sezione dei calendar plot dei consumi energetici giornalieri aggregati rispetto al giorno della settimana (B.2 *Calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana*).

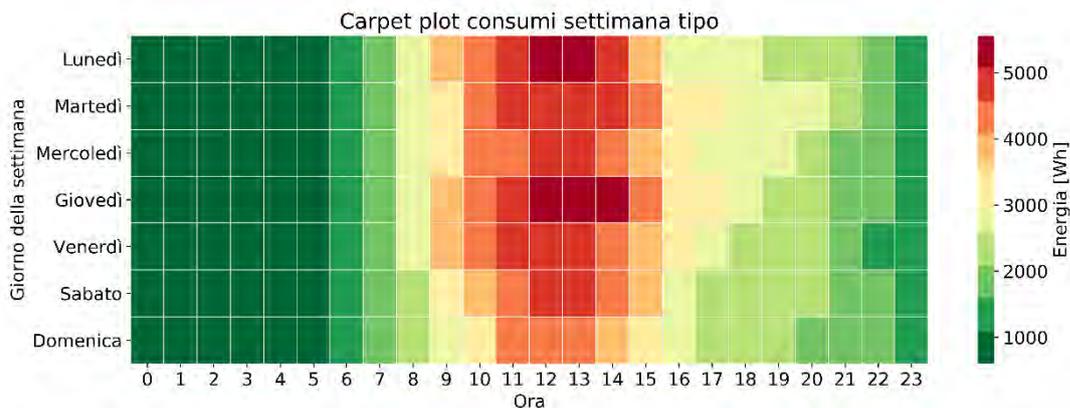


Figura 42. Carpet plot dei consumi per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

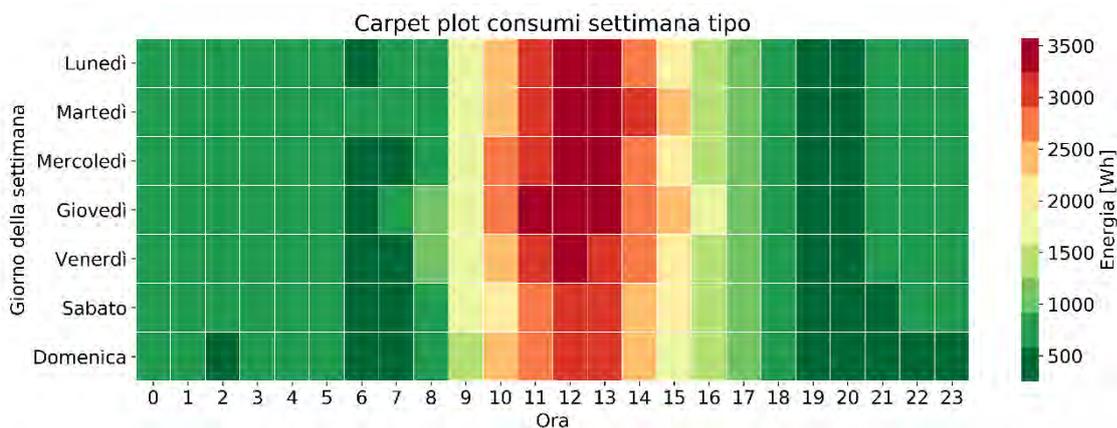


Figura 43. Carpet plot dell'energia prodotta da fotovoltaico per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

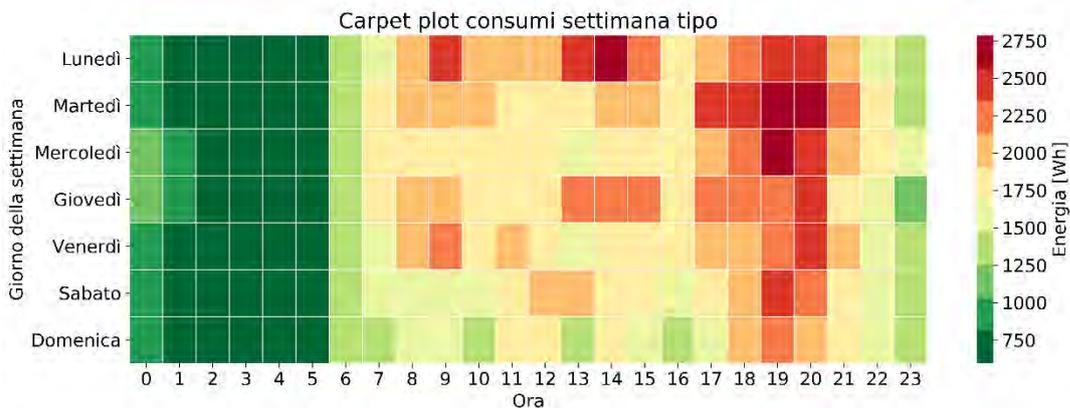


Figura 44. Carpet plot dell'energia oraria scambiata con la rete per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

4 Analisi di dati di monitoraggio energetici, ambientali e gestionali per i nuovi edifici pilota situati nel territorio di Roma e Viterbo

La sperimentazione ha riguardato dieci casi di studio, di cui otto abitazioni ubicate nel territorio del Comune di Roma e due nel territorio del comune di Viterbo. Tre di questi appartamenti (rispettivamente EB3, EB6 ed EB12) coincidono con quelli analizzati al Paragrafo 2 per Centocelle (C2, C1, C6). Tutti gli appartamenti sono dotati di uno o più sensori per le variabili legate al comfort. Tutte le abitazioni hanno impianto di riscaldamento autonomo, di cui uno basato su una pompa di calore (edificio con energy box EB9) per il riscaldamento invernale ed il raffrescamento estivo. L'impianto di climatizzazione estiva è presente in due tra gli edifici pilota (EB3 e EB5). Inoltre, recenti interventi legati al miglioramento dell'efficienza energetica degli impianti al servizio di questi edifici pilota hanno previsto l'installazione in un caso di un impianto fotovoltaico (EB5) e di batterie di accumulo energetico in quasi tutti gli edifici, con capacità comprese tra 2.4 e 4.8 kWh. Maggiori dettagli sono riportati in [3].

Le variabili disponibili per le seguenti abitazioni, riportati in Tabella 4, sono diverse e riguardano sia dati di microclima interno, come temperatura interna e umidità relativa, sia dati di assorbimento elettrico. Tutti i dati sono campionati con frequenza quartoraria grazie ad una elaborazione dei dati grezzi operata da ENEA. Come indicato nell'introduzione, è stato scelto di analizzare solo i dati riguardanti l'assorbimento elettrico.

Tabella 4. Parametri monitorati di interesse rispetto allo studio condotto e periodo di monitoraggio per ciascuna delle nuove abitazioni

Edificio	Temperatura interna [°C]	Umidità relativa [%]	Potenza generale [W]	Potenza climatizzazione/pompa di calore [W]	Potenza fotovoltaico [W]	Periodo di monitoraggio
Nuovo_EB1	X	X	X			Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB2			X			Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB3	X	X	X	X		Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB4	X	X	X			Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB5	X	X	X	X	X	Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB6	X		X			Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB9	X	X	X	X		Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB10	X	X	X			Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB11	X	X	X			Giugno 2021 – Ottobre 2021
Nuovo_EB12	X	X	X			Giugno 2021 – Ottobre 2021

4.1 Pre-processing e individuazione di periodi di riferimento per l'insieme di aggregati

Nella prima fase è stata condotta un'analisi di pre-processing volta a verificare la qualità del dataset a disposizione. I valori a disposizione si riferiscono alla potenza assorbita con frequenza quartoraria. Tuttavia, analogamente a quanto svolto per gli edifici pilota di Centocelle (Paragrafo 2.1) i valori di potenza sono stati aggregati su base oraria e successivamente, per ciascun edificio, sono stati individuati dei periodi di riferimento in cui erano presenti la maggior parte dei dati. Il problema legato all'assenza di alcuni dati nella serie temporale o alla presenza di dati anomali è stato risolto, analogamente al caso di Centocelle, per mezzo del processo di ricostruzione del dato basato sul *STL decomposition*. Nonostante l'*STL decomposition* garantisca una ricostruzione del dato con un'affidabilità discreta, è stato scelto di identificare un periodo temporale nel corso del quale la ricostruzione del dato risultasse essere limitata a brevi periodi. In tal senso, è stato scelto di riportare in un diagramma di Gantt (Figura 45), tutti i periodi in cui i dati erano disponibili per gli edifici pilota. Questa rappresentazione ha permesso di effettuare dei ragionamenti utili alla scelta sia degli edifici pilota che dei rispettivi periodi rappresentativi. Tuttavia, rispetto all'analisi svolta per gli edifici pilota di Centocelle al Paragrafo 2.1 non è stato scelto un periodo in funzione della creazione di un aggregato, in quanto non è stato possibile individuare un periodo di almeno due mesi in cui

risultavano disponibili dati misurati e non ricostruiti per un numero di edifici tale da formare un distretto. Pertanto, in questo caso l'analisi è stata svolta in maniera indipendente per ciascun edificio essendo differenti i periodi di analisi (indicati in Tabella 5) per ciascuno di essi. Sono stati esclusi dall'analisi gli edifici corrispondenti alle energy box EB2, EB10 ed EB11 a causa della scarsa disponibilità di dati.



Figura 45. Diagramma di Gantt per la valutazione della disponibilità dei dati reali e la selezione del periodo per le successive analisi (in arancione gli estremi dei periodi per ciascun edificio)

Tabella 5. Edifici selezionati e rispettivi periodi di analisi per gli edifici pilota del territorio di Roma e Viterbo

Edificio	Periodo di analisi
Nuovo_EB1	2 Giugno 2021 – 26 Ottobre 2021
Nuovo_EB3	4 Giugno 2021 – 26 Ottobre 2021
Nuovo_EB4	9 Giugno 2021 – 26 Ottobre 2021
Nuovo_EB5	11 Giugno 2021 – 26 Ottobre 2021
Nuovo_EB6	15 Luglio 2021 – 26 Ottobre 2021
Nuovo_EB9	24 Giugno 2021 – 7 Ottobre 2021
Nuovo_EB12	15 Luglio 2021 – 26 Ottobre 2021

4.2 Analisi dei consumi elettrici per gli edifici pilota e l'aggregato

Analogamente a quanto fatto per gli edifici di Centocelle, tale sezione riporta differenti carpet plot, con diverse granulometrie temporali per i 7 edifici di cui sono stati resi disponibili dati più recenti, in modo da poter estrarre informazioni rispetto al profilo di carico a livello di singola unità abitativa.

4.2.1 Edificio EB1

Nel corso del periodo analizzato, il consumo energetico dell'edificio EB1 risulta essere omogeneo tra i diversi giorni, come indicato in Figura 46: i valori di consumo sono minimi nel corso delle prime ore della giornata (fascia oraria notturna 0-6) e più elevati nel corso della tarda mattinata/primo pomeriggio. Inoltre, nel corso della seconda metà del mese di Luglio, i consumi energetici risultano essere minimi, considerando come possibile causa l'assenza degli occupanti per via delle ferie estive e di possibili vacanze. I valori di picco sono registrati nel mese di Agosto, con valori superiori ai 2 kWh: in questo caso si potrebbe giustificare il risultato a causa di una maggiore presenza degli occupanti, oltre che all'utilizzo di appliances che consentano il raffrescamento dell'ambiente interno. Quest'ultimo aspetto emerge anche dall'analisi del carpet plot in Figura 47, che mostra i consumi energetici aggregati rispetto al giorno della settimana, valutando nel dettaglio sia i giorni della settimana che le fasce orarie a maggior consumo energetico. In questo caso, i consumi più alti sono registrati nelle ore centrali della giornata, con picchi registrati nella fascia oraria 13-16 (valore massimo registrato il Giovedì).

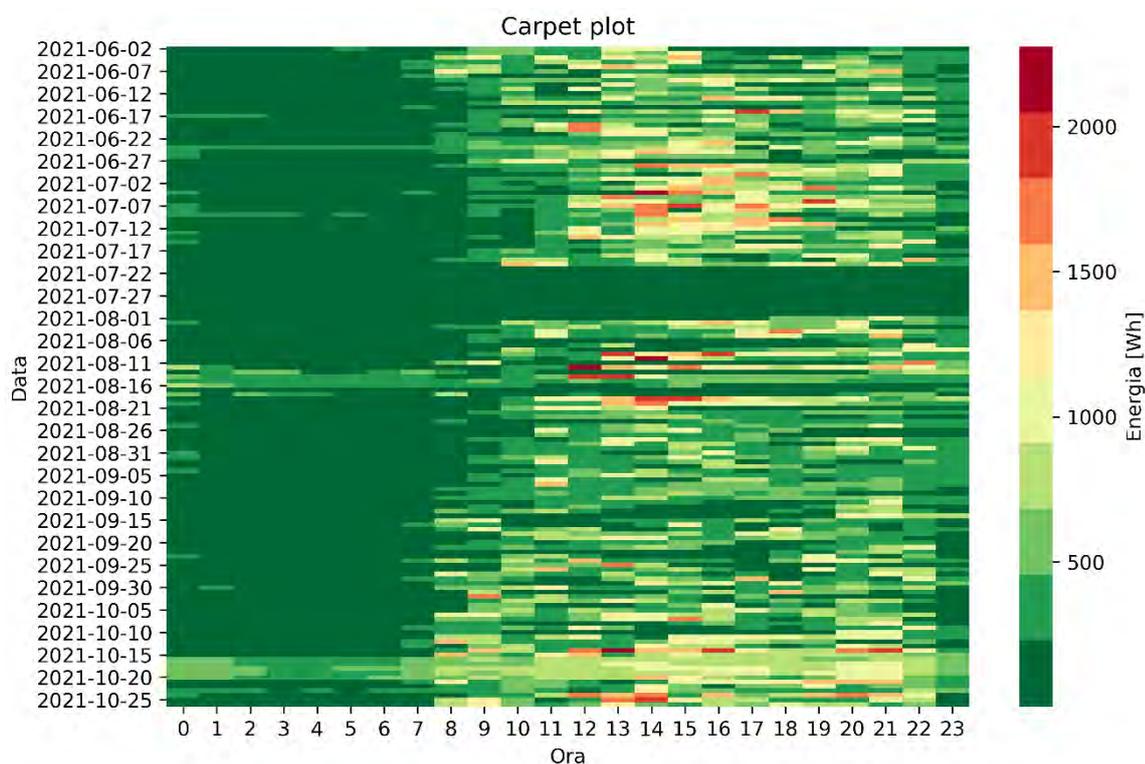


Figura 46. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio EB1

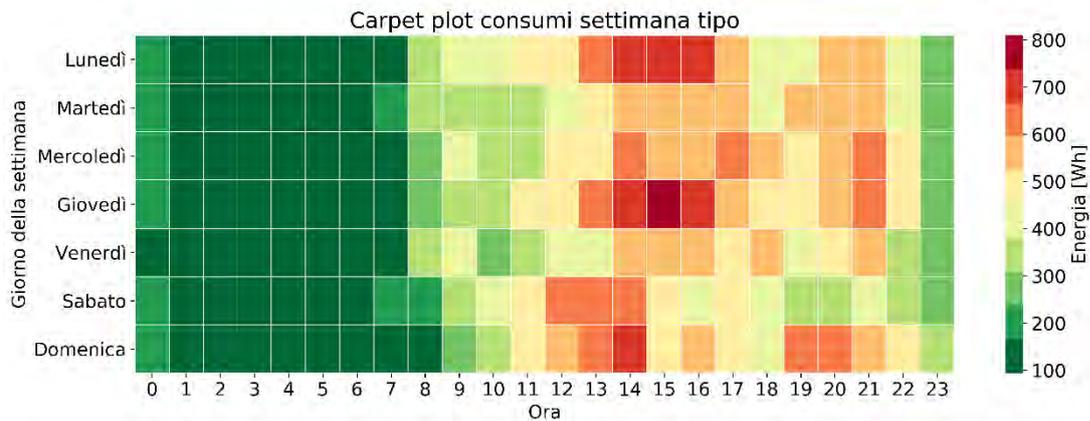


Figura 47. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio EB1

4.2.2 Edificio EB3

Dal carpet plot in Figura 48 emerge che il consumo energetico nel corso del periodo analizzato per l'edificio EB3 presenta un andamento particolare se confrontato rispetto all'edificio precedente. Infatti, nel corso dei mesi di Giugno e Luglio l'andamento dei consumi risulta essere molto simile all'edificio EB1. Nella rimanente parte del periodo di analisi (Agosto-Ottobre) il profilo di consumo risulta essere opposto al caso precedente, con valori più elevati nel corso delle ore notturne (picco di circa 2 kWh raggiunto nei primi giorni di Agosto) ed inferiori nella rimanente parte della giornata (al netto dei due picchi registrati nel mese di Ottobre). Quanto osservato in precedenza nel carpet plot dei consumi aggregati su base oraria, è visibile anche in Figura 49, dove emerge che i valori di energia misurati risultano essere maggiori nella fascia oraria notturna, con picchi intorno alla mezzanotte ed andamento dei consumi decrescente fino alle prime ore del mattino (trend registrato soprattutto nelle giornate di Giovedì e Domenica). Questi andamenti potrebbero essere attribuiti all'utilizzo di elettrodomestici (e.g., lavastoviglie, lavastoviglie) nel corso delle fasce orarie in cui il prezzo dell'energia elettrica è minore.

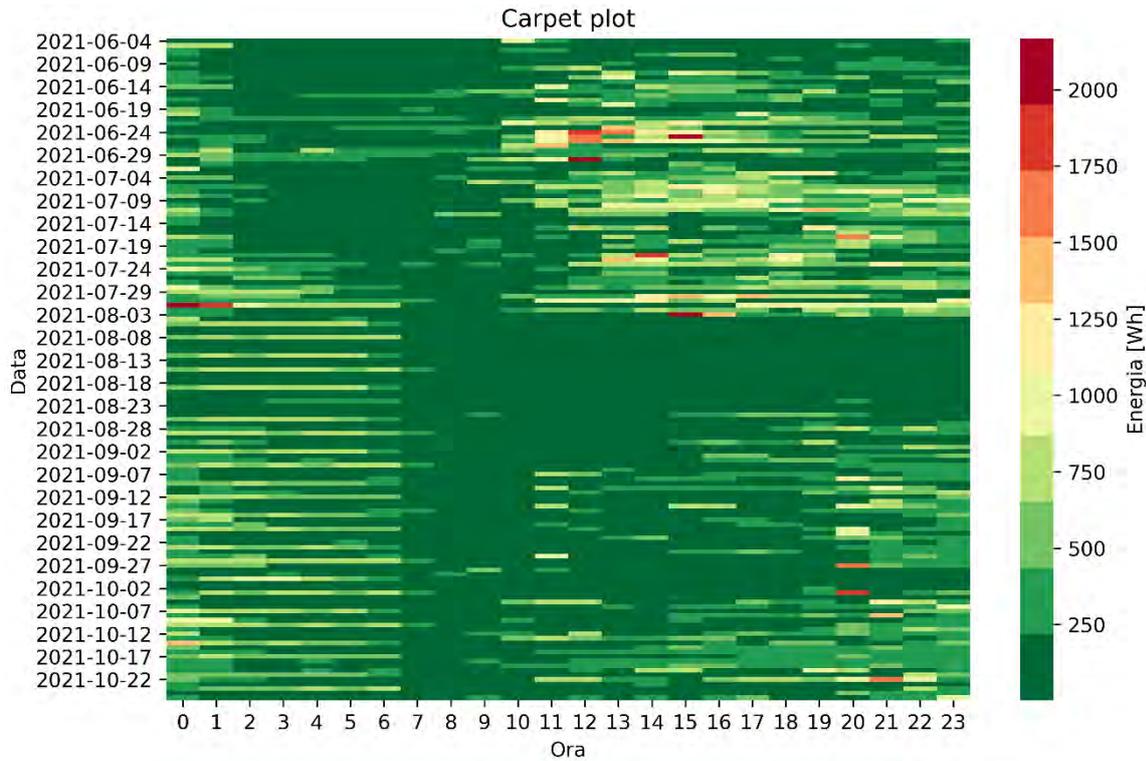


Figura 48. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio EB3

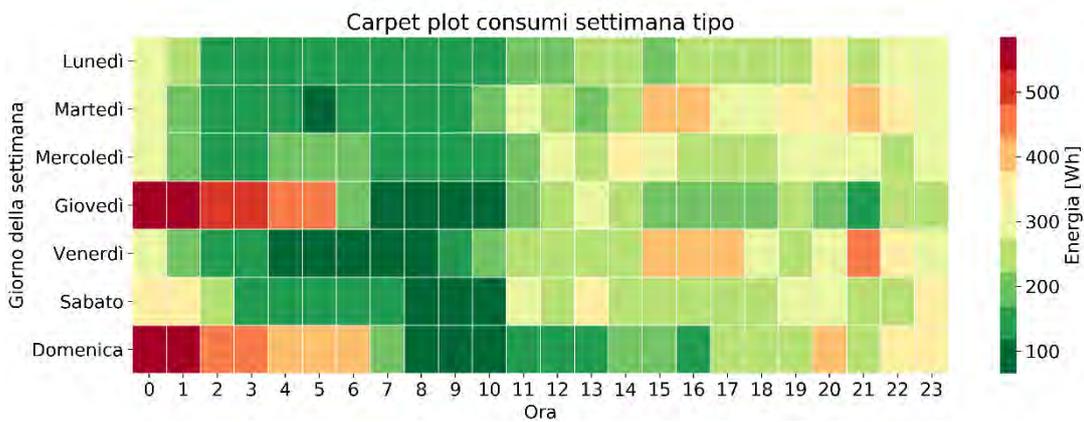


Figura 49. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio EB3

4.2.3 Edificio EB4

Il consumo energetico dell'edificio EB4 risulta essere inferiore rispetto agli edifici precedentemente analizzati in quanto, come evidenziato in Figura 50, per la maggior parte del periodo di analisi i consumi orari si attestano su valori decisamente bassi ed inferiori ai 300 Wh e con pochi picchi sparsi e concentrati nel corso della sera. Tuttavia, rispetto a quanto risulta anche dalla Figura 51, i consumi risultano essere più elevati per tutti i giorni della settimana nel corso della fascia oraria 8-10: si potrebbe attribuire questo risultato al comportamento degli occupanti che tendono ad utilizzare contemporaneamente diverse appliances sia nel corso dei giorni feriali (prima di uscire per recarsi sul luogo di lavoro/istruzione) che festivi. Ad ogni modo, il consumo di picco (inferiore rispetto al valore registrato negli edifici EB1 ed EB3, circa 500 Wh) viene registrato il Sabato tra le 23 e la mezzanotte.

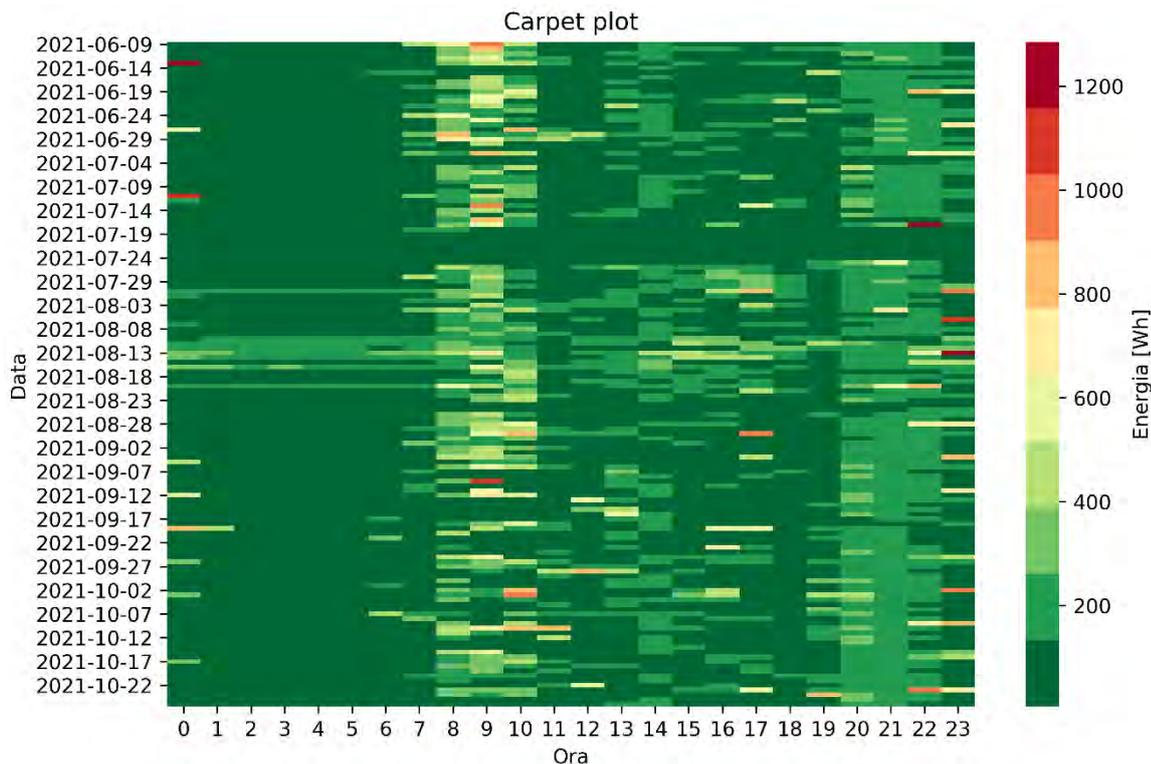


Figura 50. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio EB4

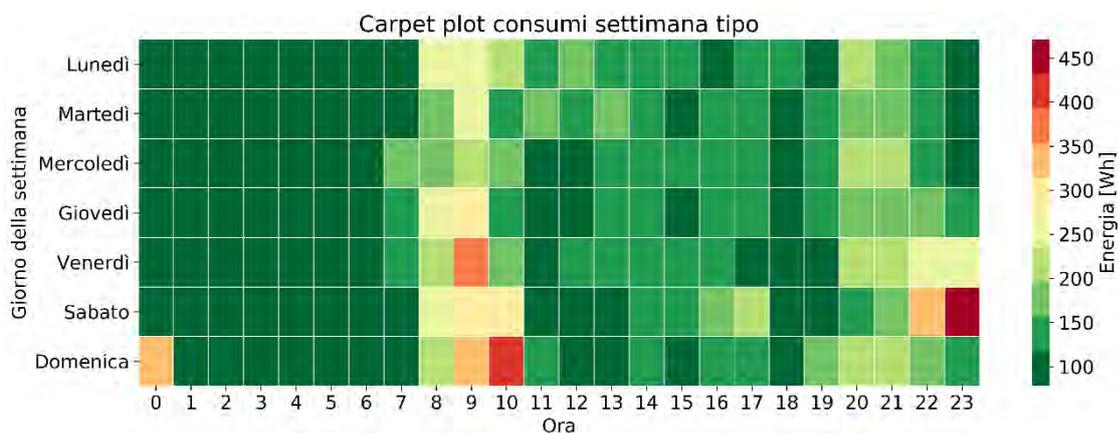


Figura 51. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio EB4

4.2.4 Edificio EB5

Dai carpet plot in Figura 52 e Figura 53 emerge chiaramente che il consumo energetico nel corso del periodo analizzato per l'edificio EB5 risulta essere influenzato dall'utilizzo del condizionatore da parte degli occupanti nel corso delle ore centrali e più calde della giornata, a parte nel corso del mese di Giugno dove i consumi sono pressoché omogenei e costanti per l'intera giornata e di Ottobre dove vengono registrati dei picchi di consumo nelle ore serali per via dell'utilizzo degli elettrodomestici. L'utilizzo dei condizionatori si ripercuote sia sull'entità dei consumi, che risultano essere più elevati rispetto a quanto osservato per gli altri edifici e per periodi non indifferenti, ma soprattutto fornisce un'indicazione riguardo la possibilità che nel corso dell'intera giornata siano presenti occupanti. In Figura 53 è possibile osservare che per tutti i giorni della settimana e tra le 10 e le 15, la media oraria

dei consumi si attesta su valori più elevati di 1 kWh, con picchi raggiunti intorno a mezzogiorno soprattutto nelle giornate di Lunedì e Mercoledì.

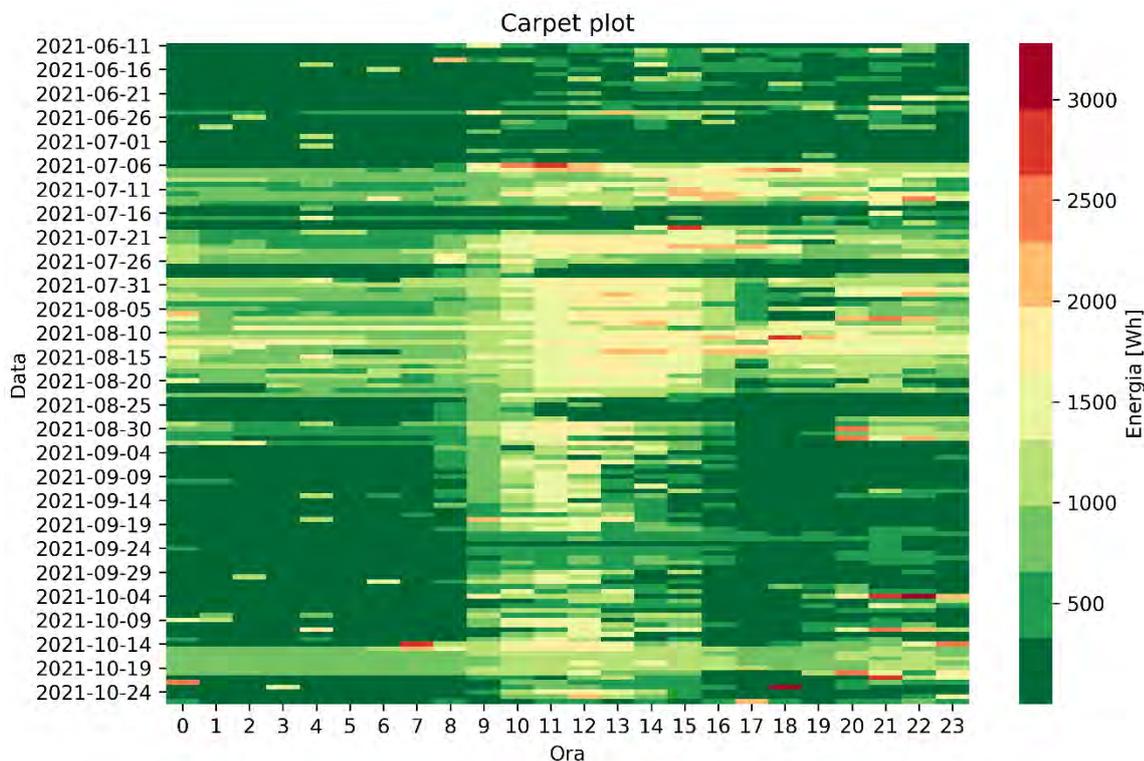


Figura 52. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio EB5

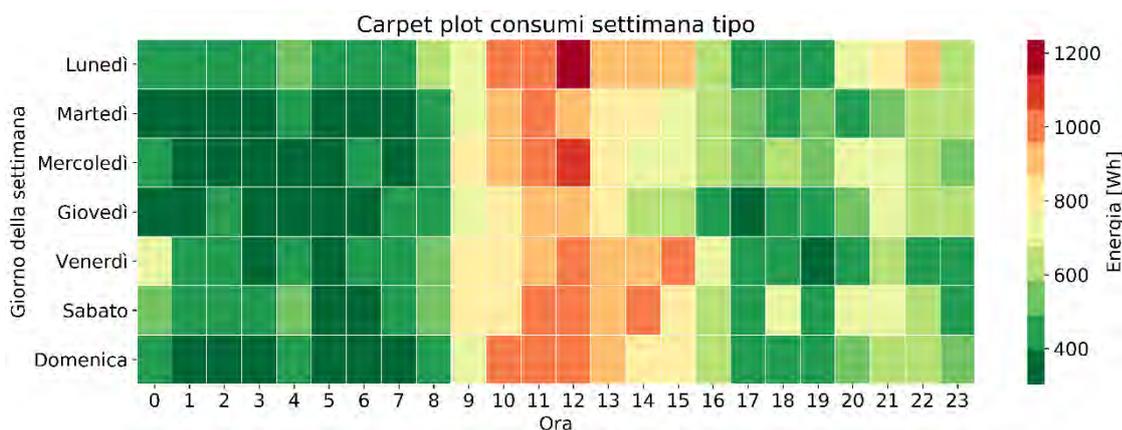


Figura 53. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio EB5

4.2.5 Edificio EB6

Analizzando i consumi dell'edificio EB6, si può notare come il carpet plot dei consumi energetici giornalieri, in Figura 54, evidenzia la presenza di un consumo energetico con un trend crescente a partire dalle prime ore del giorno fino alle ore serali. Tuttavia, i picchi di domanda sono registrati nella settimana centrale di Agosto nel corso delle ore centrali della giornata o nelle giornate del Sabato e della Domenica, rispetto a quanto è possibile osservare dal dettaglio orario dei consumi per giorno della settimana in Figura 55. L'aumento dei consumi risulta essere legato probabilmente al differente profilo di occupazione tra i giorni lavorativi ed il weekend, il quale si traduce anche in un maggiore utilizzo degli elettrodomestici nel corso dell'intera giornata, con valori di picco superiori a 800 Wh.

Per lo stesso motivo, nel corso delle ore serali dei giorni feriali i consumi presentano un aumento notevole, con picchi di energia tra 500 e 700 Wh.

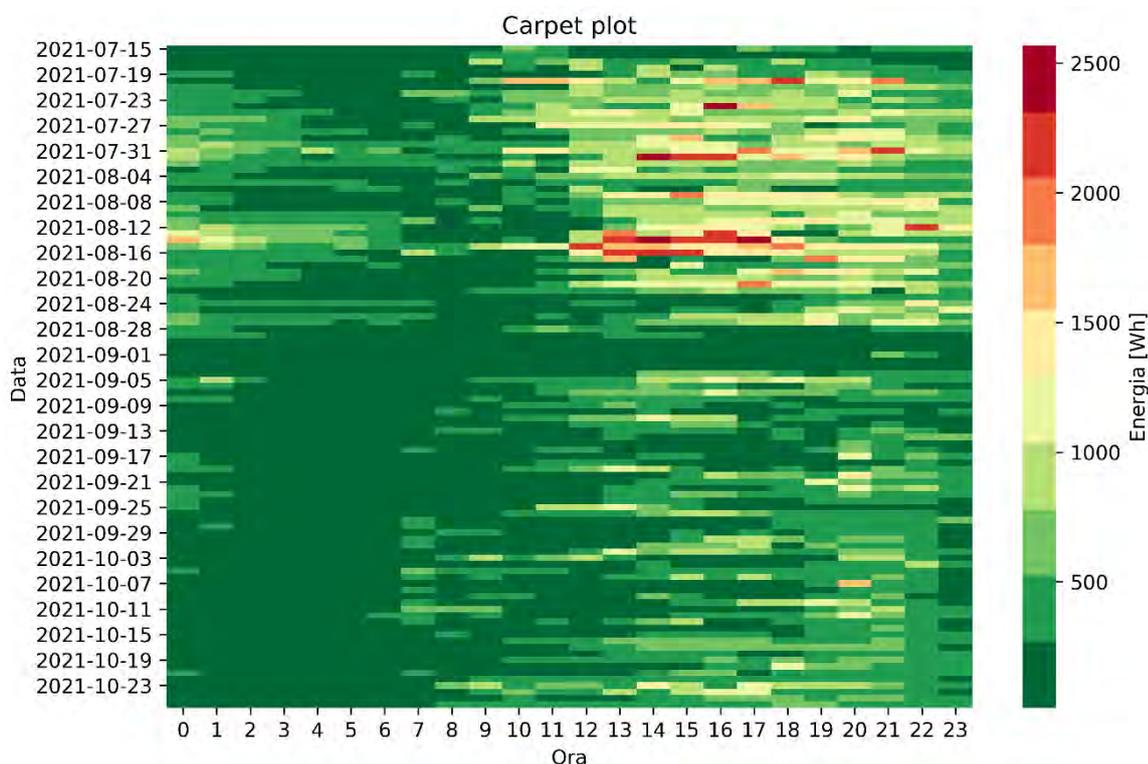


Figura 54. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio EB6

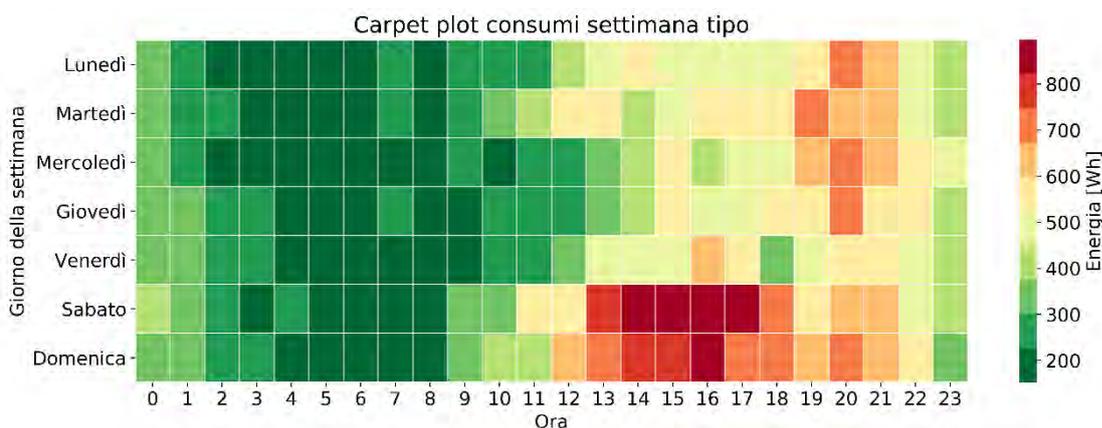


Figura 55. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio EB6

4.2.6 Edificio EB9

Dai carpet plot in Figura 56 e Figura 57 emerge che il consumo energetico, nel corso del periodo analizzato per l'edificio EB9, risulta essere influenzato dall'utilizzo della pompa di calore da parte degli occupanti per il raffrescamento degli ambienti interni nel corso delle ore centrali e più calde della giornata. Analogamente a quanto evidenziato per l'edificio EB5, l'utilizzo della pompa di calore si ripercuote sull'entità dei consumi, con valori in media nell'intorno dei 2 kWh e valori di picco maggiori di 3 kWh. Inoltre, la Figura 57 indica che nel corso del periodo di analisi, i due giorni in cui i consumi risultano essere più elevanti sono il Lunedì e Giovedì nella fascia oraria 14-17 con valori tra 1.7 e 2

kWh, mentre per i rimanenti giorni (nella stessa fascia oraria) i consumi sono inferiori ma comunque si attestano su valori superiori ad 1 kWh.

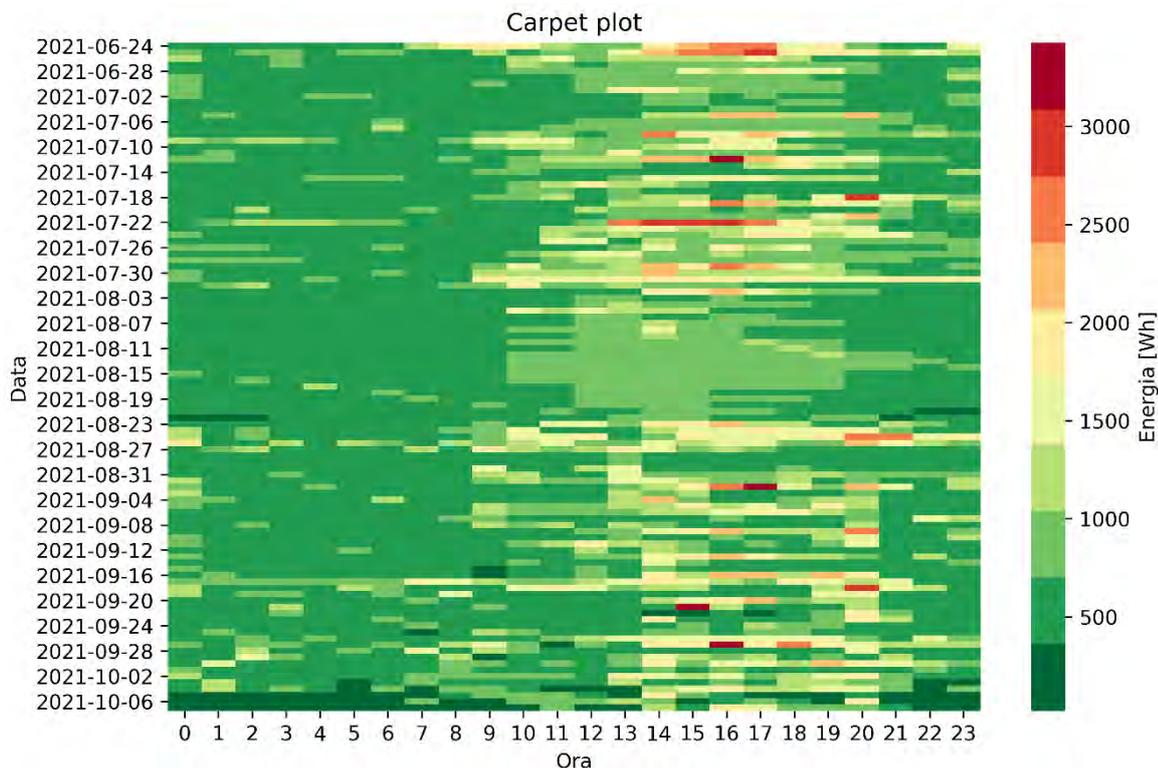


Figura 56. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l’edificio EB9

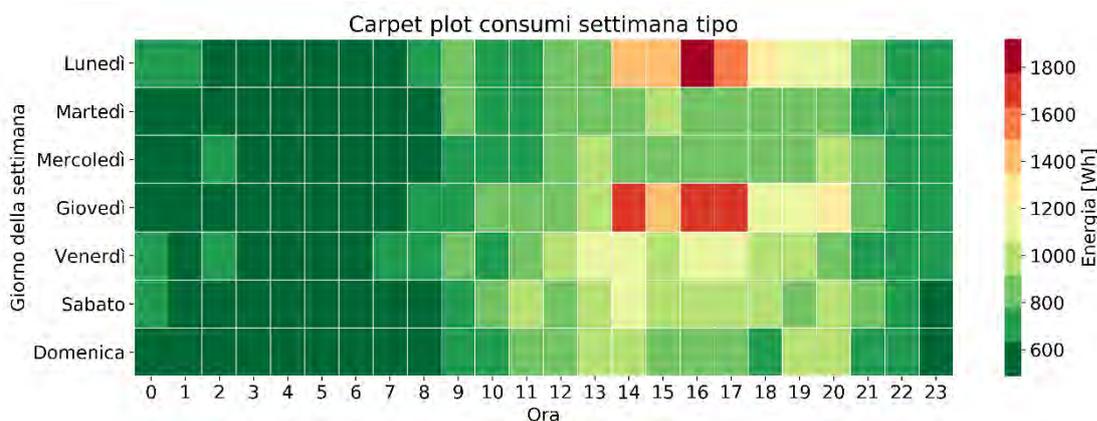


Figura 57. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l’edificio EB9

4.2.7 Edificio EB12

Dalla Figura 58 emerge per l’edificio EB12 un andamento dei consumi crescente, a partire da valori inferiori nel corso delle prime ore della giornata (fascia oraria notturna 0-6, eccetto che nell’ultima settimana di Luglio dove consumi superiori ad 1 kWh potrebbero attribuirsi all’utilizzo di elettrodomestici) fino a valori maggiori registrati nel corso delle ore serali. Inoltre, nel corso della seconda e terza settimana di Agosto i consumi energetici risultano essere minimi, considerando come possibile conseguenza l’assenza degli occupanti per via delle ferie estive e di possibili vacanze. I picchi di consumo energetico sono decisamente inferiori rispetto agli edifici in cui è installato un condizionatore/pompa di calore (600 Wh, 5 volte in meno) e si registrano, rispetto a quanto

evidenziato in Figura 59, nelle giornate tra Martedì e Venerdì e nella fascia oraria 18-21, in cui l'uso degli elettrodomestici da parte degli occupanti aumenta.

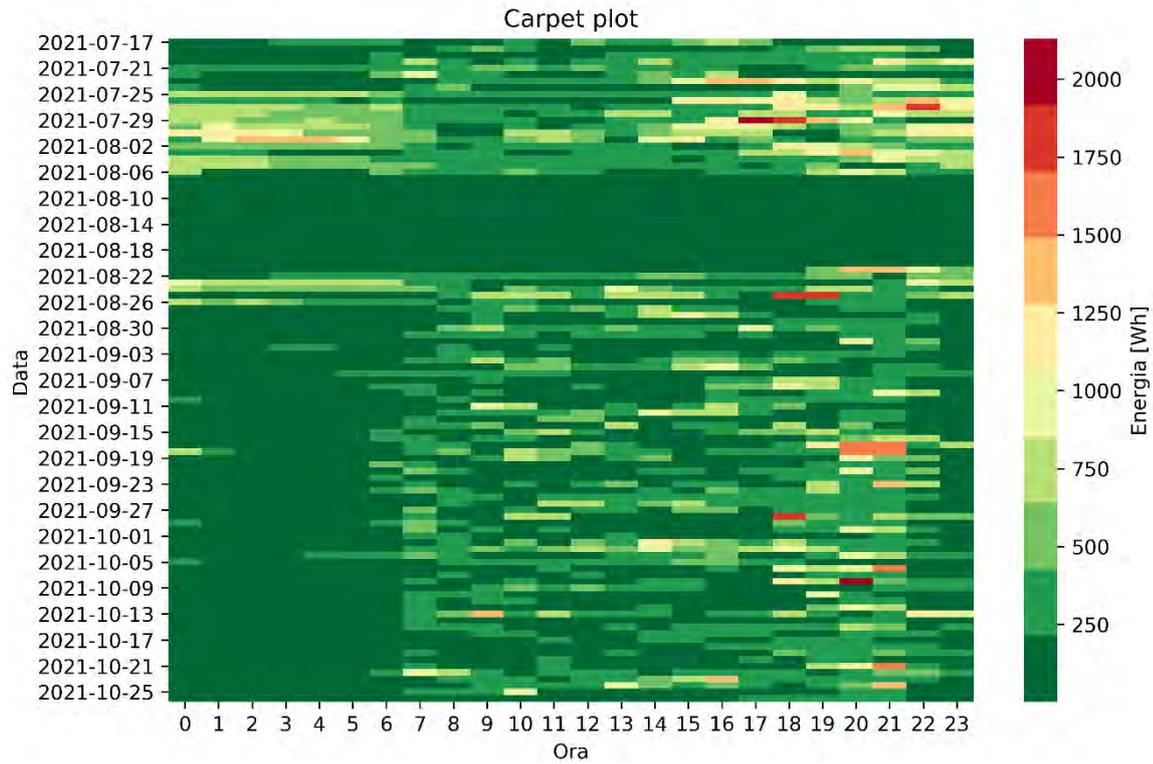


Figura 58. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria per l'edificio EB12

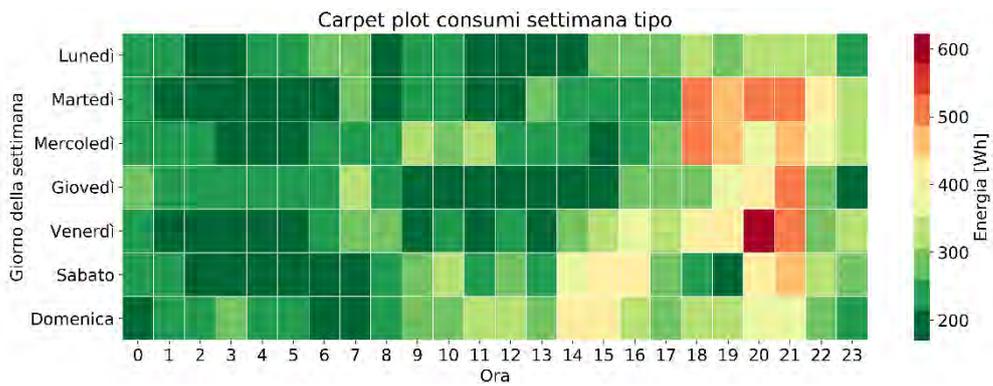


Figura 59. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per giorno della settimana per l'edificio EB12

5 Analisi critica di letteratura sulla flessibilità energetica di un edificio ed individuazione di indicatori di riferimento

Gli edifici sono tra i maggiori responsabili dell'aumento dei consumi energetici a livello mondiale, a causa della crescente installazione e domanda legata al riscaldamento/raffreddamento e ventilazione degli spazi, al riscaldamento di acqua calda sanitaria, all'illuminazione ed all'utilizzo da parte degli occupanti delle appliances. Da ciò ne segue che il quantitativo di emissioni di CO₂ corrispondente al consumo energetico degli edifici è circa pari al 36% a livello mondiale [9].

L'interesse della comunità scientifica verso la riduzione delle emissioni di gas climalteranti ha portato all'utilizzo di sistemi energetici innovativi a servizio degli edifici, fra cui impianti di produzione di energia da fonte rinnovabile o di storage [10], grazie soprattutto all'introduzione di diversi programmi, come quelli legati al programma Europeo "20-20-20" [11]. Tuttavia, questo ha generato una crescente complessità nella gestione energetica degli edifici, in quanto sistemi energetici di questa tipologia sono estremamente affetti da variabilità, essendo dipendenti da fattori esogeni, come ad esempio le condizioni climatiche, ma anche dai requisiti della rete e le richieste degli occupanti. Un'altra condizione di cui tener conto, emersa anch'essa negli ultimi anni, è quella legata alla ricarica dei veicoli elettrici, la cui crescente penetrazione nel parco automobilistico risulta avere effetti sul carico elettrico degli edifici.

La necessità di far fronte a questi cambiamenti ha portato alla definizione del concetto di flessibilità energetica negli edifici, definita come la capacità degli edifici nel saper adattare la propria domanda o produzione di energia (laddove fossero presenti impianti di produzione di energia on-site) ad una serie di fattori dinamici, come ad esempio le condizioni climatiche, le richieste della rete e degli occupanti [12]. Questo risultato può essere raggiunto andando a considerare programmi di Demand Side Management (DSM) [13] o di Demand Response (DR) [14], dove gli occupanti riducono, modificano o traslano nel tempo i consumi energetici in funzione di incentivi principalmente economici [15]. Le possibili fonti di flessibilità presenti nel sistema edificio – rete, sono riportate in Figura 60.

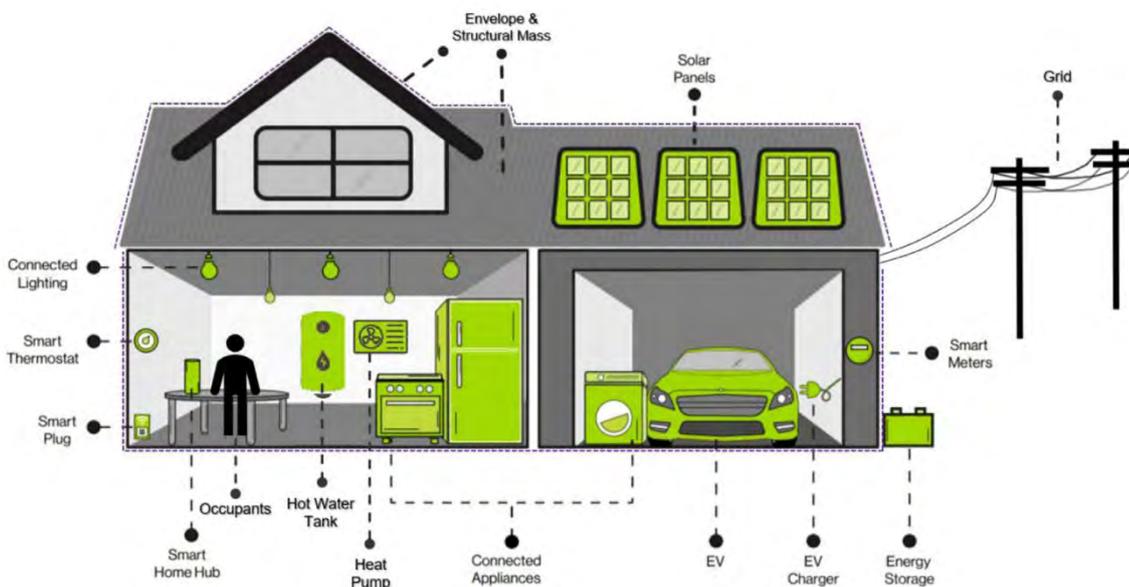


Figura 60. Possibili fonti di flessibilità presenti all'interno del sistema interattivo edificio - rete [16]

Nel loro complesso, gli edifici possiedono intrinsecamente un notevole margine di flessibilità, in virtù del fatto che una buona parte della loro domanda energetica possa essere ridotta, modulata o

spostata nel tempo, vista la presenza di elettrodomestici come lavatrici o lavastoviglie, o anche grazie alla presenza di storage termici/elettrici ed all'inerzia termica delle pareti degli edifici, che permetterebbero modificare la domanda dell'edificio di riscaldamento o raffreddamento [17]–[19], senza causare condizioni di discomfort agli occupanti.

A tal proposito, gli storage hanno un ruolo cruciale, perché garantiscono un buon margine di flessibilità senza compromettere le condizioni di comfort interne [20]. Tuttavia, gli storage rappresentano una tecnologia non ancora diffusa largamente per i sistemi energetici. Di contro, la flessibilità fornita dall'inerzia termica può essere sfruttata sempre perché tutti gli edifici hanno a disposizione una massa termica che permetterebbe di accumulare più o meno energia termica, in funzione delle caratteristiche dei materiali utilizzati per le stesse [21], [22].

Per la quantificazione delle prestazioni legate alla flessibilità energetica, sono state proposte in letteratura diverse metriche, che considerano sia una semplice riduzione della potenza di picco che fattori più complessi come ad esempio la variazione del prezzo di acquisto/vendita dell'energia: gli indicatori di riferimento più utilizzati in letteratura, sono riportati nella Tabella 6 tratta da [16].

Tabella 6. Indicatori di riferimento più popolari per quantificare la flessibilità energetica negli edifici [16]

Metrica	Definizione matematica	Definizione
ΔP	$P_{peak,ref} - P_{peak,flexible}$	Riduzione della potenza di picco: riduzione della domanda di energia durante le ore di punta grazie alla flessibilità
$\Delta P_{\%}$	$1 - \frac{P_{peak,flexible}}{P_{peak,ref}}$	Riduzione percentuale della potenza di picco
FF	$\frac{Q_{low-load} - Q_{high-load}}{Q_{low-load} + Q_{high-load}}$	Fattore di flessibilità: indicatore di una certa quantità (e.g., energia) durante le ore di picco rispetto alle ore di basso carico, il cui range è compreso tra -1 e 1
SS	$\frac{\text{Daily generation directly consumed}}{\text{Net daily load}}$	Autosufficienza: il grado per il quale l'autoproduzione di energia in loco è sufficiente a soddisfare i fabbisogni energetici dell'edificio
SC	$\frac{\text{Daily generation directly consumed}}{\text{Net daily generation}}$	Autoconsumo: il grado per il quale l'autoproduzione di energia in loco è direttamente consumata dall'edificio
C_{ADR}	$\int_0^{t_{DR}} (Q_{ADR} - Q_{ref}) dt$	Capacità dell'evento di DR: consumo energetico ridotto durante un evento di DR
η_{ADR}	$1 - \frac{\int_0^{\infty} (Q_{ADR} - Q_{ref}) dt}{\int_0^{t_{DR}} (Q_{ADR} - Q_{ref}) dt}$	Efficienza dell'evento di DR: l'efficienza legata all'accumulo di energia nel corso dell'evento di DR

Metrica	Definizione matematica	Definizione
FI	$1 - \frac{C_{flexible}}{C_{baseline}}$	Indice di flessibilità: risparmio legato all'utilizzo di una strategia operativa flessibile rispetto a una strategia operativa non flessibile (baseline)

L'analisi di letteratura sulla flessibilità energetica degli edifici pone le basi rispetto alla possibilità di valutare nel prossimo futuro la gestione ottimale (sia a livello di singolo edificio che di distretto) delle appliances, degli impianti di generazione e se presenti anche degli storage termici ed elettrici, tenendo in considerazione quelle che sono le richieste degli occupanti, in modo da controllare le suddette fonti di flessibilità senza creare condizioni di discomfort per gli stessi.

L'analisi è stata suddivisa tra le diverse fonti di flessibilità; pertanto, in ciascuna sezione saranno riportati dettagli ed informazioni rispetto ad alcuni lavori che hanno valutato la flessibilità fornita rispettivamente dalle appliances e dai sistemi energetici a servizio degli edifici.

5.1 Analisi di letteratura sulla flessibilità fornita dalle appliances

La flessibilità energetica influisce economicamente ma anche socialmente sulla vita degli occupanti, in quanto è richiesta la disponibilità da parte degli utenti di modificare le proprie abitudini. Quest'ultimo punto si traduce nella partecipazione a programmi di DR, facendo in modo che gli stessi occupanti si rendano "flessibili" rispetto alle richieste della rete (e.g., riduzione dei consumi richiesta dal DSO). In questo caso, la risposta degli utenti si riferisce ad esempio alla riduzione dei consumi nelle ore a maggior costo dell'elettricità, data sia dal taglio dei consumi che dallo spostamento dell'utilizzo delle appliances nelle ore a minor consumo di energia [23]. Tuttavia, la partecipazione a programmi di DR potrebbe comportare il peggioramento della qualità delle condizioni di comfort interne. Pertanto, la diffusione di questi programmi deve superare diversi ostacoli in modo da poterne sfruttare il potenziale senza impattare negativamente sulle preferenze degli occupanti [24].

Nei problemi di ottimizzazione energetica negli edifici, le appliances sono state considerate come possibile fonte di flessibilità. Per esse, è necessario fare una distinzione tra appliances controllabili e non controllabili [25]. A loro volta, le appliances controllabili sono divise in non interrompibili, interrompibili ed appliances con controllo termostatico. Le appliances non interrompibili (e.g., lavatrice, lavastoviglie) richiedono una potenza pressoché costante nel corso del loro utilizzo, con fasi operative predefinite fino al termine del loro funzionamento che non possono essere schedate in periodi temporali non conseguenti. Al contrario, le appliances interrompibili (e.g., veicoli elettrici) possono presentare una variazione della potenza assorbita nel corso del loro funzionamento: l'energia consumata nell'intero ciclo operativo sarà sempre la stessa, con la differenza però di poter dilatare o restringere l'intervallo temporale entro il quale le sue operazioni vengano completate. Infine, gli apparecchi con controllo termostatico (e.g., scaldabagno, climatizzatore) presentano un ciclo operativo influenzato dall'inerzia termica dell'acqua o dell'aria all'interno della zona considerata [26].

Lo sfruttamento della flessibilità energetica fornita dalle appliances risulta interessante in di riduzione dei costi o di garanzia di servizi per la rete. Negli ultimi anni sono stati condotti diversi studi per la formulazione e risoluzione di problemi di ottimizzazione per i sistemi di gestione energetica negli edifici, fra cui la programmazione oraria degli elettrodomestici e dei veicoli elettrici utilizzando la programmazione lineare (LP) [27], tenendo conto del comfort degli utenti (utilizzando la programmazione mista lineare - non lineare) [28] sia nel caso di singolo edificio che di distretto di

edifici [26], [29], [30]. Luo et al. [31] hanno proposto una metodologia per ottimizzare la programmazione oraria delle diverse appliances controllabili (i.e., interrompibili e non) andando a minimizzare i costi giornalieri legati al consumo di energia elettrica e cercando di ridurre il picco di potenza richiesta dalla rete su base mensile. Il sistema di gestione energetico sviluppato in questo lavoro è risultato in grado di modellare le dipendenze tra lo stile di vita degli occupanti e l'utilizzo delle appliances, fornendo supporto all'utente nelle decisioni legate all'accensione/spegnimento e programmazione oraria delle stesse. Kim et al. [25] hanno proposto un algoritmo per la programmazione dei carichi energetici per un distretto di edifici che garantisca condizioni di benessere sociale per gli utenti presenti. In questo caso, è stato considerato un sistema energetico con la presenza di un aggregatore e diversi utenti, ai quali è stata data la possibilità di scegliere quanta energia comprare o vendere alla rete prima di effettuare l'ottimizzazione, tenendo in considerazione il fabbisogno energetico legato ai propri elettrodomestici ed ai veicoli elettrici. Minimizzare i costi legati al consumo energetico delle appliances (e.g., scaldabagno, climatizzatore, fornelli ad induzione, asciugacapelli, lavatrice, ecc..) e massimizzare il comfort interno degli occupanti è stato l'obiettivo dei lavori proposti nelle Ref. [32], [33], dove sono stati valutati rispettivamente l'efficacia di una strategia di "load shifting" rispetto a diversi scenari proposti per il DR e nel secondo caso l'efficacia di una strategia di ottimizzazione per la pianificazione del consumo energetico degli elettrodomestici di 4 abitazioni, conoscendo le preferenze degli utenti relative alle fasce orarie di utilizzo.

Di recente, l'interesse della comunità scientifica verso le strategie di ottimizzazione basate sul "Machine Learning" di tipo data-driven è cresciuta, perché gli approcci esistenti attualmente basati su modelli ingegneristici risultano limitati e talvolta portano ad una programmazione indesiderata del consumo energetico delle appliances [34]. Tra i diversi algoritmi legati al Machine Learning, quello più promettente per la gestione energetica negli edifici risulta essere il Reinforcement Learning (RL), utilizzato da Lu et al. [35] per sviluppare diversi agenti di controllo in grado di ottimizzare la gestione singola di ciascun elettrodomestico e minimizzare i costi complessivi legati all'utilizzo di essi, tenendo conto della partecipazione ad un programma di DR degli utenti dell'edificio considerato. Lo stesso algoritmo di controllo è stato utilizzato da Lee et al. [34] per mantenere il livello di comfort desiderato dagli utenti, riducendo il consumo elettrico associato a ciascun elettrodomestico presente (e.g., lavatrice, climatizzatore) attraverso una corretta pianificazione del loro utilizzo, tenendo conto delle limitazioni imposte dalle caratteristiche tecniche. Risparmi energetici possono essere ottenuti applicando il RL alle appliances con controllo termostatico, come dimostrato in [36], dove l'agente di controllo sviluppato per il controllo dello stato di uno scaldabagno (ON/OFF) ha garantito dei risparmi economici (legati al corrispondente consumo energetico) del 15% rispetto ad una strategia tradizionale basata sul controllo termostatico.

5.2 Analisi di letteratura sulla flessibilità fornita dai sistemi energetici

Lo sfruttamento della massa termica dell'edificio e la gestione ottimale dei sistemi energetici assicurano una certa riserva di flessibilità [37]. In questo caso, per poter quantificare e sfruttare la flessibilità energetica è necessario disporre di un modello che rappresenti la dinamica dell'edificio e del corrispondente sistema energetico, e di un sistema di controllo che consenta di gestire adeguatamente l'impianto, in modo da ottenere determinate prestazioni sia dal punto di vista energetico che del comfort degli occupanti [38].

Il problema di controllo per i sistemi energetici attuali è fortemente non lineare, essendo necessario considerare l'effetto di una serie di fattori endogeni ed esogeni [39], ma anche dei requisiti della rete per migliorarne l'affidabilità [40], [41]. Le strategie di controllo maggiormente diffuse oggi negli edifici, denominate Rule-Based Control (RBC), garantiscono una certa flessibilità, seguendo sempre lo stesso principio: un determinato parametro di attivazione viene monitorato (e.g., tempo, potenza,

prezzo dell'elettricità) ed associato a valori di soglia predefiniti. Quando la soglia viene raggiunta, l'agente imprime un'azione sul sistema energetico da controllare [42]. Lo spostamento dei consumi energetici per mezzo di un'accurata definizione delle schedule di utilizzo dei sistemi energetici a servizio degli edifici rappresenta una delle principali forme di controllo che garantisce una certa riserva di flessibilità energetica, come dimostrato in Lee et al. [43], dove una riduzione dei consumi energetici è stata possibile grazie alla modulazione del set-point interno di temperatura per ridurre l'utilizzo della pompa di calore nelle ore di picco. Lo stesso approccio garantisce ottimi risultati se applicato a controllo della carica o della scarica degli storage termici, come dimostrato in [44]. Controllori di tipo rule-based sono stati impiegati per la riduzione dei costi legati al consumo di energia basandosi sulla variazione oraria del costo unitario dell'elettricità [45]: questo meccanismo di variazione produce incentivi per i consumatori a spostare i loro carichi o a ridurre la loro domanda di picco, riducendo il loro budget energetico.

Negli ultimi anni, la letteratura scientifica si è concentrata verso lo sviluppo di strategie di controllo in grado di superare le limitazioni dei sistemi di controllo rule-based, che risultano essere statici e quindi inadatti a tener conto delle modifiche necessarie alla strategia di controllo legate al comportamento degli occupanti (fattori endogeni) o al cambiamento delle condizioni climatiche (fattori esogeni). Attenzione particolare è stata rivolta verso le strategie di controllo predittive (e.g. Model Predictive Control (MPC)), le quali si sono distinte per la loro capacità di ottimizzare sistemi complessi sfruttando un modello dinamico per predire il comportamento degli edifici [46], [47]. Ad esempio, l'MPC risulta adatto per il controllo degli storage termici ed elettrici in modo da consentire la riduzione o lo spostamento dei picchi domanda energetica richiesti dalla partecipazione a programmi di DSM. Ciò è possibile creando un modello per prevedere l'evoluzione delle variabili di stato a partire dalle azioni di controllo selezionate [10]. Inoltre, l'utilizzo dell'MPC consente di ridurre notevolmente i costi legati all'utilizzo dell'energia, considerando la variazione nel corso del tempo del costo unitario dell'elettricità, come dimostrato in [48]. In questo caso la strategia di controllo predittiva, tenendo conto del costo del gas naturale e dell'elettricità, ha garantito una riduzione dei costi attraverso l'utilizzo alternato della caldaia e della pompa di calore.

Tuttavia, le prestazioni dell'MPC sono dipendenti dalla definizione di un modello per l'ottimizzazione della strategia di controllo, che è spesso difficile da definire ed allo stesso tempo non è generalizzabile per i diversi tipi di impianti ed edifici. Queste problematiche hanno portato i ricercatori a valutare lo sviluppo di strategie di controllo che non necessitano della definizione a priori dei parametri che definiscono il sistema, essendo in grado di apprenderli attraverso l'interazione in real-time con l'ambiente da controllare. Risultati molto promettenti sono stati ottenuti anche in questo caso facendo uso degli algoritmi di controllo basati sul RL, che consentono di tener conto delle preferenze degli utenti e dei cambiamenti delle condizioni al contorno, garantendo soluzioni ottimali di controllo per sistemi con forti linearità [49], [50]. Attualmente questi controllori sono utilizzati principalmente in ambito simulativo ed a livello di singolo edificio, dove i risultati ottenuti risultano essere promettenti, come evidenziato in [39], dove un algoritmo di controllo basato sul Deep Reinforcement Learning (DRL), sviluppato per la gestione della temperatura di mandata dell'acqua ai radiatori, ha permesso sia di migliorare le condizioni di temperatura interne che di ridurre i consumi energetici associati alla caldaia, sfruttando anche la flessibilità fornita dall'inerzia termica delle pareti. Inoltre, molti studi hanno dimostrato il potenziale del RL quando si considera la partecipazione a programmi di DR, con l'obiettivo di appiattire la curva dei consumi energetici [51], [52]. Nonostante ciò, la flessibilità energetica messa a disposizione da un singolo edificio risulta essere limitata, evidenziando dunque la necessità di analizzare la flessibilità fornita da un cluster di edifici [12]. Pinto et al. [53] hanno sviluppato un approccio coordinato di gestione energetica per migliorare la flessibilità della domanda per un cluster di edifici, in modo da appiattire il profilo di carico totale del cluster ed ottimizzare il consumo energetico di ogni edificio. In dettaglio, l'agente di controllo basato sul DRL è

stato sviluppato per gestire gli accumuli termici di un distretto di edifici dotati di sistemi energetici complessi. Inoltre, in [54], [55] è stata sottolineata l'efficacia della RL nello sfruttare le tariffe elettriche variabili per ridurre i costi sia del gestore che del cliente, evitando instabilità lato controllo durante gli eventi di DR che potrebbero compromettere la redditività economica per l'utente finale [56]. In tale ottica, la seguente sezione analizza il ruolo dell'occupante, analizzandone il coinvolgimento proattivo in programmi di DR.

6 Analisi dello stato dell'arte sulle metodologie di coinvolgimento proattivo degli utenti e la creazione di un sistema di comunicazione efficace per l'implementazione di sistemi di demand response in ambito residenziale

L'attività svolta ha avuto l'obiettivo di analizzare, sulla base della letteratura scientifica, le metodologie e gli strumenti atti al coinvolgimento degli utenti rispetto alla gestione flessibile dei carichi energetici in ambito residenziale. L'analisi si è concentrata, in particolare, sui seguenti aspetti fondamentali:

- Individuazione di metodi atti al coinvolgimento proattivo degli utenti per incentivarne la gestione flessibile dei carichi;
- Analisi degli strumenti di comunicazione ed interazione adottabili per veicolare i metodi di coinvolgimento precedentemente individuati, sia in termini tecnologici (notifiche push su app, newsletters ecc.) che in termini contenutistici (*feedback*);
- Analisi degli strumenti di comunicazione volti alla restituzione di informazioni all'utente riguardo il proprio comportamento in termini di consumi energetici, impatto ambientale ed economico;
- Identificazione di metodologie efficaci volte ad indagare le abitudini di consumo degli occupanti, con particolare riferimento all'utilizzo degli elettrodomestici.

6.1 Strumenti per la caratterizzazione del comportamento degli utenti ed il loro coinvolgimento proattivo

Indagare efficacemente le abitudini ed il comportamento degli utenti all'interno degli edifici è un prerequisito fondamentale per l'elaborazione di strategie di coinvolgimento volte a ridurre i consumi di energia e, nell'ambito di un'infrastruttura di *demand response*, trarre vantaggio dalle opportunità di flessibilità offerte dal sistema. Il cambiamento di comportamento degli utenti di un edificio è strettamente legato alla loro consapevolezza riguardo le proprie abitudini. Per questo, la letteratura scientifica riconosce grandi potenziali in strumenti atti a "rendere visibili" i consumi energetici (in inglese, molto spesso si utilizza l'espressione "*make energy visible*"). Tali potenzialità sono particolarmente rilevanti in edifici a destinazione residenziale, dove gli utenti hanno il totale controllo della gestione dei consumi energetici e possono trarre un beneficio economico evidente implementando strategie di ottimizzazione [57], [58]. Le modalità tramite cui i consumi energetici possono essere mostrati offrono un ampio spettro di possibilità sia in termini di strumenti utilizzati (interfacce digitali, report cartacei ecc.) che in termini di rappresentazione del dato. Le informazioni riguardanti i consumi possono essere mostrate ad esempio tramite elaborazioni grafiche (grafici), indicatori sintetici (*Key Performance Indicator – KPI*) o rappresentazioni metaforiche/concettuali. Infine, un ultimo elemento decisivo per la creazione di metodi di coinvolgimento proattivo efficaci è costituito dagli strumenti offerti agli utenti per una corretta interpretazione delle elaborazioni offerte. Anche in questo campo vi sono diversi approcci possibili che possono consistere in attività di formazione, processi di confronto con utenti simili (*peers comparison*) o traduzione del dato in affermazioni di facile comprensione. Di seguito, i temi citati verranno approfonditi in paragrafi specifici con l'obiettivo di mettere in luce una serie di caratteristiche che dovrebbero essere tenute in considerazione nel processo di creazione di un sistema di interazione bi-direzionale per incentivare la flessibilità dei carichi di utenti residenziali.

Un sistema di interazione bi-direzionale è caratterizzato da un'architettura fondata sull'elaborazione di una serie di dati in grado di rappresentare, nel suo complesso, l'esercizio energetico di un edificio. La "bi-direzionalità" del sistema prevedrebbe un'interazione esplicita e mutuale dei due "soggetti" che compongono sistema: l'edificio con le sue infrastrutture tecnologiche (1) e l'occupante (2). In altre parole, perché un sistema possa definirsi "bi-direzionale" l'edificio (tramite il sistema bi-direzionale) dovrebbe essere in grado di trasmettere una serie di informazioni o feedback all'utente, così come l'utente dovrebbe poter interagire con le infrastrutture tecnologiche dell'edificio (ad esempio gli elettrodomestici) tramite lo stesso sistema.

Caratterizzazione di un sistema di comunicazione efficace

Per quanto riguarda il primo aspetto, ossia la capacità di trasmettere informazioni e feedback utili agli utenti, un sistema ideale dovrebbe prevedere il monitoraggio di grandezze afferenti a quattro categorie, così come rappresentato dalla Figura 61. In primo luogo, una serie di grandezze ambientali interne (ad esempio la temperatura dell'aria), tipicamente influenzate (in maniera diretta o indiretta) dall'utilizzo di apparecchiature ed impianti e dalle condizioni climatiche esterne. A questo proposito, anche il monitoraggio delle condizioni ambientali esterne risulta fondamentale per una corretta caratterizzazione delle performance e dell'esercizio dell'edificio, in quanto esse costituiscono delle "forzanti" del sistema edificio-impianto. Un altro aspetto fondamentale riguarda il monitoraggio degli usi finali dell'energia, in particolare dei carichi che potrebbero essere soggetti alle logiche di flessibilità richieste all'utente. Tramite i profili di carico degli elettrodomestici, ad esempio, è possibile acquisire importanti informazioni circa le abitudini degli utenti e, di conseguenza, elaborare strategie di coinvolgimento ad hoc. Anche se riguardo l'utilizzo delle apparecchiature le abitudini di utilizzo potrebbero talvolta essere dedotte dal monitoraggio degli usi finali dell'energia, altri parametri monitorabili (ad esempio la presenza o l'utilizzo di finestre e porte) risultano utili per la corretta caratterizzazione del comportamento degli utenti e, di conseguenza, per l'individuazione delle strategie di coinvolgimento più adeguate.

Le grandezze menzionate in precedenza rappresentano solo un primo passaggio da implementare in uno strumento di interazione. Infatti, i dati monitorati dovranno essere poi elaborati tramite logiche atte alla "traduzione" in messaggi comprensibili da parte degli utenti. A questo proposito, un approccio progressivo alla conoscenza dei dati rilevanti per il sistema edificio-impianto dovrebbe essere tenuto in considerazione. Ad esempio, l'utente potrebbe essere inizialmente introdotto solo ad alcuni indicatori o grandezze ritenute "prioritarie" ed opportunamente introdotte tramite una formazione ad hoc (che potrebbe comunque essere fornita direttamente tramite il sistema, ad esempio all'avvio della app/sito web/dashboard). Successivamente, altri indicatori potrebbero essere introdotti progressivamente, sempre tenendo conto della necessità di attivare una formazione specifica.

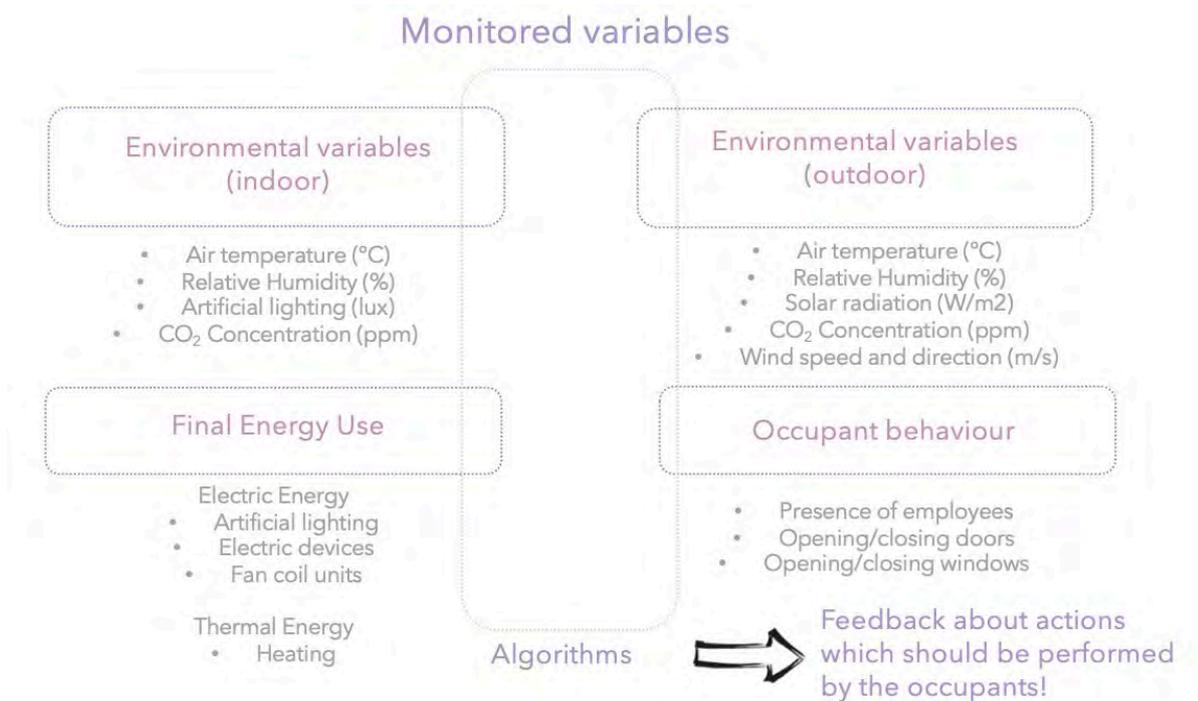


Figura 61. Architettura di un sistema di feedback agli utenti

Un altro aspetto fondamentale nella trattazione della comunicazione edificio-utente riguarda una differenziazione sul tipo di informazioni fornite, la cui distinzione risulta particolarmente rilevante per una corretta progettazione del sistema. Esso, infatti, dovrebbe comprendere un insieme coerente di *feedback* e *feedforward*. Con il primo termine (*feedback*), ci si riferisce ad un'informazione fornita al fine di rendere accessibili delle analisi fatte a partire da dati, tipicamente monitorati, con un fine prettamente informativo [59]. Questo genere di comunicazione può essere utilizzato, ad esempio, per mostrare agli utenti come un eventuale cambiamento delle abitudini (già avvenuto) abbia creato un impatto sui consumi energetici dell'edificio. Nel caso del *feedforward*, invece, ci si riferisce ad una comunicazione effettuata al fine di influenzare scelte non ancora compiute dagli utenti, tipicamente fondata sull'anticipazione delle possibili conseguenze di diversi scenari d'azione. Un esempio di tale comunicazione potrebbe essere l'anticipazione delle conseguenze dell'apertura di una finestra in presenza di un impianto di condizionamento dell'aria attivo [60]. La comunicazione *feedforward* può essere molto efficace, soprattutto perché può offrire l'opportunità all'utente di gestire una situazione di necessità in maniera diversa dalle proprie abitudini e sperimentare l'impatto di questa modifica del comportamento in un breve lasso temporale, abbattendo la diffidenza che spesso porta gli utenti a non seguire i consigli di sistemi automatizzati [61]. Le "conseguenze" di un'azione energeticamente rilevante possono essere di diverso tipo e sono particolarmente rilevanti per la buona riuscita di un sistema di *demand response*: infatti, un utente sarà più persuaso a spostare un carico (ad esempio rimandare l'utilizzo di un elettrodomestico) se verrà reso consapevole delle effettive conseguenze che tale azione specifica potrà avere. Qui di seguito, alcuni esempi relativi a quattro diverse tipologie di impatti:

- Comfort – Es: *sapevi che in inverno bastano 18°C per il benessere termico in una stanza?*
- Consumo energetico – Es: *ogni grado di temperatura in più, oltre i 20°C, causa un aumento di combustibile di circa il 7%!*
- Costo dell'energia – Es: *spostando il carico risparmierai 1,5€*
- Impatto ambientale – Es: *spostando il carico salverai 1 albero!*

In questo contesto, un altro elemento che incrementa l'efficacia delle comunicazioni riguardanti il sistema edificio-impianto sul comportamento dell'utente consiste nella condivisione di informazioni che vengano percepite come "personalizzate" e davvero rilevanti nel contesto specifico. L'utente sarà più influenzato da notifiche che lo raggiungono "al momento giusto", possibilmente consapevoli delle abitudini o necessità di consumo personali e derivanti da un dato effettivamente misurato (ad esempio «*la temperatura è più alta di ... °C*») [62].

Un altro aspetto fondamentale riguarda la comprensibilità delle informazioni fornite. L'utilizzo di termini tecnici ed unità di misura sulle quali tipicamente gli utenti residenziali non hanno coscienza critica può compromettere seriamente la buona riuscita delle strategie di comunicazione messe in atto dal sistema. Infatti, ad una maggiore chiarezza dell'informazione fornita si accompagna solitamente un maggior coinvolgimento attivo degli utenti [63]. In questi termini, l'utilizzo delle cosiddette *contextual units* o "unità di misura metaforiche" come strumento comunicativo potrebbe costituire uno strumento efficace. Le unità di misura metaforiche consistono in unità di misura fittizie, utilizzate al fine di far comprendere un dato riferito ad una "quantità" di entità variabile utilizzando riferimenti noti, su cui gli utenti hanno più probabilmente una sensibilità immediata. Un esempio potrebbe essere l'utilizzo di un fiore i cui petali cadono progressivamente per indicare una grandezza scarsa ed esauribile (come l'energia prodotta da un impianto fotovoltaico), oppure l'indicazione del numero di docce disponibili anziché i kWh termici di acqua calda presente nel boiler [62]. Alcuni studi hanno sperimentato con successo anche la progettazione partecipata di tali unità di misura, constatando che tale processo può essere vissuto dagli utenti come una virtuosa occasione di personalizzazione del sistema [64], [65].

Un altro strumento sperimentato in diversi studi, per aumentare la consapevolezza degli utenti riguardo le loro potenzialità di cambiamento di comportamento ed acquisizione di consapevolezza critica riguardo le diverse grandezze in campo, consiste nel confronto o competizione tra pari (*peer comparison*). Tale pratica consiste nell'instaurare un meccanismo di confronto tra utenti simili, in maniera tale che i diversi soggetti coinvolti possano avere dei riferimenti tramite cui valutare i *feedback* individuali ricevuti dal sistema [66]. Il confronto tra pari può avvenire sia tra partecipanti afferenti ad un medesimo cluster (ad esempio gli abitanti di un distretto all'interno del quale sia presente il demand response), che tra utenti singoli e valori di benchmark derivati da un campione significativo di utenti simili. Nel primo caso, il confronto può avvenire in maniera non competitiva, oppure in maniera competitiva, attivando una vera e propria dinamica di gioco (*gaming*). I sistemi che attivano logiche del secondo tipo sono di solito pensati anche in ottica educativa, per coinvolgere anche i più piccoli nella scoperta dell'energia e dell'importanza di limitare gli sprechi. Per questo, i sistemi di *gaming* fanno spesso utilizzo di unità di misura metaforiche e di procedure di progettazione partecipata [67]. Un elemento da evidenziare come requisito generale per la progettazione di sistemi di comunicazione efficace (ma ancor più rilevante laddove sia implementata la *peer comparison*) è la garanzia della privacy. Infatti, la diffidenza nei confronti della sicurezza del sistema (soprattutto rispetto alla condivisione di dati personali) rappresenta una delle maggiori barriere alla diffusione di sistemi per *smart home* [68]. Un esempio di *peer comparison* attivabile all'interno della logica di *demand response* potrebbe essere il seguente: "shiftando il carico del condizionatore come richiesto dall'aggregatore, la famiglia «x» ha mantenuto una temperatura media di «y» °C risparmiando «z» €". In alternativa, delle elaborazioni grafiche potrebbero essere utilizzate per restituire agli utenti l'andamento dei propri consumi di energia rispetto ad altri soggetti significativi, incoraggiando dunque un'auto analisi che permetta di collocarsi tra utenti virtuosi o energivori. In ottica di *demand response*, ad esempio, tale analisi potrebbe riguardare la proporzione di energia utilizzata dagli utenti quando disponibile in loco (autoconsumo) o a minor prezzo.

Rendere l'energia "visibile": l'utilizzo di indicatori di consumo energetico ed impatto ambientale

Uno degli aspetti più rilevanti per una comunicazione efficace di un dato in un sistema di *demand response* è la sintesi. Per questo, l'utilizzo di indicatori sintetici (KPI) può essere utile dal punto di vista sia tecnico-scientifico che "divulgativo". Infatti, dal punto di vista tecnico i KPI hanno l'obiettivo di descrivere sinteticamente un fenomeno più o meno complesso, rendendo comparabili più casi dello stesso campione. Inoltre, in termini di interazione con gli utenti del sistema, se essi vengono messi nelle condizioni di comprenderli criticamente, gli indicatori – spesso adimensionali – costituiscono una restituzione molto efficace di un fenomeno. Molti indicatori sono presenti nella letteratura tecnico-scientifica, ma la loro creazione può anche essere legata a necessità specifiche. In questo contesto, oltre alla creazione "matematica" dell'indicatore, ossia l'elaborazione dell'equazione, risulta fondamentale anche l'elaborazione di una scala di riferimento a partire dalla quale l'utente (o il personale tecnico) possa orientarsi nella lettura del valore. In questo senso, diversi studi utilizzano icone esplicative in grado di supportare la lettura informata del dato [66]. Rispetto alle potenzialità precedentemente trattate riguardo la comparazione tra pari, è possibile creare degli indicatori che mettano in relazione i consumi energetici di un utente finale alla partecipazione alle logiche di *demand response* all'interno di un distretto. Il confronto potrebbe avvenire, ad esempio, con casi di controllo o benchmark, oppure con una media delle performance degli altri partecipanti allo studio [69].

Ai fini di un sistema di *demand response*, si ritiene che i due principali elementi di interesse in grado di influenzare le azioni degli utenti e descriverne il comportamento riguardino il consumo energetico dell'edificio (o l'incidenza dei diversi usi finali) e l'incidenza ambientale. In questi termini, gli indicatori generalmente utilizzati per descrivere l'impatto energetico-ambientale degli edifici possono essere classificati in indicatori di intensità energetica (*energy intensity*) (1) ed indicatori di intensità di emissioni (*carbon intensity*) (2). Di seguito vengono forniti alcuni esempi per le due categorie:

- Indicatori di intensità energetica: $\frac{kWh}{m^2 * anno}$; $\frac{kWh}{occupante * anno}$
- Indicatori di intensità di emissioni: $\frac{kgCO_2(e)}{anno}$; $\frac{kgCO_2(e)}{occupante * anno}$

Gli indicatori di intensità energetica sono legati alla stima o misura dell'energia consumata per unità immobiliare, edifici o anche per singoli usi finali. Naturalmente l'utilizzo di tali indicatori richiede una formazione specifica degli utenti, oltre ad una scala di riferimento atta alla corretta interpretazione della quantità espressa dall'indicatore. Per quanto riguarda l'intensità delle emissioni, viene generalmente presa a riferimento la CO₂. In questi termini, mentre la misura dell'energia consumata può essere effettuata in maniera "diretta" tramite strumenti di monitoraggio, il calcolo delle emissioni di CO₂ richiede la stima della quantità di emissioni in ambiente annuali, che variano in base ai vettori energetici utilizzati. A tal fine, i fattori medi nazionali di emissione possono essere rintracciati nel sito www.isprambiente.gov.it [70]. Questi dati devono essere moltiplicati per i kWh di energia consumata «prelevata» (considerando i diversi vettori), in quanto l'energia prodotta con fonti rinnovabili (biomasse escluse) non è responsabile di alcuna emissione. La Figura 62 di seguito mostra, ad esempio, i coefficienti tramite cui è possibile calcolare, sulla base del consumo di un determinato vettore energetico, le emissioni di CO₂ associate.

		Solidi	Gas Naturale	Gas derivati	Prodotti petroliferi	Altri solidi	Altri gassosi	TOTALE
2018	Mt CO ₂	0,2	8,8	0,4	1,2	1,8	0,0	12,4
	g CO ₂ /kWh	381,5	231,1	594,0	243,7	141,0	0,6	208,8
2017	Mt CO ₂	0,2	9,0	0,8	1,3	1,7	0,0	13,1
	g CO ₂ /kWh	379,8	232,2	705,7	245,4	138,3	0,3	214,6
2016	Mt CO ₂	0,2	9,0	1,1	1,3	1,8	0,0	13,5
	g CO ₂ /kWh	384,2	232,7	747,8	245,1	137,9	0,3	219,3
2015	Mt CO ₂	0,2	8,7	0,9	1,5	1,7	0,0	13,1
	g CO ₂ /kWh	383,5	230,8	780,8	249,7	143,3	0,5	218,5
2010	Mt CO ₂	0,1	8,3	0,2	3,9	1,4	-	13,8
	g CO ₂ /kWh	383,5	231,4	625,8	287,1	224,1	-	245,6
2005	Mt CO ₂	0,3	7,5	0,3	4,2	0,5	-	12,8
	g CO ₂ /kWh	377,2	223,5	474,3	282,9	144,5	-	238,8

Figura 62. Emissioni di CO₂ e fattori di emissione per la produzione di calore per tipologia di combustibile per gli anni indicati secondo una classificazione operata da TERNA

Nell’ottica di fornire agli utenti informazioni a loro congeniali e di facile interpretazione, è possibile fornire le informazioni rispetto all’impatto ambientale dei consumi energetici degli edifici in termini diversi, legati alla possibilità di “recuperare” la CO₂ emessa in ambiente o annullarne il contributo negativo. Un esempio riguarda la capacità di immagazzinare la CO₂ atmosferica sotto forma di biomassa vegetale o di sostanza organica del suolo attraverso due meccanismi:

- l’assorbimento della CO₂ per via stomatica;
- la riduzione delle emissioni di CO₂ derivante dal risparmio energetico indotto dalla presenza degli alberi (mitigazione isola di calore).

In questi termini, è possibile ad esempio comunicare agli utenti quanti alberi sarebbero necessari per compensare il loro consumo di energia. Qui di seguito l’equazione atta al calcolo di questo indicatore:

$$N^{\circ} \text{ alberi} = \frac{\frac{g_{CO_2} \text{ edificio}}{\text{anno}}}{\frac{g_{CO_2}}{\text{albero} * \text{anno}}}$$

Le diverse essenze hanno diverse capacità di immagazzinare CO₂, dunque un calcolo adeguato del numero di alberi dipende dalla scelta della specie, che influenza anche altri parametri di mitigazione ambientale. La Figura 63 riporta un’indicazione della capacità di assorbimento di diverse essenze su base annuale (generalmente il riferimento temporale utilizzato per questo genere di stime) [71]. Tuttavia, nella progettazione di un sistema di comunicazione con l’utente, è possibile che tale indicatore debba essere fornito con cadenza mensile o settimanale. Per questo, un calcolo accurato di questo indicatore richiede una ricerca tarata sulle necessità specifiche. Infine, anche in questo caso per una corretta interpretazione del dato è necessario creare delle categorie o benchmark di riferimento (di emissioni di CO₂), su una base temporale equivalente a quella espressa dall’indicatore.

Pianta	Capacità di mitigazione ambientale	Assorbimento di CO ₂				Assorbimento potenziale di inquinanti gassosi	Potenziale di cattura delle polveri	
		Classific.	In 20 anni	Primi 5 anni	Succ. 5 anni			Media per anno
			[t/20a]	[kg/a]	[kg/a]			[kg/a]
Liriodendro	Buona	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Melo da fiore	Buona	Bassa	0,45	16	25	22,5	Medio	
Mirabolano	Buona	Media	1,7	61	92	85	Medio	
Olmo comune	Ottima	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Ontano nero	Ottima	Alta	2,6	97	140	130	Alto	
Orniello	Buona	Media	1,7	61	92	85	Alto	
Parrozia	Buona	Media	1,7	61	92	85	Alto	
Photinia red robin	Buona	Bassa	0,45	16	25	22,5	Medio	
Robinia	Buona	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Sambuco	Media	Bassa	0,45	16	25	22,5	Basso	
Sofora	Buona	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Storace	Media	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Tiglio nostrano	Ottima	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Tiglio selvatico	Ottima	Alta	2,8	103	155	140	Alto	
Viburno tino	Buona	Bassa	0,45	16	25	22,5	Medio	

Tabella 12: Caratteristiche delle 31 specie analizzate (Fonte: Rielaborazione da CNR)

Figura 63. Capacità di assorbimento annuo di CO₂ ed altri agenti inquinanti di diverse essenze

6.2 Supporto alla progettazione di un sistema di comunicazione bi-direzionale (occupante-piattaforma web/app) incentrato sullo sviluppo di opportunità di flessibilità energetica (Bi-directional Information-based Occupant Feedback Interaction)

L'attività è stata incentrata su un'analisi della letteratura scientifica volta alla progettazione di un sistema di interazione bi-direzionale tra l'occupante dell'edificio residenziale ed il sistema di gestione dei carichi. Il sistema di interazione è stato concepito come uno strumento in grado di caratterizzare l'utilizzo dei diversi elettrodomestici monitorati, sia sull'eventuale base di feedback soggettivi forniti dall'utente (utilizzo percepito) che sulla base di profili di consumo monitorati e caratterizzati. Tale attività ha una funzione propedeutica allo sviluppo dei successivi meccanismi di coinvolgimento proattivo, secondo quanto precedentemente presentato nel paragrafo 6.1. Inoltre, il confronto tra le interazioni occupante-edificio "percepite" ed "oggettive" può fornire un importante strumento motivazionale in termini di cambiamento delle abitudini e partecipazione alle logiche di flessibilità.

In questo contesto, l'efficacia di tale confronto, così come la progettazione della comunicazione bi-direzionale, è strettamente legata alla scelta di un linguaggio e di metriche significative, oltre che comprensibili da parte degli utenti. A tale scopo, la progettazione dell'interfaccia utente ed in particolare delle elaborazioni grafiche e numeriche presentate, sono state oggetto di una indagine di letteratura.

Nella progettazione di un sistema di interazione per l'attuazione della flessibilità, è fondamentale prendere in considerazione gli aspetti che, nella letteratura scientifica, sono stati identificati come elementi di "motivazione" ed elementi di "barriera" alla partecipazione degli utenti in contesti simili. Se nel primo caso il sistema dovrebbe probabilmente essere progettato per integrare informazioni e funzionalità in linea con le aspettative degli utenti, per quanto riguarda le barriere è necessario limitare la presenza di elementi ritenuti di disturbo o disincentivazione, oltre che una comunicazione incentrata sul chiarimento di alcuni aspetti che creano incertezza ed instabilità nell'utilizzo regolare delle logiche di flessibilità.

Tra le ragioni più comuni che spingono gli utenti di edifici residenziali a partecipare a logiche di flessibilità dei carichi vi sono la riduzione dei costi energetici in bolletta ed i benefici ambientali.

Tuttavia, gli utenti che partecipano proficuamente a questi programmi dichiarano anche di aspettarsi una riduzione di costo dei *devices* per il *demand response*, così come un maggiore controllo dei consumi energetici, potendo accedere ad informazioni aggiuntive (*feedback*) rispetto a sistemi tradizionali [72].

Tra gli elementi che costituiscono una “barriera” alla partecipazione a simili sperimentazioni, la «sfiducia» nel sistema pare essere la maggiore barriera. Tale fenomeno può essere legato sia al funzionamento delle tecnologie che, soprattutto, a problemi legati alla privacy (soprattutto in progetti di comunità energetiche o laddove sia prevista una *peer comparison*). La seconda più importante barriera riguarda la complessità del sistema, legata soprattutto alla scarsa facilità di utilizzo delle interfacce tecnologiche, che richiederebbero una maggiore formazione agli utenti, oltre che una progettazione attenta alle loro effettive necessità (*userfriendliness*).

Sono poi da individuare anche degli elementi di stimolo alla partecipazione a logiche di flessibilità (*enablers*): infatti, sulla base di sperimentazioni già avvenute, il modo migliore per promuovere la “fiducia” nel sistema è spiegare nel dettaglio agli utenti in cosa consista la flessibilità e come funziona il sistema. Per incoraggiare l’utilizzo, inoltre, è indispensabile far sì che i partecipanti abbiano la percezione di esercitare un controllo diretto dei propri consumi e dei sistemi di automazione a loro disposizione. Infine, una corretta implementazione di un sistema di *demand response* dovrebbe, secondo Parrish et al., tenere conto delle fasi di coinvolgimento del consumatore mostrate dalla Figura 64 [72].



Figura 64. Fasi del coinvolgimento degli utenti in logiche di *demand response*

Un altro elemento di grande importanza nella progettazione di un sistema di flessibilità riguarda la scelta degli elettrodomestici per i quali gli utenti dovrebbero essere incoraggiati allo spostamento dei carichi. In questo senso, l’analisi delle abitudini dei singoli nuclei familiari e delle loro necessità risulta fondamentale. Infatti, la flessibilità degli utenti è strettamente legata alle loro abitudini: sarà per loro più facile spostare un carico se l’utilizzo dell’apparecchiatura non è legato ad un’abitudine consolidata o una necessità improrogabile. Talvolta le routine non sono legate solo al «tempo», ma anche all’assegnazione di ruoli all’interno della famiglia o altre variabili. Statisticamente, la maggior parte delle operazioni di spostamento del carico riguardano degli elettrodomestici «*non-time critical*» (es: lavatrice, lavastoviglie ed asciugatrice), che dovrebbero quindi essere identificati e fatti oggetto della maggioranza delle iniziative di coinvolgimento [72]. A tal fine, risulta quindi necessario caratterizzare correttamente gli utenti ai quali vengono proposti degli spostamenti di carico, considerandone in particolare i quattro aspetti seguenti, identificati in letteratura come i quattro elementi che maggiormente caratterizzano il comportamento energetico degli utenti residenziali [69]:

- 1- Caratteristiche sociodemografiche (età, dimensione edificio, background culturale);
- 2- Attitudine a risparmiare energia (interessi e sensibilità ecologica);

- 3- Abilità (senso di controllo ed autoefficacia in termini di usi finali dell'energia);
- 4- Fattori esterni (attività promozionali, incentivi economici, tassi, sussidi).

In base a queste categorie, gli utenti partecipanti ad un sistema di *demand response* dovrebbero essere divisi in gruppi, all'interno dei quali possono essere individuate le migliori tipologie di feedback e possono essere fatti dei confronti. Il sistema di interazione dovrebbe verificare queste variabili prima dell'inizio del programma di flessibilità, considerando però che alcuni di essi potrebbero subire dei cambiamenti nel tempo (ad esempio l'autoefficacia in termini di utilizzo consapevole delle interfacce per il controllo degli usi finali dell'energia).

In termini di potenzialità di coinvolgimento del sistema, Darby ha individuato quattro fattori che contribuiscono all'efficacia complessiva [62]:

- 1- Comfort: uno dei parametri maggiormente considerati dagli utenti nella valutazione del sistema è la sua abilità di conferire all'ambiente un maggiore livello di comfort (la cui definizione è decisamente soggettiva);
- 2- Costo dell'energia: rappresenta la ragione che maggiormente spinge gli utenti a partecipare a progetti simili, ma a posteriori generalmente viene considerato importante quanto il comfort;
- 3- Connettività: la comunicazione tra tecnologie deve essere affidabile;
- 4- Control: la comunicazione tra la persona e le tecnologie deve essere immediata e priva di errori (*userfriendliness*);
- 5- Care: è necessario che il sistema integri la possibilità di raggiungere delle persone fisiche in caso di necessità di spiegazioni o di problemi con la tecnologia (importanza del supporto tecnico e del fattore umano).

Sulla base delle informazioni precedenti emerge la necessità di indagare le specificità legate agli utenti che partecipano a sperimentazioni di logiche di flessibilità. Tale indagine, come precedentemente accennato, può essere svolta indirettamente (analizzando dati di consumo di energia monitorati al fine di caratterizzare le abitudini degli occupanti con un metodo deduttivo), oppure direttamente (interpellando direttamente gli utenti). Nel secondo caso, anche la progettazione dei questionari o degli strumenti introdotti per far sì che gli utenti forniscano *feedback* al sistema richiede particolari accorgimenti perché gli utenti siano effettivamente incoraggiati ad usufruire di tali strumenti. In questi termini, Fabi et al. hanno identificato i seguenti requisiti da tenere in considerazione nelle fasi di progettazione dell'interfaccia digitale atta alla somministrazione di questionari [73]:

- 1- Velocità di compilazione (soprattutto se lo strumento di indagine è reiterato nel tempo);
- 2- Chiarezza delle domande, che devono essere brevi ed inequivocabili;
- 3- Chiarezza delle opzioni di risposta: l'utilizzo di scale simili per diverse domande è vantaggioso, ma deve essere coerente (ad esempio è consigliabile privilegiare la stessa struttura della scala).

La *userfriendliness*, precedentemente citata riguardo l'operabilità delle interfacce (della app o della dashboard), è un concetto cui riferirsi anche nella progettazione dei feedback ed in generale delle informazioni che il sistema somministra agli utenti. Dettagli grafici, come la colorazione delle notifiche in base a quanto tempo prima sono avvenute, sono talvolta rilevanti nella determinazione dell'efficacia complessiva del sistema. Infine, come precedentemente menzionato, un vero strumento di comunicazione bi-direzionale dovrebbe prevedere un'operabilità diretta sulla stessa piattaforma. Ad esempio, se il sistema fornisce il consiglio di spostare il carico relativo ad un

elettrodomestico, dovrebbe prevedere anche la programmazione dello stesso tramite la medesima interfaccia [74].

Esempi di sistemi di feedback e feedforward per il coinvolgimento proattivo in esperimenti di demand response

Tenendo conto di quanto espresso nei paragrafi precedenti, di seguito vengono forniti una serie di esempi applicativi che possono essere di supporto alla progettazione del sistema di comunicazione bi-direzionale per l'incentivazione della partecipazione a logiche di flessibilità.

Esempio 1: Sistema di feedback e feedforward [75]

Il sistema progettato da Wood et al. integra il monitoraggio dei consumi energetici con il monitoraggio di variabili ambientali (come la temperatura dell'aria, l'umidità relativa e la CO₂). Le variabili ambientali sono state trovate utili dagli utenti per dare significato ai *feedback* energetici ed anche per guidare le loro scelte sulla gestione degli usi finali. Questo è possibile anche perché oltre al dato vengono fornite delle spiegazioni che collegano le condizioni ambientali ai consumi ed al benessere degli occupanti. La Figura 65 mostra due immagini relative all'interfaccia sperimentata.



Figura 65. Interfaccia di comunicazione per il demand response sperimentata da Wood et al. [75]

Esempio 2: Sistema di feedback, feedforward e competizione tra pari [69]

In questo progetto di *demand response*, alla variazione del prezzo dell'energia (che guida l'azione degli utenti) si unisce un *feedback* di facile lettura a più livelli: il colore (verde/blu/viola) è un confronto con il consumo della settimana/mese precedente, mentre il cerchio giallo è un confronto con altri partecipanti al progetto (utenti simili, secondo una precedente valutazione). La Figura 66 rappresenta una delle visualizzazioni disponibili sull'interfaccia proposta dallo studio.

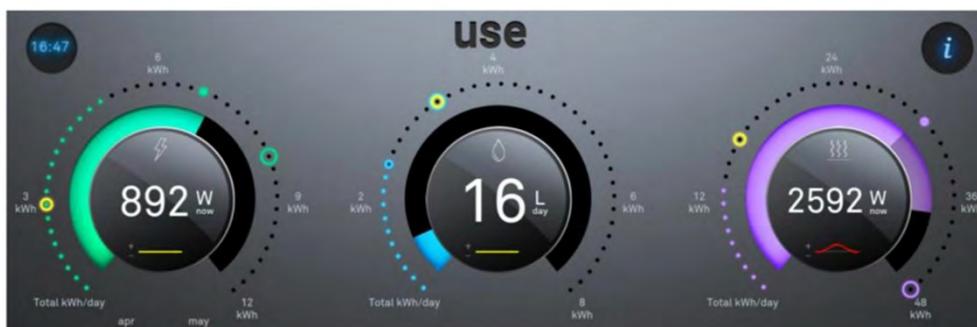


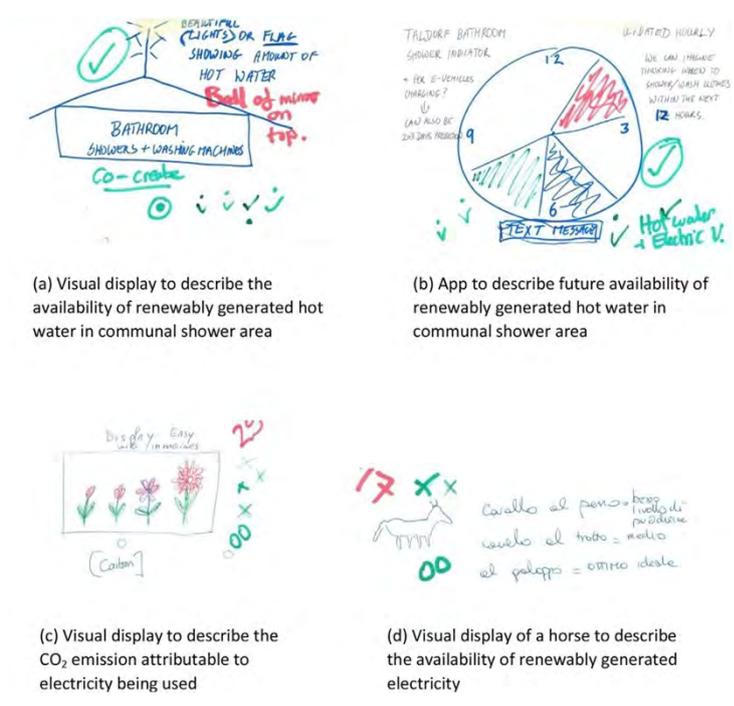
Figura 66. Interfaccia utente proposta da Nilsson et al. [69] per l'integrazione di dati riguardanti l'efficienza energetica

Esempio 3: progettazione partecipata [64]

La progettazione del sistema di feedback ed interazione con un sistema di automazione dell'edificio (*Home Energy Management System – HEMS*) è stata in questo caso svolta tramite un workshop con diverse comunità energetiche (3). Si parla, dunque, di un esempio di progettazione partecipata. La tipologia di informazioni scelte è rilevante soprattutto in ottica di flessibilità dei carichi. In particolare, si segnalano gli aspetti seguenti (precedentemente oggetto di trattazione):

- Utilizzo di «contextual units»: es: numero di docce disponibili anziché kWh di acqua calda presente nel boiler;
- Disponibilità di energia prodotta in loco rappresentata da un fiore (fiore più grande maggiore elettricità);
- Un orologio che a livello di comunità (disponibile per tutti gli utenti della rete) mostra la disponibilità di energia;
- Un cavallo rappresenta, tramite il proprio passo, la disponibilità attuale di energia.

La progettazione partecipata ha visto la scelta dei *feedback* «migliori» per la comunità tramite un voto collettivo, mentre successivamente ogni utente ha potuto configurare la propria dashboard scegliendo i feedback che riteneva più utili per il proprio utilizzo quotidiano. Il risvolto positivo di tale metodo di progettazione è stato un engagement elevato anche a distanza di tempo (> 6mesi). Di seguito, la Figura 67 mostra alcuni esiti del workshop precedentemente citato, che ha portato all'elaborazione grafica e concettuale dei feedback utilizzati dal sistema.



(a) Visual display to describe the availability of renewably generated hot water in communal shower area

(b) App to describe future availability of renewably generated hot water in communal shower area

(c) Visual display to describe the CO₂ emission attributable to electricity being used

(d) Visual display of a horse to describe the availability of renewably generated electricity

Figura 67. Esiti di un workshop per la progettazione partecipata dei *feedback* contenuti nel sistema di *demand response*

7 Identificazione di profili di carico tipologici attraverso processo non supervisionato e sviluppo di un processo di classificazione per la stima delle classi di profilo energetico degli edifici di Centocelle

Il pre-processing e le analisi svolte sui dati di assorbimento elettrico per le abitazioni selezionate a valle dell'analisi de diagramma di Gantt in Figura 2 e per l'aggregato delle stesse, sono state condotte per ottenere, per mezzo di un processo non supervisionato basato sulla Cluster Analysis, i profili di carico tipologici su base oraria. In seguito, sono stati utilizzati dei Classification e Regression Tree (CART) per identificare i fattori maggiormente influenzanti il carico dei singoli edifici e caratterizzare i profili di carico ottenuti per mezzo dell'analisi di cluster.

7.1 *Processo non supervisionato (Cluster Analysis) sui profili di carico giornaliero dei singoli edifici e dell'intero distretto*

Dopo la fase preliminare del pre-processing relativa all'eliminazione o sostituzione dei valori anomali ed all'aggregazione oraria dei dati, sono stati valutati i profili di carico caratteristici per gli edifici pilota considerati ed il loro aggregato. I suddetti profili sono stati identificati attraverso un processo di *Cluster Analysis*, che consiste in una serie di tecniche in grado di raggruppare elementi simili in uno stesso insieme di dati. L'obiettivo del processo di clustering è quello di raggruppare all'interno dello stesso cluster oggetti simili ed in cluster diversi oggetti dissimili [76]–[78]. Gli algoritmi di clustering garantiscono buoni risultati soprattutto se applicati a dataset estesi e con dati affidabili, ma è soprattutto importante tener conto che il loro utilizzo richiede una certa esperienza del dominio in cui vengono applicati. In tal senso, risulta fondamentale supervisionare la scelta di tre principali aspetti del processo, ovvero le metriche di distanza tra gli oggetti (e.g., distanza euclidea), la tipologia di algoritmo di clustering (e.g., partitivo o gerarchico) ed il numero finale di cluster da ottenere. Tuttavia, nella letteratura scientifica sono stati sviluppati una serie di indici di validazione di clustering basati sulla similarità e dissimilarità intra-cluster (e.g., Silhouette Index, Calinski-Harabasz Index) per guidare la scelta del valore ottimale di partizioni [79]. In tal senso, rimane compito dell'analista la scelta delle metriche di distanza e della tipologia di algoritmo di clustering. Il processo non supervisionato è stato svolto per mezzo dell'algoritmo K-means, algoritmo di tipo partitivo che si propone di minimizzare la varianza totale intra-cluster, che viene identificato per mezzo di un centroide. Il K-means è un algoritmo che opera per mezzo di un processo iterativo, andando a creare K partizioni, ad assegnare ciascun oggetto ad ogni partizione ed a calcolare i relativi centroidi per ciascuna partizione. Ad ogni iterazione viene ripetuto questo processo, finché l'algoritmo non converge verso l'ottimo.

Nel caso studio analizzato, si è scelto di testare le proprietà dell'algoritmo nel creare un numero di partizioni differente per i dataset degli edifici e del loro aggregato. Analizzando le soluzioni ottenute utilizzando diversi valori di K compresi tra $K = 3$ e $K = 6$, è stato selezionato per ciascun edificio analizzato il valore di K che ha garantito di ottenere dei cluster robusti. Nello specifico, è stato scelto di definire robusto un cluster qualora il valore della cardinalità (ovvero il numero di elementi all'interno del cluster) fosse maggiore o uguale a 10, valore scelto sulla base della quantità di dati a disposizione dell'analisi.

7.2 *Processo di classificazione per identificare i fattori influenzanti del carico per i singoli edifici e dell'intero distretto*

Gli alberi di classificazione e regressione (Classification and Regression Tree) rappresentano una tecnica in grado di costruire uno schema ad albero che permette di raggruppare dati simili in base a

variabili indicate dall'utente, utilizzato come classificatore dei dati di consumo elettrico [80]. Questa tecnica consente di creare gruppi omogenei di dati selezionando le variabili con maggiore significatività tra quelle fornite dall'analista. In questo modo, l'algoritmo è in grado di identificare sia le variabili rilevanti nella classificazione che i valori rilevanti per effettuare lo split dei dati in base alle variabili selezionate.

Il CART presenta una struttura che permette di dividere i dati effettuando split binari ricorsivi; pertanto, il dataset viene diviso ogni volta in due porzioni in base ad una certa variabile, e queste porzioni possono essere divise a loro volta. L'approccio adottato risulta essere di tipo top-down, essendo il dataset diviso in maniera consecutiva (a partire dall'intero dataset) per trovare il valore di ottimo nello split rispetto ad una certa variabile. Il valore di ottimo viene calcolato valutando l'impurità dei nodi, in modo tale che si abbia il più alto guadagno di impurità negli split. Il calcolo dell'impurità per il CART in classificazione fa uso dell'indice di Gini, definito come $Gini(t) = 1 - \sum_{i=0}^{c-1} [p(i|t)]^2$, dove $p(i|t)$ corrisponde alla frazione di record che appartengono alla classe i nel nodo t , e c è il numero di classi considerate [78].

Il CART è una tecnica interessante anche dal punto di vista predittivo, in quanto è possibile esprimere con una certa probabilità che, al ripresentarsi di determinate condizioni, un certo evento predetto dall'albero di classificazione possa avvenire [78].

In questo studio, il CART è stato utilizzato per classificare i cluster ottenuti nella fase precedente, considerando come input la temperatura esterna, il giorno della settimana ed una serie di fattori di forma riportati in Tabella 7 e tratti da [8]. Questi ultimi influenzano notevolmente i risultati ottenuti per gli alberi di classificazione e sono stati definiti in funzione di alcuni valori di potenza valutati nel corso dell'intera giornata ($P_{MEAN, DAY}$, $P_{MAX, DAY}$, $P_{MIN, DAY}$), o nel corso di alcune fasce orarie, come quelle serali ($P_{MEAN, EVE}$, $P_{MAX, EVE}$, $P_{MIN, EVE}$) o notturne ($P_{MEAN, NIGHT}$, $P_{MAX, NIGHT}$, $P_{MIN, NIGHT}$). Per i fattori di forma da f_1 a f_3 , sono stati calcolati valutando la potenza media, massima e minima registrata per il singolo edificio nel corso di una intera giornata. I fattori di forma da f_4 a f_6 sono stati calcolati considerando i valori di potenza media, massima e minima nel corso delle ore serali ed un coefficiente correttivo legato al rapporto tra il numero di ore della fascia oraria serale considerata (3 ore, $h_{END, EVE} - h_{START, EVE}$, ovvero tra le 20 e le 23) ed il numero totale di ore nel corso della giornata (24 ore). Infine, i fattori di forma da f_7 a f_9 sono stati calcolati considerando i valori di potenza media, massima e minima nel corso delle ore notturne ed un coefficiente correttivo legato al rapporto tra il numero di ore della fascia oraria notturna considerata (8 ore, $h_{END, NIGHT} - h_{START, NIGHT}$, ovvero tra le 00 e le 08) ed il numero totale di ore nel corso della giornata (24 ore).

Tabella 7. Fattori di forma utilizzati per la classificazione dei profili di consumo con CART [8]

Fattore di forma	Definizione	Periodo di riferimento
f_1	$\frac{P_{MEAN, DAY}}{P_{MAX, DAY}}$	1 giorno
f_2	$\frac{P_{MIN, DAY}}{P_{MEAN, DAY}}$	1 giorno
f_3	$\frac{P_{MIN, DAY}}{P_{MAX, DAY}}$	1 giorno
f_4	$\left(\frac{h_{END, EVE} - h_{START, EVE}}{24}\right) * \frac{P_{MEAN, EVE}}{P_{MEAN, DAY}}$	Periodo serale di 3 ore, dalle 20 alle 23
f_5	$\left(\frac{h_{END, EVE} - h_{START, EVE}}{24}\right) * \frac{P_{MAX, EVE}}{P_{MAX, DAY}}$	Periodo serale di 3 ore, dalle 20 alle 23

Fattore di forma	Definizione	Periodo di riferimento
f_6	$\left(\frac{h_{END,EVE} - h_{START,EVE}}{24}\right) * \frac{P_{MIN,EVE}}{P_{MEAN,DAY}}$	Periodo serale di 3 ore, dalle 20 alle 23
f_7	$\left(\frac{h_{END,NIGHT} - h_{START,NIGHT}}{24}\right) * \frac{P_{MEAN,NIGHT}}{P_{MEAN,DAY}}$	Periodo notturno di 8 ore, dalle 00 alle 08
f_8	$\left(\frac{h_{END,NIGHT} - h_{START,NIGHT}}{24}\right) * \frac{P_{MAX,NIGHT}}{P_{MAX,DAY}}$	Periodo notturno di 8 ore, dalle 00 alle 08
f_9	$\left(\frac{h_{END,NIGHT} - h_{START,NIGHT}}{24}\right) * \frac{P_{MIN,NIGHT}}{P_{MEAN,DAY}}$	Periodo notturno di 8 ore, dalle 00 alle 08

L'utilizzo dei fattori di forma ha consentito di contestualizzare i dati di consumo e risalire alle condizioni che hanno determinato la possibilità di ottenere un determinato profilo di carico.

Di seguito verranno riportati i risultati ottenuti utilizzando gli alberi di classificazione e regressione per gli edifici pilota e per il loro aggregato, caratterizzando i profili di carico ottenuti in precedenza.

7.3 Visualizzazione dei profili di carico caratteristici ottenuti per mezzo della Cluster Analysis e dei corrispondenti alberi di classificazione (CART)

In questa sezione sono riportati, per gli edifici pilota analizzati, i profili di carico ottenuti per mezzo della Cluster Analysis. Per maggiore chiarezza, è stato scelto di riportare per ogni cluster solo i centroidi dei profili di carico analizzati e la relativa deviazione. Inoltre, dopo un'accurata analisi basata sull'esperienza del dominio, è stato scelto di riportare tra le analisi condotte considerando valori di K compresi tra 3 e 6 solo la migliore rispetto alla rappresentatività di pattern settimanali ma anche rispetto alla robustezza dei profili ottenuti in ogni cluster. Inoltre, sono stati analizzati i vari i profili giornalieri appartenenti al cluster che sottende i consumi di energia più bassi, indicato come baseload. Questa rappresentazione permette di valutare eventuali comportamenti anomali ma anche di poter discutere di eventuali fonti di flessibilità energetica per gli edifici analizzati. In questo caso, nel fascio di profili appartenente al cluster di baseload è stato evidenziato il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita. Per concludere, sono stati analizzati anche i CART ottenuti per la caratterizzazione dei cluster ottenuti nella fase precedente. Per gli edifici di Centocelle i CART sono utilizzati con finalità descrittiva, introducendo tra le variabili anche i fattori di forma, ottenuti a valle del processo di cluster. Tale analisi risulta essere utile per considerazioni riguardanti la co-occorrenza di profili di carico dei singoli edifici e dell'aggregato, discussi nei capitoli successivi.

7.3.1 Edificio C1

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio C1 ha condotto alla scelta del valore di K = 4. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. I centroidi dei profili di carico ottenuti, visibili in Figura 68, evidenziano alcune caratteristiche già emerse in Figura 4. È possibile, infatti, identificare nel cluster 2 i profili di carico di a consumo minore (baseload). Inoltre, per lo stesso cluster è stato evidenziato in Figura 69 il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 27 Ottobre del periodo analizzato.

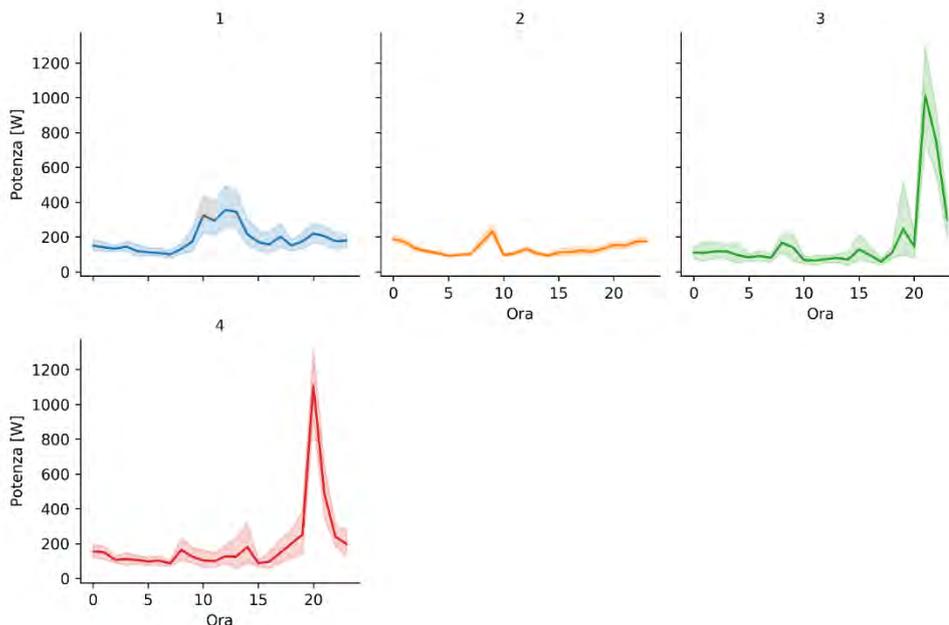


Figura 68. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l’edificio C1 con K = 4

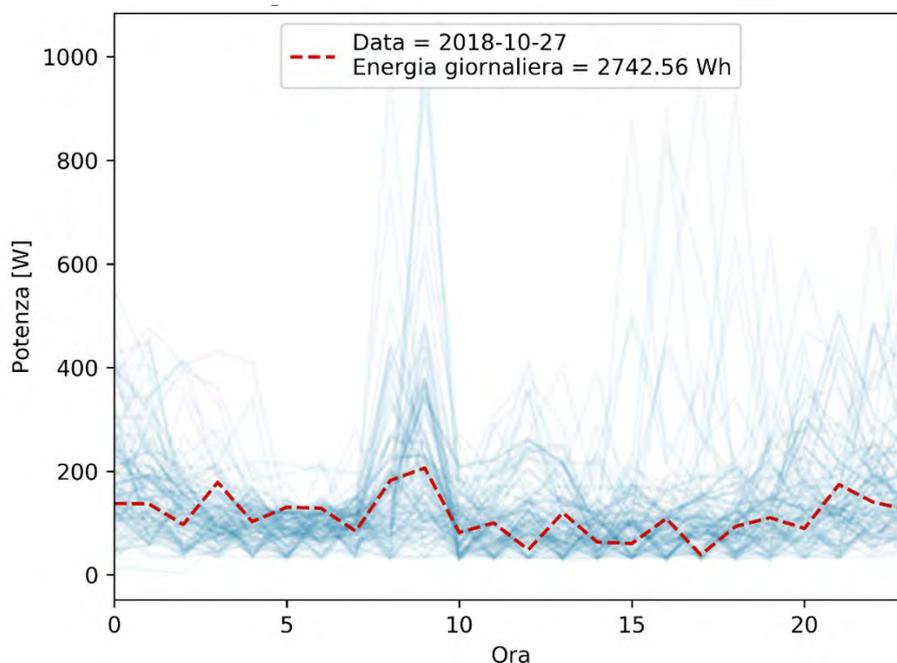


Figura 69. Profili di carico giornalieri per l’edificio C1 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

La classificazione dei profili di carico è stata effettuata per mezzo del CART, considerando le variabili in Tabella 7 più la temperatura esterna ed il giorno della settimana. L’albero di classificazione per l’edificio C1, riportato in Figura 70, presenta un’accuratezza del 85.8% ed ha permesso di classificare i cluster in base ai fattori di forma f_4 e f_7 ed al giorno della settimana. La maggior parte degli elementi rispetta la condizione che f_4 sia inferiore del 34% circa e che f_7 sia maggiore del 21% circa, appartenendo al nodo foglia 6 (n=106). In questo caso, in più del 90% dei casi l’elemento viene classificato come appartenente al cluster 2. Qualora f_4 sia maggiore di 0.34, cioè per consumi

energetici elevati nella fascia oraria serale rispetto alla media giornaliera, è molto probabile che l'elemento considerato appartenga al cluster 3 o 4, ovvero rappresenta un profilo di carico in cui sono presenti dei picchi di consumo nel corso delle ore serali. Un'ulteriore classificazione è fatta in funzione dei giorni della settimana, considerando l'occorrenza del cluster 1 più probabile nel caso in cui si considerano i giorni del weekend.

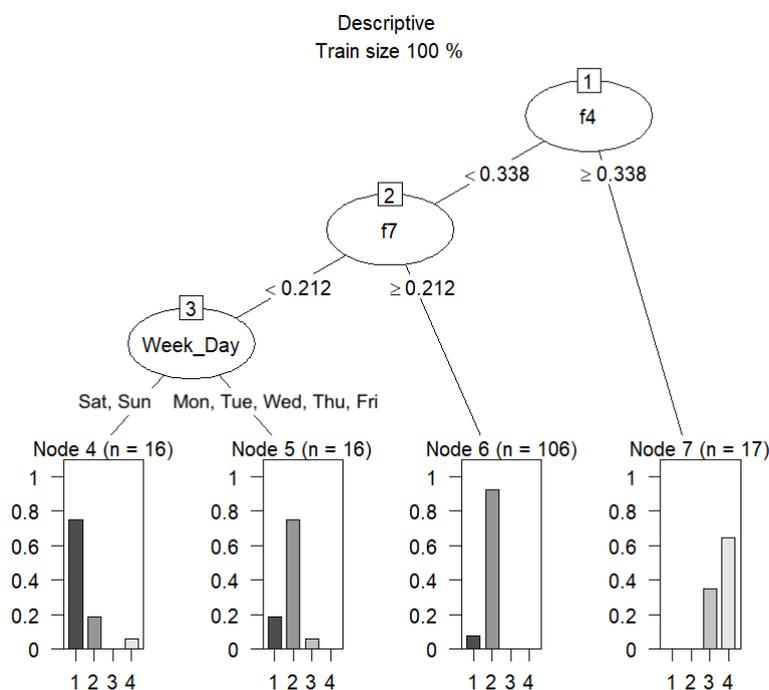


Figura 70. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio C1

7.3.2 Edificio C5

L'analisi dei profili di carico condotta per mezzo della cluster analysis per l'edificio C5 ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. La Figura 71 mostra i centroidi e la corrispondente fascia di deviazione. Il ridotto numero di elementi presenti nel cluster 3 e la ricostruzione dei dati mancanti con un profilo all'incirca costante comporta per esso la presenza di una banda di incertezza attorno al profilo centroide non trascurabile. È evidente che il cluster a minor consumo di energia corrisponda al primo, per il quale è stato riportato in Figura 72 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 12 Dicembre del periodo analizzato. I consumi energetici registrati nel cluster di baseload risultano essere maggiori (circa il doppio) rispetto all'edificio C1.

L'albero di classificazione per l'edificio C5, riportato in Figura 72, è stato ottenuto con un'accuratezza pari a 76.7% ed ha permesso di classificare i cluster in base ai fattori di forma f_5 e f_7 ed al giorno della settimana. La maggior parte degli elementi presentano un consumo medio nelle ore serali maggiore o uguale ad almeno la metà di quello medio giornaliero, conoscenza estraibile dalla definizione del fattore di forma f_7 , che presenta un valore maggiore di 0.16. Questi elementi si collocano all'interno del nodo 2 ($n=92$), dove per circa l'80% dei casi l'elemento viene classificato come appartenente al cluster di baseload.

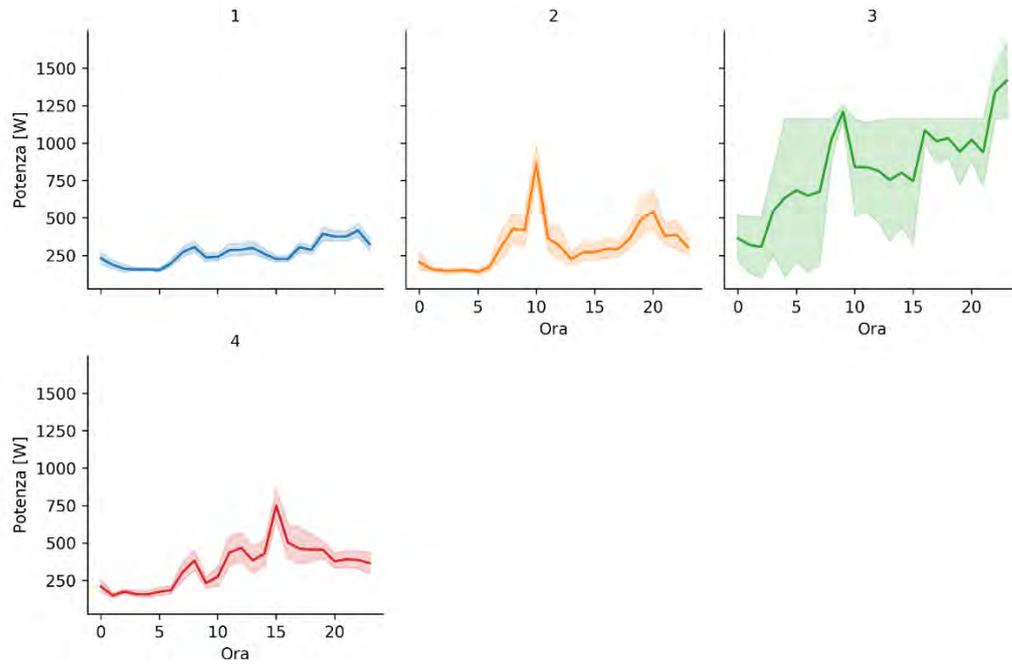


Figura 71. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio C5 con K = 4

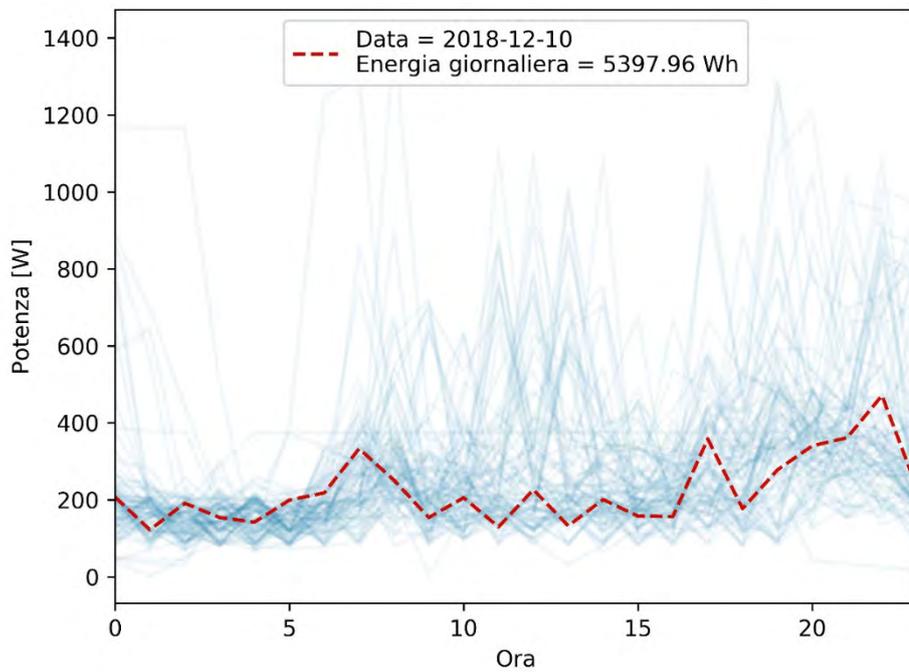


Figura 72. Profili di carico giornalieri per l'edificio C5 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

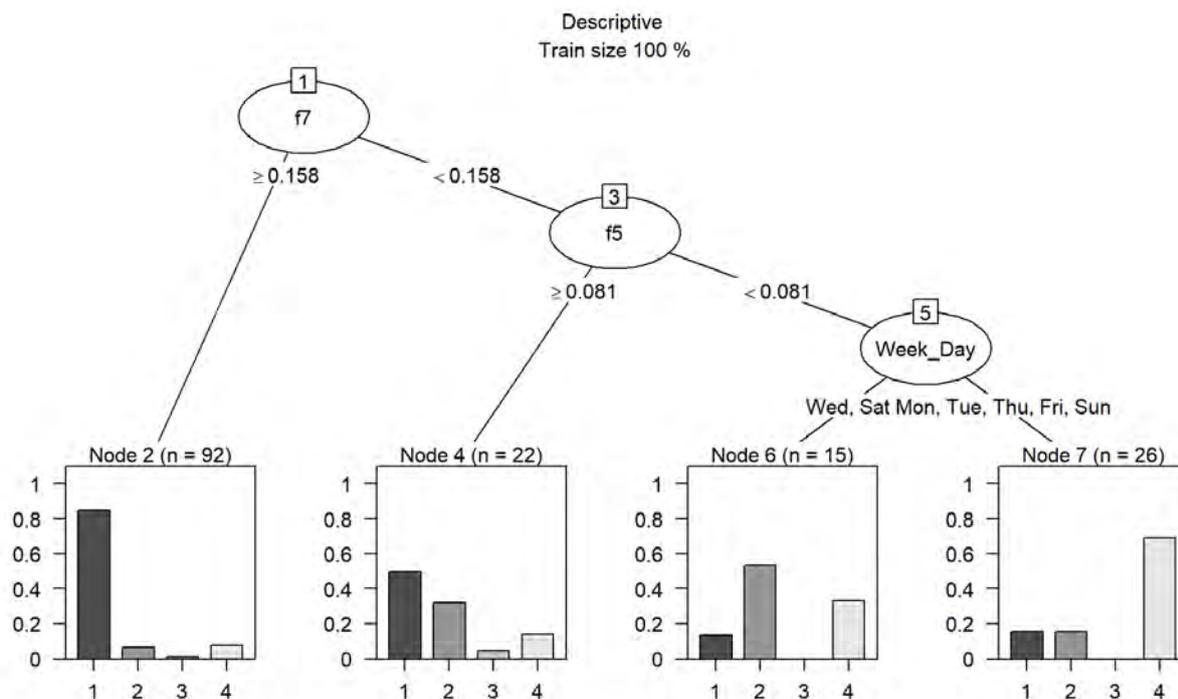


Figura 73. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio C5

7.3.3 Edificio C7

Il processo non supervisionato per i profili di carico dell'edificio C7 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentate in Figura 74, evidenziano come i consumi energetici risultino essere molto bassi nelle prime ore della giornata (fascia oraria notturna 0-6), per poi presentare alcuni picchi nel corso delle ore serali, più o meno elevati. Il profilo di baseload, rappresentato dal cluster 1, presenta anche un picco nelle ore serali, legato al fatto che in tutti i giorni della settimana, come evidenziato nel carpet plot in Figura 8, i consumi presentano un aumento nella fascia oraria 20-22. Questo aumento dei consumi è anche rappresentato nel profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 10 Novembre del periodo analizzato riportato in Figura 75 e per il quale si registrano consumi giornalieri nell'ordine dei 3 kWh.

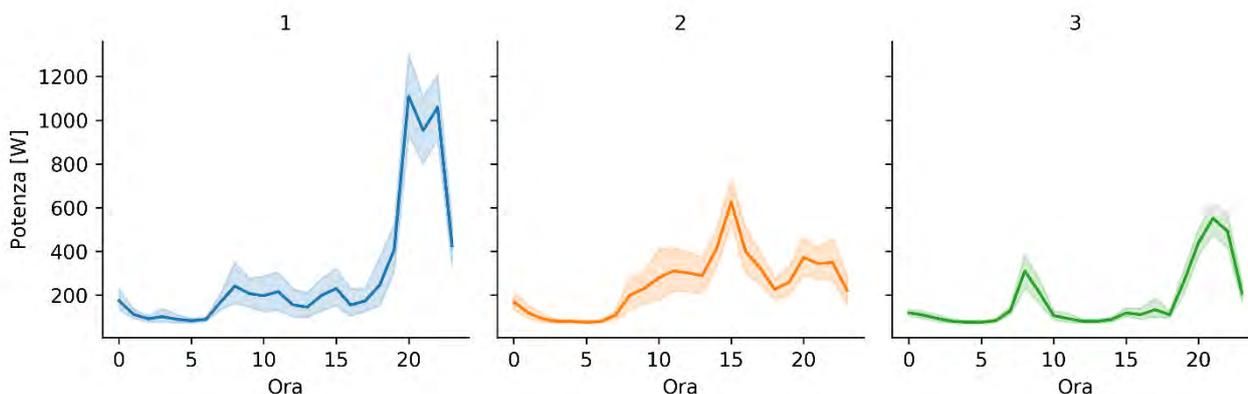


Figura 74. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio C7 con $K = 3$

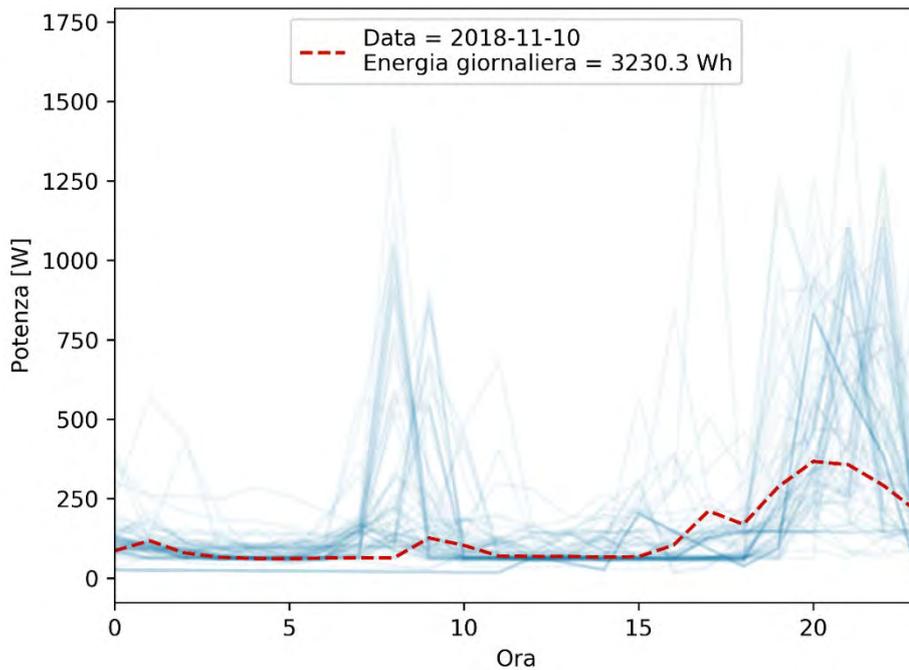


Figura 75. Profili di carico giornalieri per l’edificio C7 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

Il CART ha permesso di classificare i 3 cluster ottenuti rispetto alle variabili maggiormente influenzanti, ovvero i fattori di forma f_2 , f_4 e f_9 . L’albero di classificazione, riportato in Figura 76, è stato ottenuto con un’accuratezza dell’83.2%. Rispetto ai CART ottenuti per gli edifici C1 e C5, emerge una maggiore suddivisione degli elementi, che comporta la presenza di un numero maggiore di nodi foglia. Gli elementi sono maggiormente presenti nel nodo 11 ($n=52$), rispettando la condizione che f_4 sia compreso tra 0.26 ed il 0.51 (ovvero che il consumo medio nelle ore serali sia maggiore di una certa percentuale rispetto al consumo medio giornaliero) e che f_2 sia maggiore di 0.24 (ovvero che la potenza minima giornaliera sia maggiore del 24% del valore di potenza media giornaliera). Nel nodo foglia 11 in circa il 90% dei casi l’elemento viene classificato come appartenente al cluster 3, corrispondente al profilo di baseload, dove nelle ore serali gli utenti consumano maggiormente per via dell’utilizzo degli elettrodomestici. Il cluster 3 risulta essere prevalente anche nel caso del nodo foglia 8 (dove la potenza minima giornaliera è inferiore del 19% del valore di potenza media giornaliera) e nel nodo foglia 4, dove si considera anche la condizione che il fattore di forma f_9 sia maggiore di 0.12, ovvero la potenza minima registrata nella fascia oraria notturna è maggiore del 35% del valore medio giornaliero. Il cluster 1, costituito dai profili di carico legato alle utenze più energivore, risulta essere maggiormente presente laddove il valore di f_2 sia compreso tra 0.19 e 0.24 e f_4 maggiore di 0.26 oppure nel caso in cui f_2 risultasse maggiore di 0.24 con valori di potenza registrati nelle ore serali elevati (f_4 maggiore di 0.51). Inoltre, negli altri nodi foglia emerge una buona qualità di classificazione degli elementi presenti da parte dell’algoritmo utilizzato nel CART.

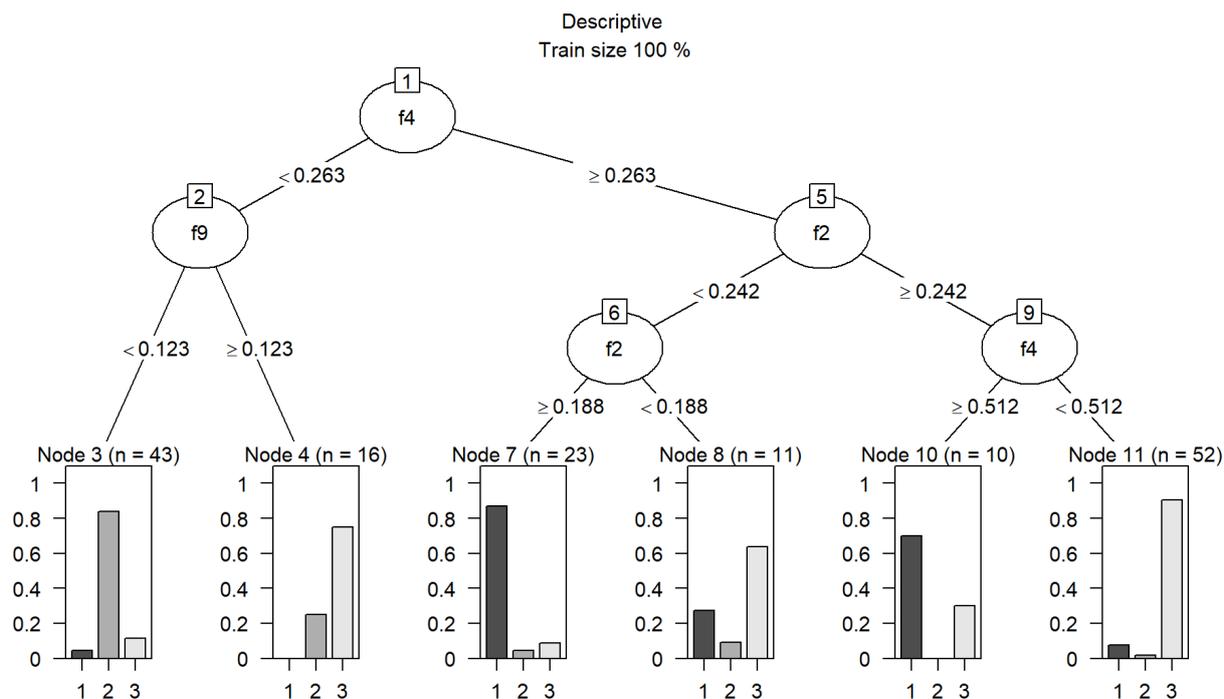


Figura 76. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio C7

7.3.4 Edificio C9

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per l'edificio C9 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. La Figura 77 mostra i centroidi e la corrispondente fascia di variabilità. Il cluster 3 presenta attorno al proprio centroide una banda di incertezza più o meno estesa, a causa del numero limitato di elementi presente al suo interno. Il cluster di baseload corrisponde al cluster 2, per il quale è stato riportato in Figura 78 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 27 Ottobre del periodo analizzato. In questo caso, i dati di assorbimento energetico evidenziano valori elevati e di circa pari a 6 kWh, restituendo il valore più elevato tra gli edifici C2017. La classificazione dei 3 cluster ottenuti, riportata in Figura 79, è stata effettuata rispetto alle variabili maggiormente influenzanti, ovvero i fattori di forma f_2 e f_4 . L'albero di classificazione è stato ottenuto con un valore di accuratezza di poco inferiore all'85% (84.8%).

Emerge una buona qualità di classificazione degli elementi presenti da parte dell'algoritmo utilizzato nel CART. La maggior parte degli elementi sono presenti nel nodo 7 ($n=80$), dove in più dell'80% dei casi il profilo viene classificato come appartenente al cluster 2, corrispondente alla baseload. In questo caso il valore di potenza registrato nel corso delle ore serali non risulta essere più elevato (o comunque lo è raramente) rispetto alle altre ore della giornata, e non presenta picchi di consumo come nel caso dei cluster 1 e 3. Nel caso in cui il valore di potenza medio registrato nelle ore serali risultasse essere più elevato, il profilo di carico verrebbe collocato all'interno del cluster 1, come nel caso dei nodi foglia 3 e 5 (con f_4 maggiore di 0.20).

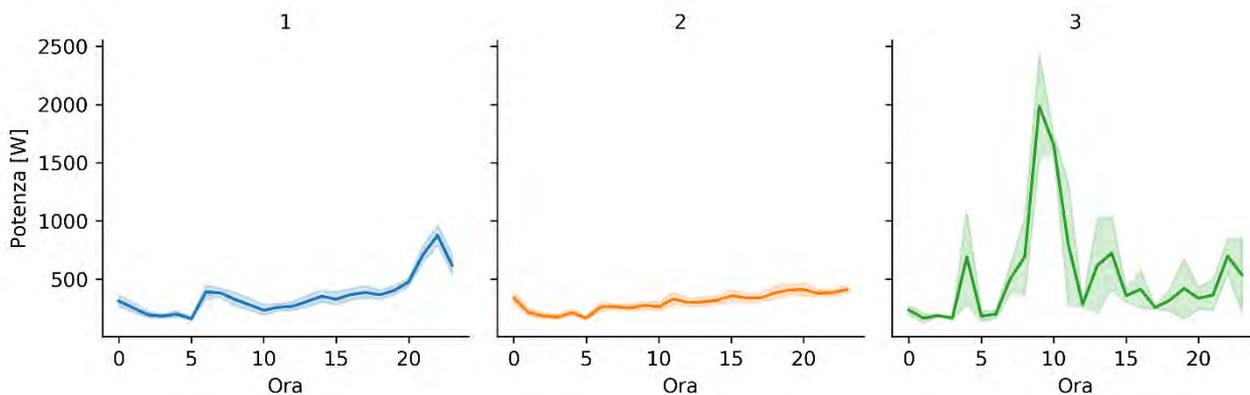


Figura 77. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio C9 con K = 3

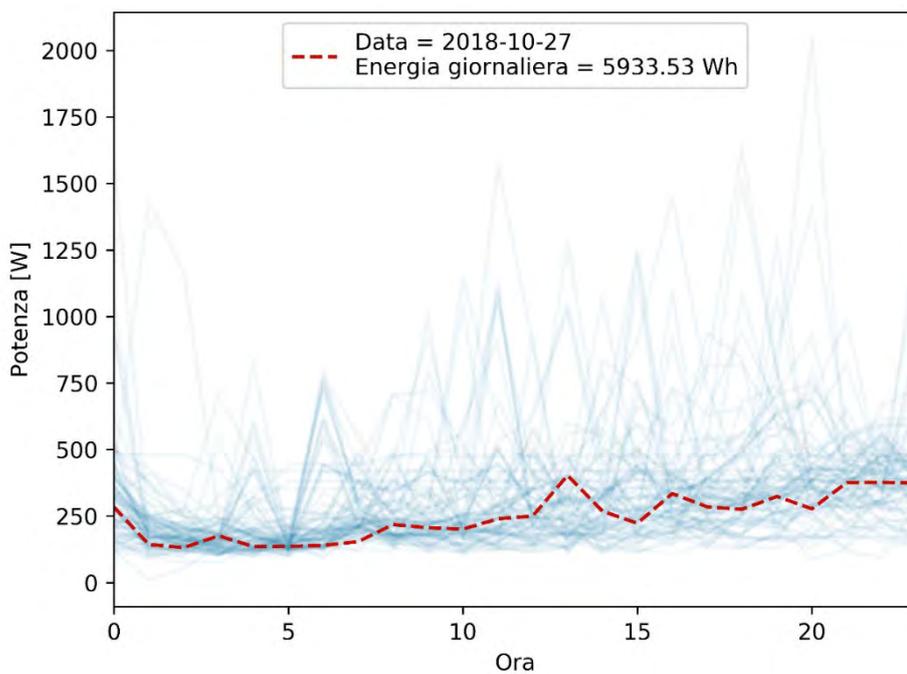


Figura 78. Profili di carico giornalieri per l'edificio C9 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

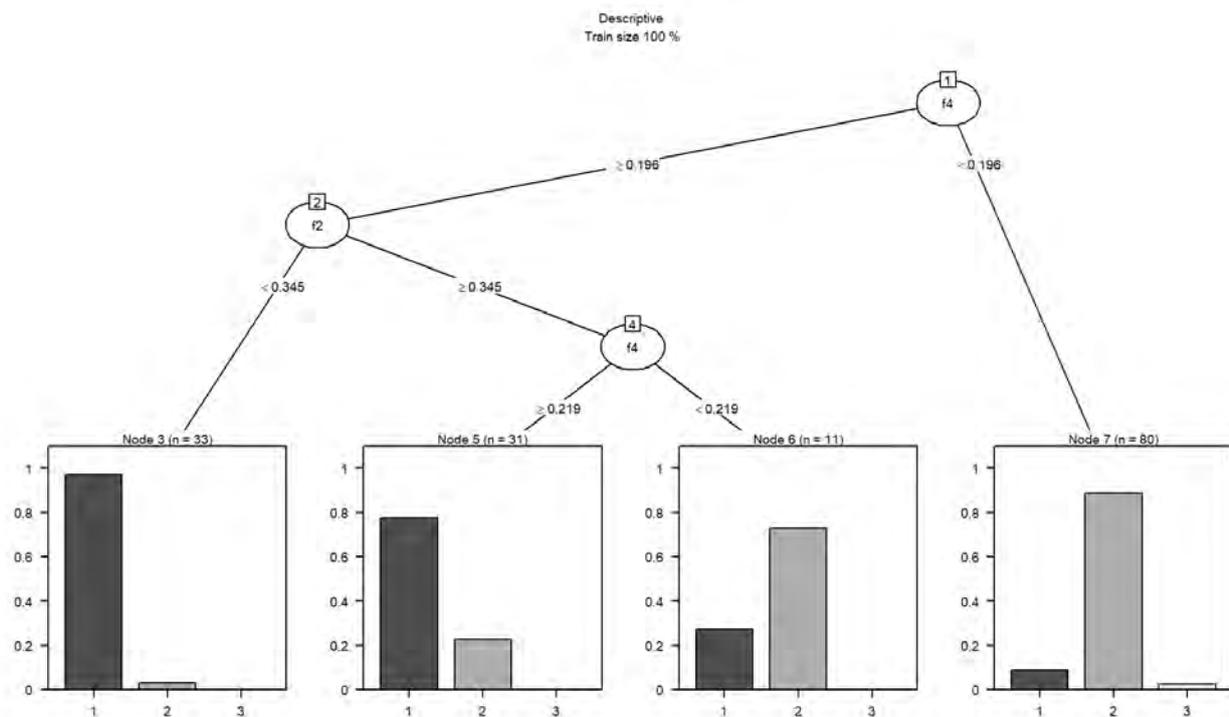


Figura 79. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio C9

7.3.5 Edificio E3

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio E3 ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. Tra i centroidi dei profili di carico ottenuti, visibili in Figura 80, è possibile identificare il profilo di carico di baseload con il cluster 3. Per quest'ultimo, in Figura 81 è rappresentato il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 5 Ottobre del periodo analizzato e con consumo giornaliero tra 3 e 4 kWh.

La classificazione dei cluster ottenuti in precedenza, effettuata per mezzo del CART in Figura 82, ha considerato come variabili più significative il giorno della settimana ed i fattori di forma f_4 e f_9 . L'albero di classificazione è stato ottenuto con un'accuratezza del 74.2%. Per valori maggiori di 0.31 per f_4 i profili vengono caratterizzati come appartenenti al cluster 1, corrispondenti ad utenti che consumano maggiormente energia nel corso delle ore serali per via dell'accensione di diversi elettrodomestici, magari per convenienza economica rispetto all'acquisto di energia (il costo unitario dell'energia è più basso nelle ore serali). Tuttavia, la maggior parte degli elementi sono distribuiti tra il nodo 6 ($n=53$) ed il nodo 7 ($n=51$), con valori più bassi potenza nel corso delle ore serali e con una classificazione in funzione del giorno della settimana e dei valori di potenza minima notturna e di potenza media giornaliera (da definizione di f_9). Questa classificazione garantisce che nella maggior parte dei casi i cluster presenti sono il 3 ed il 4, che si riferiscono rispettivamente al cluster di baseload ed al cluster degli utenti che consumano maggiormente nel corso delle ore di pranzo e di cena.

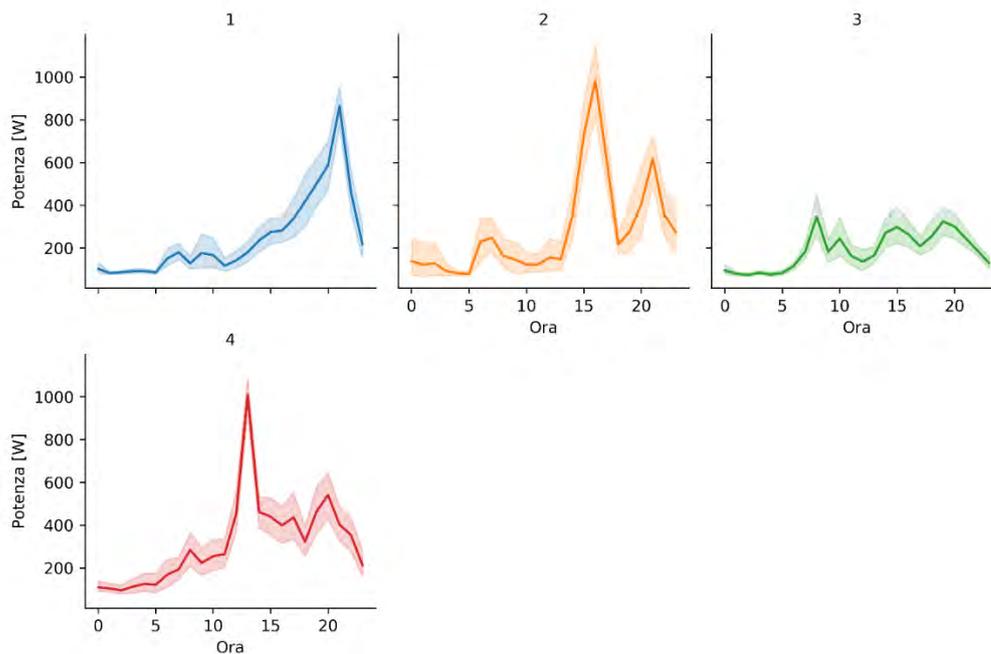


Figura 80. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio E3 con K = 4

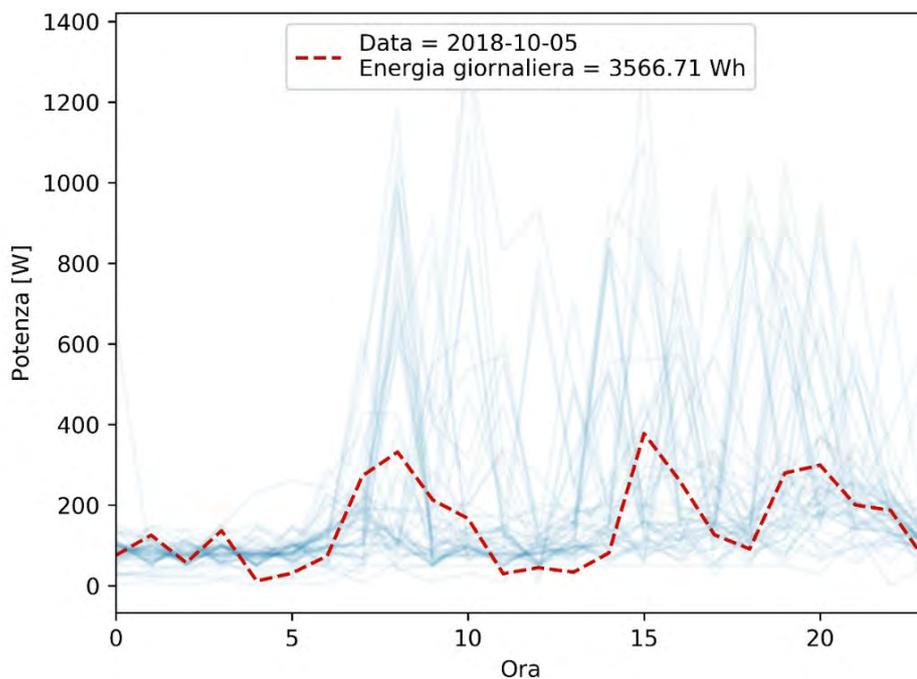


Figura 81. Profili di carico giornalieri per l'edificio E3 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

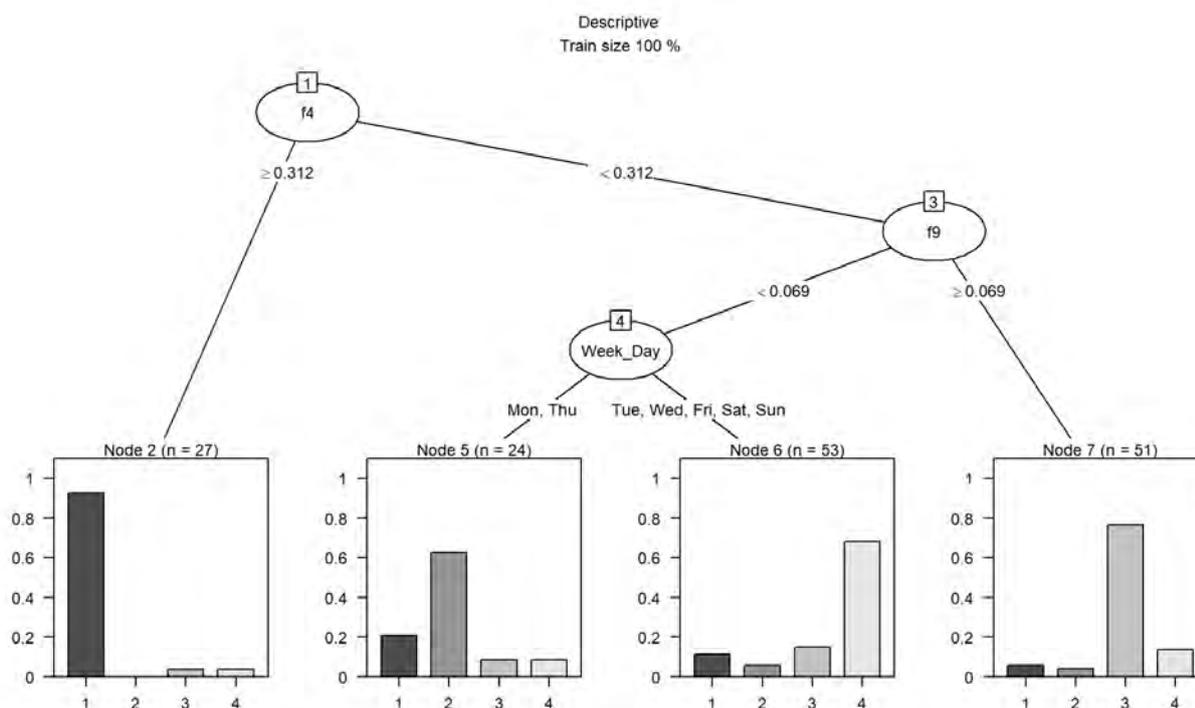


Figura 82. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio E3

7.3.6 Edificio E4

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per l'edificio E4 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. La Figura 83 mostra i centroidi e la corrispondente fascia di variabilità. È evidente che il cluster a minor consumo di energia corrisponda al secondo, per il quale è stato riportato in Figura 84 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 19 Ottobre del periodo analizzato. Nel corso di questa giornata i consumi energetici registrati nel cluster di baseload risultano essere circa pari a 4.5 kWh.

L'albero di classificazione per l'edificio E4, riportato in Figura 85, è stato ottenuto con un'accuratezza del 75.1% ed ha permesso di raggruppare i cluster in base ai fattori di forma f_4 e f_7 e rispetto alla temperatura esterna. Nella maggior parte dei casi gli elementi vengono considerati come appartenenti al cluster di baseload, in quanto si collocano all'interno del nodo foglia 2 ($n=58$) avendo un valore di f_7 maggiore di 0.14 (ovvero per valori di potenza registrati nelle ore notturne maggiori del 40% della potenza media giornaliera) o perché presentano un valore di f_4 minore di 0.20 quando la temperatura esterna è maggiore di 11.73 °C. I cluster a consumo più elevato si hanno rispettivamente se l'elemento considerato ha un valore di f_4 maggiore di 0.20 (cluster 1, per utenti che presentano consumi ridotti nel corso della giornata ma in aumento nelle ore serali) o per valori di temperatura inferiori a 11.73 °C (cluster 3, utenti che consumano maggiormente già a partire dalle ore pomeridiane).

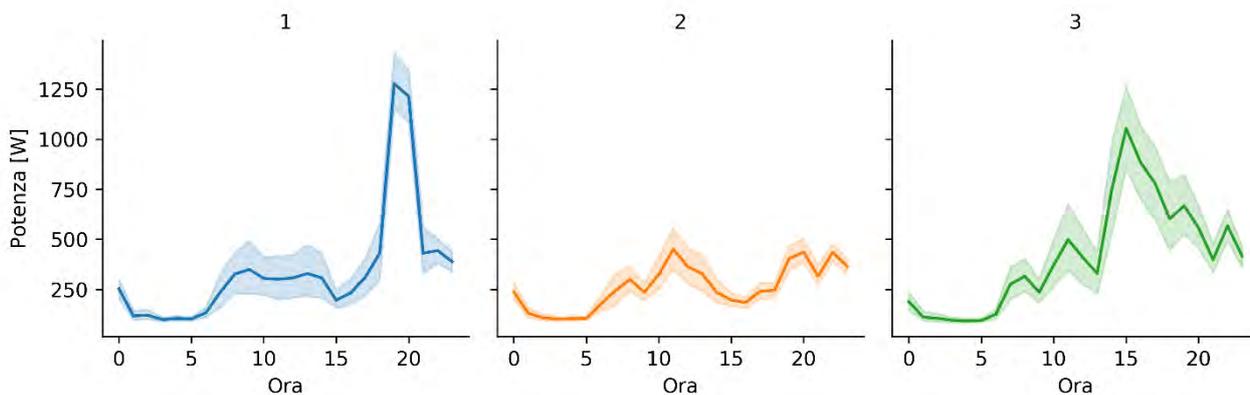


Figura 83. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio E4 con K = 3

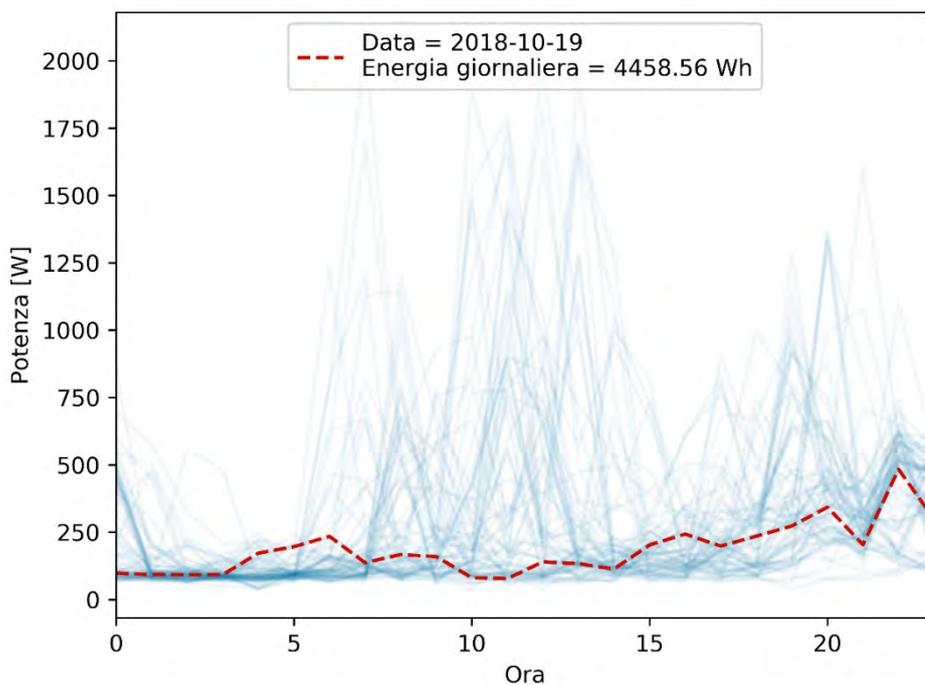


Figura 84. Profili di carico giornalieri per l'edificio E4 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

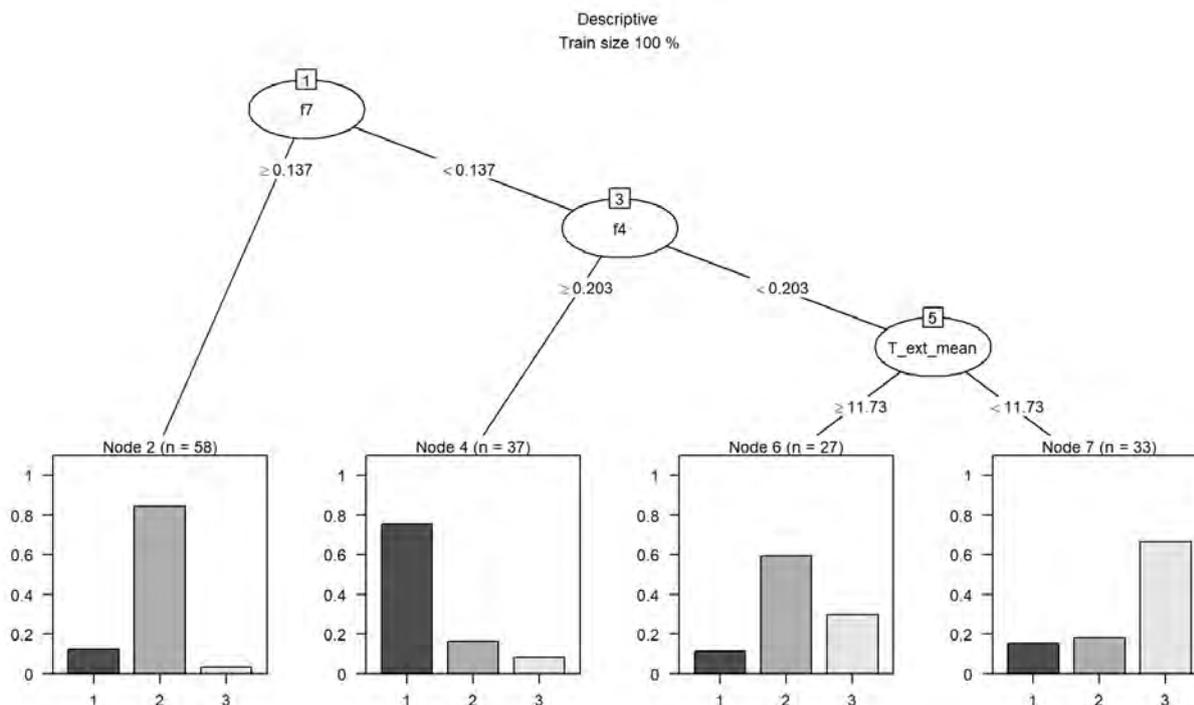


Figura 85. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio E4

7.3.7 Edificio E8

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio E8 ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentati in Figura 86, evidenziano come i consumi energetici presentano alcuni picchi nel corso delle ore serali, più o meno elevati. Il basso numero di elementi presenti nel cluster 2 comporta per esso la presenza di una banda di incertezza attorno al profilo centroide non indifferente.

Il profilo di baseload, corrispondente al cluster 3, presenta un picco nelle ore serali, legato al fatto che in tutti i giorni della settimana, come evidenziato nel carpet plot in Figura 16, i consumi presentano un aumento nella fascia oraria 20-21. Il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 19 Ottobre del periodo analizzato è raffigurato in Figura 87.

La classificazione dei 4 cluster ottenuti, riportata in Figura 88, è stata effettuata rispetto alle variabili maggiormente influenzanti, ovvero i fattori di forma f_4 e f_9 e la temperatura esterna. L'albero di classificazione è stato ottenuto con un valore di accuratezza di poco inferiore all'80% (79.7%). La maggior parte dei profili sono presenti nel nodo 7 ($n=68$), e quasi tutti presenti sono rappresentati dal cluster 3, che rappresenta il cluster di baseload: in questo caso i profili di carico rispettano la condizione tale per cui f_9 sia maggiore di 0.1, ovvero profili di carico con un valore di potenza minima maggiore del 30% rispetto al valore di potenza media giornaliera. Per il cluster 1, il profilo di consumo più simile alla baseload ad eccezione che nelle ore serali, per via dell'utilizzo da parte degli utenti di diversi elettrodomestici: gli elementi vengono classificati dall'albero all'interno di questo cluster qualora il valore di f_4 sia maggiore di 0.25. Infine, nel caso di valori di temperatura esterna inferiori a 10.5 °C, il consumo risulta essere maggiore della baseload anche nel corso dell'intera giornata. Il processo di classificazione individua i profili che ricadono in questa condizione come appartenenti al cluster 4.

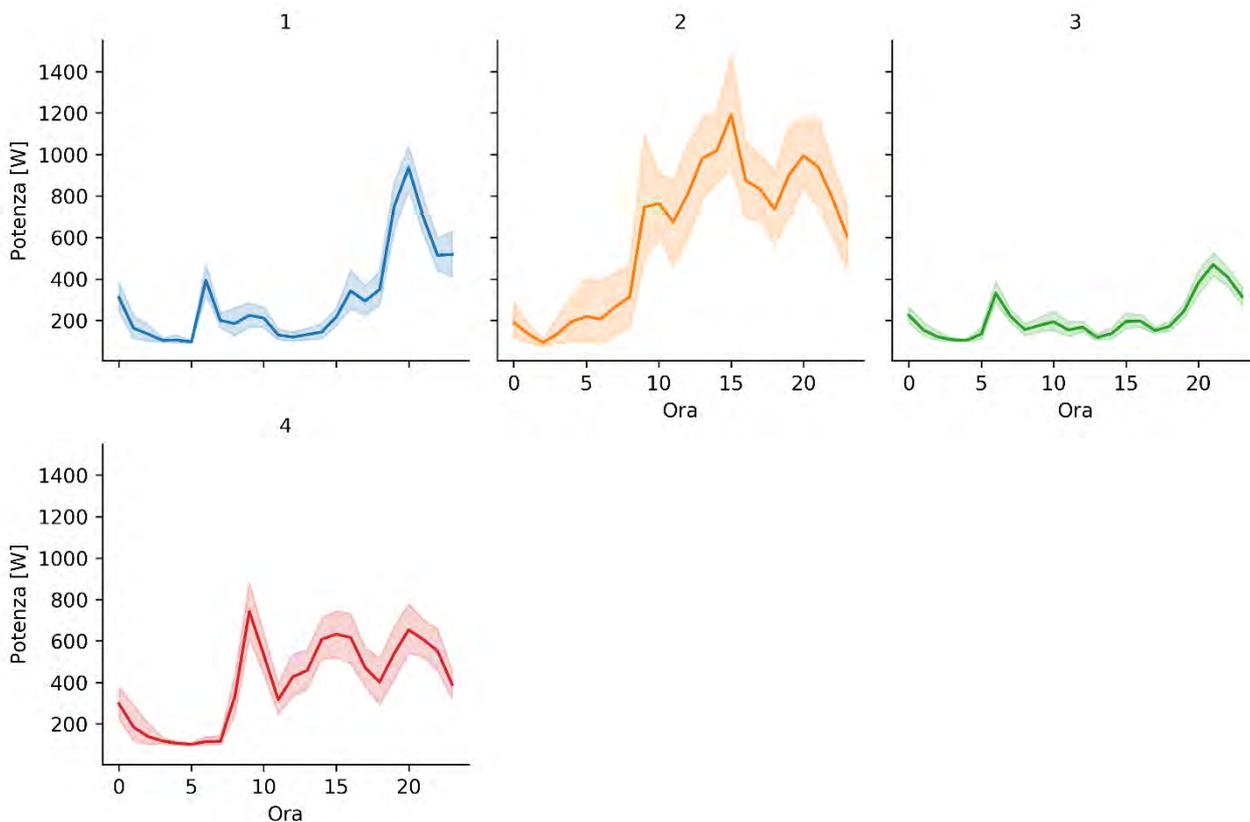


Figura 86. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio E8 con K = 4

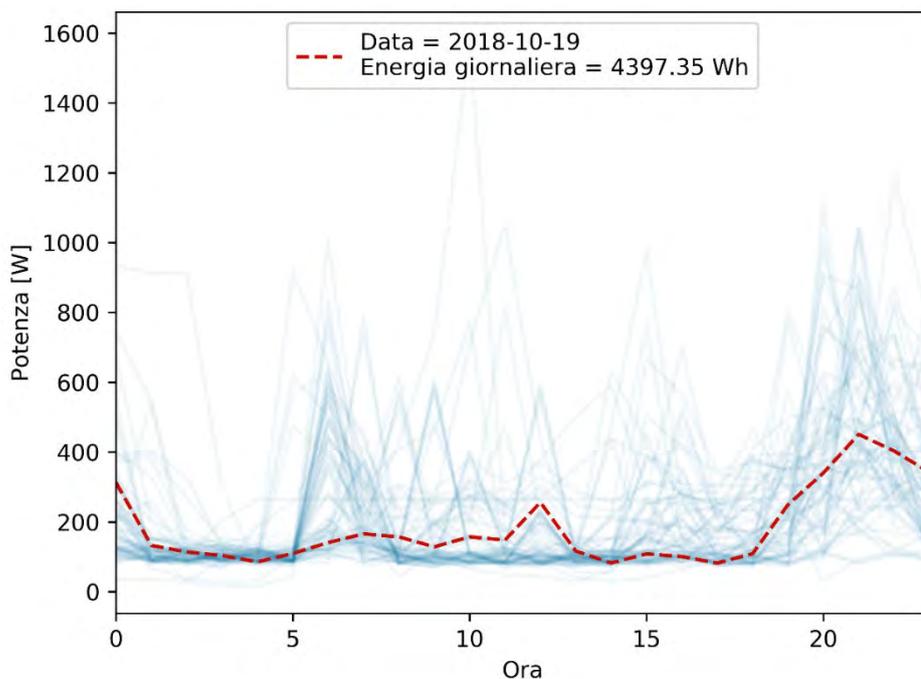


Figura 87. Profili di carico giornalieri per l'edificio E8 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

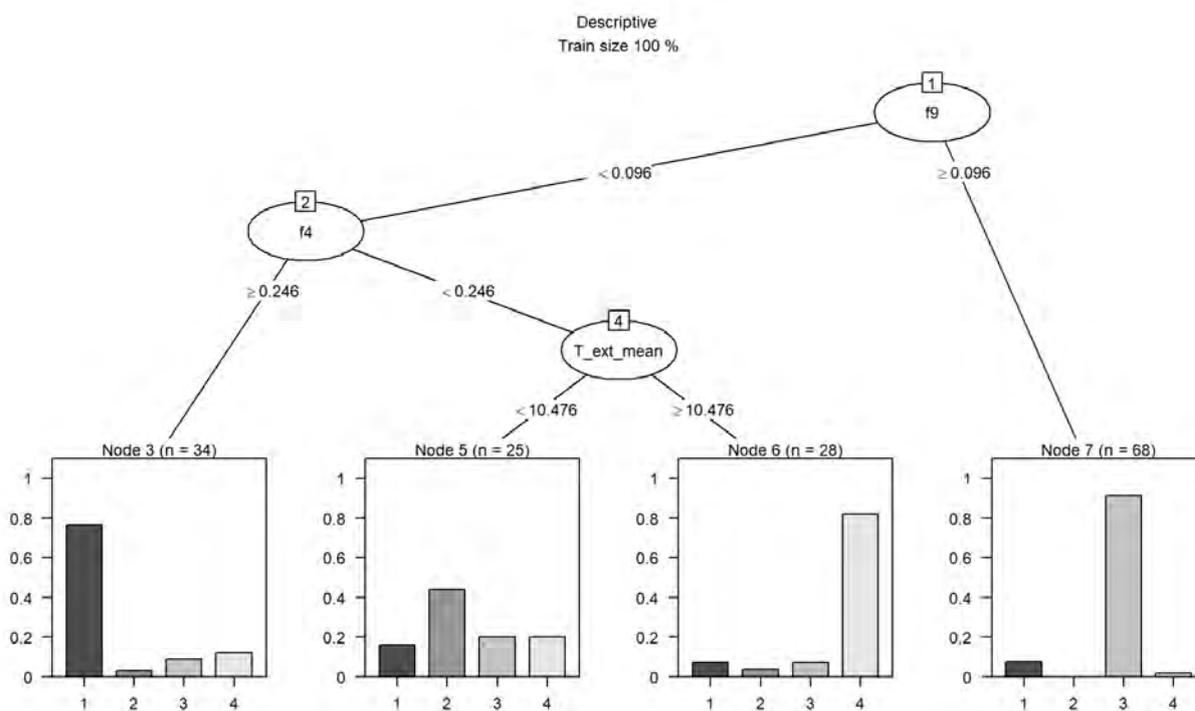


Figura 88. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio E8

7.3.8 Edificio E9

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per l'edificio E9 ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. I centroidi ed il corrispondente range di variabilità per i profili di carico ottenuti sono riportati in Figura 89. Il ridotto numero di elementi presenti nel cluster 1 comporta una banda più o meno estesa intorno al profilo centroide.

Il cluster 4 corrisponde al cluster a minor consumo di energia, per il quale è stato riportato in Figura 90 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 3 Dicembre del periodo analizzato. In questa giornata, i consumi energetici registrati risultano essere nell'intorno dei 3 kWh.

Il processo di classificazione svolto per mezzo dei CART, ha permesso di raggruppare i cluster in base ai fattori di forma f_2 , f_4 e f_8 . L'albero di classificazione per l'edificio E9, riportato in Figura 91, è stato ottenuto con una accuratezza del 74.9%. Il processo di classificazione ha garantito dei buoni risultati, soprattutto se si osservano il nodo foglia 2 ($n=50$) e 9 ($n=30$), in cui l'algoritmo di classificazione indica che nella maggior parte dei casi, al verificarsi di determinate condizioni su f_4 (valore maggiore di 0.27, quindi valori di potenza media nelle ore notturne maggiori rispetto a quello della potenza media giornaliera) ed f_8 (valore maggiore di 0.07, ovvero potenza massima registrata nelle ore notturne maggiore del 20% rispetto al valore di potenza massima giornaliera), la probabilità di accadimento risulta essere intorno al 90% rispettivamente per il cluster 2 e 4. Il cluster 4 rappresenta il profilo di baseload, mentre nel cluster 2 vengono considerati gli utenti che consumano maggiormente energia nel corso delle ore serali.

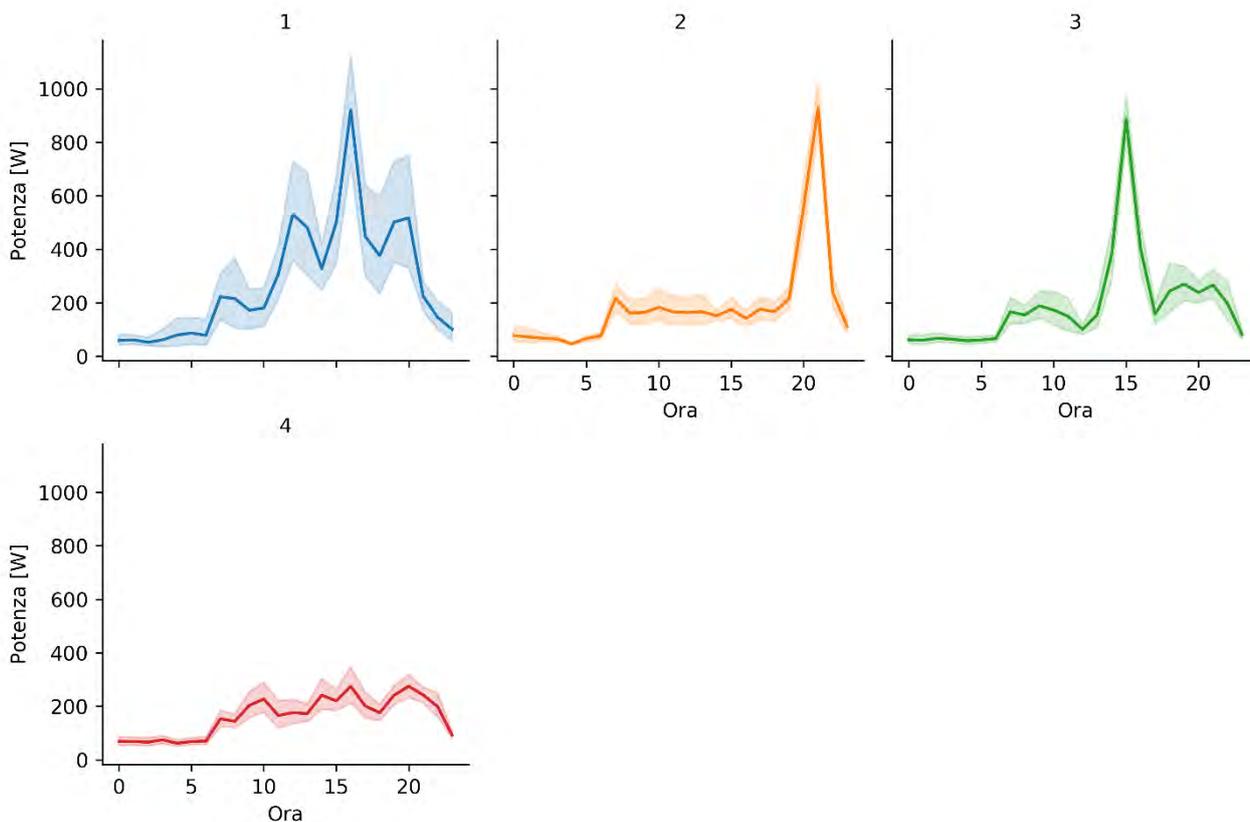


Figura 89. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l’edificio E9 con K = 4

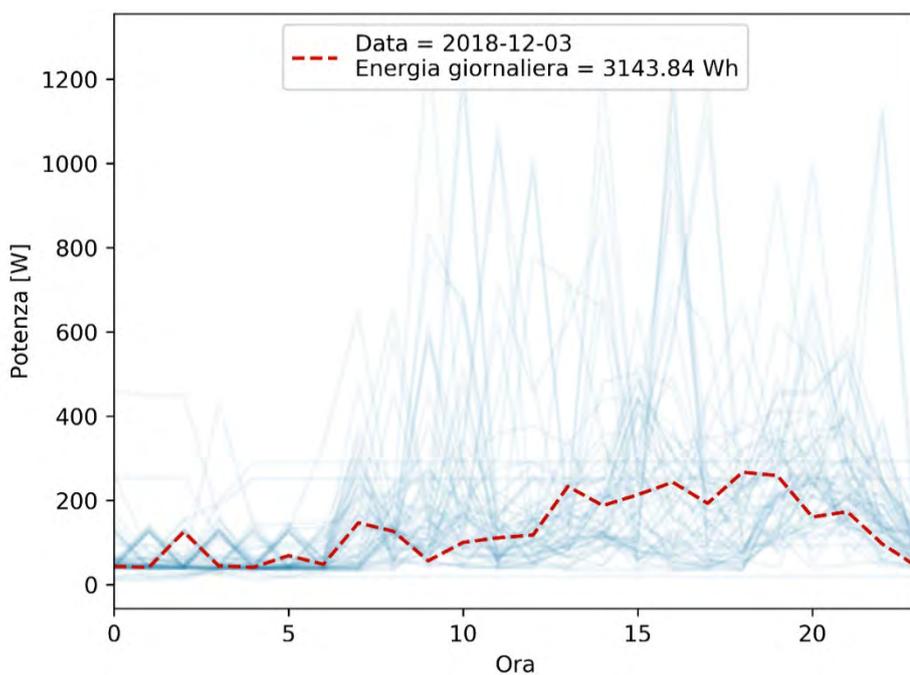


Figura 90. Profili di carico giornalieri per l’edificio E9 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

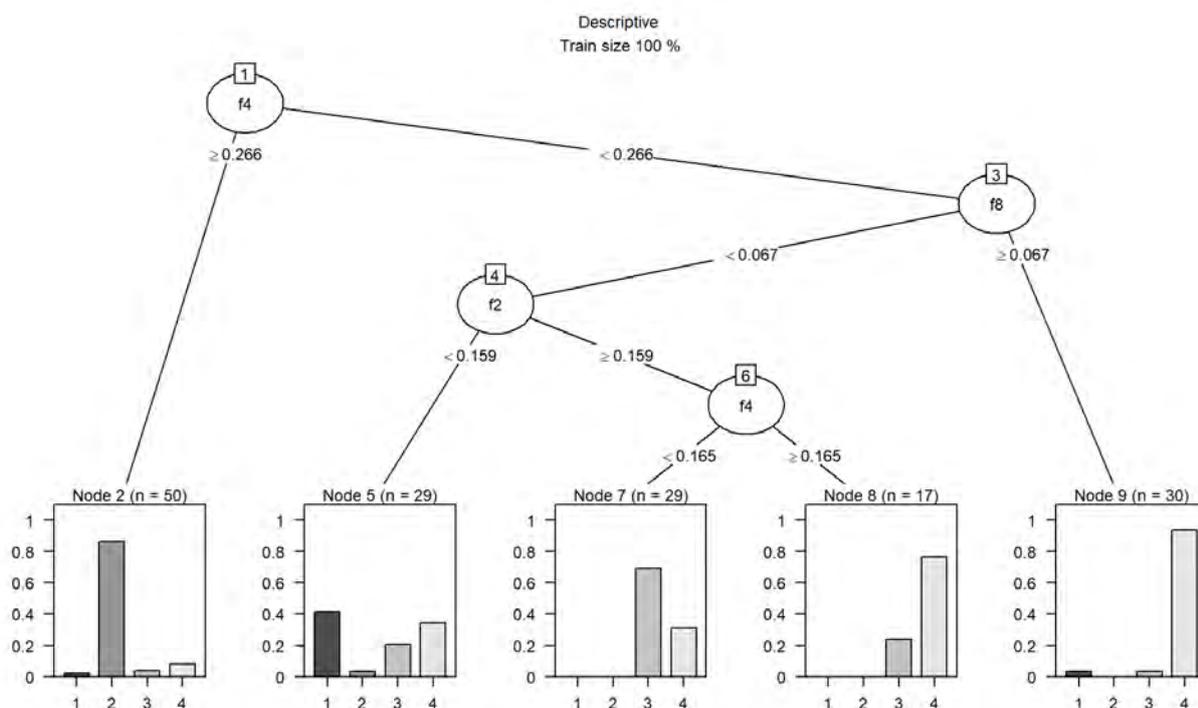


Figura 91. CART per la caratterizzazione dei cluster dell'edificio E9

7.3.9 Aggregato degli edifici pilota

In conclusione, il processo non supervisionato basato sulla cluster analysis è stato effettuato per l'aggregato degli edifici pilota analizzati, per il quale è stato scelto di utilizzare un valore di $K = 4$. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentati in Figura 92, evidenziano come i consumi energetici presentano alcuni picchi nel corso delle ore serali, più o meno elevati. Il profilo di baseload, corrispondente al cluster B, presenta un picco nelle ore serali, legato al fatto che in tutti i giorni della settimana, come evidenziato nel carpet plot in Figura 16, i consumi presentano un aumento nella fascia oraria 19-21. Inoltre, il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 27 Settembre del periodo analizzato è riportato in Figura 93; esso presenta, oltre al picco legato all'aumento dei consumi nelle ore serali, dei picchi al mattino ed al pomeriggio che rappresentano l'accensione degli elettrodomestici da parte degli utenti del distretto in quel periodo temporale.

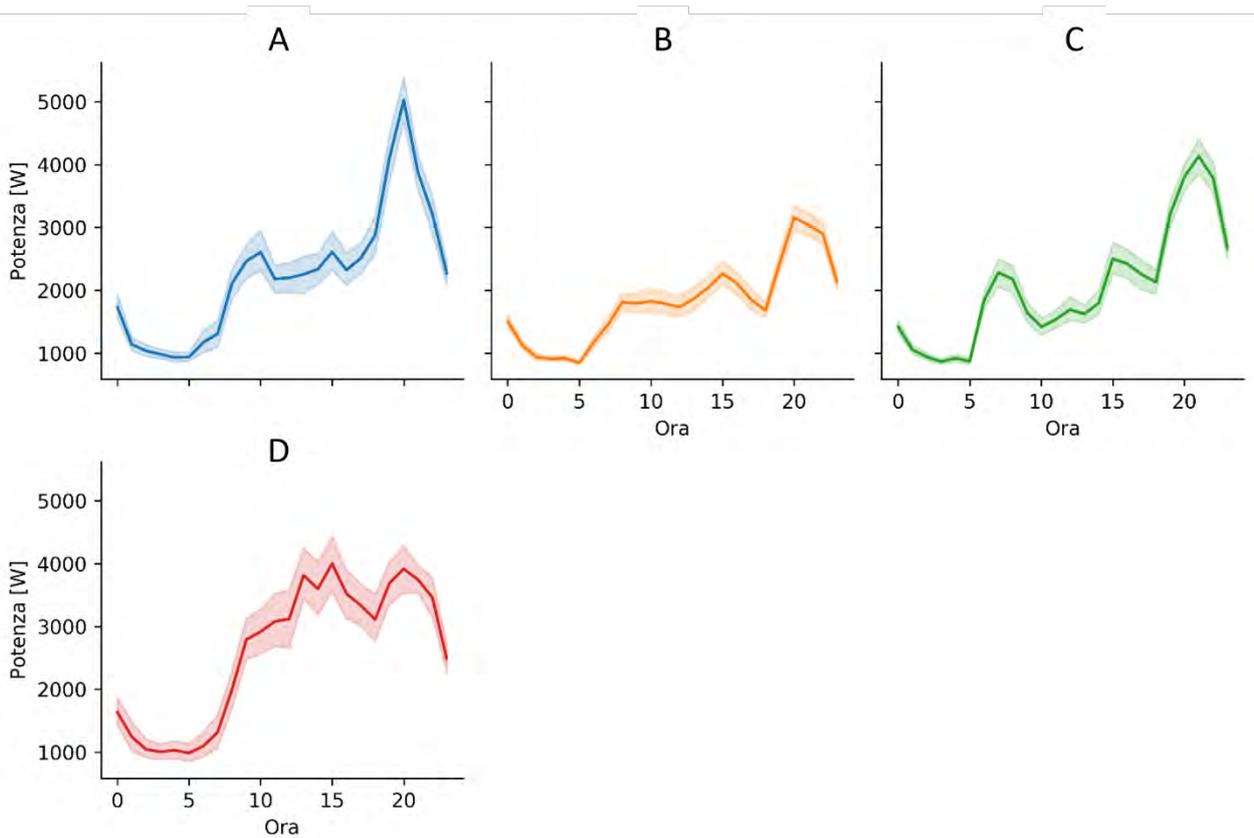


Figura 92. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l’aggregato degli edifici pilota con K = 4

La classificazione dei 4 cluster ottenuti, riportata in Figura 94, è stata effettuata rispetto alle variabili maggiormente influenzanti, ovvero il fattore di forma f_3 e la temperatura esterna. Tuttavia, oltre alle variabili di input utilizzate per i singoli edifici, è stato scelto di fornire l’informazione legata ai cluster di ciascun edificio pilota che compone l’aggregato. In seguito ad un processo di selezione delle variabili fornite in input all’albero di classificazione basato sulla minimizzazione dell’indice di Gini (come indicato nel paragrafo 7.1), tra le variabili maggiormente influenzanti la classificazione dell’aggregato degli edifici pilota è presente anche l’informazione legata ai cluster per l’edificio E8, che può essere considerato come l’edificio con una maggiore influenza sul comportamento dell’intero aggregato.

L’albero di classificazione è stato ottenuto con un’accuratezza del 67.5%. La classificazione dei profili di carico prevede la dipendenza dal valore di temperatura esterna registrato, confrontandolo col valore di 14.05 °C. Il CART ha classificato un buon numero dei profili come appartenenti al nodo 4 (n=61), dove quasi tutti gli elementi sono rappresentati dal cluster B, ovvero cluster di baseload, in funzione anche del valore di f_3 (pari a 0.17), definito come il rapporto tra potenza minima e massima giornaliera. Inoltre, nei nodi foglia 6 e 7 la classificazione e quindi la previsione del cluster per l’aggregato degli edifici dipendono dal cluster dell’edificio E8. In particolare, la presenza del cluster 1 o 3 (nodo foglia 6) per l’edificio E8 implica una buona probabilità (i.e., circa 60%) che l’aggregato presenti un comportamento simile al cluster C, in quanto si avvicina ad un profilo di consumo che prevede un picco nel corso delle ore serali. L’aggregato presenta invece un profilo di carico simile a quello del cluster D qualora per l’edificio pilota E8 si considerasse il cluster 2 o 4 (nodo foglia 7), profili che risultano essere molto simili al cluster D dell’aggregato. In quest’ultimo caso, i valori di probabilità di accadimento sono molto simili al caso del nodo foglia 6.

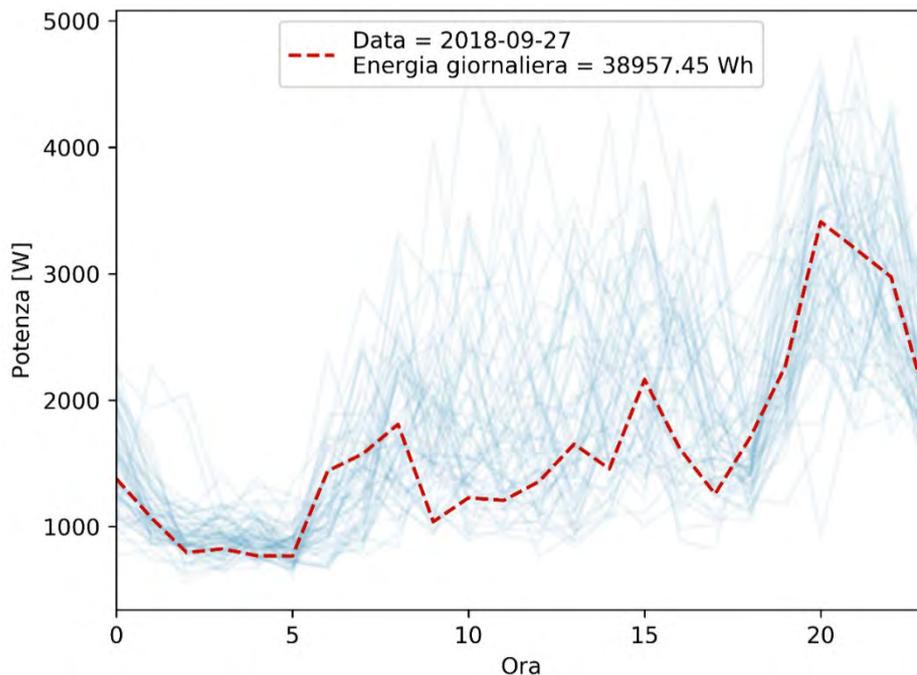


Figura 93. Profili di carico giornalieri per l'aggregato degli edifici pilota con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

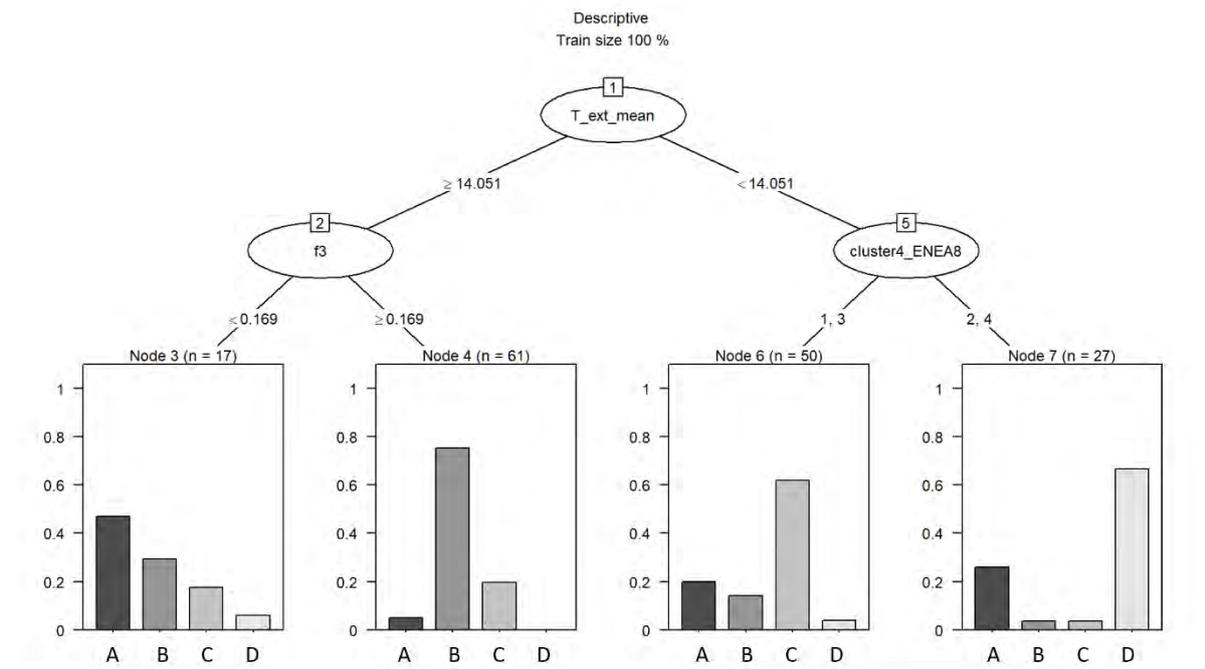


Figura 94. CART per la caratterizzazione dei cluster per l'aggregato degli edifici pilota

7.4 Analisi in frequenza per la caratterizzazione del comportamento dei singoli edifici all'interno del distretto

Dopo aver analizzato i profili di carico degli edifici pilota e del distretto ottenuti per mezzo della cluster analysis, ulteriori considerazioni possono essere utili per comprendere il comportamento di ciascun edificio all'interno dell'intero distretto. A tal proposito è stato scelto di valutare la co-

occorrenza tra i cluster degli 8 edifici ed i cluster del distretto, valutando la relativa frequenza di accadimento di cui sono riportati i valori in Tabella 8. In particolare, la tabella utilizza una scala di colori che passa dal rosso (valori minimi) al verde (valori massimi), passando per il giallo (valori intermedi). Inoltre, per i cluster dell'aggregato degli edifici pilota è riportata la frequenza di accadimento, da cui si evince che il cluster B rappresenta quello più frequente (38.1%) e dunque quello che rappresenta la quota maggiore dei profili di carico: in tal senso ci si aspetterebbe che esso corrisponda al cluster di baseload, intuizione confermata dal confronto con quanto riportato in Figura 92. Analizzando la frequenza di accadimento dei cluster dei singoli edifici rispetto al cluster di baseload del distretto (i.e., cluster B) ed i profili di carico ottenuti per gli edifici pilota risulta che, in linea con le attese, i valori percentuali maggiori sono ottenuti in corrispondenza delle baseload di ciascun edificio.

Analizzando singolarmente i profili degli edifici pilota si osserva che per l'edificio E8 si ottiene un profilo di carico (i.e., cluster 1) che garantisce un contributo importante sul raggiungimento del risultato ottenuto per il cluster A del distretto, sia a livello di frequenza di accadimento del profilo (circa il 39%) che per la similarità nel corso delle ore serali tra i suddetti profili: questo risultato è in linea con quanto riportato per il CART del distretto in Figura 94, dove la presenza del cluster 1 o 3 per l'edificio E8 implica la presenza, nella maggior parte dei casi, del cluster C per il distretto.

Nonostante l'aumento dei consumi nel corso delle ore serali per il cluster C, il picco massimo di consumo per l'intero distretto è ottenuto alle ore 20 e rappresentato nel cluster A. Questo profilo di carico è molto simile a quello ottenuto al cluster C, ma presenta una frequenza di accadimento inferiore (18.1 %) ed un valore massimo di consumo intorno a 5 kW. Considerando i singoli edifici

Tabella 8. Frequenza di accadimento dei cluster dei singoli edifici rispetto ai cluster dell'intero distretto

		AGGREGATO DEGLI EDIFICI PILOTA			
EDIFICI	CLUSTER	CLUSTER A (18.1%)	CLUSTER B (38.1%)	CLUSTER C (30.3%)	CLUSTER D (13.5%)
C1	1	21.4%	13.6%	6.4%	28.6%
	2	46.4%	83.0%	80.8%	61.9%
	3	7.2%	1.7%	8.5%	0.0%
	4	25.0%	1.7%	4.3%	9.5%
C5	1	67.9%	74.6%	53.2%	33.3%
	2	25.0%	10.2%	19.1%	14.3%
	3	0.0%	0.0%	0.0%	9.5%
	4	7.1%	15.2%	27.7%	42.9%
C7	1	35.7%	11.9%	34.0%	14.3%
	2	21.4%	28.8%	19.2%	52.4%
	3	42.9%	59.3%	46.8%	33.3%

C9	1	32.1%	28.8%	66.0%	42.9%
	2	67.9%	69.5%	31.9%	57.1%
	3	0.0%	1.7%	2.1%	0.0%
E3	1	32.1%	18.6%	36.2%	9.5%
	2	10.7%	11.9%	17.0%	9.5%
	3	25.0%	45.8%	27.7%	14.3%
	4	32.2%	23.7%	19.1%	66.7%
E4	1	64.3%	17.0%	29.8%	4.8%
	2	21.4%	67.8%	48.9%	38.1%
	3	14.3%	15.2%	21.3%	57.1%
E8	1	39.3%	10.2%	40.4%	4.8%
	2	7.1%	0.0%	0.0%	52.4%
	3	7.1%	69.5%	57.5%	9.5%
	4	46.4%	20.3%	2.1%	33.3%
E9	1	0.0%	5.1%	10.6%	28.6%
	2	25.0%	25.4%	42.6%	9.5%
	3	32.1%	17.0%	23.4%	14.3%
	4	42.9%	52.5%	23.4%	47.6%

pilota, ne risulta che alcuni edifici contribuiscono maggiormente a questo risultato, vista la presenza di un picco nella stessa fascia oraria di quello ottenuto per il distretto nel cluster A. In particolare, gli edifici C7 e E4 presentano la frequenza di accadimento maggiore per profili di carico simili al cluster A del distretto. Tuttavia, hanno un'influenza sul risultato ottenuto a livello di distretto anche i profili di carico corrispondenti al cluster 4 degli edifici C1 ed E3 ed al cluster 1 dell'edificio E8, i quali presentano un profilo nel corso della giornata non molto simile a quello del distretto ma con un picco nel corso della stessa fascia oraria.

Il profilo di carico corrispondente al cluster D del distretto risulta essere quello con frequenza di accadimento minore in assoluto (13.5 %), con consumi che si aggirano nel corso dell'intera giornata tra i 3 e 4 kW eccetto che nelle ore notturne. I valori di frequenza di accadimento dei cluster dell'edificio E8 rispetto alla presenza del cluster D del distretto in Tabella 8 sono coerenti con i risultati indicati rispettivamente in Figura 88, dove la presenza dei cluster 2 e 4 per l'edificio E8 (che presentano frequenza di accadimento rispettivamente di circa il 52 e 33%) comporta per il distretto un profilo di carico simile a quello riportato in Figura 92 per il cluster D. Soprattutto il cluster 2 dell'edificio E8 (i.e., profilo di carico con frequenza di accadimento massima per edificio E8 rispetto al cluster D del distretto) presenta diverse similarità con il profilo di carico analizzato per l'aggregato, estraibili in Figura 89, come la presenza del valore massimo di potenza intorno alle 15 e di un picco di

consumi intorno alle 20, oltre che a valori di consumo che risultano più elevati nel corso della giornata eccetto che nelle ore notturne e del mattino. Inoltre, i profili di carico degli edifici C5, C7 ed E4 con frequenza di accadimento massima rispetto alla presenza del cluster D del distretto, presentano un picco nei consumi nel corso della stessa fascia oraria in cui il distretto trova il suo picco massimo per il quarto profilo di carico (i.e., ore 15), contribuendo quindi anch'essi al raggiungimento del suddetto risultato a livello di aggregato.

7.5 Caratterizzazione del comportamento degli utenti all'interno del distretto di edifici

L'analisi dei dati provenienti da ciascun edificio pilota risulta essere utile anche ai fini della caratterizzazione della tipologia di utente all'interno del distretto.

Il consumo di energia in ciascun edificio può dipendere da diversi fattori, quali ad esempio il numero di persone che vivono nell'abitazione, il comportamento degli utenti circa le abitudini di utilizzo degli elettrodomestici ed il numero delle stesse, ma anche dalle caratteristiche dell'abitazione. Pertanto, per poter compiere un'analisi di caratterizzazione del comportamento di tutti gli utenti del distretto, risulta importante procedere prima con una normalizzazione dei valori registrati dell'energia, in quanto gli edifici pilota considerati potrebbero essere soggetti ad eterogeneità soprattutto dal punto di vista della potenza installata.

La normalizzazione dei consumi energetici è stata effettuata calcolando l'energia normalizzata $E_{i,norm}$ [81] dividendo l'energia su base oraria E_i per il valore massimo di energia registrato nel corso della giornata considerata $E_{max,day}$. Questo processo è stato ripetuto per tutti gli appartamenti analizzati.

$$E_{i,norm} = \frac{E_i}{E_{max,day}}$$

A seguito della fase di normalizzazione è stato effettuato un processo di clustering considerando i consumi normalizzati di tutti gli edifici pilota. Analogamente a quanto proposto precedentemente, il processo di clustering è stato operato per mezzo di un algoritmo partitivo (i.e., K-means) in modo da analizzare i profili medi rappresentativi (centroidi) che identificano diverse tipologie di utenti e il range di variabilità attorno ad essi. Analizzando le soluzioni ottenute utilizzando diversi valori di K, compresi tra $K = 3$ e $K = 6$, è stato selezionato il valore di K corrispondente a 4, che ha garantito di ottenere dei cluster robusti sulla base sia dei profili ottenuti che della cardinalità.

I risultati ottenuti sono riportati in Figura 95, da cui è possibile definire in prima istanza quattro diverse tipologie di utenti:

1. **Consumatori serali**, ovvero gli utenti che nel corso della giornata non sono presenti nelle proprie abitazioni (ad esempio per motivi lavorativi), e che consumano maggiormente energia durante la fascia oraria corrispondente alla cena (20-21). Pertanto, i consumi di questi utenti nel resto della giornata presentano valori molto bassi.
2. **Consumatori serali/notturni**, ovvero utenti che consumano maggiormente nel corso della tarda serata, facendo registrare un picco di consumi intorno alle 22. In questo caso gli utenti, pur consumando già maggiormente nel corso delle ore di cena rispetto al resto della giornata, utilizzano gli elettrodomestici a ridosso delle ore notturne. Rispetto ai consumatori serali il loro picco di consumo appare leggermente maggiore, così come l'aumento dei consumi appare più marcato nel corso delle ore del mattino antecedenti all'uscita dalle proprie abitazioni.

3. **Consumatori caratterizzati da consumi maggiori nel corso delle ore di pranzo**, ovvero gli utenti che consumano maggiormente nel corso della fascia oraria 14-16, come indicato dal picco per il cluster 3 in Figura 95. A questa categoria potrebbero appartenere gli utenti impiegati part-time, i pensionati, i non lavoratori o famiglie con figli adolescenti che si trovano a casa nelle ore successive all'uscita da scuola.
4. **Consumatori con profilo di carico poco variabile durante la giornata**, ovvero gli utenti che consumano una quantità di energia circa costante nel corso dell'intera giornata. Sin dal mattino, e nel corso dell'intera giornata, i consumi si attestano su valori che oscillano tra il 60 e l'80% del relativo consumo massimo. Gli utenti all'interno di questa categoria potrebbero corrispondere ai pensionati, ai non lavoratori, e quindi presenti in casa per la maggior parte della giornata, oppure potrebbe voler rappresentare il comportamento degli utenti nel corso dei giorni festivi o non lavorativi. In questo caso, il picco dei consumi è raggiunto nel tardo pomeriggio/sera, indicando l'aumento dei consumi dovuto all'accensione di elettrodomestici quali ad esempio lavatrici, lavastoviglie ecc.

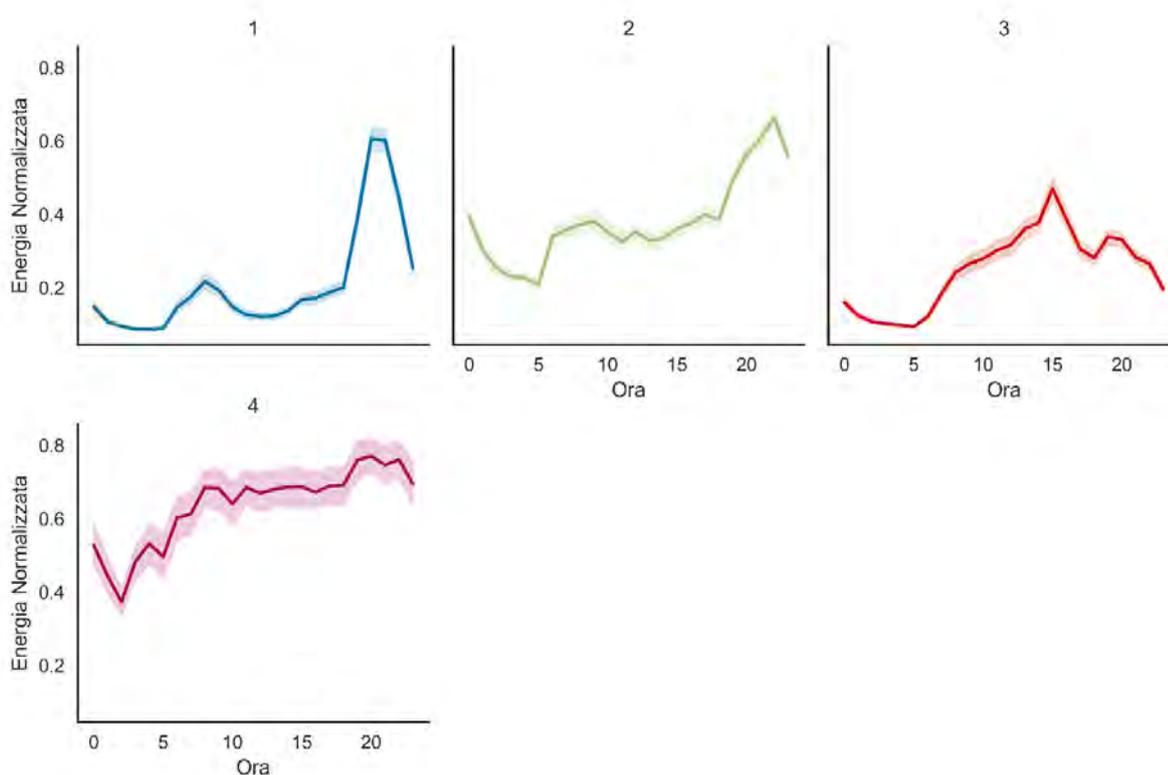


Figura 95. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità ottenuti dai consumi normalizzati degli utenti del distretto con $K = 4$

Dalla cardinalità è possibile comprendere inoltre la suddivisione degli utenti del distretto all'interno delle diverse categorie. I consumatori con profilo di carico poco variabile sono i meno presenti, considerando che sul periodo considerato e tra tutti gli utenti, il profilo di carico corrispondente ha una frequenza di accadimento del 7%. Le altre tipologie di utenti invece presentano una percentuale che si attesta nell'intorno del 30% sia per i consumatori serali/notturni, mentre i maggiormente presenti sono gli utenti caratterizzati da consumi maggiori nel corso delle ore di pranzo, anche se comunque la percentuale è di poco maggiore agli utenti serali (circa 34%).

Inoltre, da un confronto tra i profili di carico ottenuti per il distretto in Figura 92 e quelli ottenuti nella caratterizzazione utente a Figura 95, si riscontra una similarità tra i profili corrispondenti a

consumatori serali e cluster 1, consumatori serali/notturni e cluster 2 ed anche tra consumatori con profilo di carico poco variabile nel corso della giornata e cluster 4.

8 Identificazione di profili di carico tipologici attraverso processo non supervisionato e sviluppo di un processo di classificazione per la stima delle classi di profilo energetico degli appartamenti di Pinerolo

Analogamente a quanto eseguito per gli edifici pilota di Centocelle, tale sezione riporta l'analisi di cluster analysis e la CART analysis per gli appartamenti di Pinerolo.

8.1 Visualizzazione dei profili di carico caratteristici ottenuti per mezzo della Cluster Analysis e dei corrispondenti alberi di classificazione (CART)

In questa sezione verranno mostrate, per gli appartamenti pilota situati a Pinerolo, le stesse visualizzazioni già proposte per gli edifici pilota di Centocelle, considerando i profili di carico ottenuti per mezzo della Cluster Analysis, le rispettive baseload ed i CART ottenuti per la caratterizzazione dei cluster ottenuti nella fase precedente. Tuttavia, i CART ottenuti avranno capacità predittive, diversamente dal caso di Centocelle dove essi erano unicamente concepite per operare analisi descrittive.

8.1.1 Appartamento Tabona2

L'applicazione dell'algoritmo K-means ha portato all'individuazione di cluster ben definiti. I centroidi dei profili di carico, ottenuti utilizzando un $K = 3$ ed osservabili in Figura 96 vanno a identificare il profilo di carico tipologico per l'appartamento preso in analisi. Facendo riferimento a quanto sottolineato già precedentemente in Figura 22, il cluster 2 è rappresentativo dei profili di carico con un picco di consumo intorno alle ore 20. Il cluster 3 è riconducibile ai profili di carico caratterizzati da un lieve aumento dei consumi intorno alle ore 9 e da un picco massimo alle ore 19, un'ora in anticipo rispetto ai profili appartenenti al cluster 2. Infine, il cluster 1 rappresenta la baseload, la quale viene analizzata in dettaglio in Figura 97.

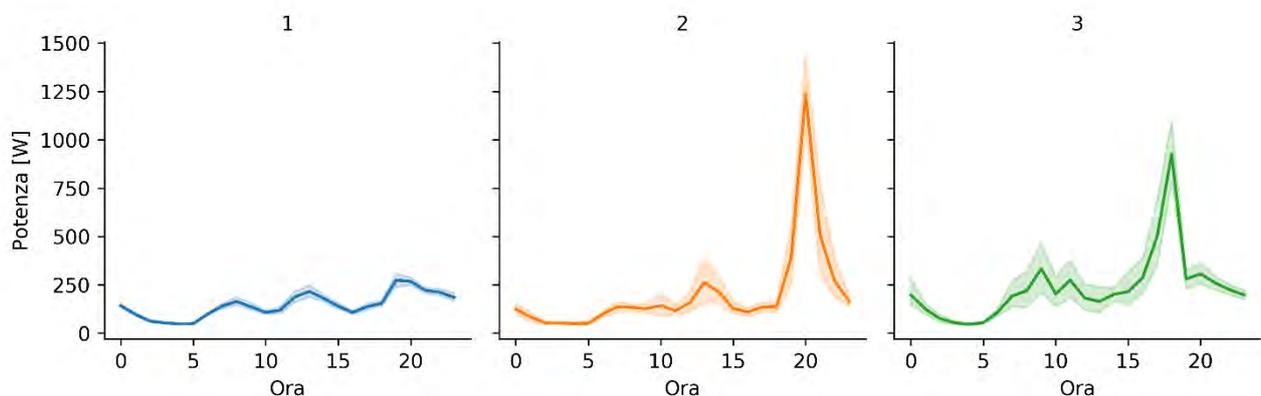


Figura 96. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona2 con $K = 3$

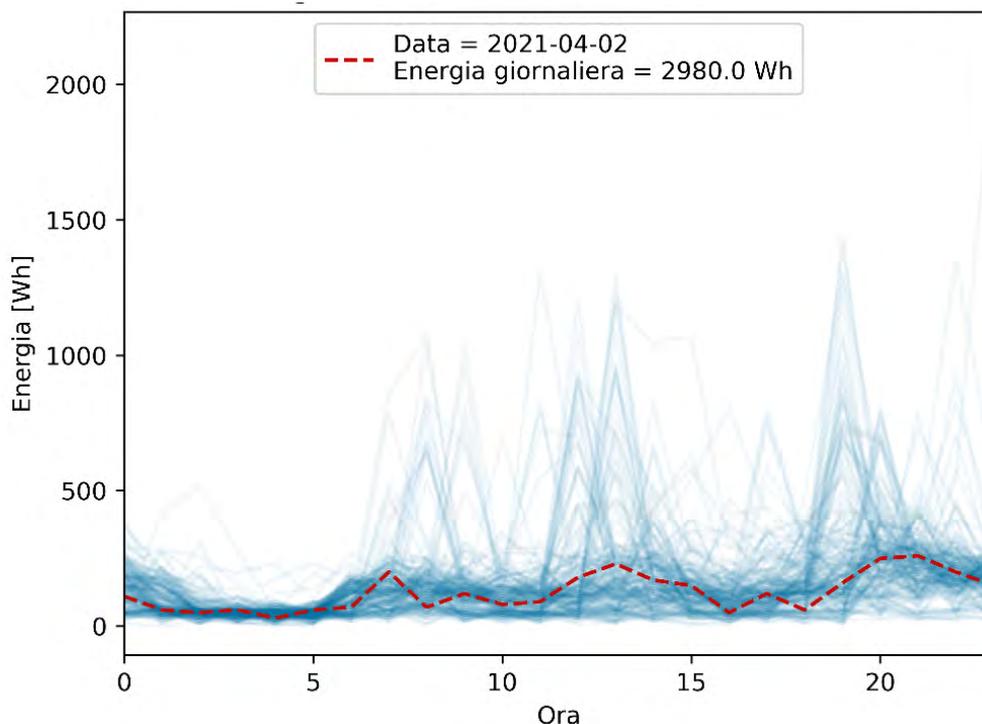


Figura 97. Profili di carico giornalieri per l'appartamento Tabona2 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

Il profilo evidenziato dalla linea rossa tratteggiata rappresenta il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 2 Aprile del periodo analizzato.

La classificazione dei profili di carico è stata effettuata per mezzo del CART, considerando come variabili predittive la temperatura esterna media giornaliera ed il giorno della settimana.

L'albero di classificazione, riportato in Figura 98, è stato ottenuto con un'accuratezza del 78.6%. La maggior parte dei profili sono presenti all'interno del nodo 2 (n=211), dove per valori di temperatura esterna maggiori di 4.75 °C vengono classificati come appartenenti principalmente al cluster 1. Inoltre, quando la temperatura esterna giornaliera scende al di sotto di 4.75 °C, vi è una maggiore probabilità che il CART predica come appartenente al cluster 1 (i.e., baseload) il profilo di carico dell'appartamento Tabona2 ma solo se il giorno della settimana è compreso tra la Domenica ed il Mercoledì (n=36). In caso contrario, i profili di carico hanno una maggiore probabilità di appartenere o al cluster di baseload (nodo 6, n=16) o al cluster 2 (nodo 7, n=18), che rappresenta gli utenti che consumano maggiormente nelle ore serali.

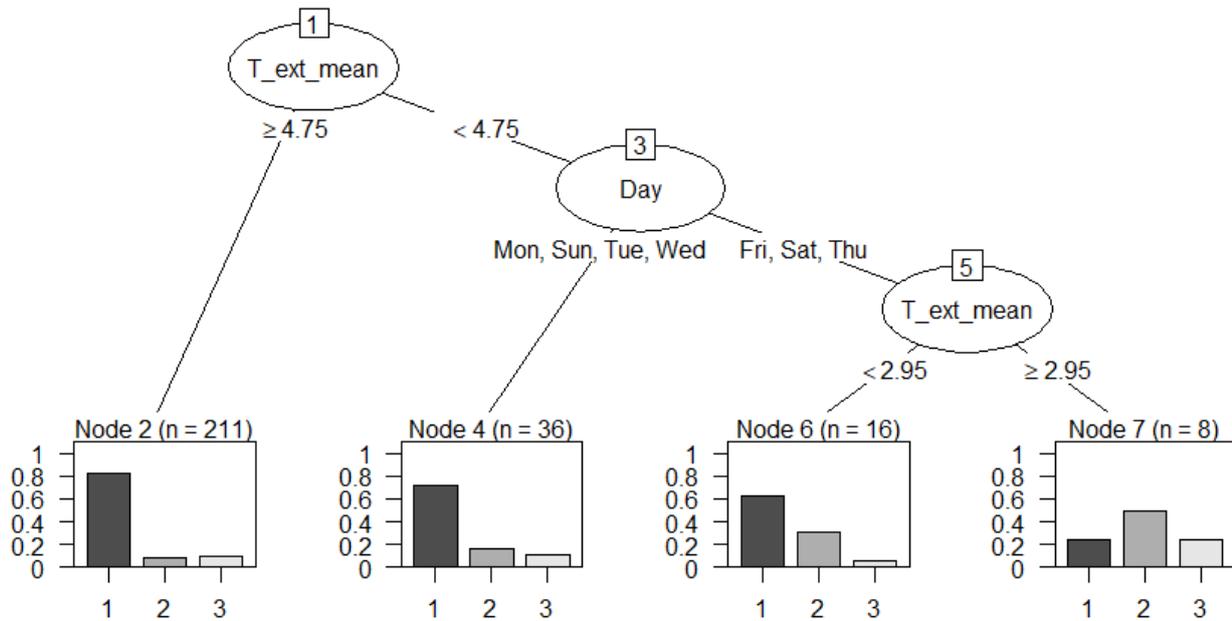


Figura 98. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona2

8.1.2 Appartamento Tabona4

L'analisi dei profili di carico in Figura 99 ottenuti per mezzo della cluster per l'appartamento 'Tabona4' evidenzia in maniera chiara le analisi precedentemente riportate per la Figura 24. In particolare, il cluster 2 è rappresentativo dei profili di consumo energetico piuttosto con un picco compreso tra le 19 e le 20. Il cluster 3, anche in questo caso rappresenta la baseload: in Figura 100 è riportato il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 21 Maggio del periodo analizzato. Anche in questo caso, è possibile constatare come il centroide sia rappresentativo dei profili di carico del medesimo cluster, fatta eccezione per pochi profili caratterizzati da picchi legati alla stocasticità nell'uso di elettrodomestici. La predizione dei profili di carico ottenuta per mezzo dei CART, rappresentato in Figura 101, risulta pari al 84.9%. La maggior parte degli elementi sono presenti all'interno del nodo 2 (n=169), dove per valori di temperatura esterna media giornaliera minori di 11.75 °C i profili vengono caratterizzati come appartenenti principalmente al cluster 2, che rappresenta il profilo di carico medio degli utenti con assorbimento di potenza oraria intorno ai 200W nel corso dell'intera giornata, eccetto che alla sera dove l'utilizzo di diverse appliances fa registrare un picco di circa 400 W. Il CART predice i profili di carico come principalmente appartenenti a questo anche quando la temperatura esterna presenta valori compresi tra 11.75 e 13.35 °C nelle giornate di Martedì e Mercoledì, mentre per le stesse condizioni di temperatura ma per i rimanenti giorni della settimana o qualora il valore di temperatura esterna risulti essere maggiore di 13.35 °C, i profili di carico vengono classificati come appartenenti al cluster di baseload (i.e., cluster 3).

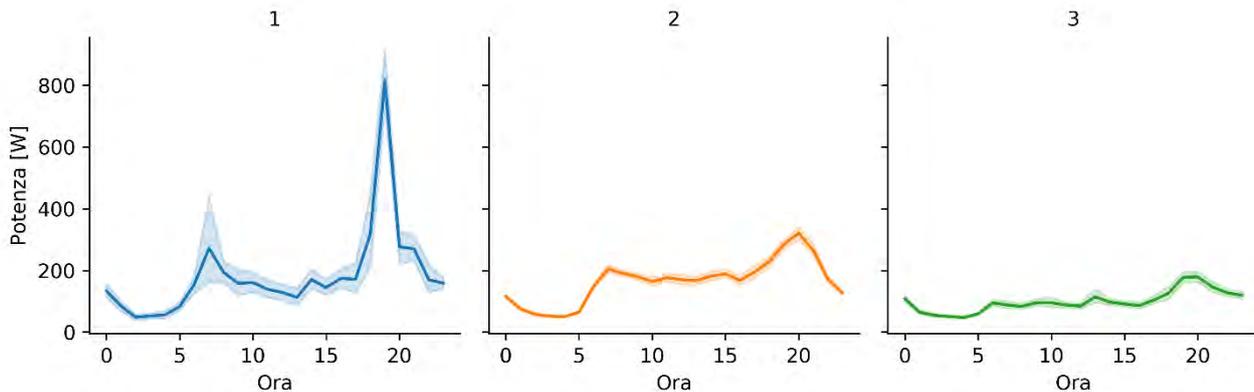


Figura 99. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona4 con K = 3

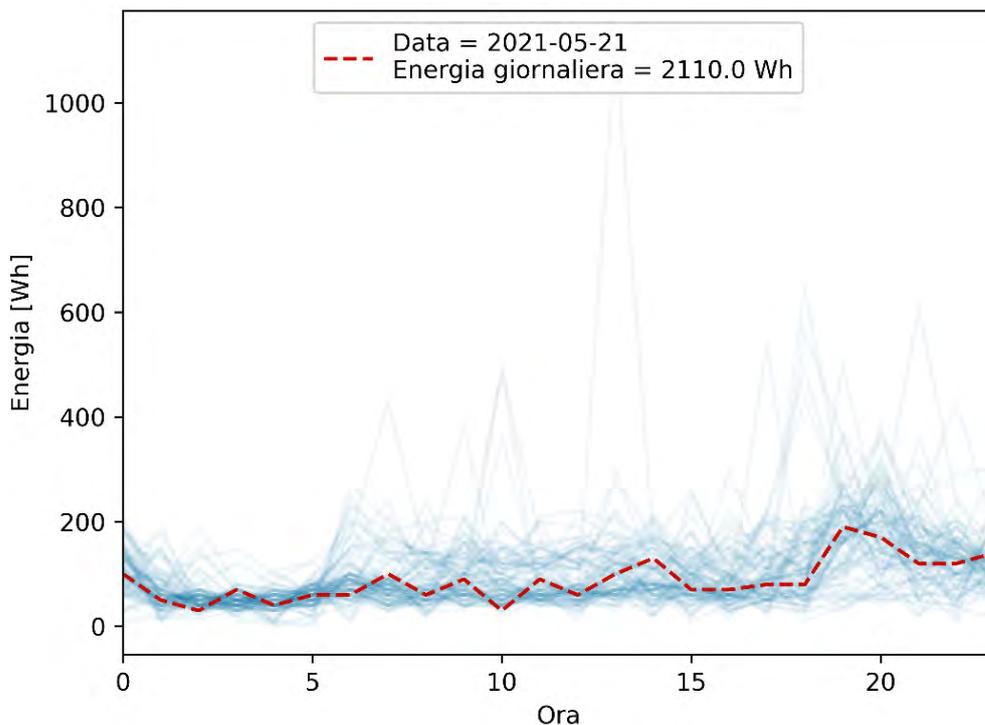


Figura 100. Profili di carico giornalieri per l'appartamento Tabona4 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

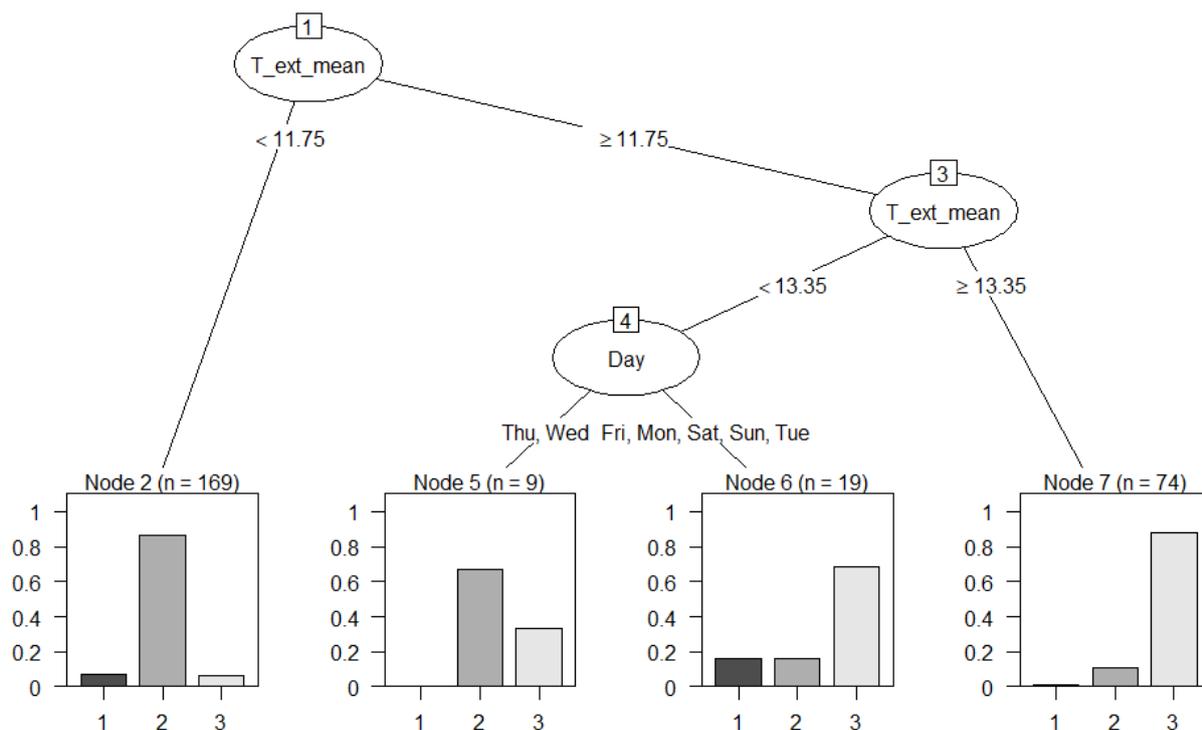


Figura 101. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona4

8.1.3 Appartamento Tabona5

La cluster analysis eseguita sui dati relativi all'appartamento 'Tabona5' porta alle medesime considerazioni fatte precedentemente per gli altri appartamenti, analizzando il carpet plot riportante i consumi per la settimana tipo. In particolare, il cluster 2 risulta caratterizzato da pochi picchi e da un profilo omogeneo, indice di un consumo piuttosto basso per l'appartamento analizzato.

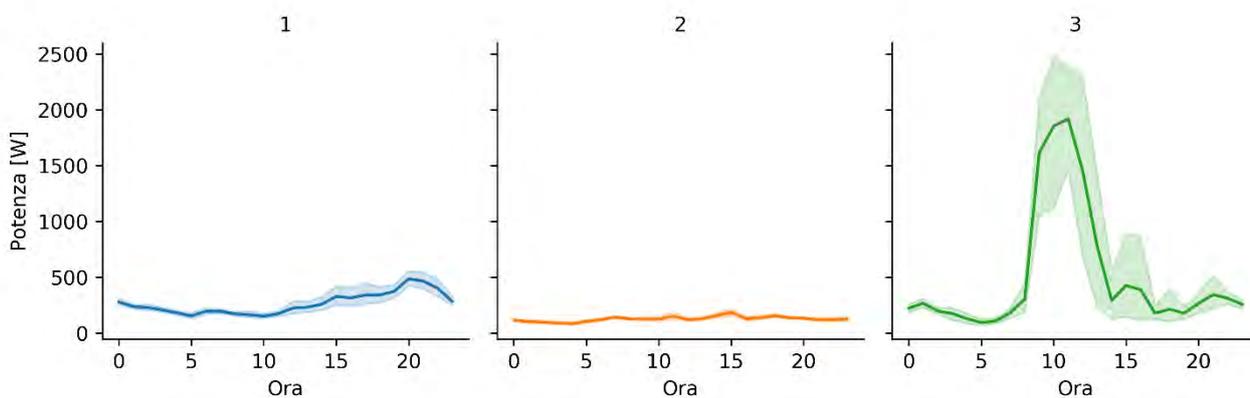


Figura 102. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona5 con $K = 3$

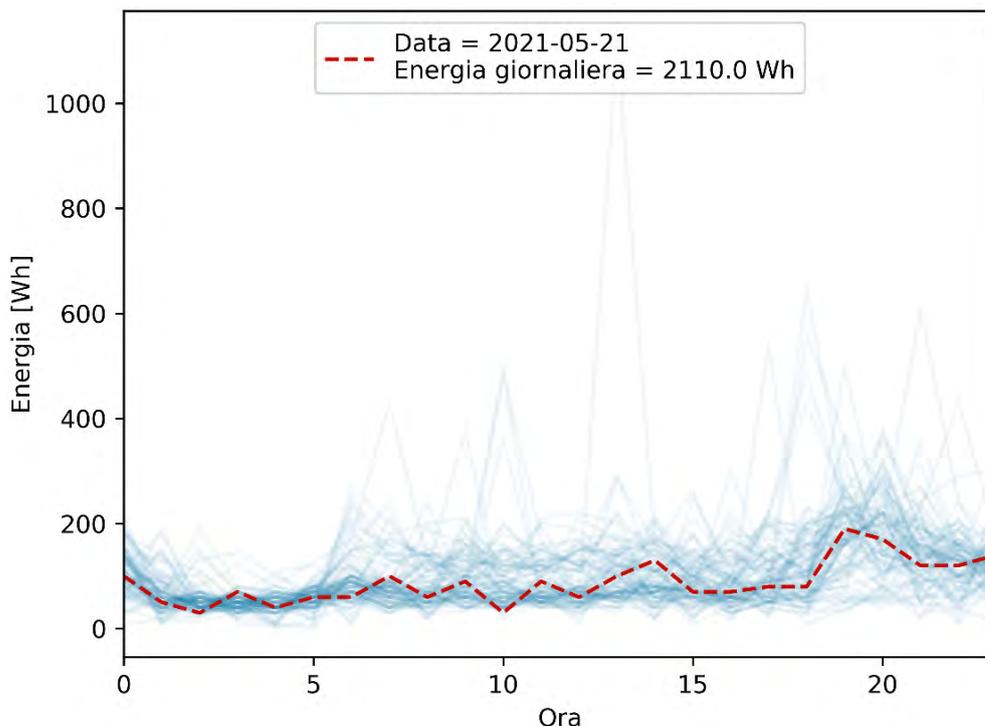


Figura 103. Profili di carico giornalieri per l’appartamento Tabona5 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

La classificazione dei profili di carico, effettuata per mezzo del CART riportato in Figura 104 e con temperatura esterna media giornaliera ed il giorno della settimana come variabili di predizione, è stato ottenuto con un’accuratezza del 79.3%. La maggior parte dei profili sono presenti all’interno del nodo 7 (n=204), dove per valori di temperatura esterna maggiori o uguali a 5.35 °C vengono caratterizzati come appartenenti principalmente al cluster 2, corrispondente ad utenti che presentano un consumo energetico in accordo a quello di baseload. Qualora la temperatura esterna scenda al di sotto di 2.35 °C, il CART predice i profili come principalmente appartenenti anche al cluster 1 i 32 profili (n=32) del nodo 3, mentre per valori di temperatura compresi tra 2.35 e 5.35 °C ed in funzione del giorno della settimana gli elementi vengono classificati tra il nodo 5 (n=12) ed il nodo 6 (n=23), dove si prevede che i profili di carico abbiano probabilità maggiore di appartenere ai primi due cluster. Il cluster 3 viene predetto raramente, anche a causa del fatto che il numero di elementi appartenente ad esso è molto basso, come dimostra l’ampiezza della banda di incertezza intorno al profilo centroide in Figura 102.

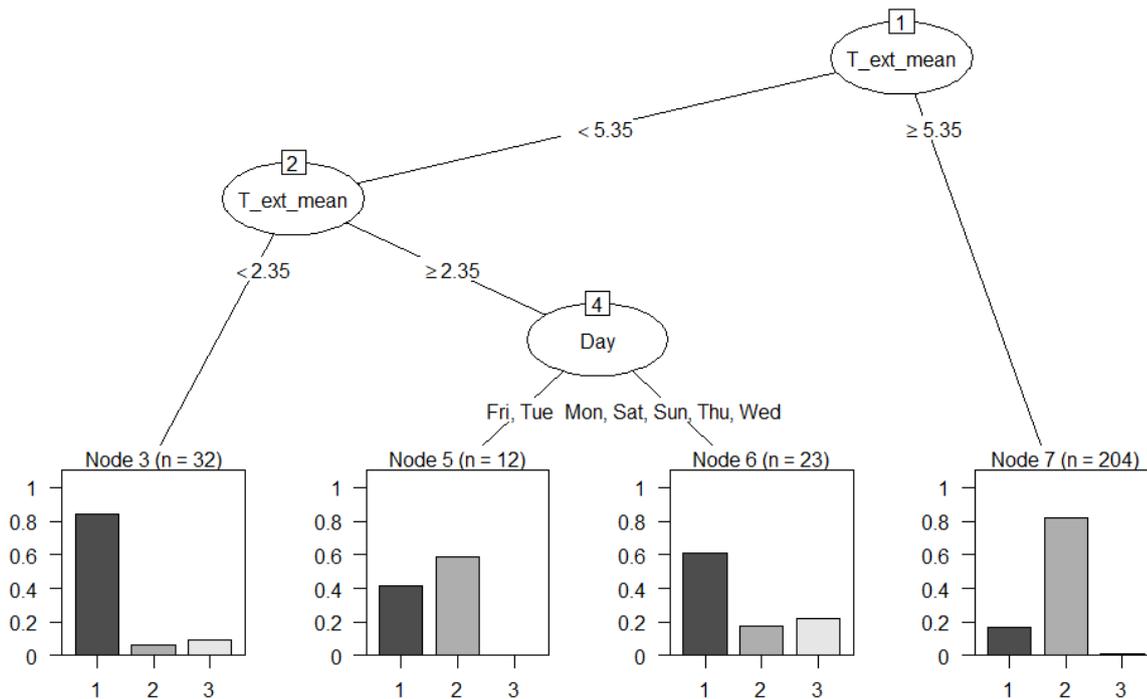


Figura 104. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona5

8.1.4 Appartamento Tabona6

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per i dati di consumo relativi all'appartamento 'Tabona6' ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. La Figura 105 mostra i centroidi ed il corrispondente range di variabilità. Il cluster 3 ed il cluster 4 presentano centroidi molto simili, caratterizzati entrambi da un picco alle ore 20 e 19, rispettivamente. Analizzando la Figura 28, è possibile riconoscere nel cluster 1 la baseload, che viene riportata nella Figura 106, e dove è rappresentato in rosso il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 29 Aprile del periodo analizzato. La predizione dei profili di carico ottenuta per mezzo dei CART, rappresentato in Figura 107, risulta pari al 68.3%. La maggior parte degli elementi sono presenti all'interno del nodo 3 ($n=100$), dove per valori di temperatura esterna media giornaliera maggiori di 10.9 °C e per tutti i giorni della settimana eccetto che la Domenica, i profili vengono caratterizzati come appartenenti principalmente al cluster 1, che rappresenta il profilo di carico di baseload. Il CART predice i profili di carico come principalmente appartenenti a questo anche quando la temperatura esterna presenta valori compresi tra 2.85 e 10.90 °C eccetto che nelle giornate di Sabato e Domenica (nodo 8). Qualora la temperatura fosse inferiore a 2.85 °C e senza alcuna distinzione per giorno della settimana, i profili di carico vengono classificati come appartenenti al cluster 2, che presenta un andamento molto simile al cluster di baseload ma con consumi leggermente superiori nel corso della giornata.

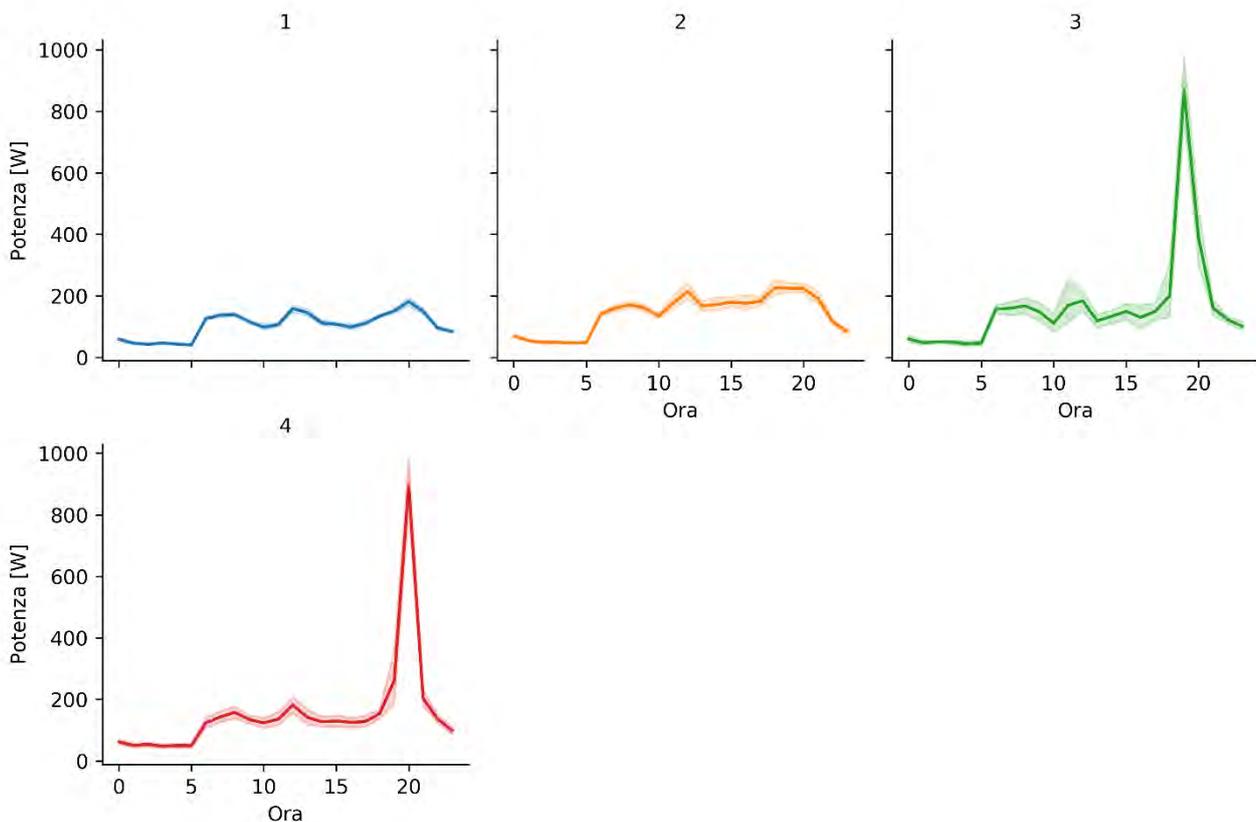


Figura 105. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona6 con K = 4

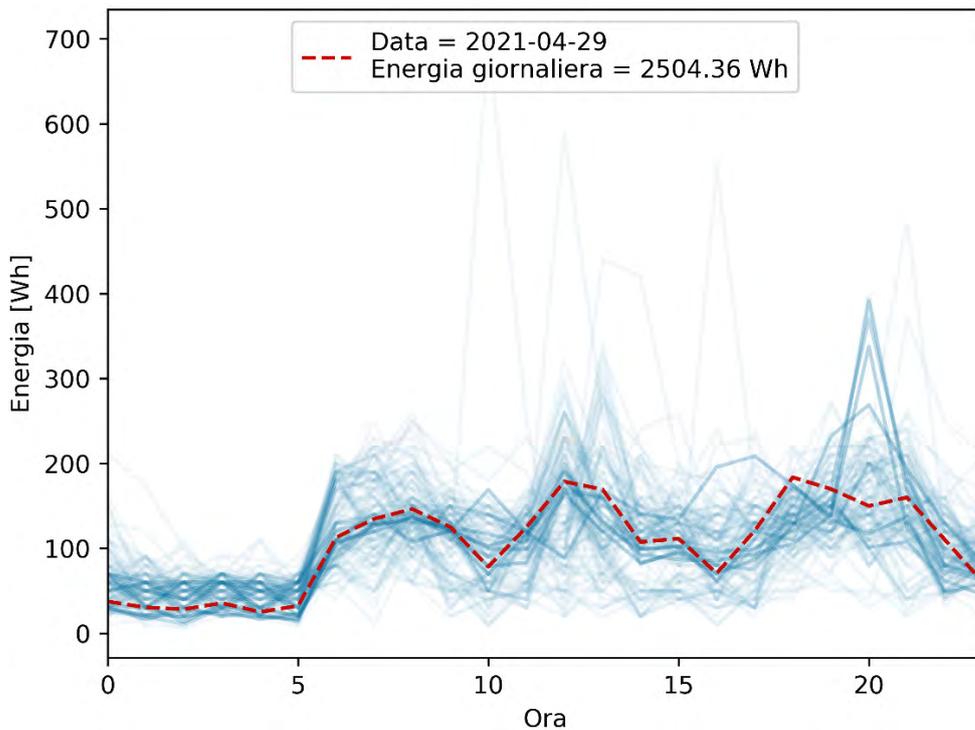


Figura 106. Profili di carico giornalieri per l'appartamento Tabona6 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

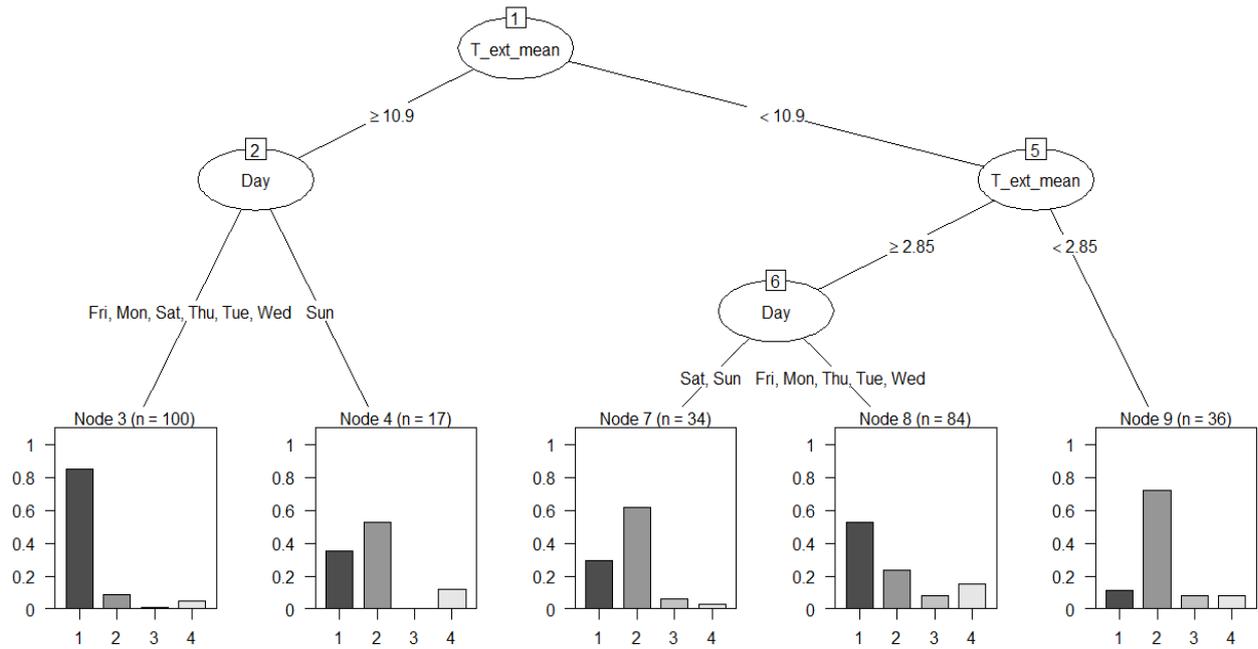


Figura 107. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona6

8.1.5 Appartamento Tabona7

Il processo non supervisionato applicato ai profili di carico relativi all'appartamento 'Tabona7' ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. A differenza dei casi precedenti, in questo caso la baseload, rappresentata dal cluster 2, risulta più variabile e maggiormente influenzata dalla presenza di picchi improvvisi legati all'accensione delle appliances.

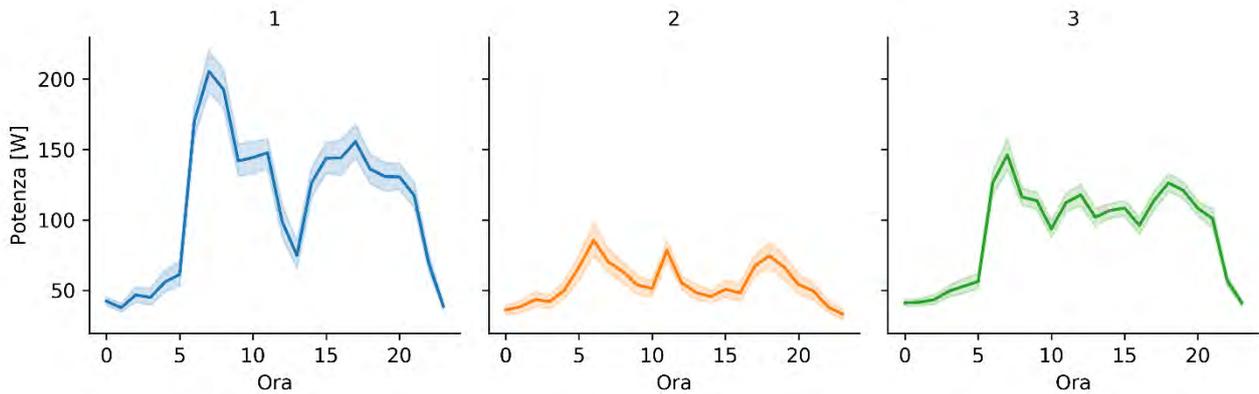


Figura 108. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona7 con $K = 3$

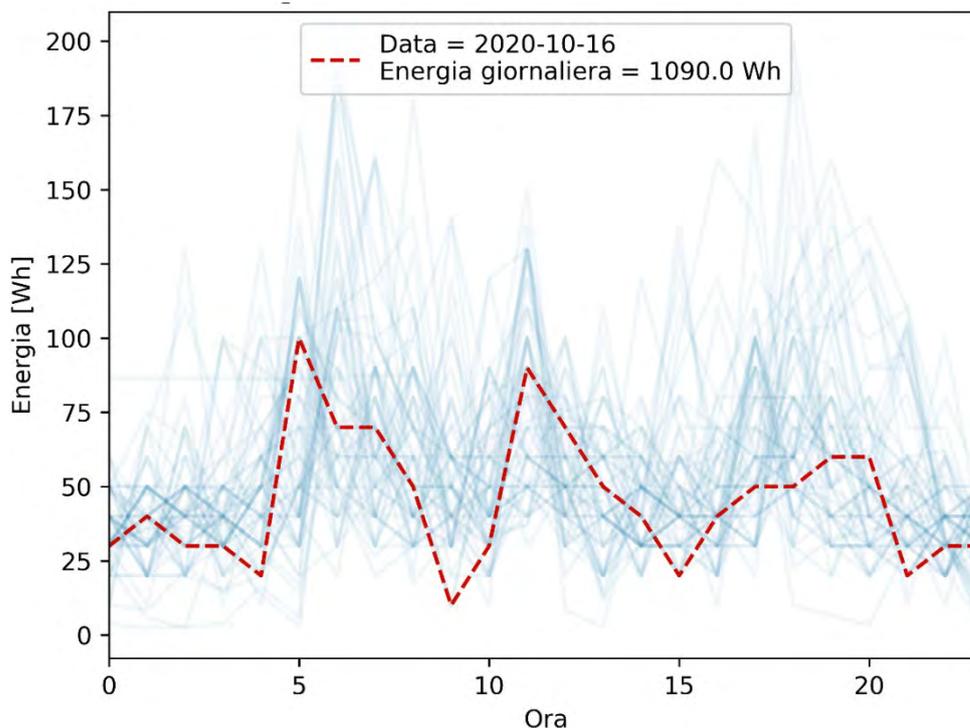


Figura 109. Profili di carico giornalieri per l'appartamento Tabona7 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

L'albero di classificazione, riportato in Figura 110, è stato ottenuto con un'accuratezza di predizione del 77.5%, tenendo conto della temperatura esterna media giornaliera come sola variabile predittiva. Il nodo 3 (n=93) contiene il numero di profili di carico maggiore, e fornisce una chiara informazione: qualora il valore di temperatura esterna sia compresa tra 5.9 ed 11.75 °C, è altissima la probabilità che il profilo di carico dell'appartamento *Tabona7* sia molto simile a quello del cluster 3. Lo stesso può affermarsi per il caso in cui il valore di temperatura sia maggiore di 20.6 °C. Tuttavia, per valori di temperatura inferiori a 5.9 °C, il profilo di carico risulterebbe molto più simile al caso del cluster 1, dove i consumi presentano dei picchi maggiori nel corso della mattinata e che potrebbero essere dovuti all'accensione di appliances elettriche da parte degli occupanti con finalità di riscaldamento. Infine, il CART ottenuto per l'appartamento Tabona7 prevede che il profilo di assorbimento di potenza giornaliero dell'abitazione possa essere molto simile al profilo di baseload (i.e., cluster 2) nel caso in cui la temperatura esterna giornaliera abbia un valore medio compreso tra 11.75 e 20.9 °C.

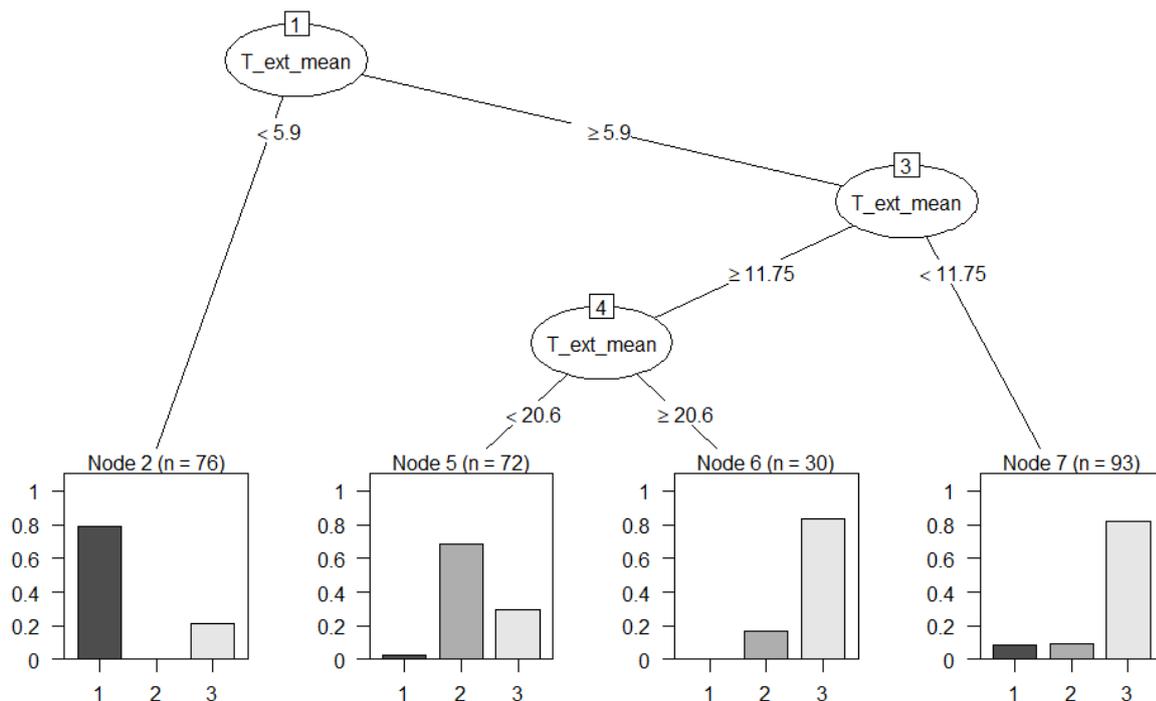


Figura 110. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona7

8.1.6 Appartamento Tabona9

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per i profili di carico dell'appartamento 'Tabona9' ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. La Figura 111 mostra i centroidi ed il corrispondente range di variabilità. È evidente che il cluster 2 sia rappresentativo di tutti i giorni aventi un picco serale compreso tra le 22 e le 23. Inoltre, il cluster 1 presenta tre zone a maggior consumo, in corrispondenza delle ore mattutine, delle ore legate al pranzo ed a quelle legate alla cena. Infine, il cluster 3 è quello caratterizzato da un minor consumo energetico, per il quale è stato riportato in Figura 112 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 2 Aprile del periodo analizzato. Nel corso di questa giornata i consumi energetici registrati nel cluster di baseload risultano essere circa pari a 3.47 kWh.

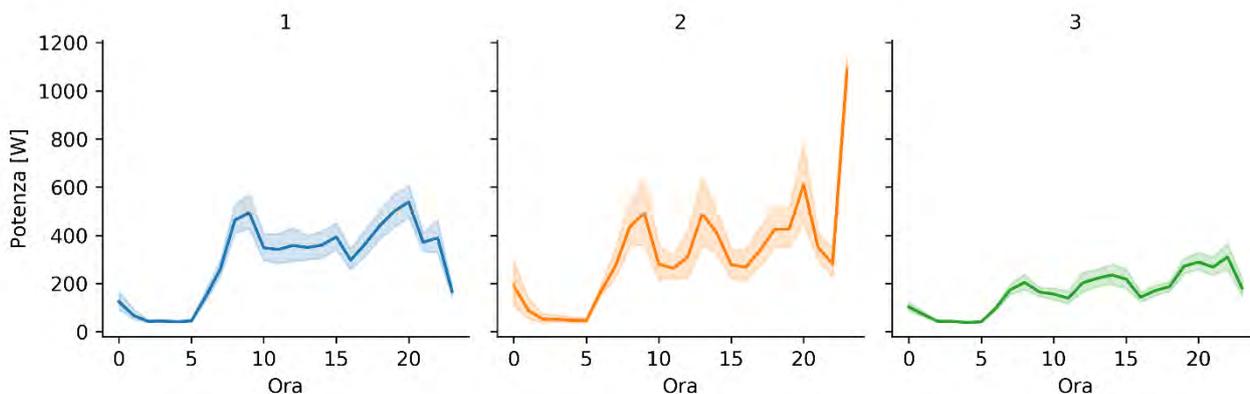


Figura 111. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona9 con $K = 3$

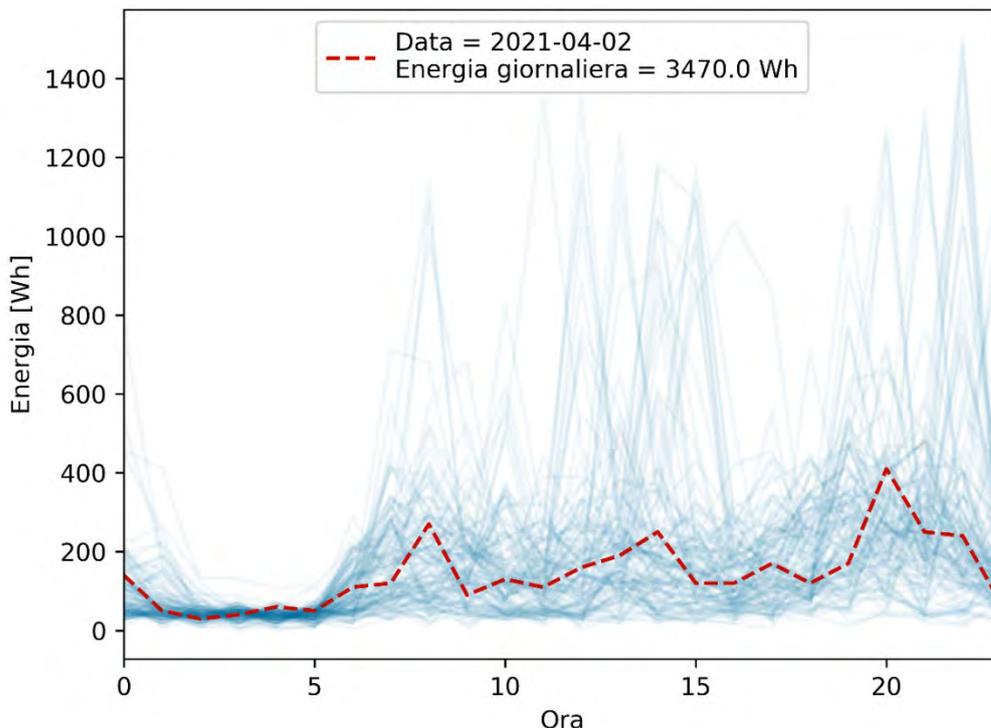


Figura 112. Profili di carico giornalieri per l’appartamento Tabona9 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

La classificazione dei profili di carico è stata effettuata per mezzo del CART, considerando come variabili predittive la temperatura esterna media giornaliera ed il giorno della settimana.

L’albero di classificazione, riportato in Figura 113, è stato ottenuto con un’accuratezza di predizione del 67.2%. Dai risultati ottenuti si nota che il profilo di carico giornaliero potrebbe essere simile al profilo di baseload (i.e., cluster 3) qualora la temperatura esterna media giornaliera sia superiore a 13.25 °C, come indicato nel nodo 7 (n=76). Per valori di temperatura esterna inferiori a questo valore, la classificazione necessita di un’ulteriore divisione rispetto al giorno della settimana in modo da permettere la predizione dei profili di carico, indicando che nel caso in cui il giorno della settimana sia il Lunedì, il Martedì o il Giovedì, l’appartamento *Tabona9* potrebbe avere un profilo di assorbimento di potenza simile a quello rappresentativo del cluster 1, dove sono presenti due picchi di potenza sia in mattinata che nelle ore serali. Per i giorni della settimana rimanenti può essere fatta la stessa previsione, ma con un’attendibilità minore (come indicato nel nodo 5), qualora il valore di temperatura esterna superiori a 4.15 °C. Per concludere, nel caso di temperature esterne minime assolute, si prevede che il profilo di assorbimento dell’appartamento possa presentare dei picchi improvvisi di assorbimento di potenza, come evidenziato in Figura 111 per il cluster 2.

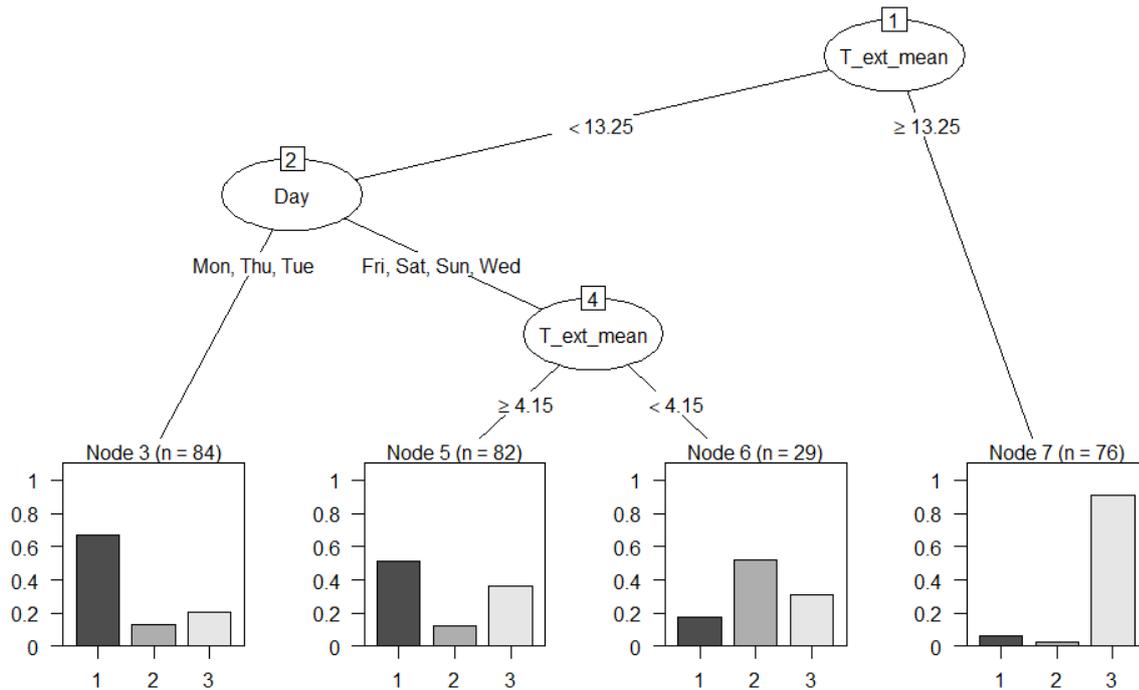


Figura 113. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona9

8.1.7 Appartamento Tabona10

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'appartamento Tabona10 ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentati in Figura 114, evidenziano come i consumi energetici siano caratterizzati da diversi picchi sia nelle ore serali che in quelle mattutine e pomeridiane. La particolarità dei cluster analizzati è che, a differenza di quelli relativi ai precedenti appartamenti, questi presentino il picco serale tra le 17 e le 19, in leggero anticipo rispetto a quanto precedentemente analizzato. Il cluster 2 invece, è caratterizzato dall'assenza di picchi e può essere riconducibile ai weekend, i quali presentano un profilo omogeneo, specialmente la domenica, dovuto probabilmente ad un pattern occupazionale differente da quello settimanale. L'analisi della baseload in Figura 115 mostra il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 17 Gennaio del periodo analizzato. Tale giorno, una domenica, è rappresentativo del consumo tipico dei weekend.

La classificazione dei profili di carico è stata effettuata per mezzo del CART, considerando come variabili predittive la temperatura esterna media giornaliera ed il giorno della settimana.

L'albero di classificazione, riportato in Figura 116, è stato ottenuto con un'accuratezza del 63.2%. Questo risultato è riconducibile al fatto che nel corso dei giorni lavorativi ed in funzione di determinate condizioni di temperatura esterna media giornaliera, il CART non garantisce una netta classificazione del profilo di carico, come è possibile vedere sia nel nodo 6 che nel nodo 9. Al contrario, sia nelle giornate di Sabato e Domenica che nel caso delle giornate lavorative dal Lunedì al Venerdì per valori di temperatura esterna maggiori di $18.85\text{ }^{\circ}\text{C}$, il CART predice che i profili di assorbimento di potenza avranno per l'appartamento Tabona10 un andamento simile a quello del cluster di baseload (i.e., cluster 2).

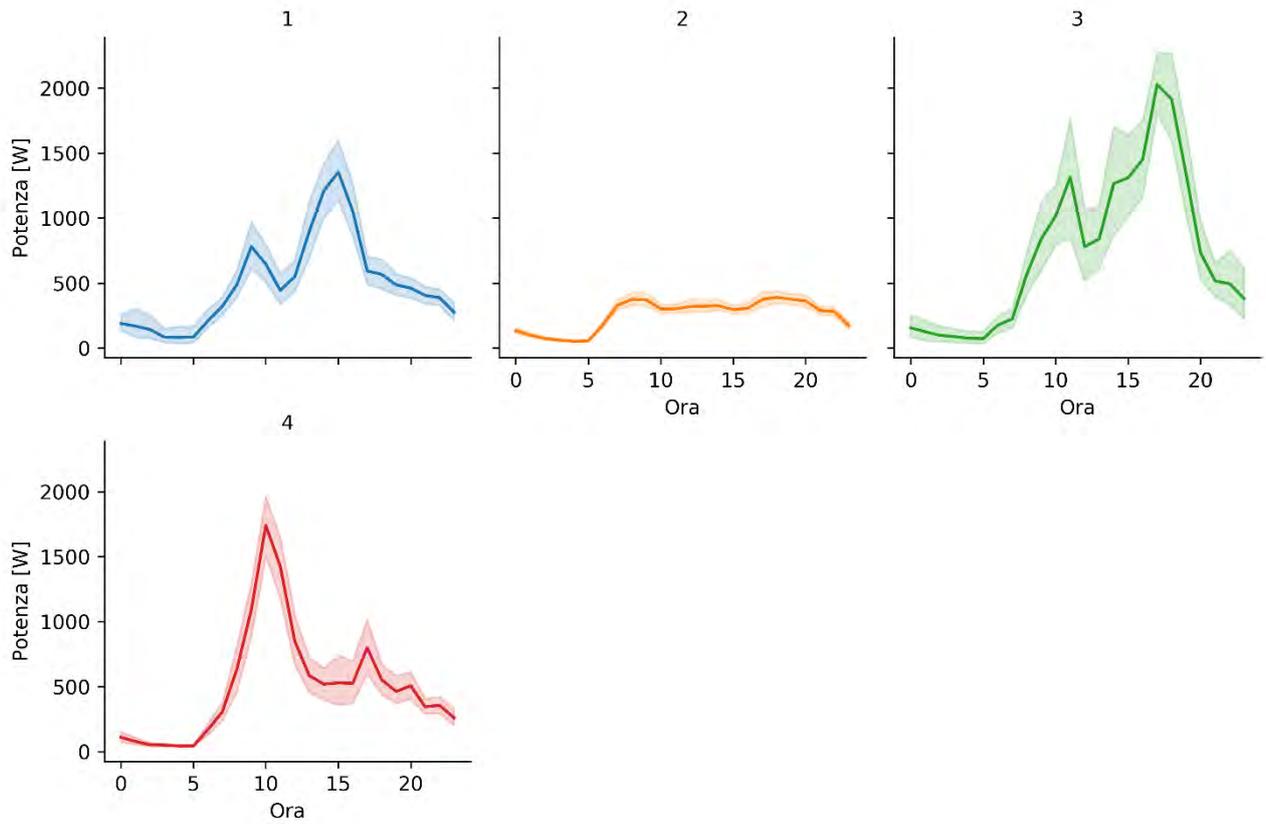


Figura 114. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona10 con K = 4

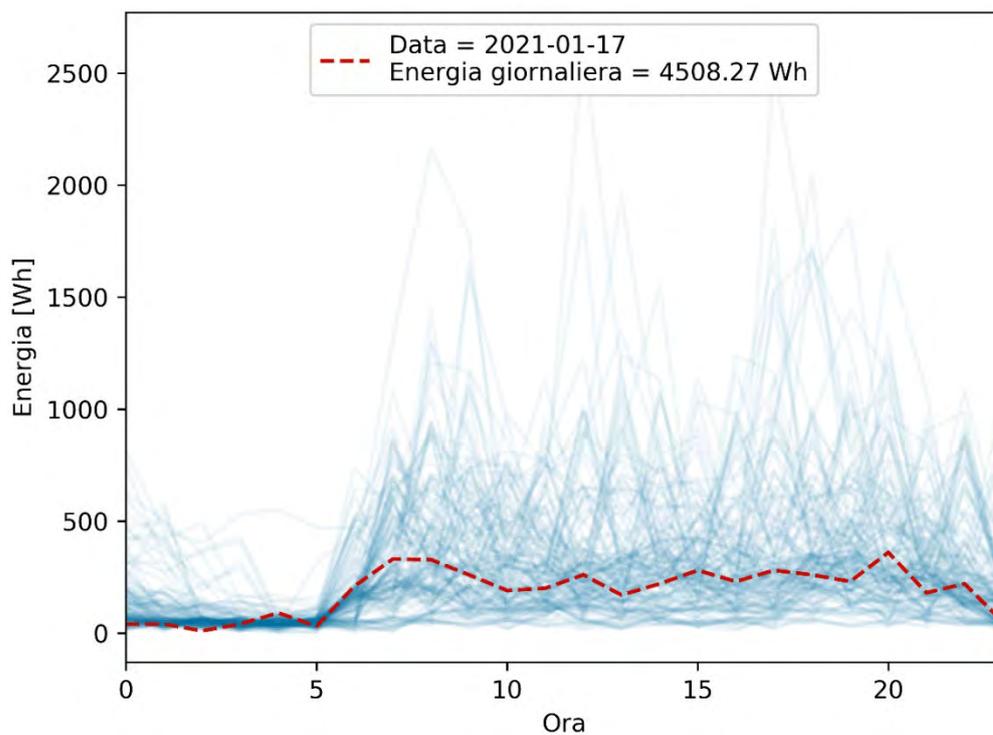


Figura 115. Profili di carico giornalieri per l'appartamento Tabona10 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

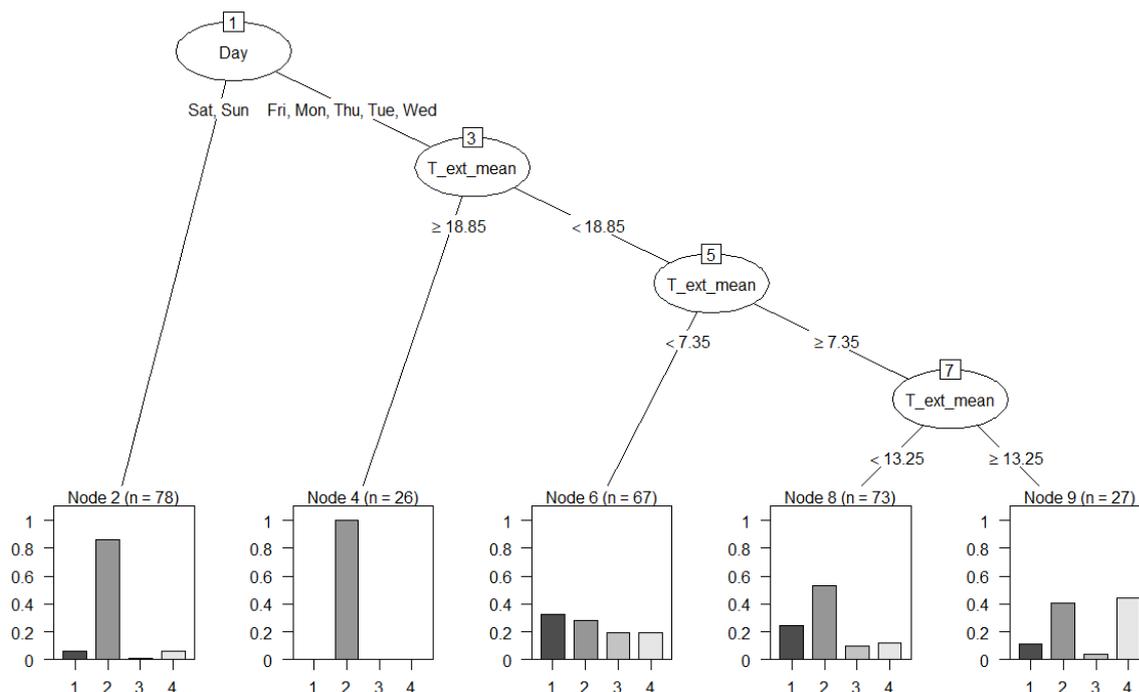


Figura 116. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona10

8.1.8 Appartamento Tabona11

L'analisi dei dati di consumo dell'appartamento 'Tabona11' ha condotto alla scelta di un valore di K pari a 3. Come osservabile in Figura 117, i primi due cluster son caratterizzati da un profilo omogeneo, caratterizzato dall'assenza di picchi. Viceversa, il cluster 3 si distingue per via di un picco in corrispondenza delle 19. Analizzando congiuntamente la Figura 36 e la Figura 117, è possibile notare come il cluster 3 presenti un centroide simile al profilo di carico del sabato, caratterizzato da un aumento dei consumi tra le 7 e le 9 del mattino, una successiva diminuzione che termina con un nuovo aumento dei consumi dalle 13 alle 15. Ciò che caratterizza maggiormente sia la giornata di sabato sia il suddetto cluster è il picco alle ore 19. Il cluster 1 invece è rappresentativo degli altri giorni della settimana nei quali, un consumo leggermente più alto al mattino ed alla sera è intervallato da un consumo energetico minore nelle ore centrali della giornata. La baseload, identificabile nel cluster 2, è mostrata in Figura 118: il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 8 Maggio del periodo analizzato e presenta un consumo pari a circa 1.6 kWh. Osservando la figura, è possibile constatare la robustezza del cluster, con i profili di carico aventi un andamento affine al centroide, eccetto alcuni profili che presentano invece picchi sporadici dovuti all'utilizzo stocastico delle appliances.

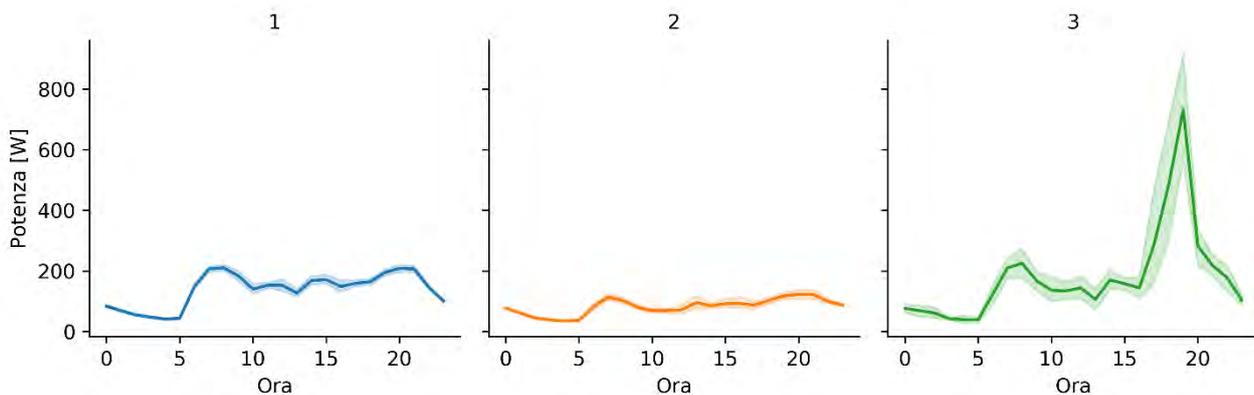


Figura 117. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'appartamento Tabona11 con K = 3

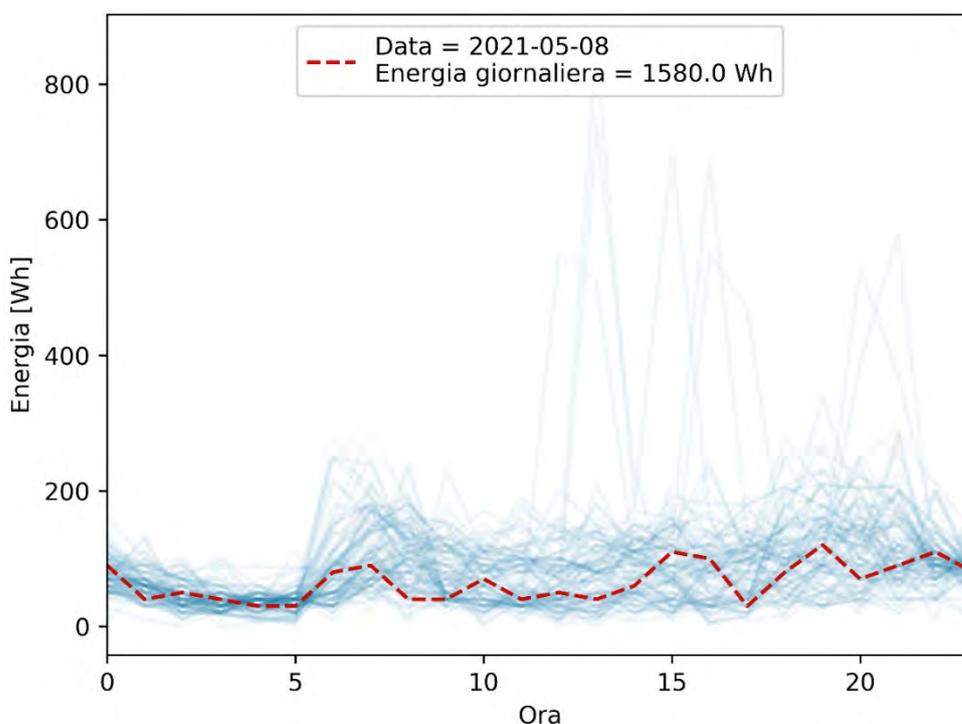


Figura 118. Profili di carico giornalieri per l'appartamento Tabona11 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

La classificazione dei profili di carico, effettuata per mezzo del CART riportato in Figura 119 e con temperatura esterna media giornaliera ed il giorno della settimana come variabili di predizione, è stato ottenuto con un'accuratezza del 85.6%: questo rappresenta il valore di accuratezza più alto in assoluto tra gli appartamenti di Pinerolo. La maggior parte degli elementi sono presenti all'interno del nodo 2 (n=154), dove per valori di temperatura esterna minori a 10.9 °C i profili vengono caratterizzati come appartenenti principalmente al cluster 1, corrispondente ad utenti che presentano un consumo energetico leggermente più elevato a quello di baseload e con assorbimento di potenza orario omogeneo tra le 8 e 21. Qualora la temperatura esterna media giornaliera salga al di sopra di 10.9 °C, il CART predice i profili di carico come appartenenti al cluster di baseload (i.e., cluster 2), soprattutto se: il giorno della settimana corrisponda al Lunedì o Martedì, o il valore di temperatura esterna sia compreso tra 12.15 e 14.7 °C anche tra il Mercoledì e la Domenica, o ancora

per valori di temperatura esterna media maggiore di 14.7 °C. Il cluster 3 viene predetto raramente e solo nel nodo 2, anche a causa del fatto che il numero di elementi appartenente ad esso è molto basso, come dimostra l'ampiezza della banda di incertezza intorno al profilo centroide in Figura 117.

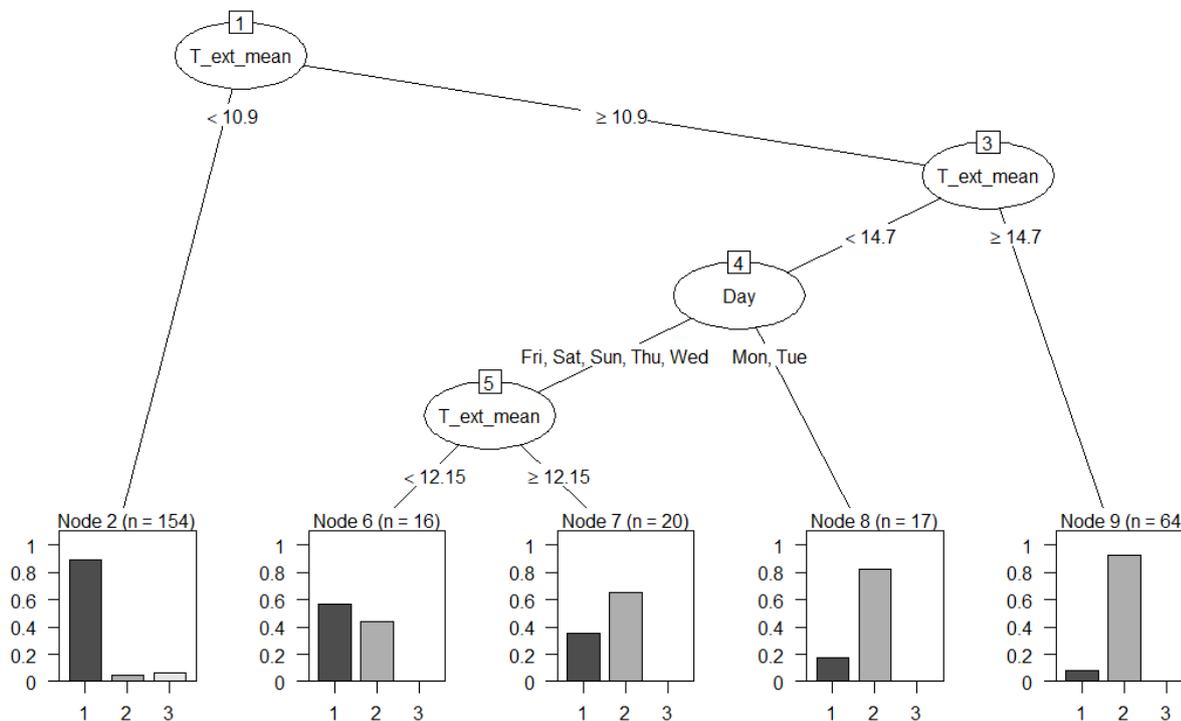


Figura 119. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'appartamento Tabona11

8.1.9 Aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo

In conclusione, il processo non supervisionato basato sulla cluster analysis è stato effettuato per l'aggregato degli appartamenti pilota analizzati, per il quale è stato scelto di utilizzare un valore di $K = 4$. Come ci si poteva aspettare, avendo analizzato i singoli appartamenti in precedenza, tutti i cluster eccetto il cluster 2, presentano due picchi, uno corrispondente alle ore mattutine ed uno in corrispondenza delle ore serali. Tale comportamento è spiegabile dal momento che gli appartamenti considerati hanno tutti destinazione residenziale e non commerciale. Tutti i centroidi dei profili di carico rappresentati in Figura 120, infatti, evidenziano come i consumi energetici presentano alcuni picchi nel corso delle ore serali, più o meno elevati. Il profilo di baseload, corrispondente al cluster 2, presenta anch'esso un aumento di consumo nelle ore serali, legato al fatto che tutti gli appartamenti presentano in tutti i giorni della settimana un consumo crescente nelle ore serali, evidentemente dovuti agli elettrodomestici legati alla cena. È inoltre riportato, nella Figura 121, il profilo di carico reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita corrispondente a quello della giornata del 18 Ottobre del periodo analizzato, il quale presenta un consumo di 22 kWh.

La predizione dei profili di carico per l'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo è stata ottenuta per mezzo del CART, rappresentato in Figura 122, con un'accuratezza pari al 62.7%. L'albero di classificazione e regressione indica che nel caso in cui la temperatura esterna media giornaliera sia maggiore di 11.65 °C, i profili di carico dell'aggregato degli appartamenti hanno un'elevata probabilità di essere simili a quello di baseload (i.e., cluster 2), con assorbimento di potenza intorno ad 1 kW nel corso dell'intera giornata, eccetto che alla sera dove l'utilizzo di diverse appliances fa registrare un

picco di circa 1.5 kW. Per valori di temperatura esterna giornalieri minori (nello specifico compresi tra 4.45 e 11.65 °C), si prevede che il profilo di carico segua l'andamento del cluster 1, con assorbimenti di potenza di valore doppio rispetto al cluster di baseload. Infine, nel caso di valori di temperatura minori a 4.45 °C, e quindi tra quelli minimi registrati sul territorio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi, il CART necessita della distinzione tra i diversi giorni della settimana per operare la classificazione e predizione dei profili: in questo caso, qualora il giorno della settimana corrisponda al Lunedì o Mercoledì, il profilo di carico presenterà probabilmente due picchi di assorbimento intorno alle ore 12 e 21, come già evidenziato dai profili tipologici della maggior parte degli appartamenti del condominio nelle giornate di Lunedì e Mercoledì.

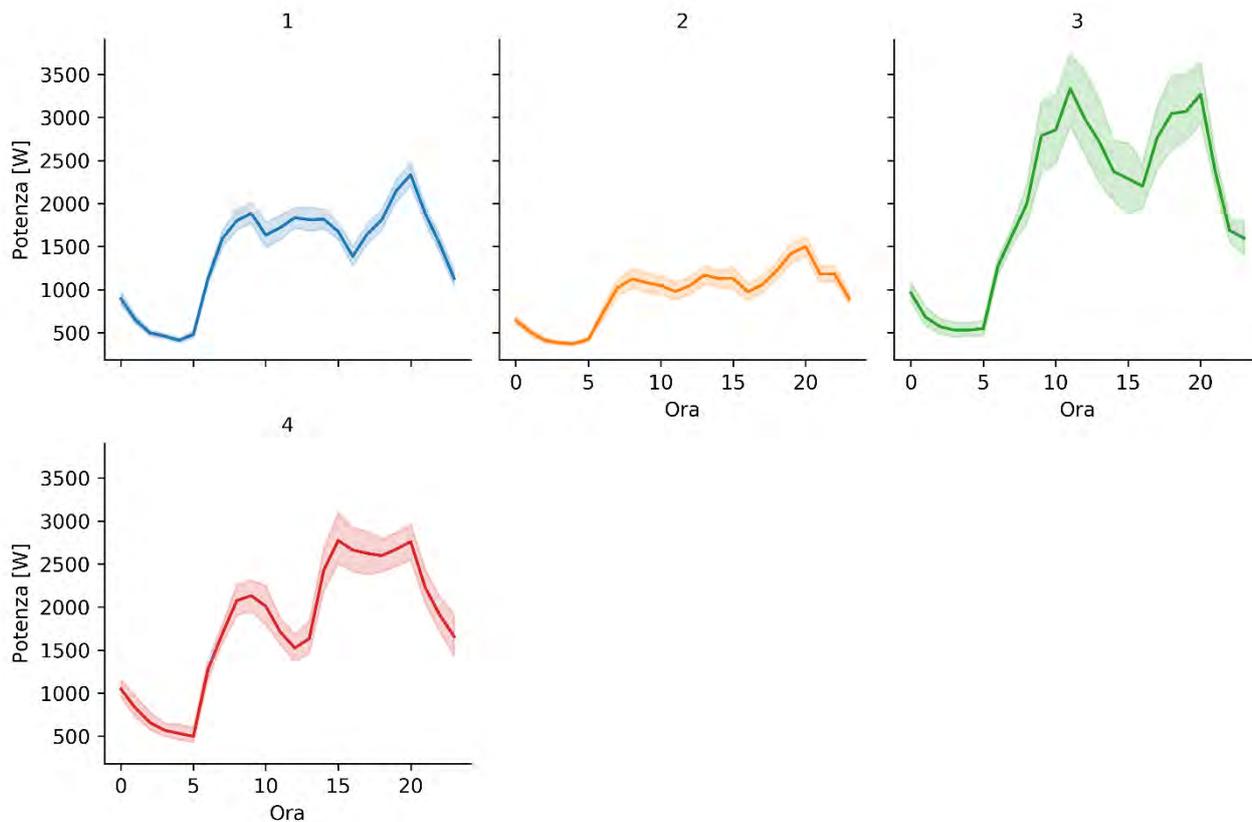


Figura 120. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo con K = 4

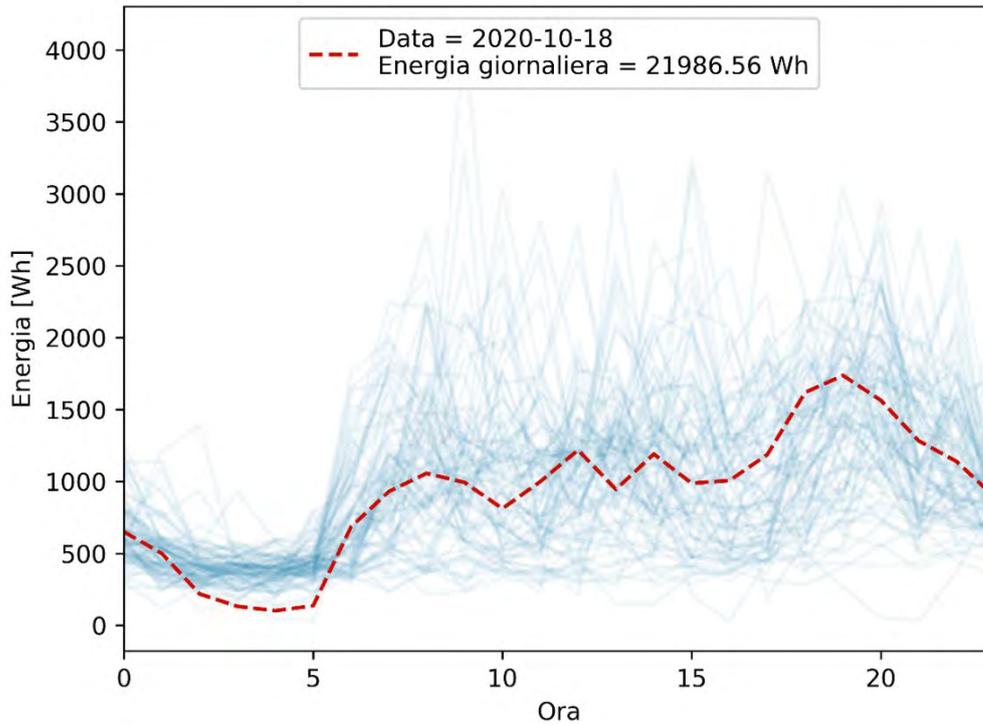


Figura 121. Profili di carico giornalieri per l'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

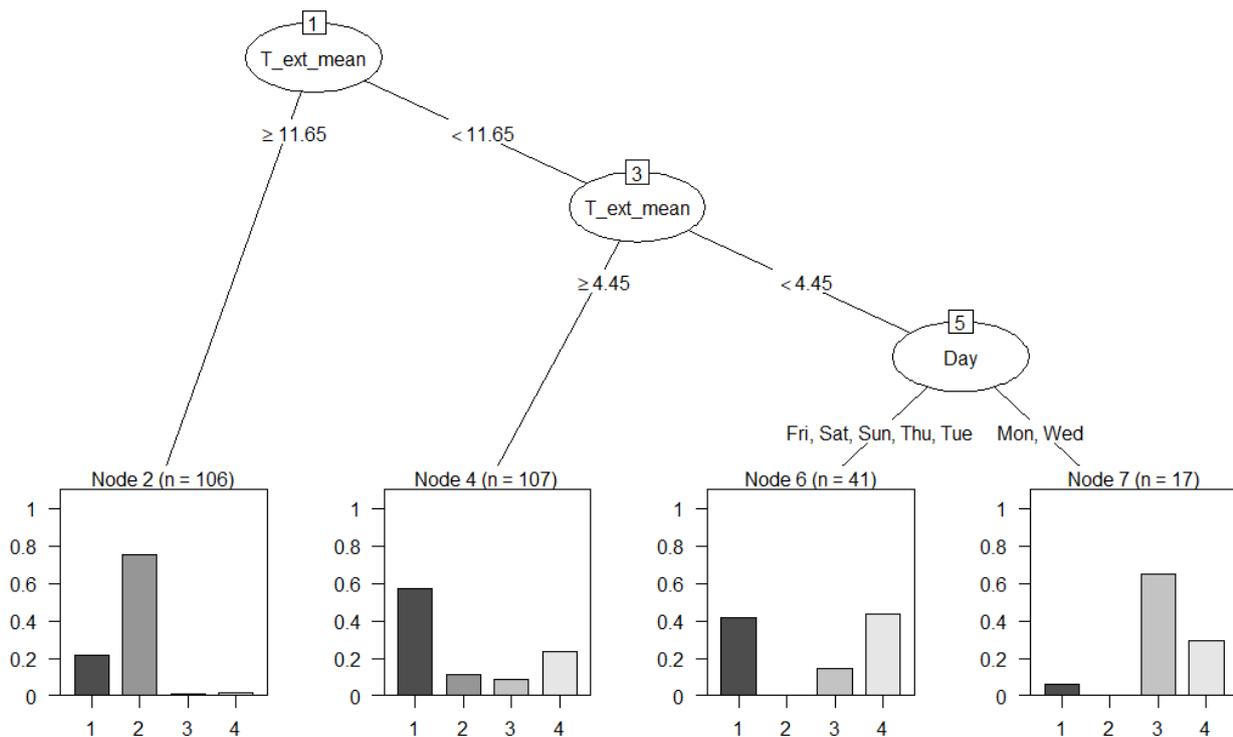


Figura 122. CART per la caratterizzazione e la predizione dei cluster dell'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo

9 Identificazione di profili di carico tipologici attraverso processo non supervisionato per i nuovi edifici pilota situati nel territorio di Roma e Viterbo

Il pre-processing e le analisi svolte sui dati di assorbimento elettrico per le abitazioni selezionate a valle del diagramma di Gantt in Figura 45, sono state condotte per ottenere come nel caso di Centocelle e per mezzo di un processo non supervisionato basato sulla Cluster Analysis, i loro profili di carico tipologici, aggregati su base oraria.

9.1 Visualizzazione dei profili di carico caratteristici ottenuti per mezzo della Cluster Analysis

In questa sezione sono mostrate, per i nuovi edifici pilota situati nel territorio di Roma e Viterbo alcune visualizzazioni che si riferiscono ai profili di carico ottenuti per mezzo della Cluster Analysis.

9.1.1 Edificio EB1

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio EB1 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentate in Figura 123, evidenziano come i consumi energetici risultino essere molto bassi nelle prime ore della giornata (fascia oraria notturna 0-6), per poi presentare dei picchi in fasce orarie differenti in base al profilo tipologico considerato: ad esempio, il picco di potenza più elevato viene registrato intorno alle ore 15 ed è rappresentato nel cluster 3. Il profilo di baseload, rappresentato dal cluster 1, presenta anche un picco nelle ore serali, legato al fatto che in tutti i giorni della settimana, come evidenziato in Figura 47, i consumi presentano un aumento nella fascia oraria 20-21. Questo aumento dei consumi è anche rappresentato nel profilo reale, analizzato in Figura 124, più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 6 Agosto e per il quale si registrano consumi nell'ordine dei 3.5 kWh.

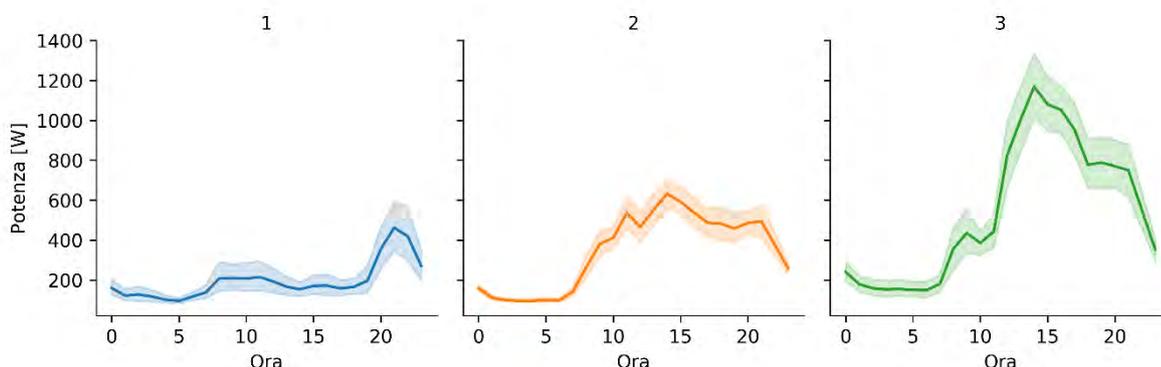


Figura 123. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB1 con $K=3$

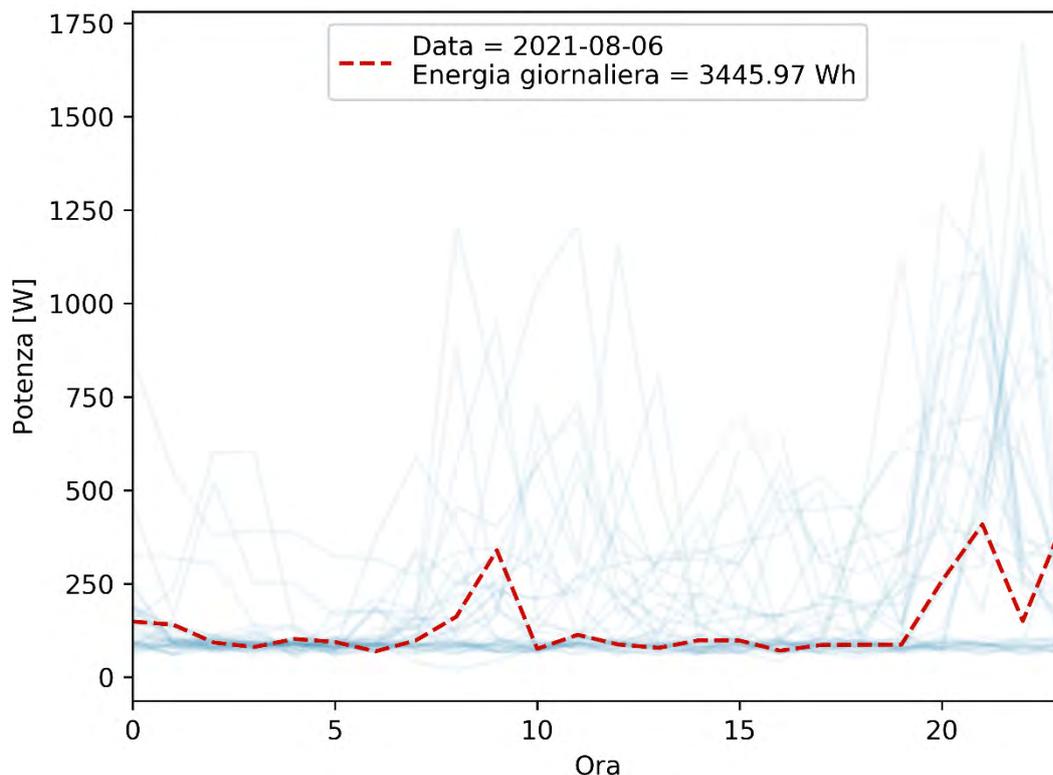


Figura 124. Profili di carico giornalieri per l'edificio EB1 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

9.1.2 Edificio EB3

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio EB3 ha condotto alla scelta del valore di $K = 4$. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. I centroidi dei profili di carico ottenuti ed il corrispondente range di variabilità, visibili in Figura 125, evidenzia che nel cluster 2 è presente un ridotto numero: questo comporta per esso la presenza di una banda di incertezza attorno al profilo centroide non trascurabile. Inoltre, i profili di carico tipologici presentano alcune caratteristiche già emerse in Figura 49. Risulta possibile identificare il profilo di carico di baseload con il cluster 1. Per quest'ultimo, in Figura 126 è rappresentato il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 11 Agosto e con consumo tra 2 e 3 kWh.

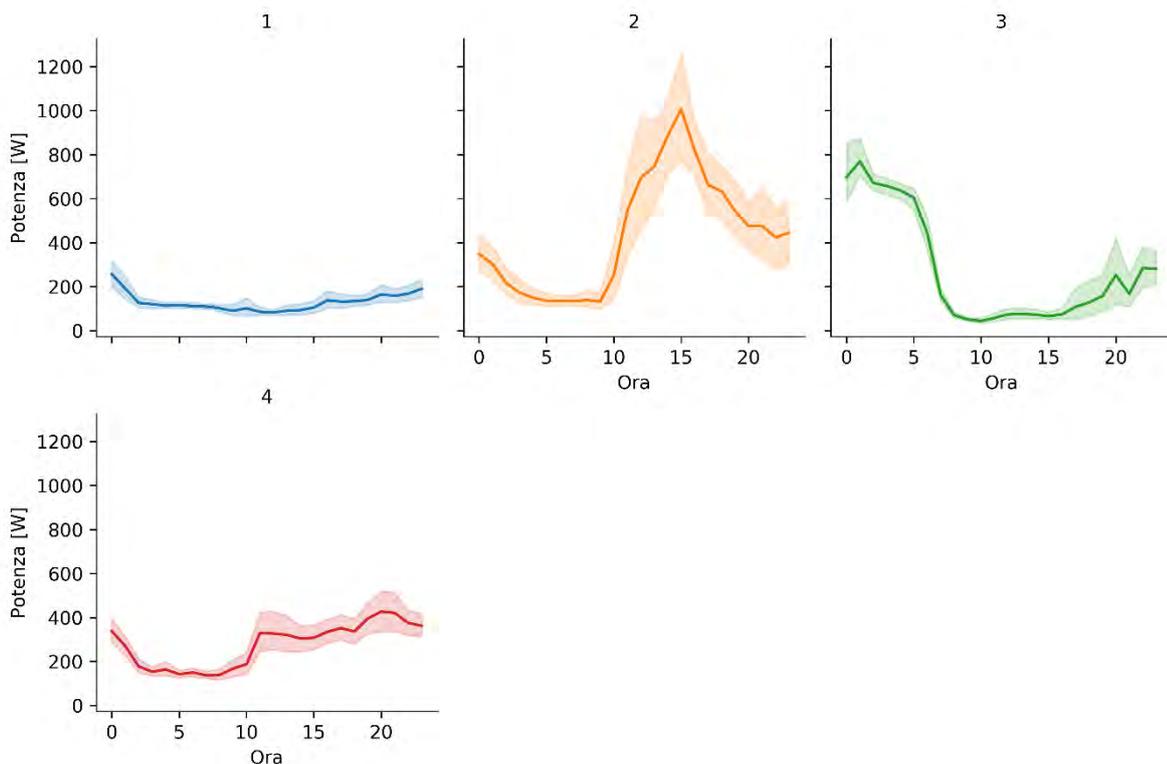


Figura 125. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB2 con K=4

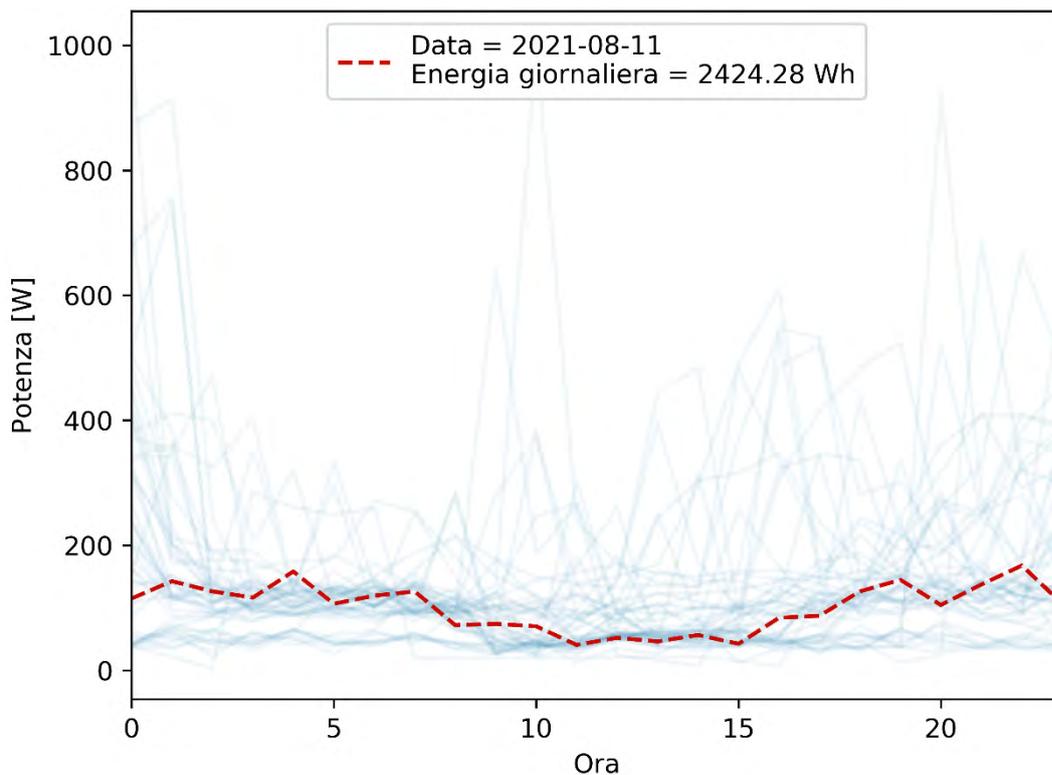


Figura 126. Profili di carico giornalieri per l'edificio EB3 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

9.1.3 Edificio EB4

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per i profili di carico ottenuti per l'edificio EB4 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. La Figura 127 mostra i centroidi dei profili di carico, da cui è possibile affermare che il cluster 1 corrisponde al profilo a minor consumo di energia. Per quest'ultimo è stato riportato in Figura 128 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 14 Settembre del periodo analizzato. Inoltre, i consumi energetici registrati nel cluster di baseload risultano essere dimezzati rispetto all'edificio EB1.

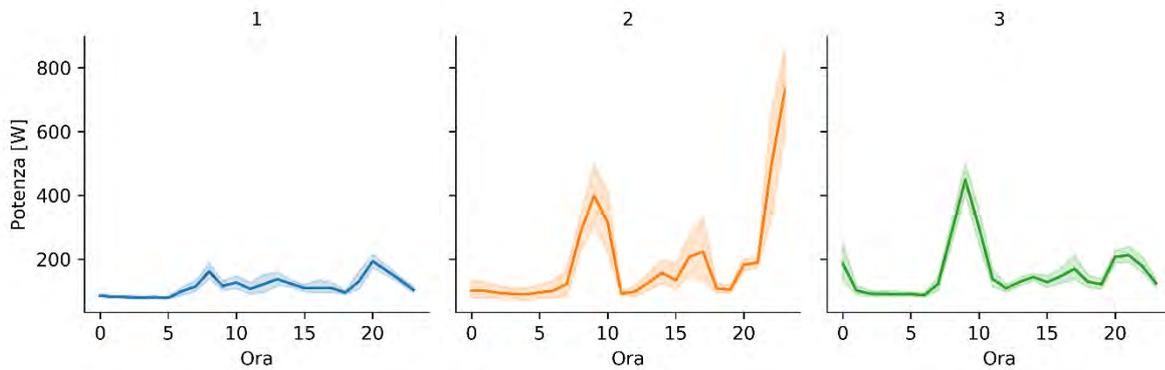


Figura 127. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB4 con $K=3$

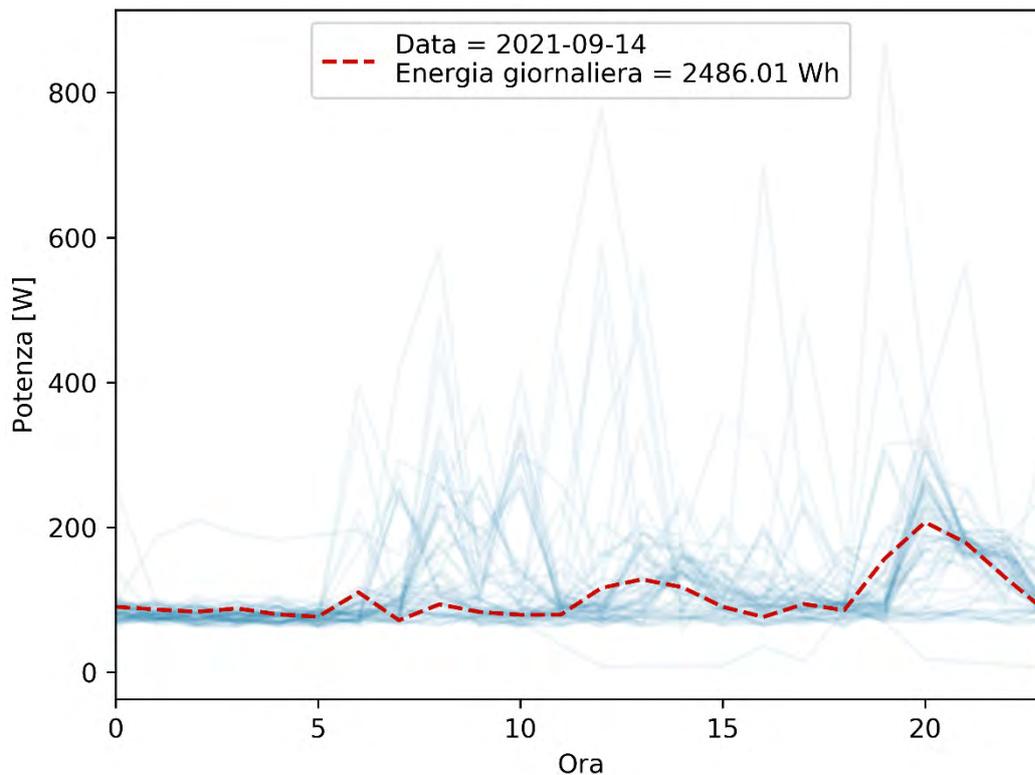


Figura 128. Profili di carico giornalieri per l'edificio EB4 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

9.1.4 Edificio EB5

L'analisi dei profili di carico ottenuti per mezzo della cluster analysis per i profili di carico ottenuti per l'edificio EB5 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. La Figura 129 mostra i centroidi ed il corrispondente range di variabilità. Come nel caso dell'edificio EB3, anche in questo edificio l'utilizzo dei condizionatori ha un'influenza importante sui profili di carico ottenuti, come evidenziato nei cluster 1 e 2, dove i consumi risultano essere elevati nel corso della fascia oraria 12-15, con valori di assorbimento di potenza che raggiunge picchi superiori a 1.5 kW. Il profilo di baseload corrisponde al cluster 3, per il quale è stato riportato in Figura 130 anche il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, ottenuto nella giornata del 5 Luglio del periodo analizzato, che risulta essere leggermente influenzato dall'improvvisa accensione di elettrodomestici.

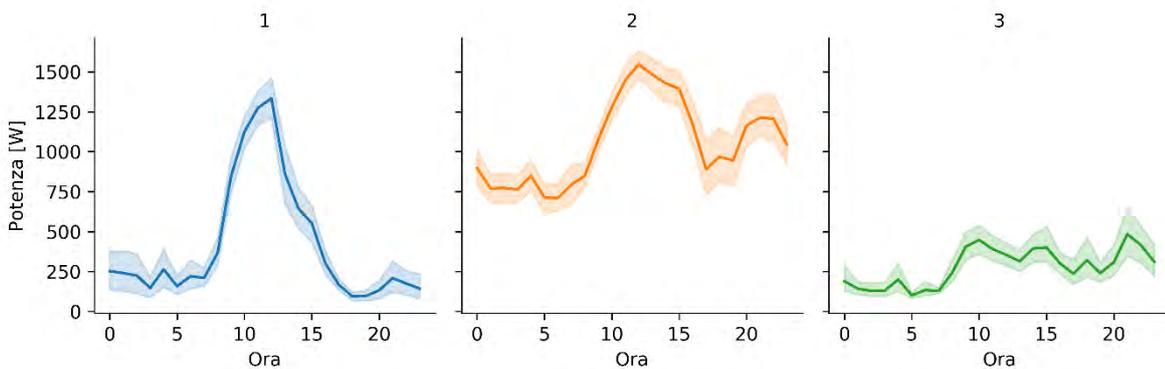


Figura 129. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB5 con $K=3$

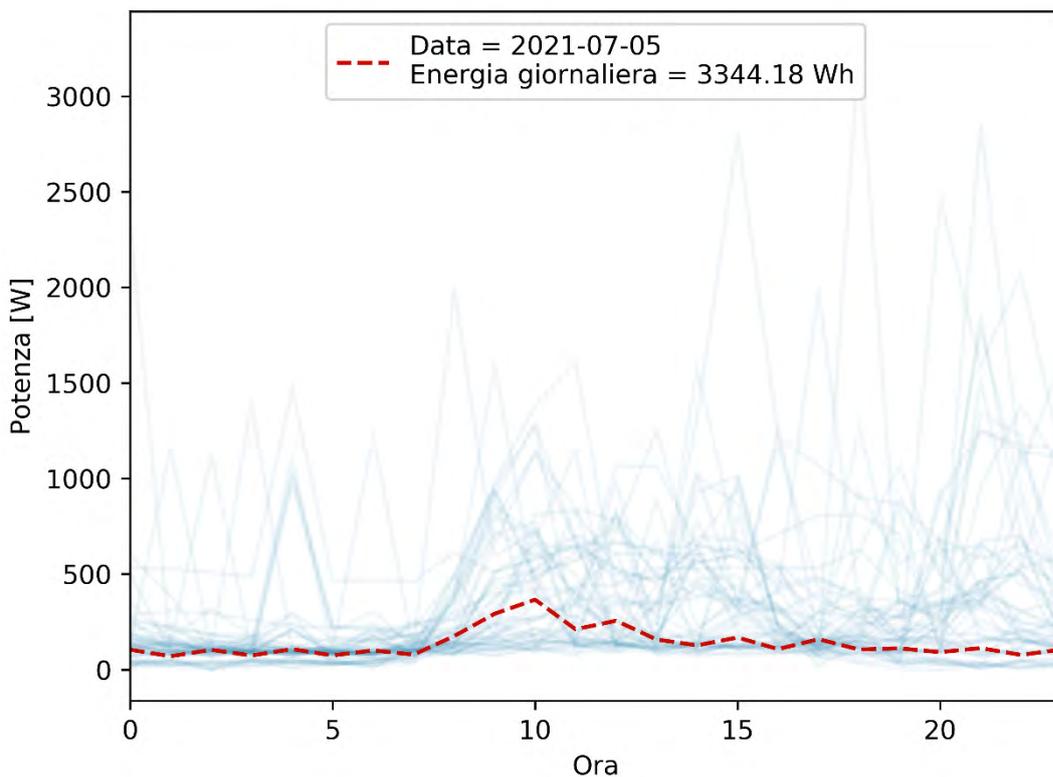


Figura 130. Profili di carico giornalieri per l'edificio EB5 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

9.1.5 Edificio EB6

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio EB6 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. Questo valore ha permesso di ottenere dei cluster dai quali è possibile estrarre univocamente delle informazioni ben definite. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentate in Figura 131, evidenziano come i consumi energetici risultino essere molto bassi nelle prime ore della giornata, per poi presentare alcuni picchi nel corso della fascia centrale della giornata (per il cluster 2, il quale presenta ridotto numero di elementi come evidenziato dalla banda di incertezza intorno al relativo centroide) e durante le ore serali (cluster 3). Comparando i cluster ottenuti con il calendar plot in Figura 55, è possibile identificare rispettivamente nel cluster 1 il baseload, la quale presenta anche un picco nelle ore serali, legato al fatto che in tutti i giorni della settimana, come evidenziato in Figura 55, i consumi presentano un piccolo aumento intorno alle ore 20. Questo aumento dei consumi è anche rappresentato per il cluster di baseload nel profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 18 Ottobre del periodo analizzato e riportato in Figura 132, per il quale si registrano consumi nell'ordine dei 5.5 kWh.

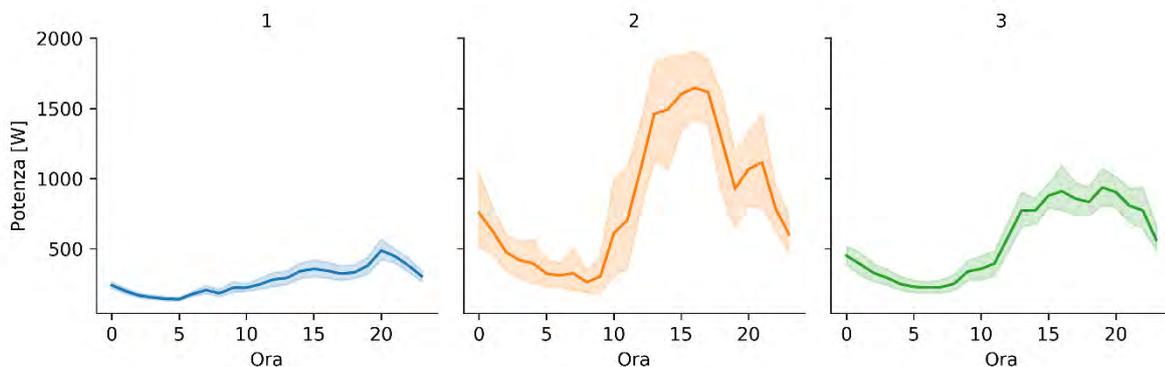


Figura 131. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB6 con $K=3$

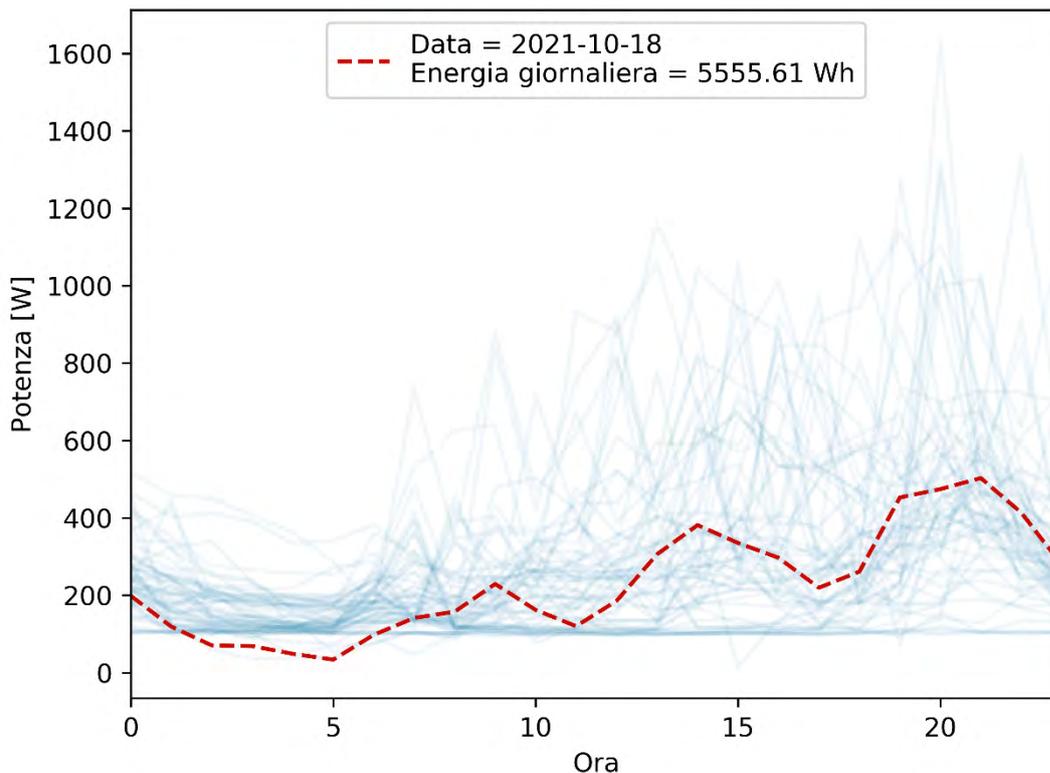


Figura 132. Profili di carico giornalieri per l’edificio EB6 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

9.1.6 Edificio EB9

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l’edificio EB9 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. I centroidi dei profili di carico ottenuti, rappresentati in Figura 133, evidenziano come i consumi energetici presentano alcuni picchi sia nel corso del pomeriggio (i.e., cluster 1) ma anche nel corso delle ore serali (i.e., cluster 3, tuttavia la cardinalità di questo profilo di carico è bassa come evidenziato dall’ampia banda di incertezza intorno al centroide). Il profilo di baseload, corrispondente al cluster 2, presenta valori di assorbimento di potenza maggiori rispetto agli altri edifici (minimo intorno a 500 W, circa il doppio per la media degli edifici). Inoltre, il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 6 Agosto del periodo analizzato, raffigurato in Figura 134, presenta un andamento abbastanza omogeneo e non influenzato dall’accensione degli elettrodomestici nel corso della giornata.

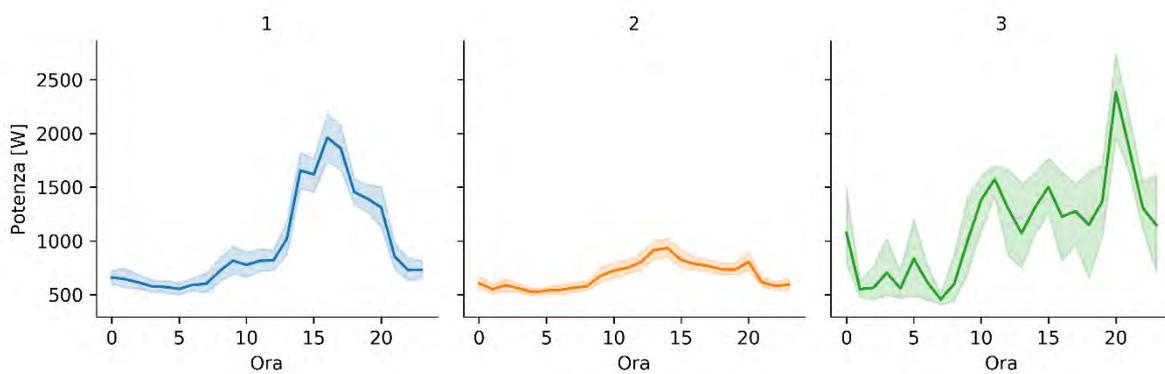


Figura 133. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB9 con K=3

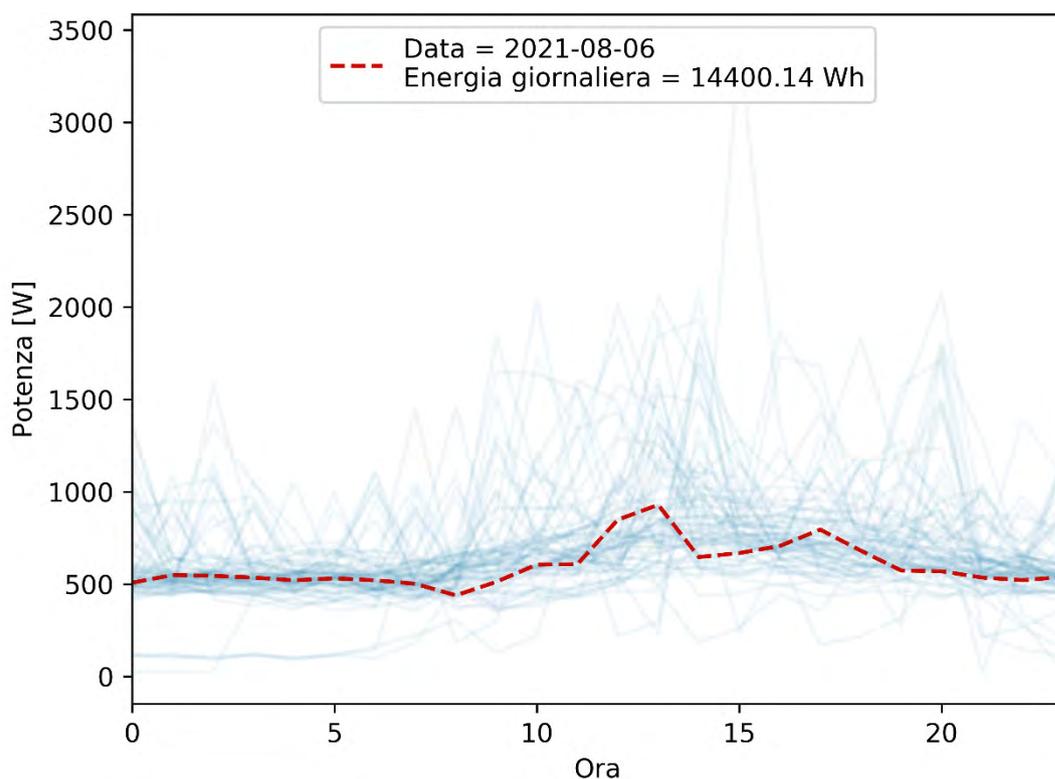


Figura 134. Profili di carico giornalieri per l'edificio EB9 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

9.1.7 Edificio EB12

Il processo non supervisionato per i profili di carico ottenuti per l'edificio EB12 ha condotto alla scelta del valore di $K = 3$. I centroidi dei profili di carico ottenuti, visibili in Figura 135, evidenziano alcune caratteristiche già emerse nei carpet plot e calendar plot in Figura 58 e Figura 59: è possibile, infatti, identificare il profilo di carico di baseload con il cluster 1. Per quest'ultimo, in Figura 136 è rappresentato il profilo reale più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita, corrispondente a quello della giornata del 7 Ottobre del periodo analizzato e con consumo di circa 4 kWh.

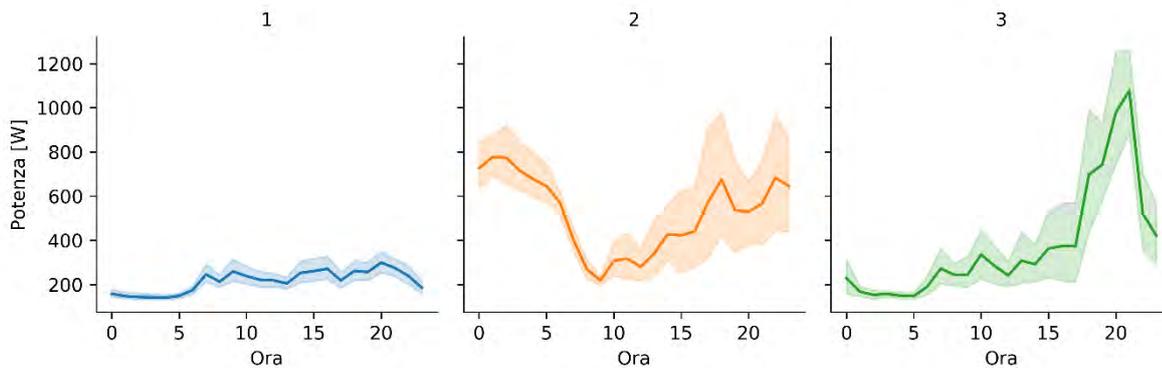


Figura 135. Profili di carico medio su base oraria e relativo range di variabilità per i cluster ottenuti per l'edificio EB12 con K=3

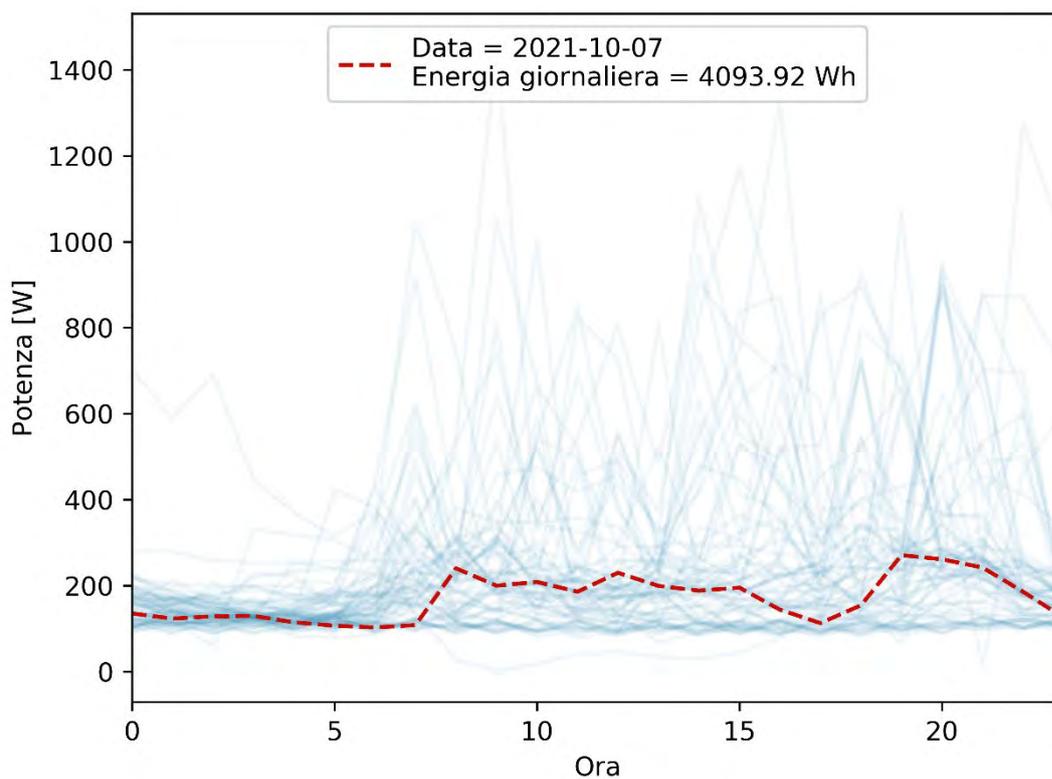


Figura 136. Profili di carico giornalieri per l'edificio EB12 con evidenza del profilo di carico reale (in rosso) più vicino al profilo ottenuto calcolando ora per ora il 50° percentile della potenza media assorbita nel cluster di baseload

10 Conclusioni

L'applicazione di processi supervisionati e non supervisionati sui 3 gruppi di edifici ha consentito di estrarre informazioni utili dai dati di monitoraggio per descrivere e caratterizzare i profili giornalieri di consumo dei diversi edifici indentificandone anche per ognuno un profilo caratteristico di baseload.

In particolare, i dati di monitoraggio sono stati processati con una metodologia robusta atta alla creazione di un database utilizzabile per ulteriori analisi, al fine di estrarre informazioni utili a fornire dei *feedback* nelle fasi di test dei sistemi di monitoraggio, rilevandone possibili problematiche di acquisizione e potenzialità di miglioramento. A seguito di ciò, visualizzazioni compatte utili agli utenti sono state fornite a diverse granulometrie per gli edifici residenziali analizzati.

Al fine di quantificare e successivamente sfruttare la flessibilità energetica di tali edifici è stata effettuata un'approfondita analisi di letteratura in ambito residenziale classificando e individuando i principali indicatori di prestazione. Inoltre, sono state analizzate le metodologie e gli strumenti atti al coinvolgimento degli utenti rispetto alla gestione flessibile dei carichi energetici in ambito residenziale. L'analisi si è concentrata sulla individuazione di metodi atti al coinvolgimento proattivo degli utenti per incentivarne la gestione flessibile dei carichi, sugli strumenti di comunicazione adottabili (*feedback* e *feedforward*) e sulle metodologie efficaci ad indagare le abitudini di consumo degli occupanti, in particolare rispetto all'uso elettrodomestici.

In seguito, grazie ai dati ottenuti nella prima parte dell'analisi, sono state effettuate delle analisi specifiche per ogni gruppo di edifici, sulla base della quantità e qualità dei dati disponibili per ogni campagna di monitoraggio. In particolare, per il gruppo di edifici di Centocelle le analisi hanno permesso di valutare le abitudini degli occupanti relativamente all'uso dell'energia sia a livello di singolo edificio che di aggregato. Le analisi effettuate hanno permesso di valutare l'influenza di ciascun edificio sull'aggregato e i profili tipologici dell'intera comunità. Per gli stessi edifici sono stati sviluppati degli alberi di classificazione a partire dai cluster di profili individuati per descrivere le variabili che influenzano un certo profilo e confrontare le abitudini dichiarate dagli utenti con il reale consumo monitorato. Inoltre, è stata effettuata una caratterizzazione utente che ha consentito di definire quattro tipologie tipiche per il distretto di Centocelle, in funzione dei profili di consumo principali per tutte le residenze analizzate. In seguito, le analisi sono state ripetute per gli appartamenti di Pinerolo, con particolare attenzione all'individuazione di un periodo comune per analizzare l'aggregato e una analisi specifica sulla produzione di energia da fotovoltaico, al fine di quantificare autoconsumo e autosufficienza per l'intero condominio. Inoltre, sono stati utilizzati alberi di classificazione predittivi utili a stimare il profilo di carico atteso sulla base di informazioni quali giorno della settimana e temperatura media esterna. Le analisi hanno fornito uno strumento stimativo dei profili di carico tenendo conto delle condizioni al contorno. Infine, sono state condotte analisi per ogni edificio appartenente al gruppo di edifici di Roma e Viterbo, al fine di caratterizzare i profili di consumo.

Le analisi condotte pongono le basi per la futura implementazione di strategie di gestione energetica per i singoli appartamenti così come per l'aggregato di edifici, in ottica di quantificazione e sfruttamento della flessibilità energetica per casi studio come comunità energetiche o gruppi di edifici che intendono partecipare a programmi di demand response.

Bibliografia

- [1] S. Romano, S. Fumagalli, S. Pizzuti, F. Romanello, and A. Zanela, "Tecnologie per le Smart Homes," *RdS/PTR(2019)/001*, 2019.
- [2] S. Romano *et al.*, "Smart Homes: servizi di supporto per l'utente finale per la consapevolezza energetica, la flessibilità e l'assisted living," *RdS/PTR(2021)/001*, 2021.
- [3] S. Romano *et al.*, "Smart Homes: dimostrativo sperimentale di una rete di Smart Homes in ottica energy community," *RdS/PTR(2021)/003*, 2021.
- [4] A. Capozzoli, S. Corgnati, M. Di Nicoli, V. Fabi, M. S. Piscitelli, and G. Spigliantini, "Ricerca di Sistema elettrico, Report RdS/PAR2016/008, Attività di monitoraggio energetico e ambientale, diagnostica ed energy engagement degli utenti degli use case," 2017.
- [5] F. Noris, R. Perneti, Z. Lennard, G. Signore, and R. Lollini, "4RinEU: Robust and Reliable Technology Concepts and Business Models for Triggering Deep Renovation of Residential Buildings in EU," *Proceedings*, vol. 1, no. 7, p. 661, 2017, doi: 10.3390/proceedings1070661.
- [6] European commission, "Horizon 2020 Project BUILDHEAT: Standardised Approaches and Products for the Systemic Retrofit of Residential Buildings, Focusing on HEATING and Cooling Consumptions Attenuation." 2020.
- [7] A. Capozzoli, S. Corgnati, S. Brandi, D. Mazzarelli, G. Vergerio, and S. Viazzo, "Ricerca di Sistema elettrico, Report RdS/PAR2018/026, Caratterizzazione della prestazione e della gestione energetica di edifici residenziali pilota," 2018.
- [8] M. Piao and K. H. Ryu, "Local characterization-based load shape factor definition for electricity customer classification," *IEEJ Trans. Electr. Electron. Eng.*, vol. 12, pp. S110–S116, 2017, doi: 10.1002/tee.22424.
- [9] L. Yang, Z. Nagy, P. Goffin, and A. Schlueter, "Reinforcement learning for optimal control of low exergy buildings," *Appl. Energy*, vol. 156, pp. 577–586, 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.07.050.
- [10] A. Kathirgamanathan, M. De Rosa, E. Mangina, and D. P. Finn, "Data-driven predictive control for unlocking building energy flexibility: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 135, no. January 2020, p. 110120, 2021, doi: 10.1016/j.rser.2020.110120.
- [11] Community European, "Directive 2018/844/EU of the European Parliament and of the Council of 30 May 2018, amending directives 2010/31/EU on the energy performance of buildings and directive 2012/27/EU on Energy Efficiency," 2018. doi: 10.1007/3-540-47891-4_10.
- [12] S. Ø. Jensen *et al.*, "IEA EBC Annex 67 Energy Flexible Buildings," *Energy Build.*, vol. 155, no. 2017, pp. 25–34, 2017, doi: 10.1016/j.enbuild.2017.08.044.
- [13] A. F. Meyabadi and M. H. Deihimi, "A review of demand-side management: Reconsidering theoretical framework," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 80, no. January 2016, pp. 367–379, 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.05.207.
- [14] I. Antonopoulos *et al.*, "Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 130, no. April, p. 109899, 2020, doi: 10.1016/j.rser.2020.109899.
- [15] K. Klein, S. Herkel, H. M. Henning, and C. Felsmann, "Load shifting using the heating and cooling system of an office building: Quantitative potential evaluation for different flexibility and storage options," *Appl. Energy*, vol. 203, pp. 917–937, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.06.073.
- [16] H. Li, Z. Wang, T. Hong, and M. A. Piette, "Energy flexibility of residential buildings: A

- systematic review of characterization and quantification methods and applications,” *Adv. Appl. Energy*, vol. 3, no. June, p. 100054, 2021, doi: 10.1016/j.adapen.2021.100054.
- [17] D. Patteeuw *et al.*, “CO₂-abatement cost of residential heat pumps with active demand response: Demand- and supply-side effects,” *Appl. Energy*, vol. 156, pp. 490–501, 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.07.038.
- [18] G. Reynders, T. Nuytten, and D. Saelens, “Potential of structural thermal mass for demand-side management in dwellings,” *Build. Environ.*, vol. 64, pp. 187–199, 2013, doi: 10.1016/j.buildenv.2013.03.010.
- [19] J. Le Dréau and P. Heiselberg, “Energy flexibility of residential buildings using short term heat storage in the thermal mass,” *Energy*, vol. 111, pp. 991–1002, 2016, doi: 10.1016/j.energy.2016.05.076.
- [20] M. Ali, A. Safdarian, and M. Lehtonen, “Demand response potential of residential HVAC loads considering users preferences,” *IEEE PES Innov. Smart Grid Technol. Conf. Eur.*, vol. 2015-Janua, no. January, pp. 1–6, 2015, doi: 10.1109/ISGTEurope.2014.7028883.
- [21] J. E. Braun, K. W. Montgomery, and N. Chaturvedi, “Evaluating the Performance of Building Thermal Mass Control Strategies,” *HVAC\&R Res.*, vol. 7, no. 4, pp. 403–428, 2001, doi: 10.1080/10789669.2001.10391283.
- [22] J. E. Braun, “Load Control Using Building Thermal Mass,” *J. Sol. Energy Eng.*, vol. 125, no. 3, pp. 292–301, Aug. 2003, doi: 10.1115/1.1592184.
- [23] H. Shareef, M. S. Ahmed, A. Mohamed, and E. Al Hassan, “Review on Home Energy Management System Considering Demand Responses, Smart Technologies, and Intelligent Controllers,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 24498–24509, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2831917.
- [24] K. T. Centolella P., Farber-DeAnda M., Greening L. A., “Estimates of the Value of Uninterrupted Service for The Mid-West Independent System Operator,” *Harvard Electr. Policy Group, Harvard Kennedy Sch. Gov.*, pp. 1–49, 2010.
- [25] B. G. Kim, S. Ren, M. Van Der Schaar, and J. W. Lee, “Bidirectional energy trading for residential load scheduling and electric vehicles,” *Proc. - IEEE INFOCOM*, pp. 595–599, 2013, doi: 10.1109/INFCOM.2013.6566842.
- [26] Y. Liu, L. Xiao, G. Yao, and S. Bu, “Pricing-Based Demand Response for a Smart Home with Various Types of Household Appliances Considering Customer Satisfaction,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 86463–86472, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2924110.
- [27] D. T. Nguyen and L. B. Le, “Joint optimization of electric vehicle and home energy scheduling considering user comfort preference,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 1. pp. 188–199, 2014, doi: 10.1109/TSG.2013.2274521.
- [28] S. Althaher, P. Mancarella, and J. Mutale, “Automated Demand Response From Home Energy Management System Under Dynamic Pricing and Power and Comfort Constraints,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 4, pp. 1874–1883, 2015, doi: 10.1109/TSG.2014.2388357.
- [29] N. G. Paterakis, O. Erdinc, I. N. Pappi, A. G. Bakirtzis, and J. P. S. Catalao, “Coordinated Operation of a Neighborhood of Smart Households Comprising Electric Vehicles, Energy Storage and Distributed Generation,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 7, no. 6, pp. 2736–2747, 2016, doi: 10.1109/TSG.2015.2512501.
- [30] O. Erdinc, N. G. Paterakis, T. D. P. Mendes, A. G. Bakirtzis, and J. P. S. Catalão, “Smart Household Operation Considering Bi-Directional EV and ESS Utilization by Real-Time Pricing-Based DR,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 3, pp. 1281–1291, 2015, doi: 10.1109/TSG.2014.2352650.

- [31] F. Luo, W. Kong, G. Ranzi, and Z. Y. Dong, "Optimal Home Energy Management System With Demand Charge Tariff and Appliance Operational Dependencies," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, no. 1, pp. 4–14, 2020, doi: 10.1109/TSG.2019.2915679.
- [32] X. Ran and S. Leng, "Enhanced Robust Index Model for Load Scheduling of a Home Energy Local Network with a Load Shifting Strategy," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 19943–19953, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2889762.
- [33] I. Y. Joo and D. H. Choi, "Distributed Optimization Framework for Energy Management of Multiple Smart Homes with Distributed Energy Resources," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 15551–15560, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2734911.
- [34] S. Lee and D. H. Choi, "Reinforcement learning-based energy management of smart home with rooftop solar photovoltaic system, energy storage system, and home appliances," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 18, 2019, doi: 10.3390/s19183937.
- [35] R. Lu, S. H. Hong, and M. Yu, "Demand Response for Home Energy Management Using Reinforcement Learning and Artificial Neural Network," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, no. 6, pp. 6629–6639, 2019, doi: 10.1109/TSG.2019.2909266.
- [36] F. Ruelens, B. J. Claessens, S. Quaiyum, B. De Schutter, and R. Babu, "Reinforcement Learning Applied to an Electric Water Heater : From Theory to Practice," pp. 1–8.
- [37] S. Brandi, M. S. Piscitelli, M. Martellacci, and A. Capozzoli, "Deep reinforcement learning to optimise indoor temperature control and heating energy consumption in buildings," *Energy Build.*, vol. 224, p. 110225, 2020, doi: 10.1016/j.enbuild.2020.110225.
- [38] E. Biyik and A. Kahraman, "A predictive control strategy for optimal management of peak load, thermal comfort, energy storage and renewables in multi-zone buildings," *J. Build. Eng.*, vol. 25, no. June, p. 100826, 2019, doi: 10.1016/j.job.2019.100826.
- [39] D. Coraci, S. Brandi, M. S. Piscitelli, and A. Capozzoli, "Online Implementation of a Soft Actor-Critic Agent to Enhance Indoor Temperature Control and Energy Efficiency in Buildings," *Energies*, vol. 14, no. 4, p. 997, 2021, doi: 10.3390/en14040997.
- [40] Z. Wang and T. Hong, "Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges," *Appl. Energy*, vol. 269, no. February, p. 115036, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115036.
- [41] Z. Zhang, A. Chong, Y. Pan, C. Zhang, and K. P. Lam, "Whole building energy model for HVAC optimal control: A practical framework based on deep reinforcement learning," *Energy and Buildings*, vol. 199, pp. 472–490, 2019, doi: 10.1016/j.enbuild.2019.07.029.
- [42] T. Q. Péan, J. Salom, and R. Costa-Castelló, "Review of control strategies for improving the energy flexibility provided by heat pump systems in buildings," *J. Process Control*, vol. 74, pp. 35–49, 2019, doi: 10.1016/j.jprocont.2018.03.006.
- [43] K. H. Lee, M. C. Joo, and N. C. Baek, "Experimental evaluation of simple thermal storage control strategies in low-energy solar houses to reduce electricity consumption during grid on-peak periods," *Energies*, vol. 8, no. 9, pp. 9344–9364, 2015, doi: 10.3390/en8099344.
- [44] R. De Coninck, R. Baetens, B. Verbruggen, J. Driesen, D. Saelens, and L. Helsen, "Modelling and simulation of a grid connected photovoltaic heat pump system with thermal energy storage using Modelica," *8th Int. Conf. Syst. Simul. Build.*, no. June, p. P177, 2010.
- [45] G. R. Newsham and B. G. Bowker, "The effect of utility time-varying pricing and load control strategies on residential summer peak electricity use: A review," *Energy Policy*, vol. 38, no. 7, pp. 3289–3296, 2010, doi: 10.1016/j.enpol.2010.01.027.
- [46] D. Sturzenegger, D. Gyalistras, M. Gwerder, C. Sagerschnig, M. Morari, and R. S. Smith, "Model Predictive Control of a Swiss office building," *11th REHVA World ...*, no. September

2014, p. 10, 2013, doi: 10.13140/2.1.1551.4885.

- [47] R. De Coninck, F. Magnusson, J. Åkesson, and L. Helsen, "Toolbox for development and validation of grey-box building models for forecasting and control," *J. Build. Perform. Simul.*, vol. 9, no. 3, pp. 288–303, 2016, doi: 10.1080/19401493.2015.1046933.
- [48] R. De Coninck and L. Helsen, "Practical implementation and evaluation of model predictive control for an office building in Brussels," *Energy Build.*, vol. 111, pp. 290–298, 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2015.11.014.
- [49] T. Yang, L. Zhao, W. Li, and A. Y. Zomaya, "Reinforcement learning in sustainable energy and electric systems: a survey," *Annu. Rev. Control*, vol. 49, pp. 145–163, 2020, doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.03.001.
- [50] J. R. Vázquez-Canteli and Z. Nagy, "Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques," *Appl. Energy*, vol. 235, pp. 1072–1089, 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.11.002.
- [51] Y. Ye, D. Qiu, H. Wang, Y. Tang, and G. Strbac, "Real-Time Autonomous Residential Demand Response Management Based on Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient Learning," *Energies*, vol. 14, no. 3, p. 531, 2021, doi: 10.3390/en14030531.
- [52] C. Mahapatra, A. K. Moharana, and V. C. M. Leung, "Energy management in smart cities based on internet of things: Peak demand reduction and energy savings," *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 12, pp. 1–21, 2017, doi: 10.3390/s17122812.
- [53] G. Pinto, M. S. Piscitelli, J. R. Vázquez-Canteli, Z. Nagy, and A. Capozzoli, "Coordinated energy management for a cluster of buildings through deep reinforcement learning," *Energy*, vol. 229, p. 120725, 2021, doi: 10.1016/j.energy.2021.120725.
- [54] B. J. Claessens, S. Vandael, F. Ruelens, K. De Craemer, and B. Beusen, "Peak shaving of a heterogeneous cluster of residential flexibility carriers using reinforcement learning," *2013 4th IEEE/PES Innov. Smart Grid Technol. Eur. ISGT Eur. 2013*, pp. 1–5, 2013, doi: 10.1109/ISGTEurope.2013.6695254.
- [55] M. Zhu, "Distributed demand response algorithms against semi-honest adversaries," *IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet.*, vol. 2014-October, no. October, pp. 0–4, 2014, doi: 10.1109/PESGM.2014.6939191.
- [56] D. Deltetto, D. Coraci, G. Pinto, M. S. Piscitelli, and A. Capozzoli, "Exploring the Potentialities of Deep Reinforcement Learning for Incentive-Based Demand Response in a Cluster of Small Commercial Buildings," *Energies*, vol. 14, no. 10, 2021, doi: 10.3390/en14102933.
- [57] T. Hargreaves, M. Nye, and J. Burgess, "Making energy visible: A qualitative field study of how householders interact with feedback from smart energy monitors," *Energy Policy*, vol. 38, no. 10, pp. 6111–6119, 2010, doi: 10.1016/j.enpol.2010.05.068.
- [58] T. Hargreaves, M. Nye, and J. Burgess, "Keeping energy visible? Exploring how householders interact with feedback from smart energy monitors in the longer term," *Energy Policy*, vol. 52, pp. 126–134, 2013, doi: 10.1016/j.enpol.2012.03.027.
- [59] J. Stinson, A. Willis, J. B. Williamson, J. Currie, and R. S. Smith, "Visualising energy use for smart homes and informed users," *Energy Procedia*, vol. 78, no. 0, pp. 579–584, 2015, doi: 10.1016/j.egypro.2015.11.015.
- [60] A. Meinke, M. Hawighorst, A. Wagner, J. Trojan, and M. Schweiker, "Comfort-related feedforward information: occupants' choice of cooling strategy and perceived comfort," *Build. Res. Inf.*, vol. 45, no. 1–2, pp. 222–238, 2017, doi: 10.1080/09613218.2017.1233774.
- [61] I. Vassileva, E. Dahlquist, F. Wallin, and J. Campillo, "Energy consumption feedback devices' impact evaluation on domestic energy use," *Appl. Energy*, vol. 106, pp. 314–320, 2013, doi:

- 10.1016/j.apenergy.2013.01.059.
- [62] S. J. Darby, “Demand response and smart technology in theory and practice: Customer experiences and system actors,” *Energy Policy*, vol. 143, no. July 2019, 2020, doi: 10.1016/j.enpol.2020.111573.
- [63] V. Fabi, V. M. Barthelmes, and S. P. Corgnati, “Impact of an engagement campaign on user behaviour change in office environment,” *Indoor Air 2016 - 14th Int. Conf. Indoor Air Qual. Clim.*, pp. 1–8, 2016.
- [64] A. D. Peacock *et al.*, “Co-designing the next generation of home energy management systems with lead-users,” *Appl. Ergon.*, vol. 60, pp. 194–206, 2017, doi: 10.1016/j.apergo.2016.11.016.
- [65] C. Oltra, A. Boso, J. Espluga, and A. Prades, “A qualitative study of users’ engagement with real-time feedback from in-house energy consumption displays,” *Energy Policy*, vol. 61, pp. 788–792, 2013, doi: 10.1016/j.enpol.2013.06.127.
- [66] V. Fabi, V. M. Barthelmes, and S. P. Corgnati, “PEER COMPARISON AS MOTIVATIONAL TRIGGER TO SAVE ENERGY IN OFFICE ENVIRONMENT,” in *Energy for Sustainability International Conference 2017 Designing Cities & Communities for the Future Funchal, 8-10 February, 2017*, 2017, pp. 8–10.
- [67] P. Alvina, X. Bai, Y. Chang, D. Liang, and K. Lee, “Smart Community Based Solution for Energy Management: An Experimental Setup for Encouraging Residential and Commercial Consumers Participation in Demand Response Program,” *Energy Procedia*, vol. 143, pp. 635–640, 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.12.739.
- [68] V. Fabi, G. Spigliantini, and S. P. Corgnati, “Insights on Smart Home Concept and Occupants’ Interaction with Building Controls,” *Energy Procedia*, vol. 111, no. September 2016, pp. 759–769, 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.03.238.
- [69] A. Nilsson, D. Lazarevic, N. Brandt, and O. Kordas, “Household responsiveness to residential demand response strategies: Results and policy implications from a Swedish field study,” *Energy Policy*, vol. 122, no. June, pp. 273–286, 2018, doi: 10.1016/j.enpol.2018.07.044.
- [70] “Fattori di emissione atmosferica di gas a effetto serra nel settore elettrico nazionale e nei principali Paesi Europei.” https://www.isprambiente.gov.it/files2020/pubblicazioni/rapporti/Rapporto317_2020.pdf.
- [71] “CALCOLO DELLA CARBON FOOTPRINT PER L’ABBATTIMENTO DELLE EMISSIONI TRAMITE PIANTUMAZIONE.” https://www.politec-srl.com/files/File/Carbon_footprint.pdf.
- [72] B. Parrish, P. Heptonstall, R. Gross, and B. K. Sovacool, “A systematic review of motivations, enablers and barriers for consumer engagement with residential demand response,” *Energy Policy*, vol. 138, no. December, 2020, doi: 10.1016/j.enpol.2019.111221.
- [73] V. Fabi, G. Spigliantini, and S. P. Corgnati, “Insights on Smart Home Concept and Occupants’ Interaction with Building Controls,” in *Energy Procedia*, 2017, vol. 111, doi: 10.1016/j.egypro.2017.03.238.
- [74] S. S. Van Dam, C. A. Bakker, and J. D. M. Van Hal, “Home energy monitors: Impact over the medium-term,” *Build. Res. Inf.*, vol. 38, no. 5, pp. 458–469, 2010, doi: 10.1080/09613218.2010.494832.
- [75] G. Wood *et al.*, “Sensors, sense-making and sensitivities: UK household experiences with a feedback display on energy consumption and indoor environmental conditions,” *Energy Res. Soc. Sci.*, vol. 55, no. April, pp. 93–105, 2019, doi: 10.1016/j.erss.2019.04.013.
- [76] J. D. Rhodes, W. J. Cole, C. R. Upshaw, T. F. Edgar, and M. E. Webber, “Clustering analysis of residential electricity demand profiles,” *Appl. Energy*, vol. 135, pp. 461–471, 2014, doi:

10.1016/j.apenergy.2014.08.111.

- [77] C. M. R. Do Carmo and T. H. Christensen, "Cluster analysis of residential heat load profiles and the role of technical and household characteristics," *Energy Build.*, vol. 125, pp. 171–180, 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2016.04.079.
- [78] S. Agarwal, *Data mining: Data mining concepts and techniques*. 2014.
- [79] C. Toader, "Emergent electricity customer classification," *IEE Proc. - Gener. Transm. Distrib.*, vol. 152, no. 2, pp. 164-172(8), 2005, [Online]. Available: https://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ip-gtd_20041243.
- [80] R. Yan, Z. Ma, Y. Zhao, and G. Kokogiannakis, "A decision tree based data-driven diagnostic strategy for air handling units," *Energy Build.*, vol. 133, pp. 37–45, 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2016.09.039.
- [81] Z. Kmetty, "Technical report - D4.1 Load Profile Classification WP4 - Classification of EU residential energy consumers," 2016.

11 Curriculum vitae degli Autori del Rapporto Tecnico

Alfonso Capozzoli

Alfonso Capozzoli (1979), ingegnere meccanico e dottore di ricerca in Ingegneria dei Sistemi Meccanici, è professore associato di Fisica Tecnica Ambientale presso il Politecnico di Torino. Nel 2018 ha conseguito l'abilitazione scientifica nazionale alle funzioni di professore universitario di I fascia. È docente nei corsi di laurea in Architettura per il progetto sostenibile e in Ingegneria Energetica del Politecnico di Torino. Nel Dipartimento di Energia opera nel gruppo di ricerca TEBE (Technology Energy Building Environment) dove dirige il laboratorio di ricerca BAEDA (www.baeda.polito.it).

È autore di circa 150 pubblicazioni scientifiche sugli impianti di climatizzazione, sulla simulazione energetica dinamica della prestazione degli edifici, sulla fisica dell'edificio e sull'applicazione di modelli inversi e tecniche di data analytics per la gestione energetica e l'automazione negli edifici. È stato chairman in diverse sessioni tecniche in conferenze internazionali sulla prestazione energetica degli edifici e membro di comitati organizzatori/scientifici. Nel 2016 ha ricoperto il ruolo di general chair della conferenza internazionale (SEB 16). È stato membro del consiglio direttivo della sezione italiana di IBPSA (International Building Performance Simulation Association). È attivo in progetti di ricerca sulla prestazione energetica degli edifici finanziati dalla Commissione Europea e in vari gruppi di ricerca dell'Agenzia Internazionale dell'Energia (IEA). È responsabile scientifico di diversi contratti di ricerca per il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino. È revisore per prestigiose riviste internazionali nei settori della fisica dell'edificio, ed è stato valutatore di progetti di ricerca del settore. Per il Politecnico di Torino svolge il ruolo di academic advisor per i programmi Erasmus (co-responsabile per l'area EUROPA) ed è componente del Comitato Esecutivo e del Consiglio della Scuola di Master e Formazione Permanente e della Commissione Strategie per le Tecnologie dell'Informazione.

Stefano Paolo Corgnati

Stefano Paolo Corgnati (01.03.1973) vercellese, laureato con lode in ingegneria meccanica con indirizzo energia e dottore di ricerca in energetica, è Professore Ordinario di Fisica Tecnica Ambientale presso il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino. Svolge attività di docenza nell'ambito dell'energetica edilizia, prevalentemente nei Corsi di Studio di Architettura e Ingegneria Energetica.

È Vice Rettore per la Ricerca e membro del Consiglio di Amministrazione del Politecnico di Torino, nonché membro per l'Ateneo stesso del Comitato Esecutivo dell'Energy Centre e dell'Advisory Board del China Centre. Per il Politecnico di Torino, è inoltre membro del Consiglio di Amministrazione della Fondazione Links e dell'Istituto Superiore sui Sistemi Territoriali per l'Innovazione, nonché membro del Comitato di Indirizzo di Torino Smart City.

Nel Dipartimento di Energia opera nel gruppo di ricerca TEBE (www.polito.it/tebe) che svolge attività di ricerca nei settori dell'uso razionale dell'energia, dei sistemi energetici per l'approvvigionamento degli edifici, delle tecnologie edilizie ed impiantistiche per il condizionamento ambientale. È autore di oltre trecento pubblicazioni a carattere scientifico, didattico e divulgativo. È stato coordinatore del Centro di Ricerca "Indoor Environment & Energy Management Competence Centre" di Telecom presso il Politecnico di Torino. Guida il gruppo di ricerca IEEM "Indoor Environment & Energy Modeling" ed è co-direttore del Laboratorio di Analisi e Modellazione Energetica (LAME) del Dipartimento Energia. Partecipa al progetto Europeo Socrates/Erasmus per la mobilità dei docenti: ha tenuto e tiene seminari e corsi di approfondimento presso la Istanbul Technical University, la Danish Technical University, l'Università di Coimbra e la ETSAB di Barcellona. È stato co-proponente e vincitore del finanziamento per il progetto "Politoward" per l'internazionalizzazione del Politecnico

di Torino, progetto ideato e attuato con l'Università di Cambridge. È impegnato in numerosi progetti europei (Polycity, DATAMINE; TABULA, BECA, MOBISTYLE) inerenti alle prestazioni energetiche degli edifici esistenti e dei sistemi energetici correlati. Per le sue ricerche, nel 2009 è vincitore del premio REHVA "Young Scientist Award".

È Presidente di Rehva, la Federazione Europea delle Associazioni del Condizionamento dell'Aria, dove dal 2011 è Vicepresidente e nel periodo 2013-16 è stato Tesoriere. In Rehva, è chair della TaskForce su Indoor Climate Quality Assessment e di quella "Reference Buildings for energy analysis". Per la International Energy Agency, già Subtask leader nel progetto ECBCS-Annex 53 "Total Energy Use in Buildings", è Co-Subtask leader nel progetto ECBCS-Annex 59 "High Temperature Colling and Low Temperature Heating Systems".

Giorgia Spigliantini

Giorgia Spigliantini ha conseguito con lode il titolo di dottore magistrale in Architettura presso il Politecnico di Torino nel 2015. Nel 2020, ha conseguito un doppio titolo di dottorato presso il Politecnico di Torino (Ph.D.) ed il Karlsruhe Institute of Technology (Dr. -Ing.), con una tesi nel settore scientifico disciplinare della Fisica Tecnica Ambientale (ING-IND-11). Dal 2016 svolge numerose attività di ricerca nell'ambito di progetti nazionali ed internazionali sui temi del retrofit energetico degli edifici, il monitoraggio e la valutazione della qualità ambientale e l'impatto del comportamento degli occupanti sugli usi finali dell'energia nell'ambiente costruito.

Giuseppe Pinto

Giuseppe Pinto, classe 1994, ha una formazione multidisciplinare in ingegneria meccanica ed energetica, ricerca operativa e machine learning. Ha conseguito il titolo di laurea triennale presso il Politecnico di Bari in Ingegneria Meccanica (2016), successivamente si è laureato al Politecnico di Torino nel 2019 in Ingegneria Energetica, a seguito di una tesi di laurea magistrale alla Aalto University, in Finlandia. Attualmente è dottorando in Energetica presso il Politecnico di Torino (IT) in collaborazione con BAEDA LAB, e la sua ricerca riguarda l'applicazione di tecniche di intelligenza artificiale per migliorare la flessibilità energetica in cluster di edifici. L'obiettivo principale riguarda lo sfruttamento della cooperazione tra gli edifici per aumentare l'integrazione delle energie rinnovabili e l'interazione building-to-grid.

Davide Coraci

Davide Coraci (Alcamo, 27/03/1996), è un Ingegnere Energetico e Nucleare. Ha conseguito il titolo di laurea triennale presso il Politecnico di Torino in Ingegneria Energetica (Luglio 2018) e successivamente la Laurea Magistrale (con Lode) in Ingegneria Energetica e Nucleare con indirizzo Progettazione Termotecnica. Ha svolto un lavoro di tesi magistrale inerente all'applicazione di strategie di controllo avanzato e basate sull'intelligenza artificiale per i sistemi HVAC per migliorare le condizioni di comfort degli ambienti interne e l'efficienza energetica degli edifici. Questo lavoro di Tesi di Laurea Magistrale gli ha permesso di ottenere il primo premio al concorso indetto da IEEE Italy Section – ABB denominato "New Challenges for Energy and Industry – 2021 Master Thesis Award". Da Dicembre 2020 ad Ottobre 2021 ha svolto attività di ricerca come borsista presso il Dipartimento Energia del Politecnico di Torino all'interno del gruppo di ricerca BAEDA lab (www.baeda.polito.it) sui temi legati alla "Formulazione e sviluppo di strategie di controllo basate su algoritmi predittivi e adattativi per impianti di climatizzazione in edifici per uffici". A partire da Novembre 2021 svolge il suo Dottorato in Energetica presso lo stesso Ateneo ed in collaborazione con BAEDA Lab, sull'applicazione di metodologie basate sul "transfer learning" per aumentare il grado di scalabilità

dei sistemi di controllo avanzati e basati sull'intelligenza artificiale per i sistemi energetici a servizio degli edifici.

Appendice A: Centocelle

In questa sezione sono riportati altre rappresentazioni caratteristiche legate al consumo energetico degli edifici pilota analizzati e per il loro aggregato. Nello specifico sono stati rappresentati carpet plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria e mediati per ciascuna settimana ed calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana.

A.1 Carpet Plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno

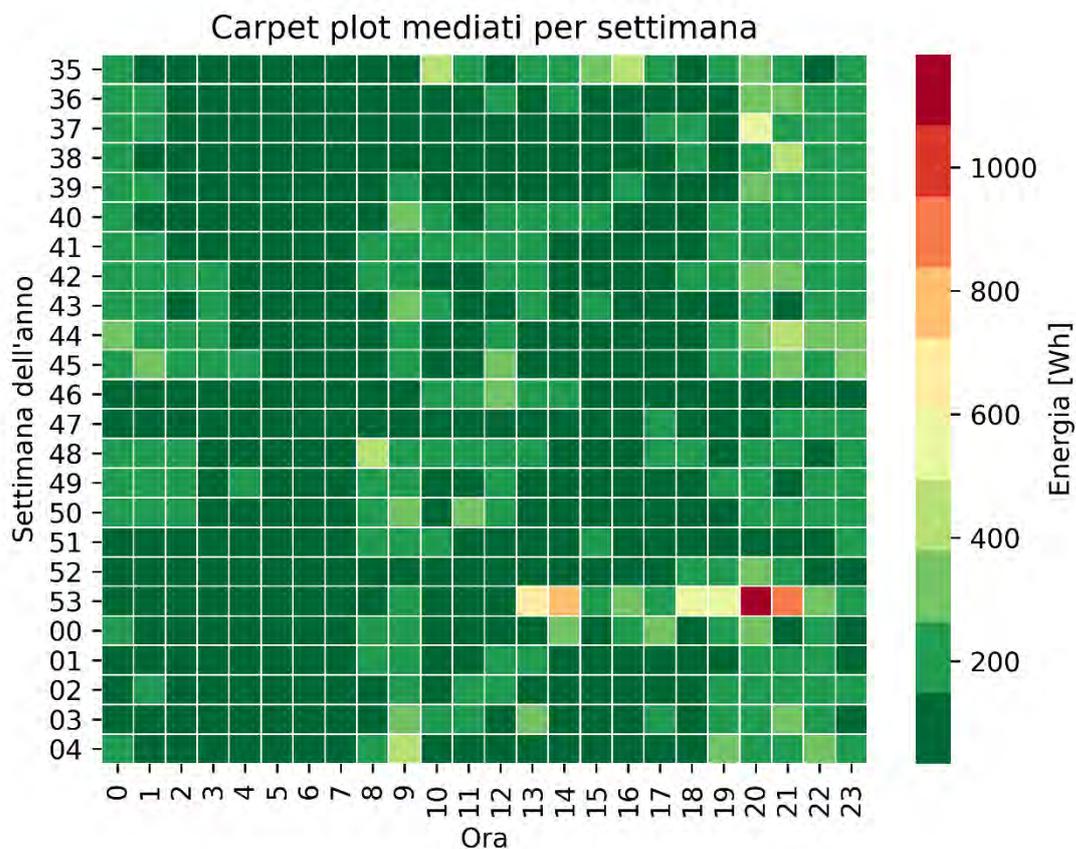


Figura 137. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio C1

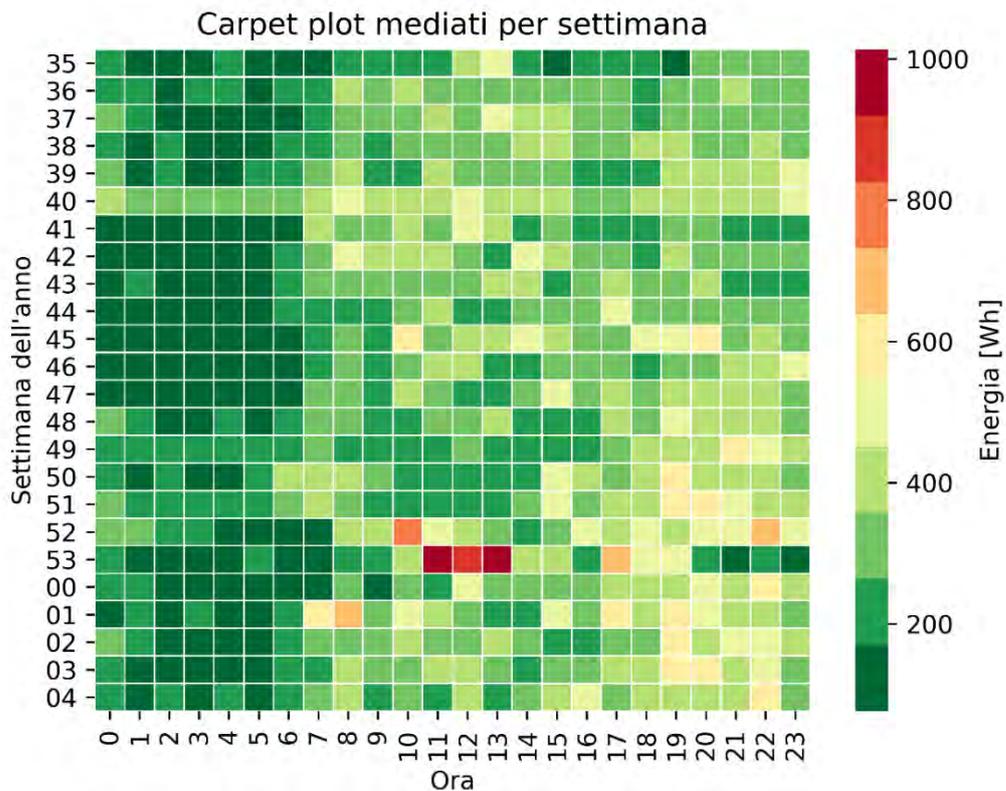


Figura 138. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio C5

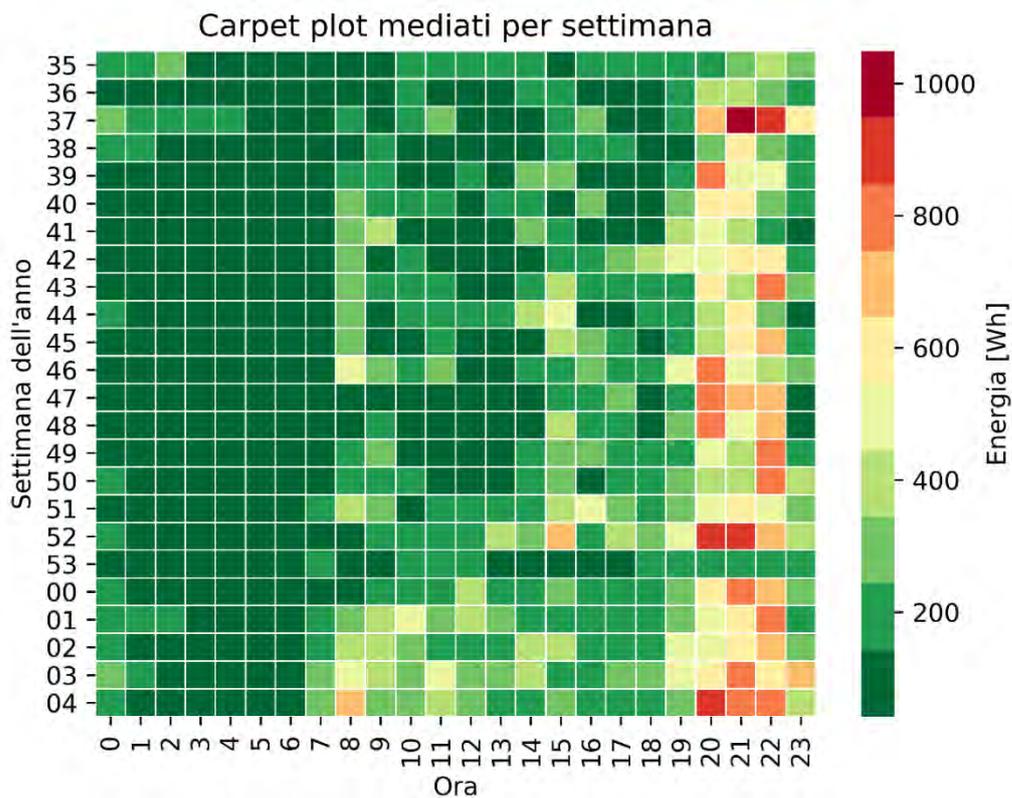


Figura 139. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio C7

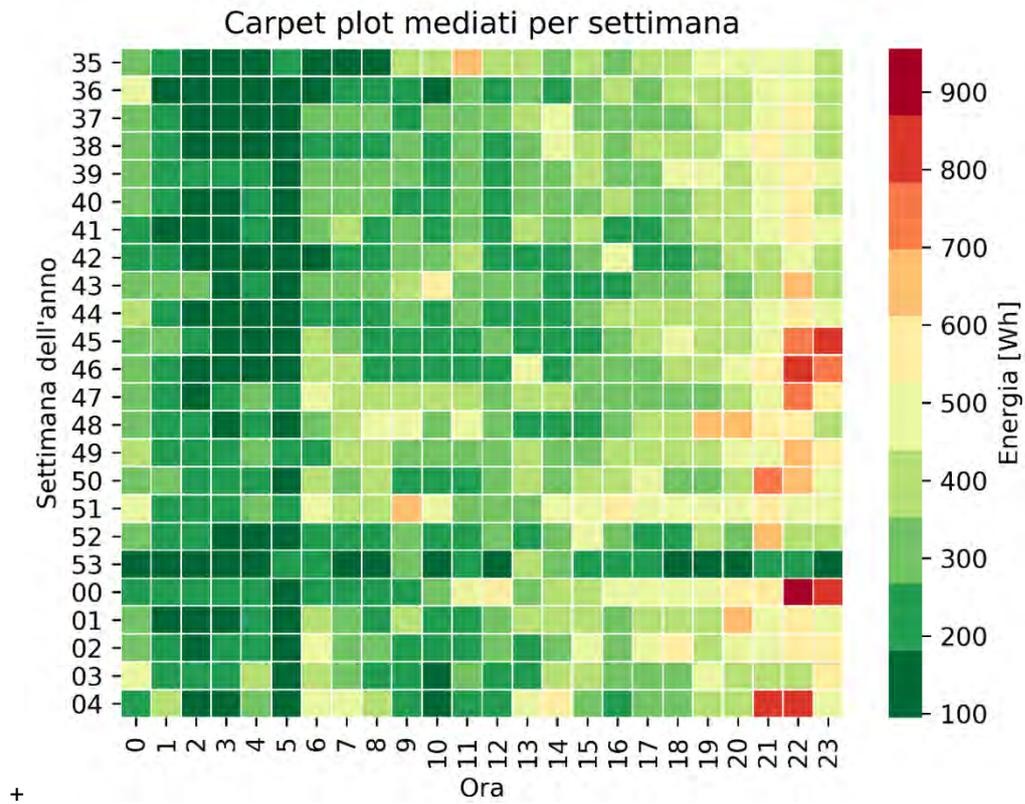


Figura 140. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio C9

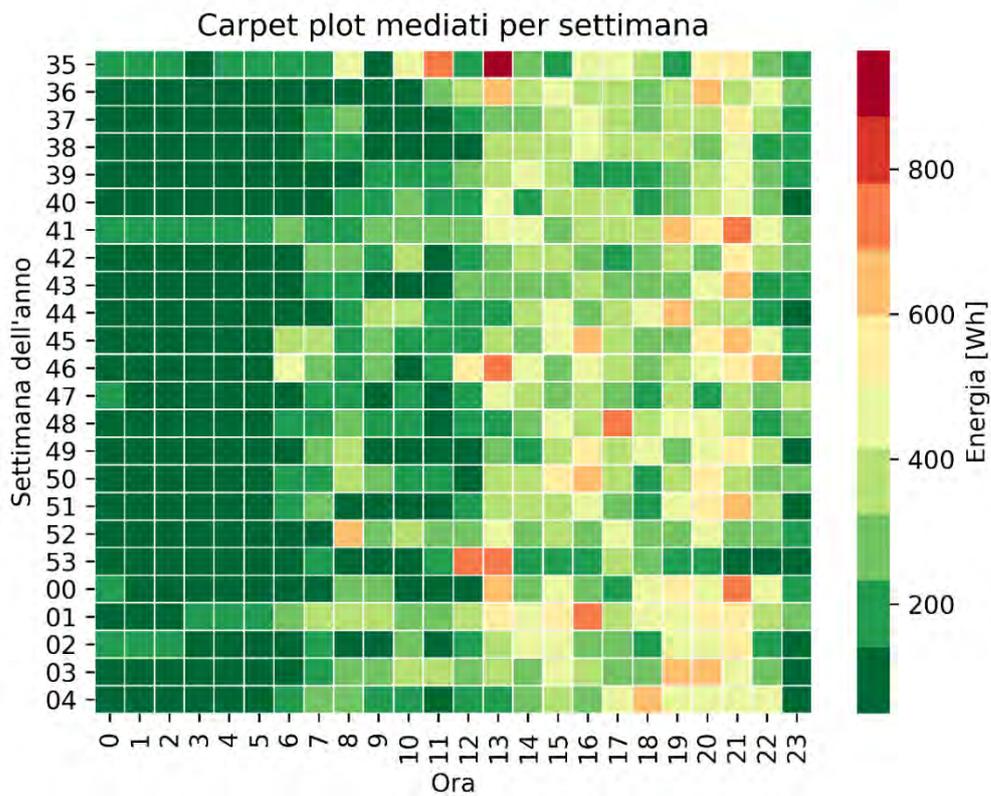


Figura 141. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio E3

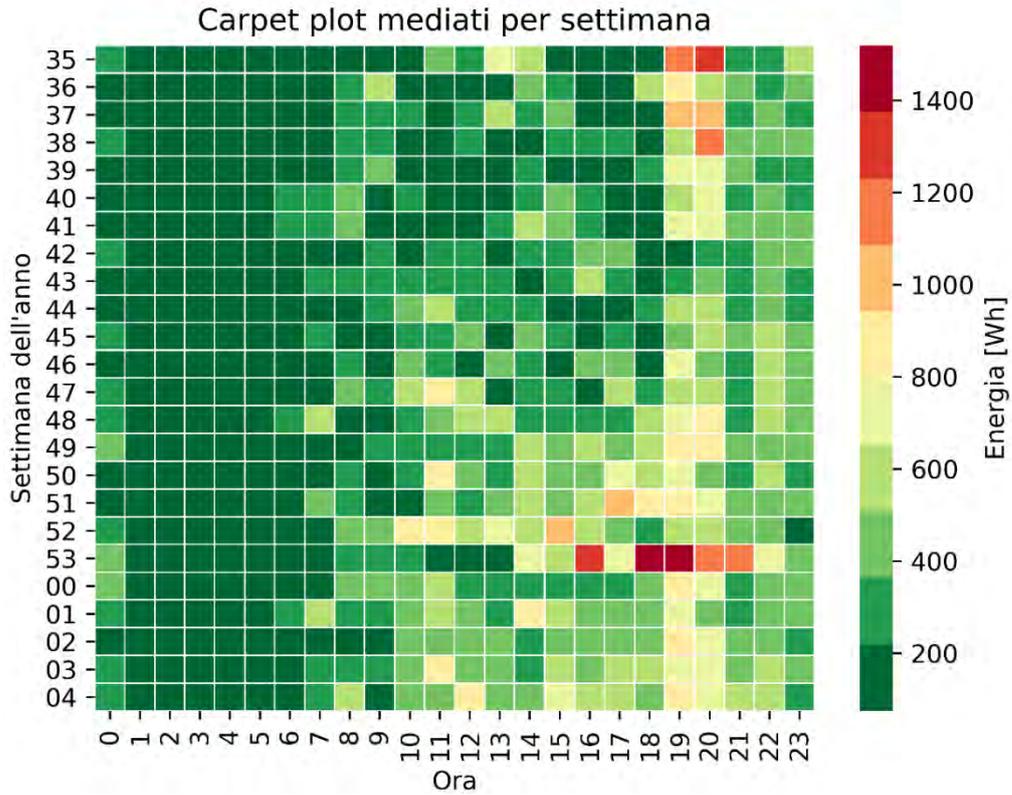


Figura 142. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio E4

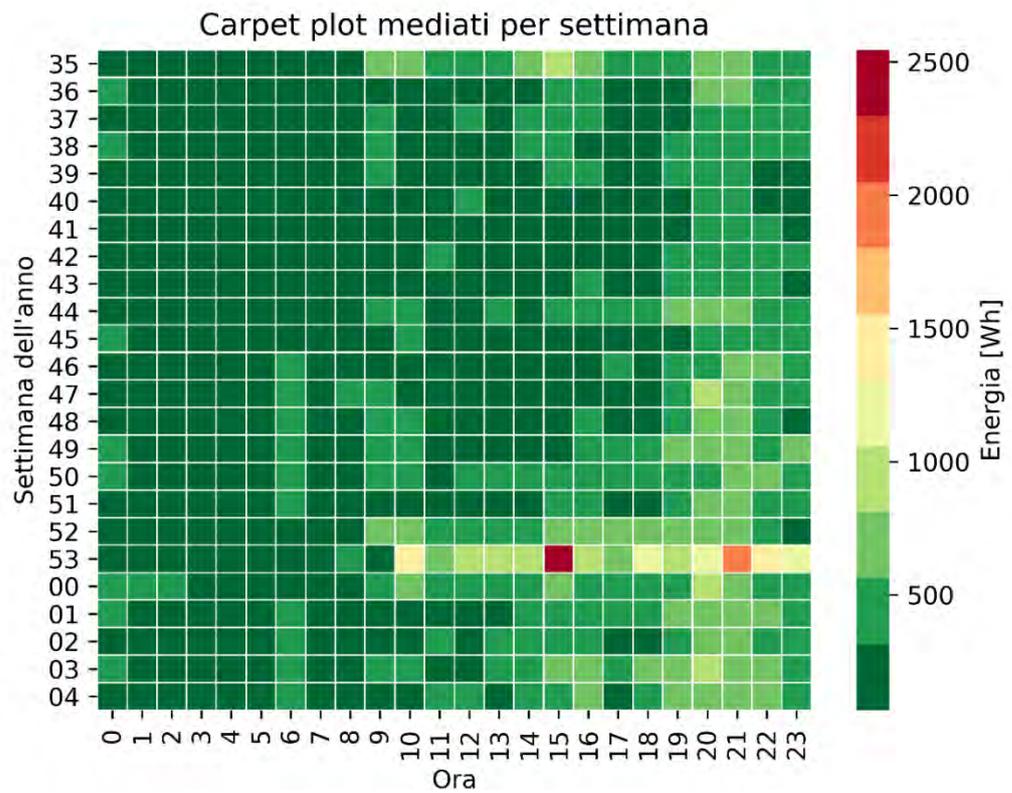


Figura 143. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio E8

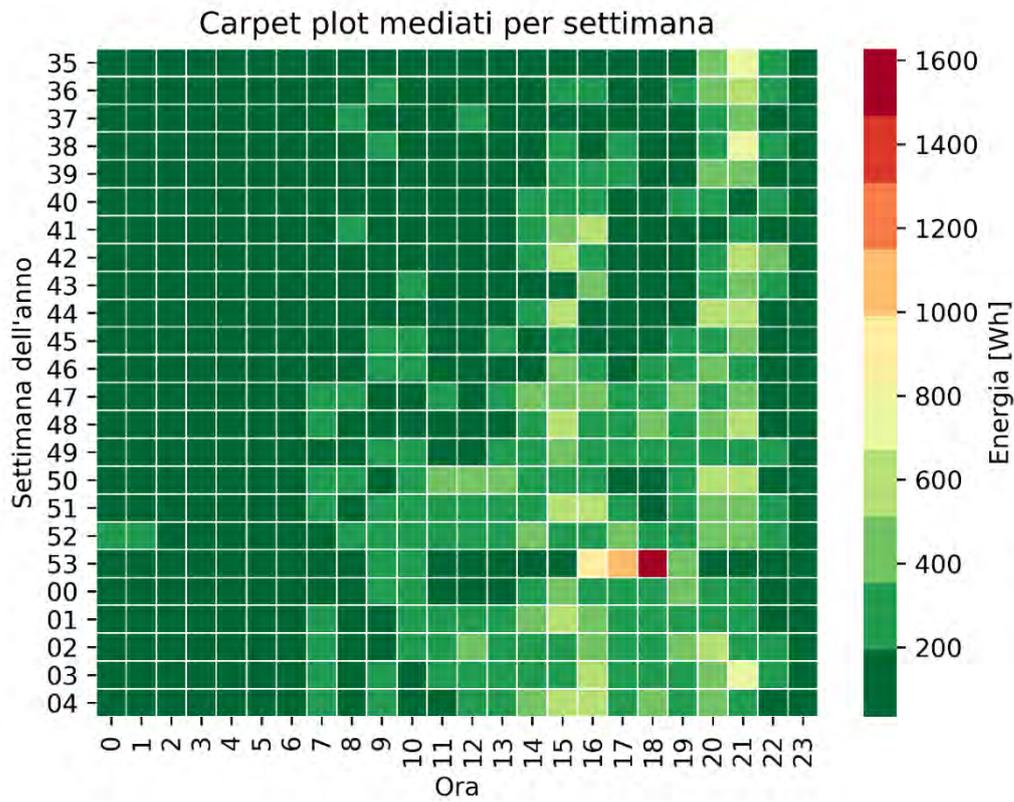


Figura 144. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio E9

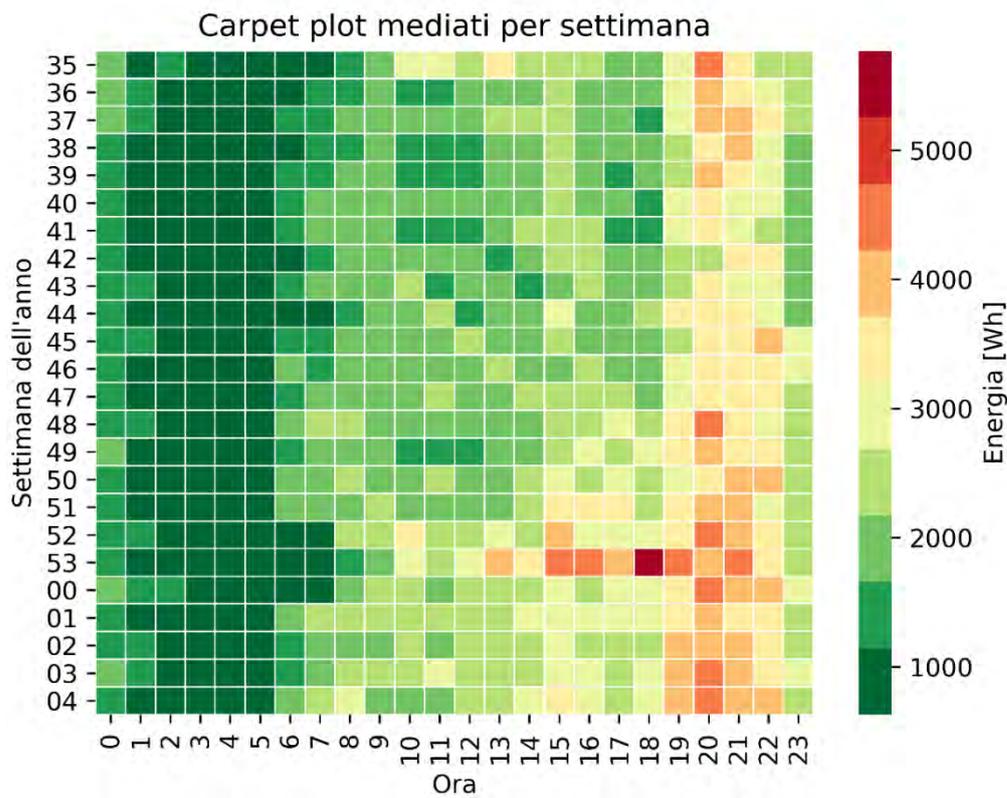


Figura 145. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno relativi all'aggregato degli edifici pilota di Centocelle

A.2 Calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana

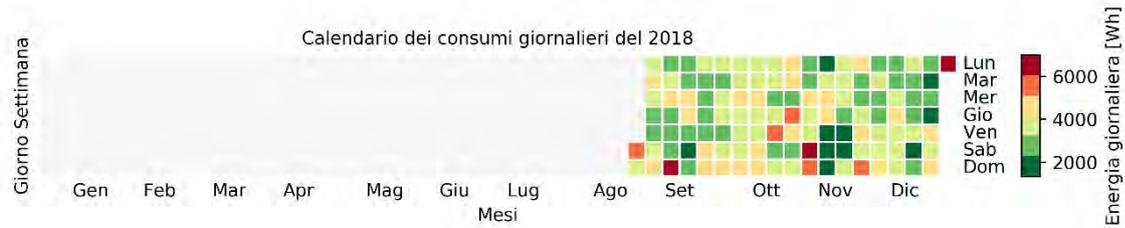


Figura 146. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C1

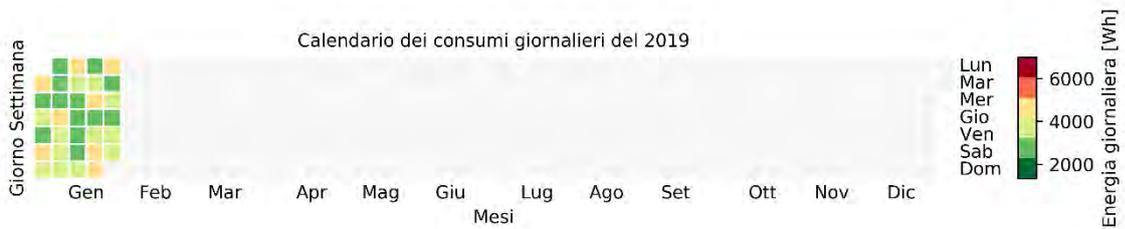


Figura 147. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C1

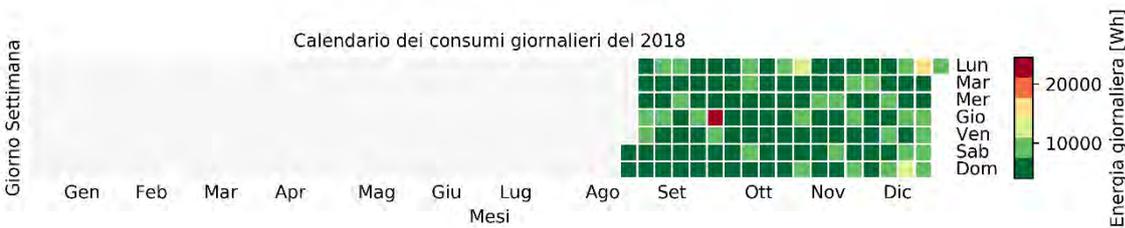


Figura 148. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C5

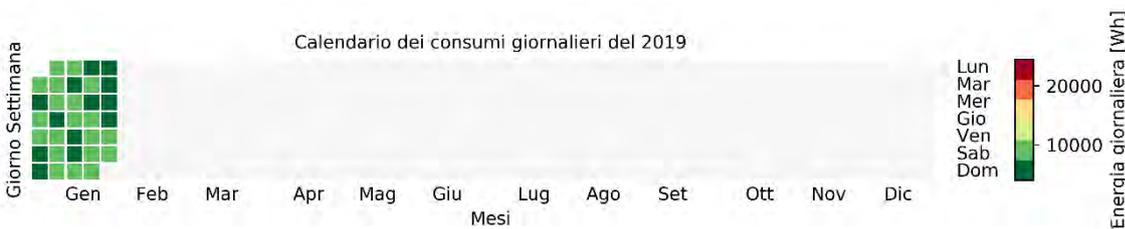


Figura 149. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C5



Figura 150. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C7

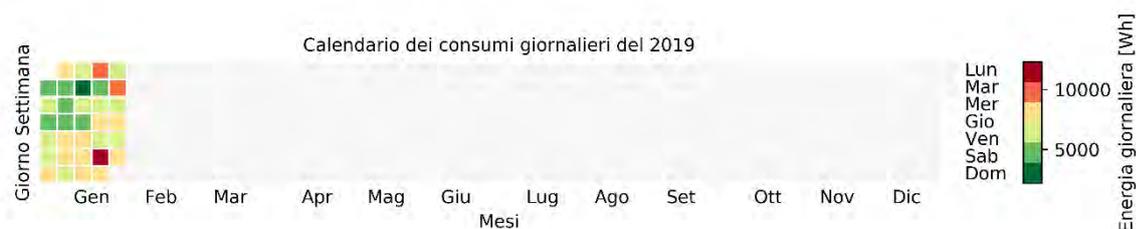


Figura 151. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C7



Figura 152. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C9

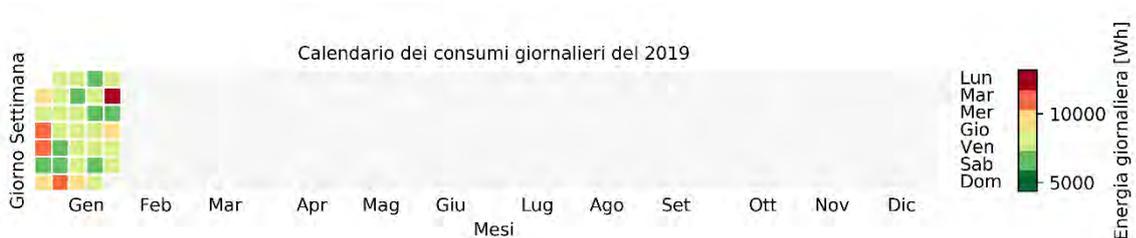


Figura 153. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio C9



Figura 154. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E3

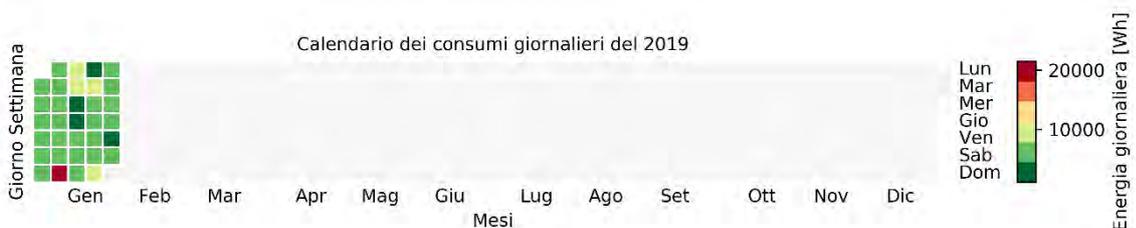


Figura 155. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E3

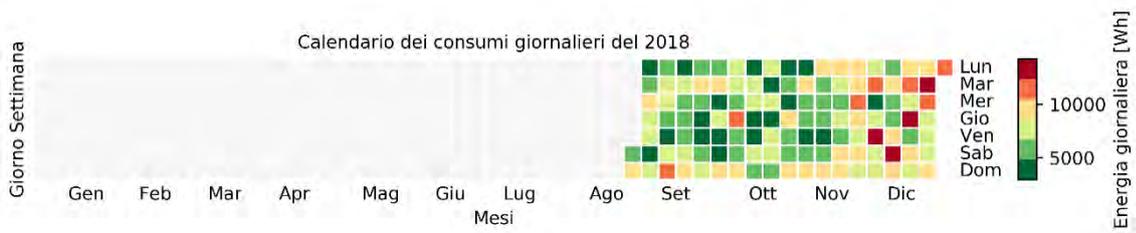


Figura 156. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E4

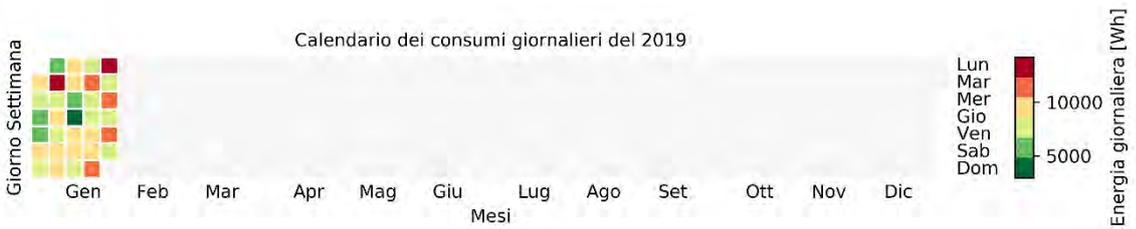


Figura 157. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E4



Figura 158. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E8

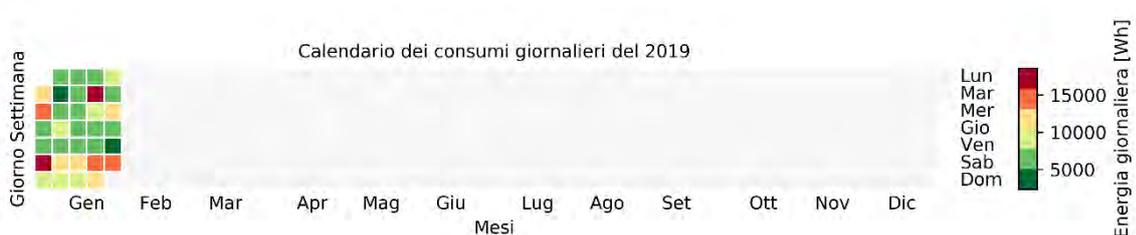


Figura 159. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E8



Figura 160. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E9

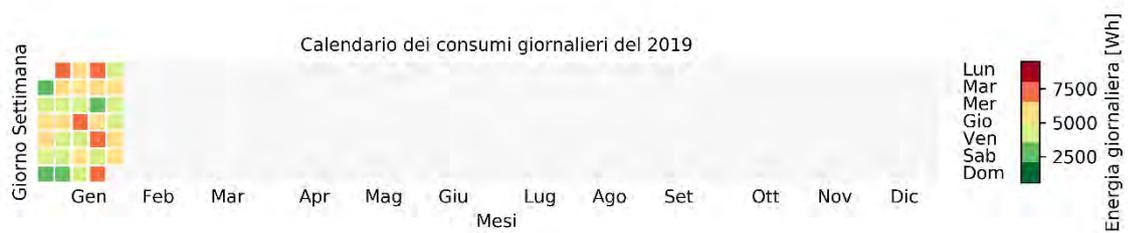


Figura 161. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio E9

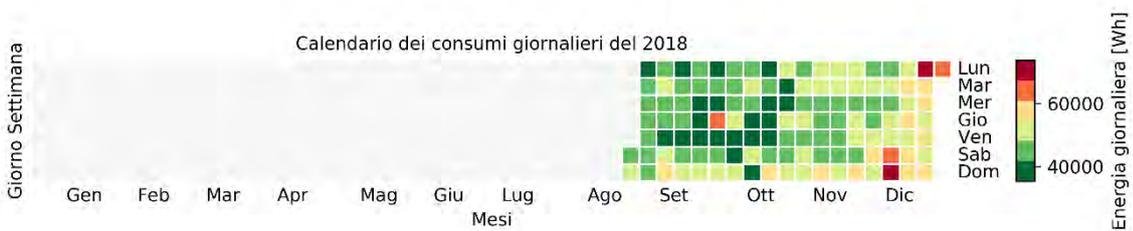


Figura 162. Calendar plot per l'anno 2018 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'aggregato degli edifici

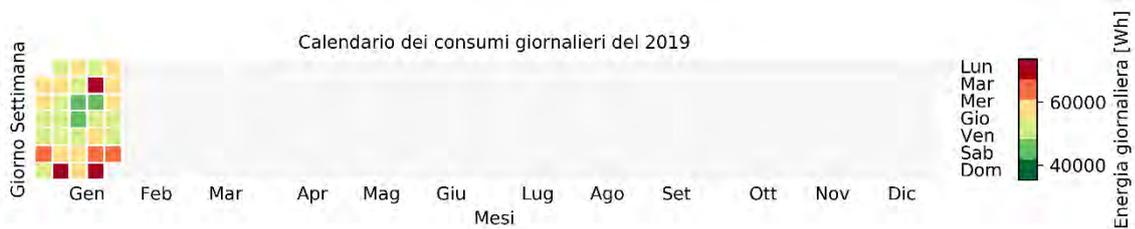


Figura 163. Calendar plot per l'anno 2019 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'aggregato degli edifici

Appendice B: Pinerolo

In questa sezione sono riportati altre rappresentazioni caratteristiche legate al consumo energetico degli edifici pilota analizzati e per il loro aggregato. Nello specifico sono stati rappresentati carpet plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria e mediati per ciascuna settimana ed calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana.

B.1 Carpet Plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno

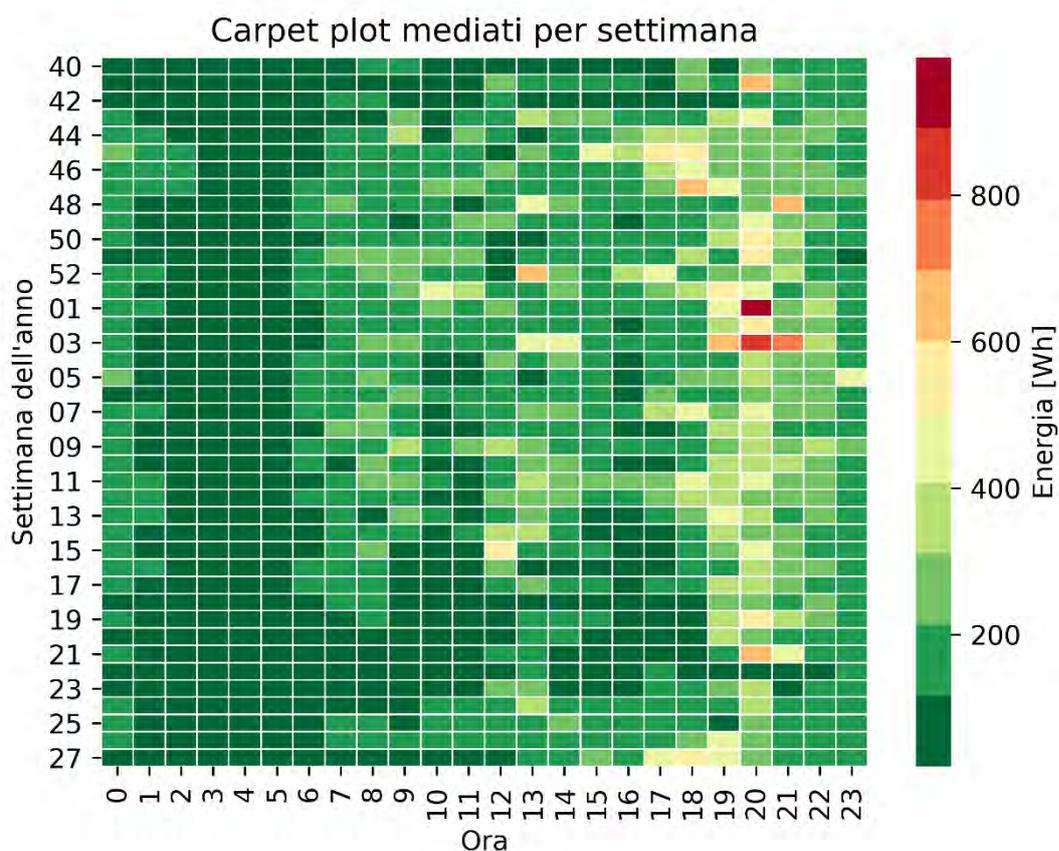


Figura 164. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona2

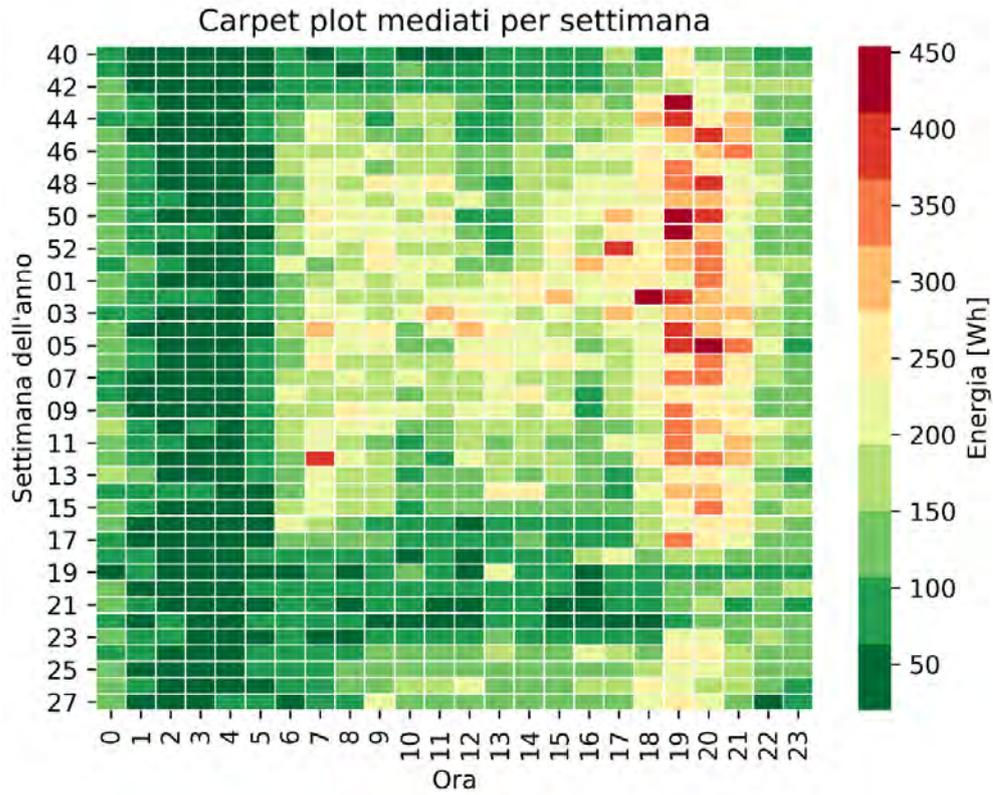


Figura 165. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona4

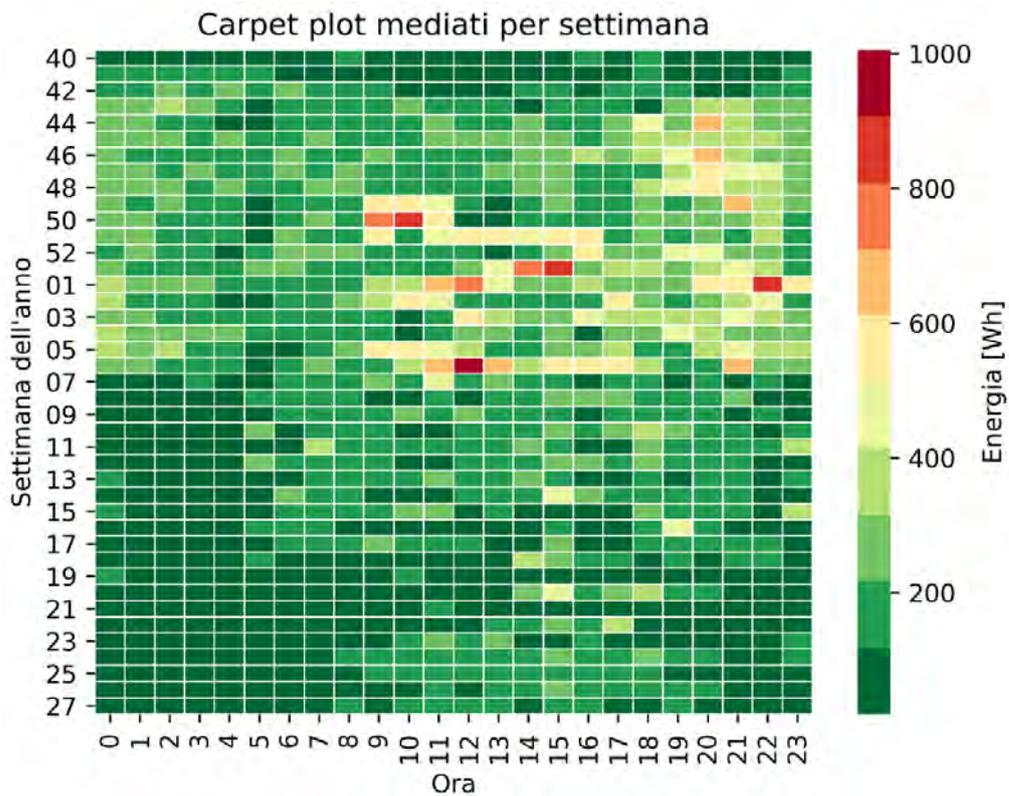


Figura 166. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona5

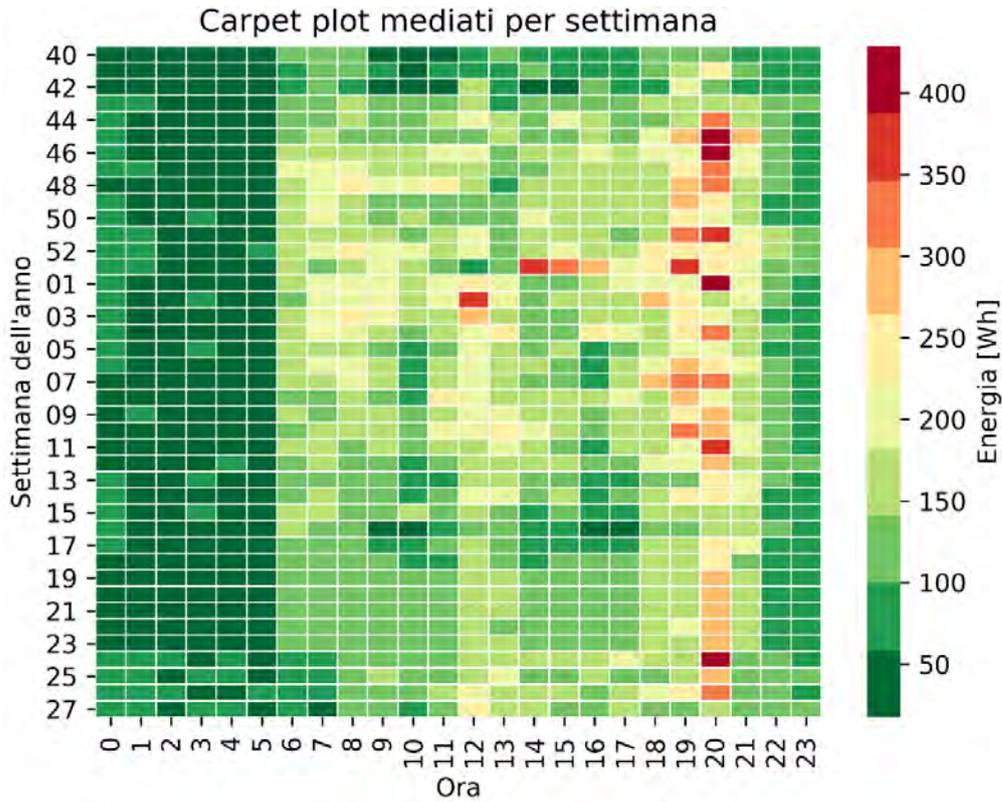


Figura 167. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona6

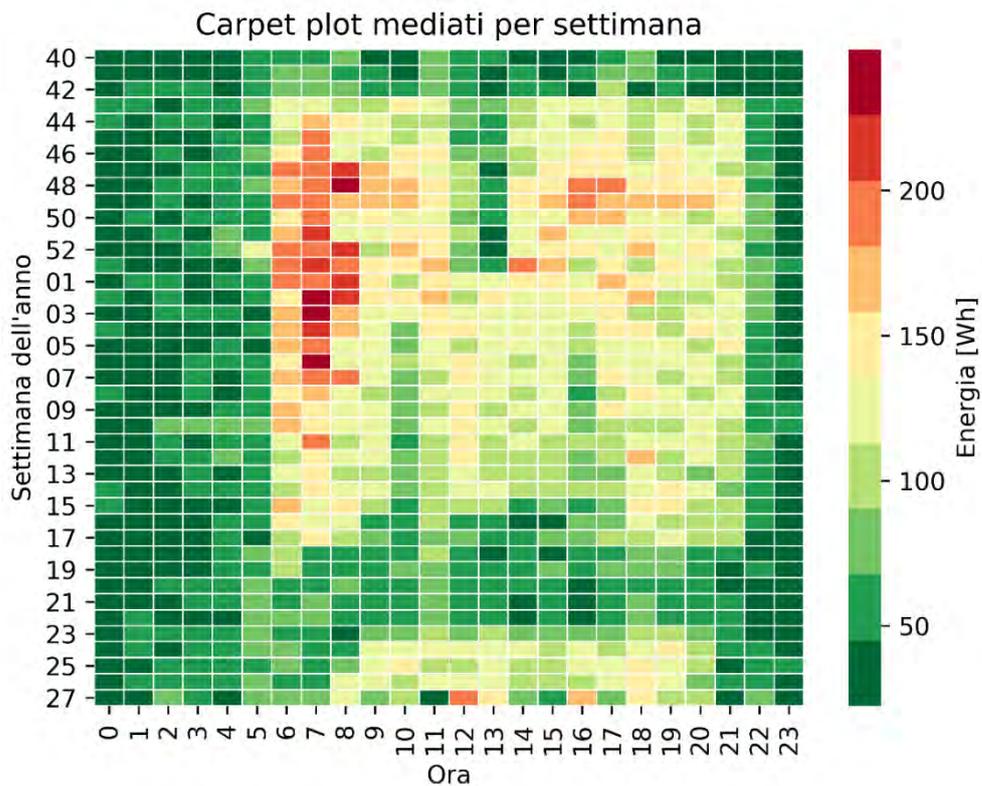


Figura 168. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona7

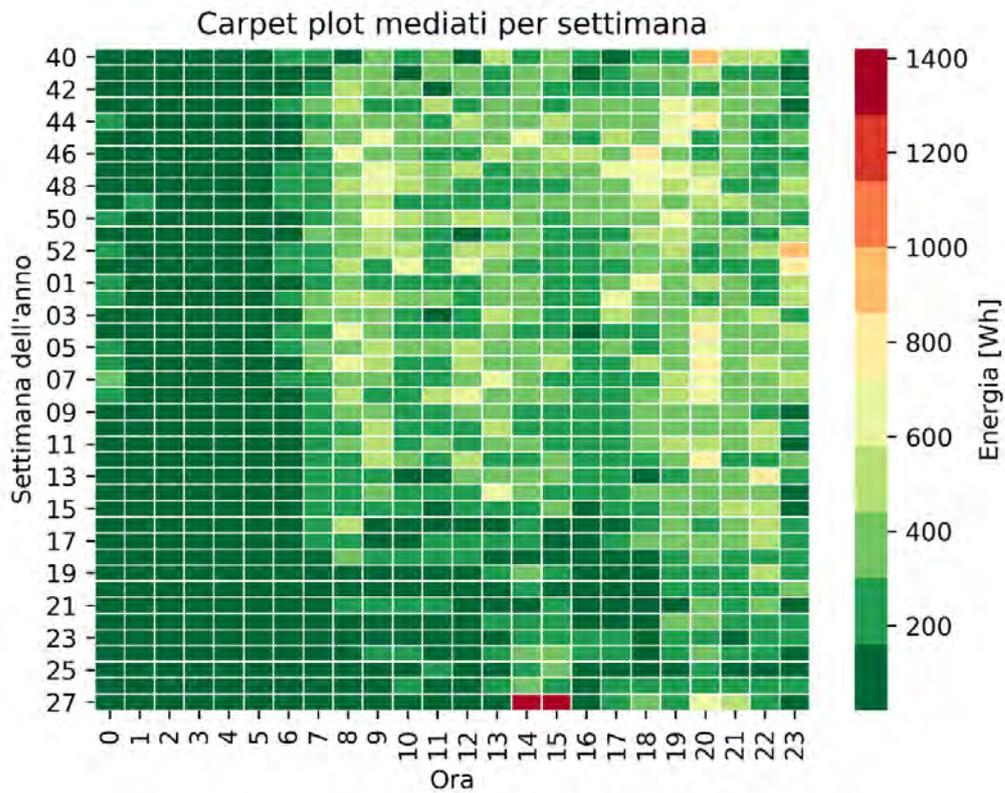


Figura 169. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona9

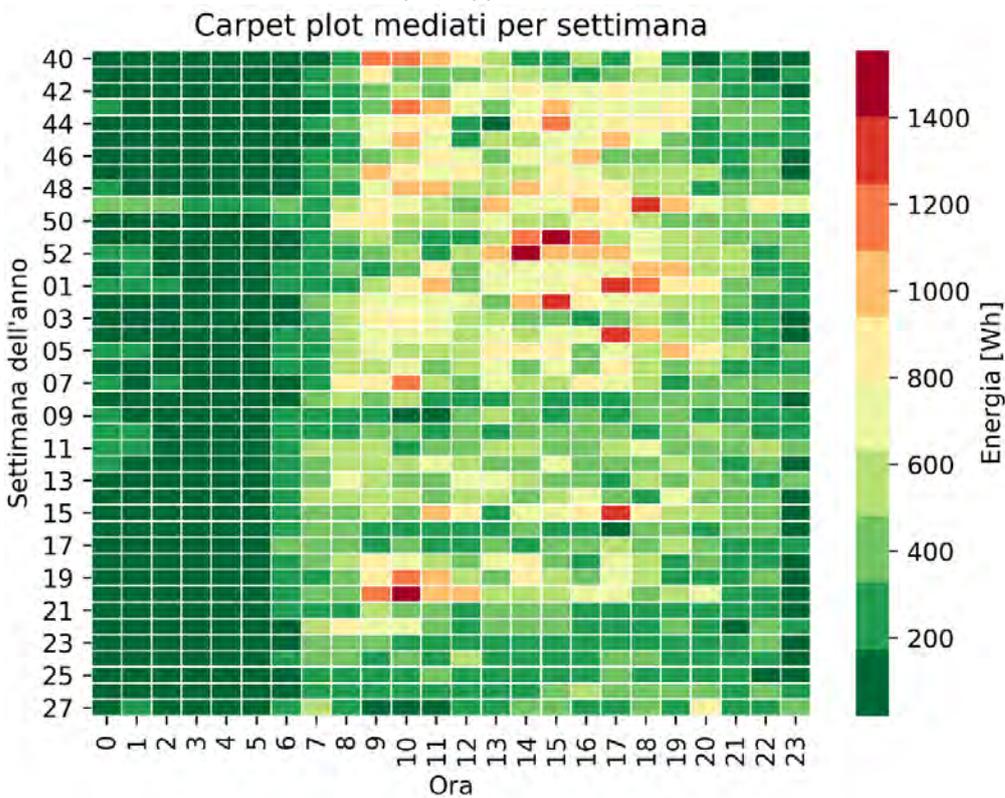


Figura 170. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona10

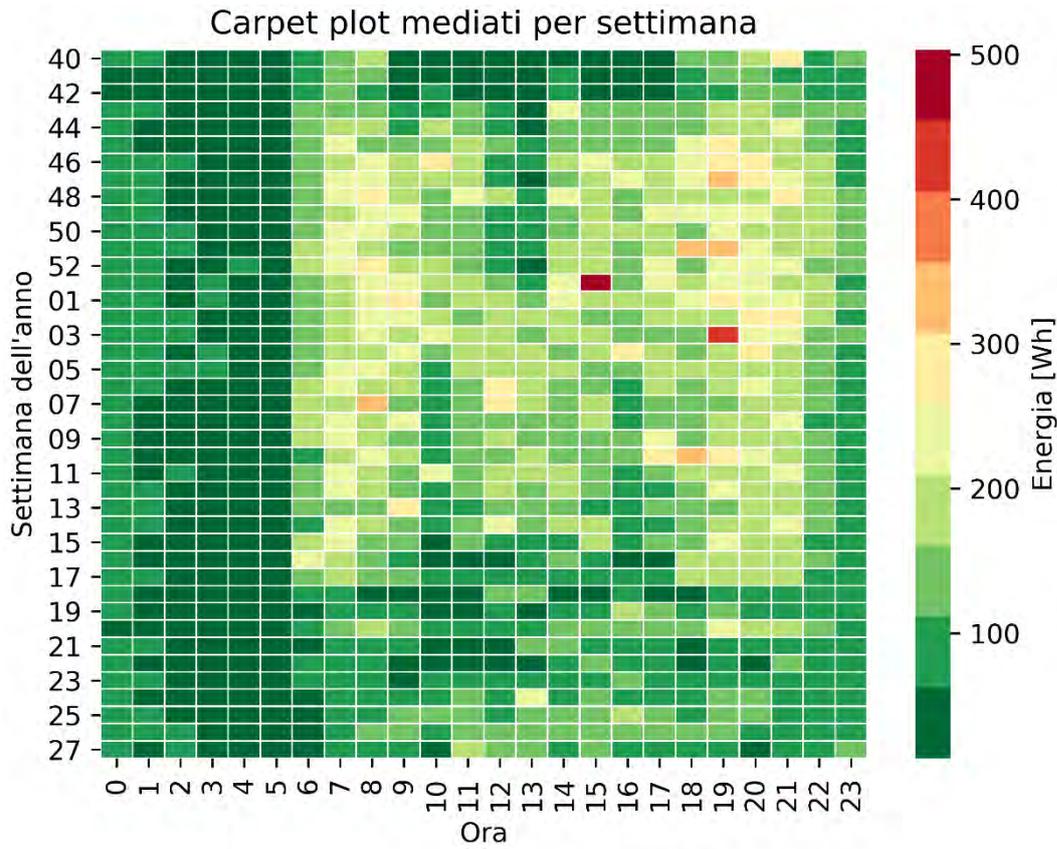


Figura 171. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'appartamento Tabona11

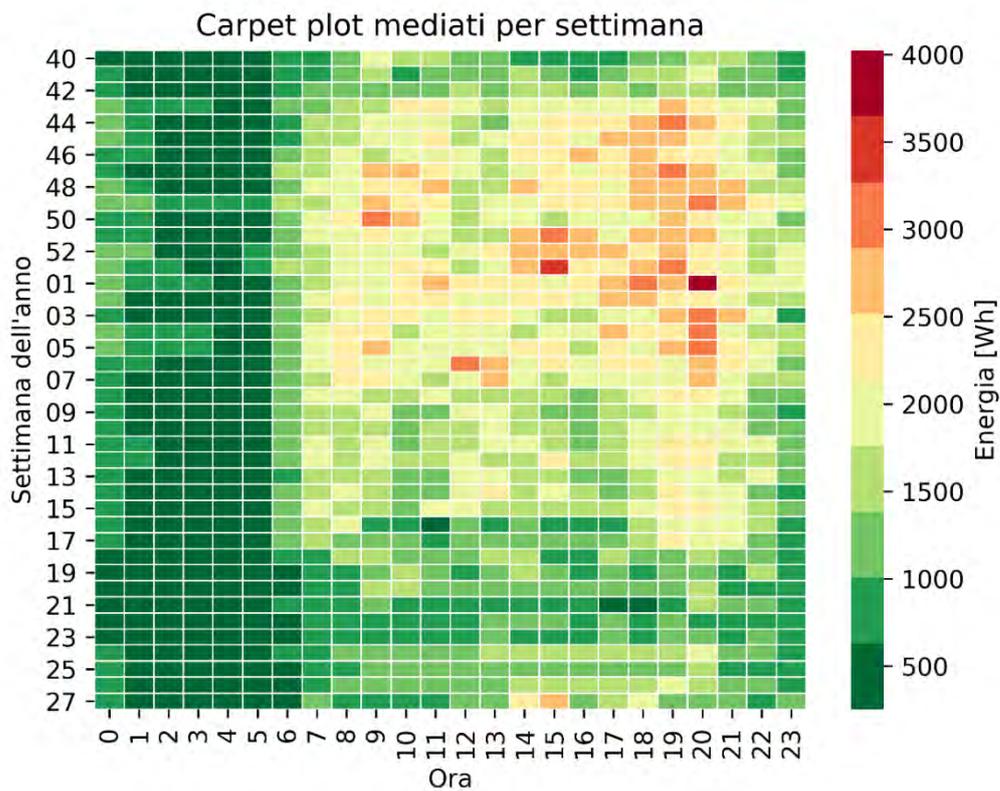


Figura 172. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno relativi all'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo

B.2 Calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana

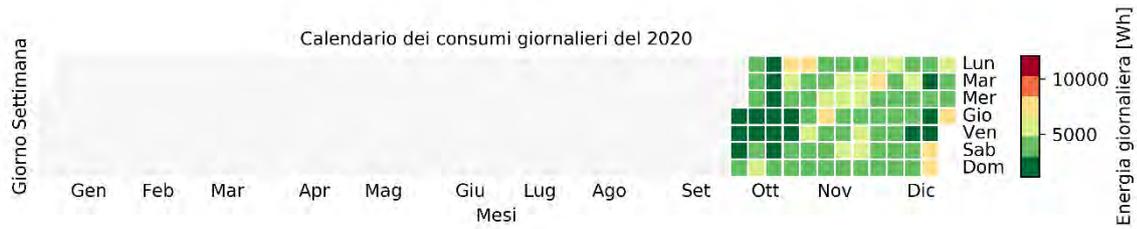


Figura 173. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona2

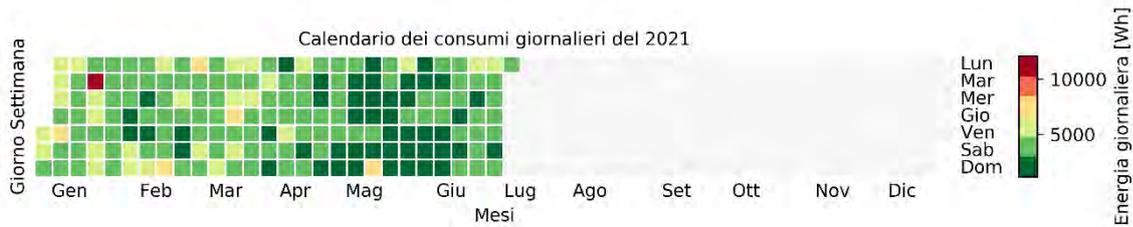


Figura 174. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona2

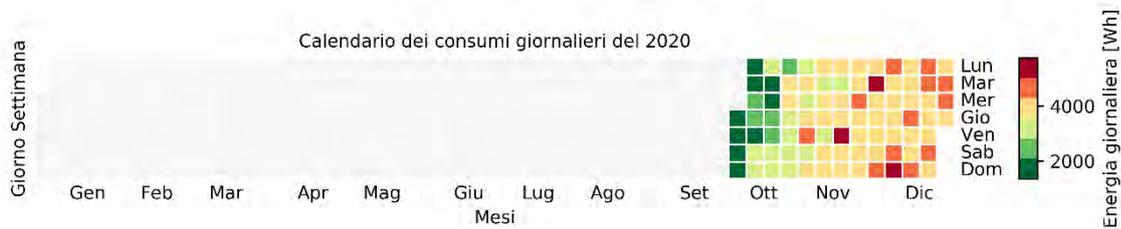


Figura 175. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona4

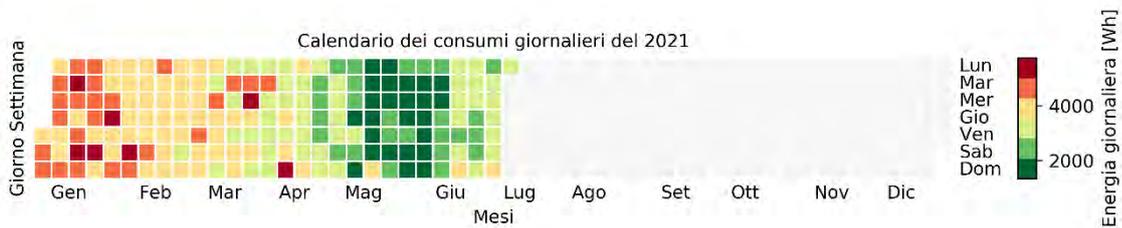


Figura 176. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona4

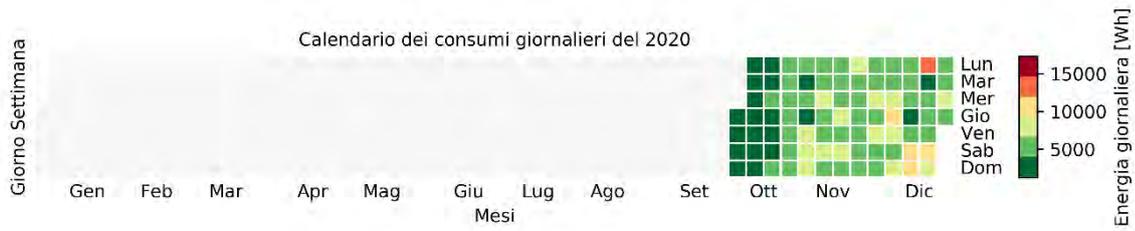


Figura 177. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona5

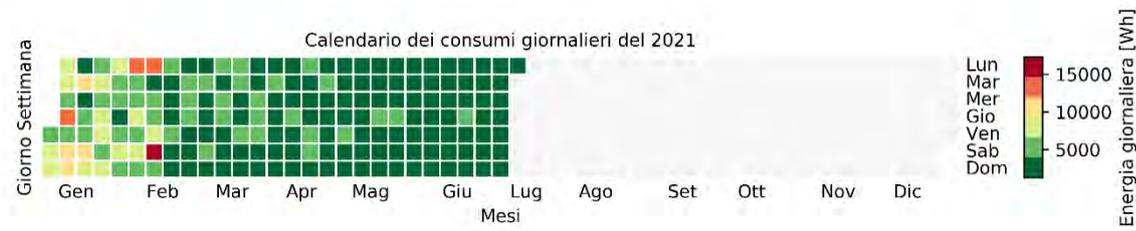


Figura 178. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona5

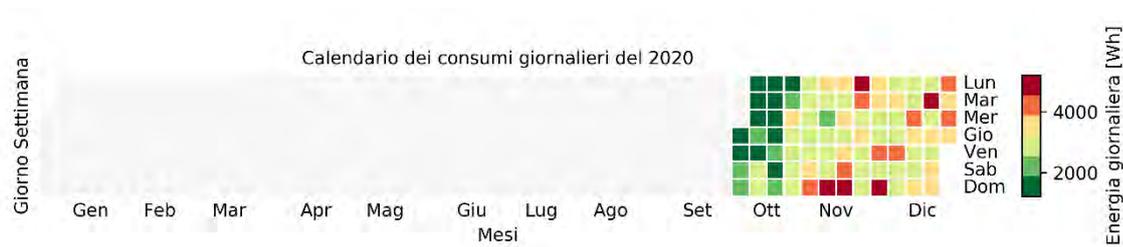


Figura 179. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona6

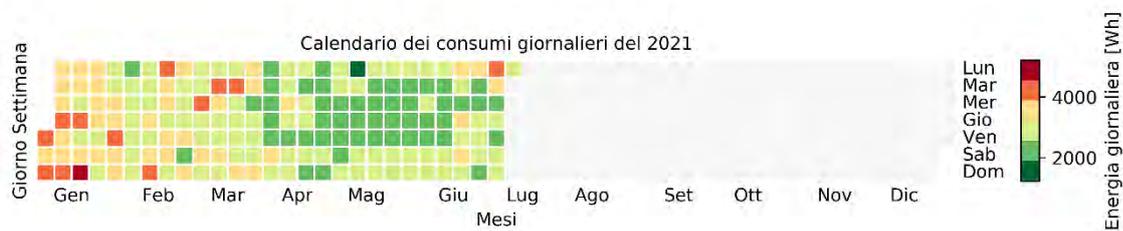


Figura 180. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona6

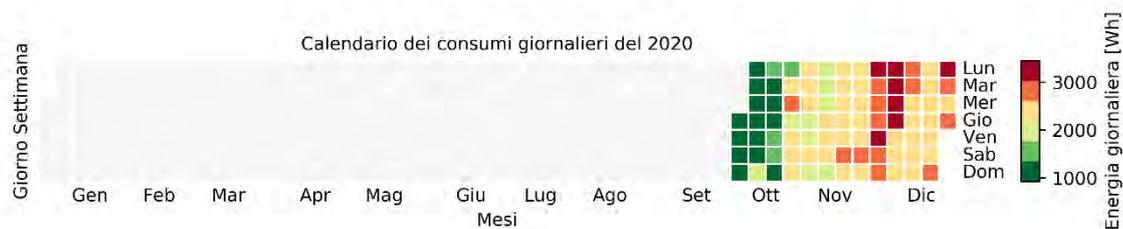


Figura 181. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona7



Figura 182. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona7

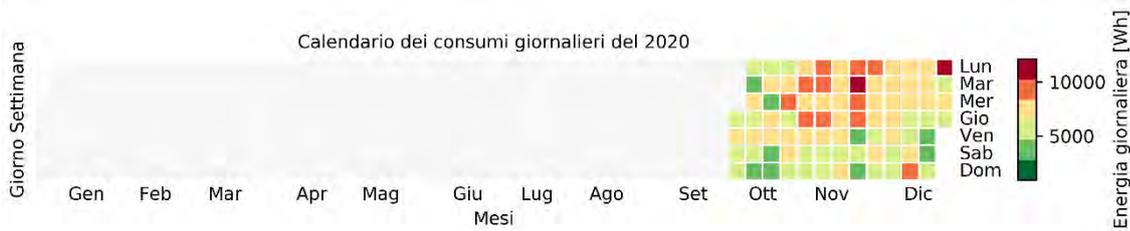


Figura 183. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona9



Figura 184. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona9

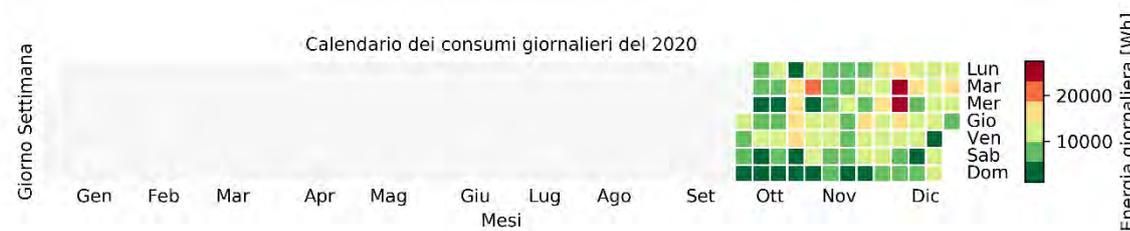


Figura 185. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona10



Figura 186. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona10

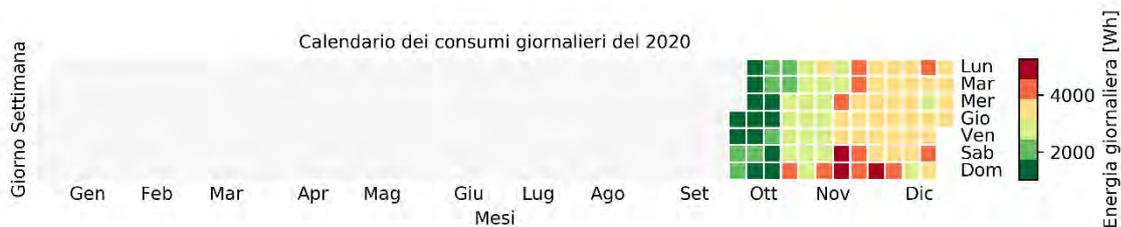


Figura 187. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona11



Figura 188. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'appartamento Tabona11

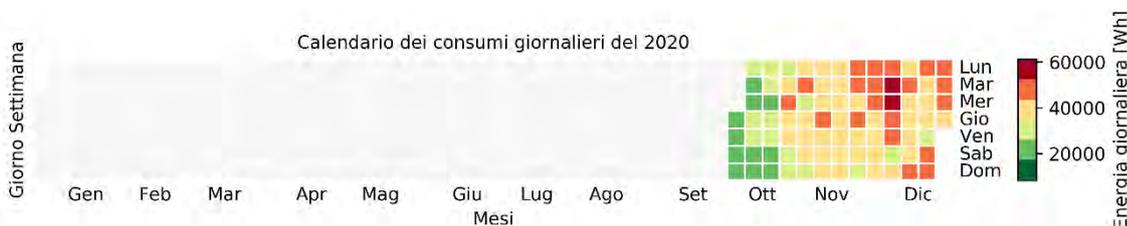


Figura 189. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo

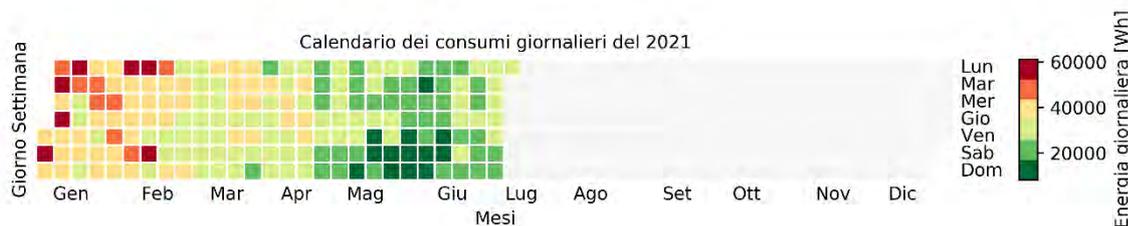


Figura 190. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'aggregato degli appartamenti pilota di Pinerolo

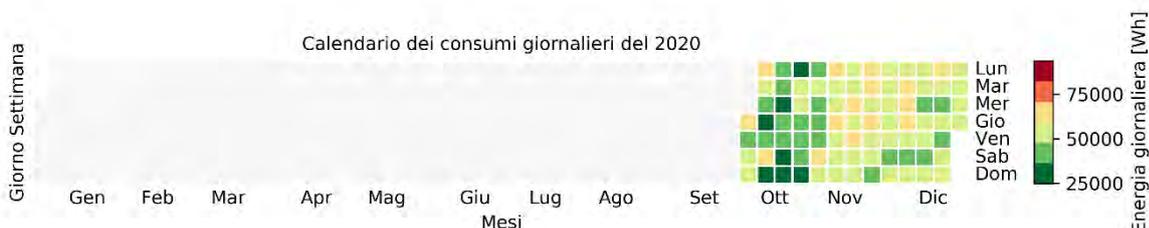


Figura 191. Calendar plot per l'anno 2020 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

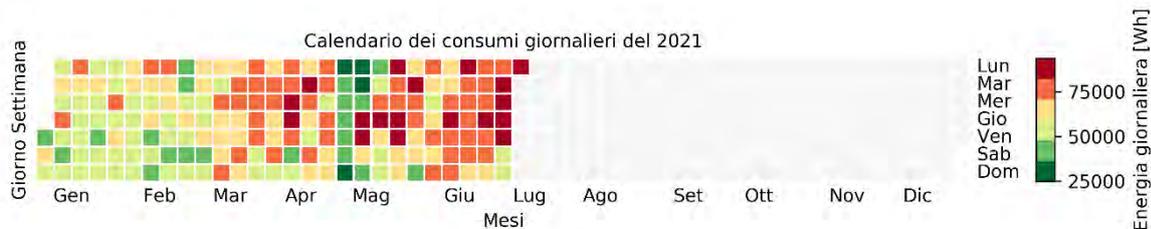


Figura 192. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

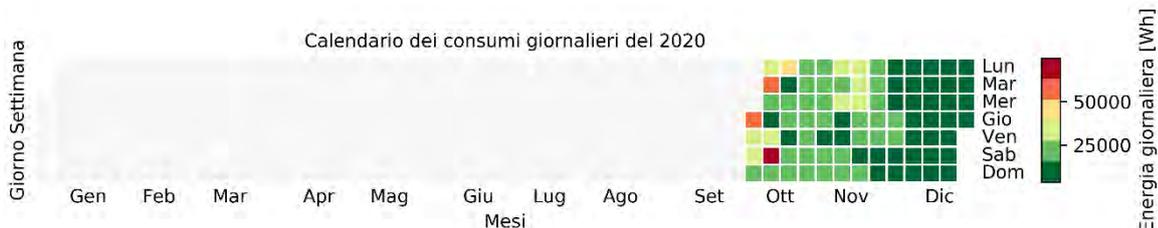


Figura 193. Calendar plot per l'anno 2020 dell'energia prodotta da fotovoltaico per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

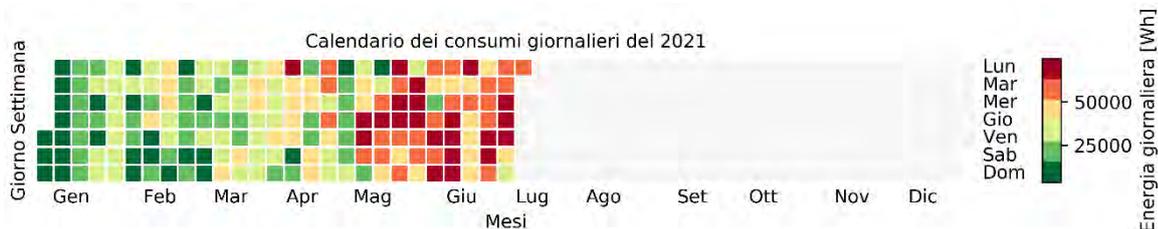


Figura 194. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

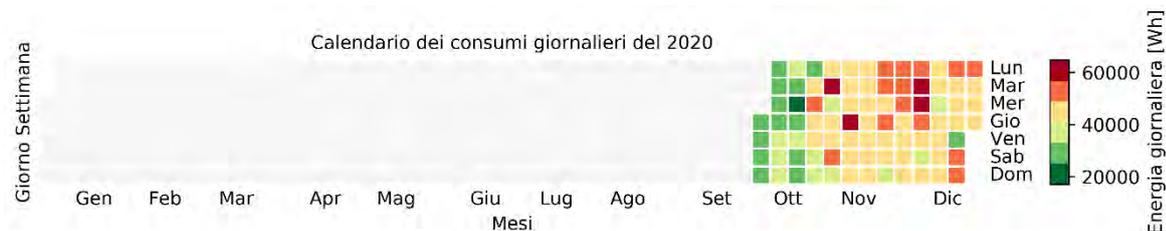


Figura 195. Calendar plot per l'anno 2020 dell'energia scambiata con la rete per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

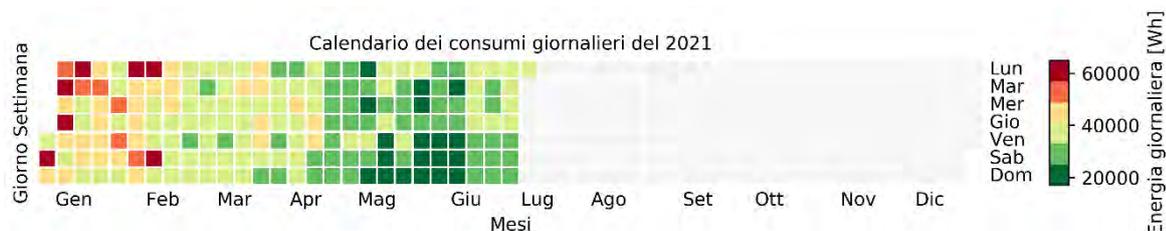


Figura 196. Calendar plot per l'anno 2021 dell'energia scambiata con la rete per giorno della settimana per il condominio di Pinerolo nel corso del periodo di analisi

Appendice C: Edifici di Roma e Viterbo

In questa sezione sono riportati altre rappresentazioni caratteristiche legate al consumo energetico degli edifici pilota analizzati nel territorio di Roma e Viterbo. Nello specifico sono stati rappresentati carpet plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria e mediati per ciascuna settimana e calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana.

C.1 Carpet Plot dei consumi energetici giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno

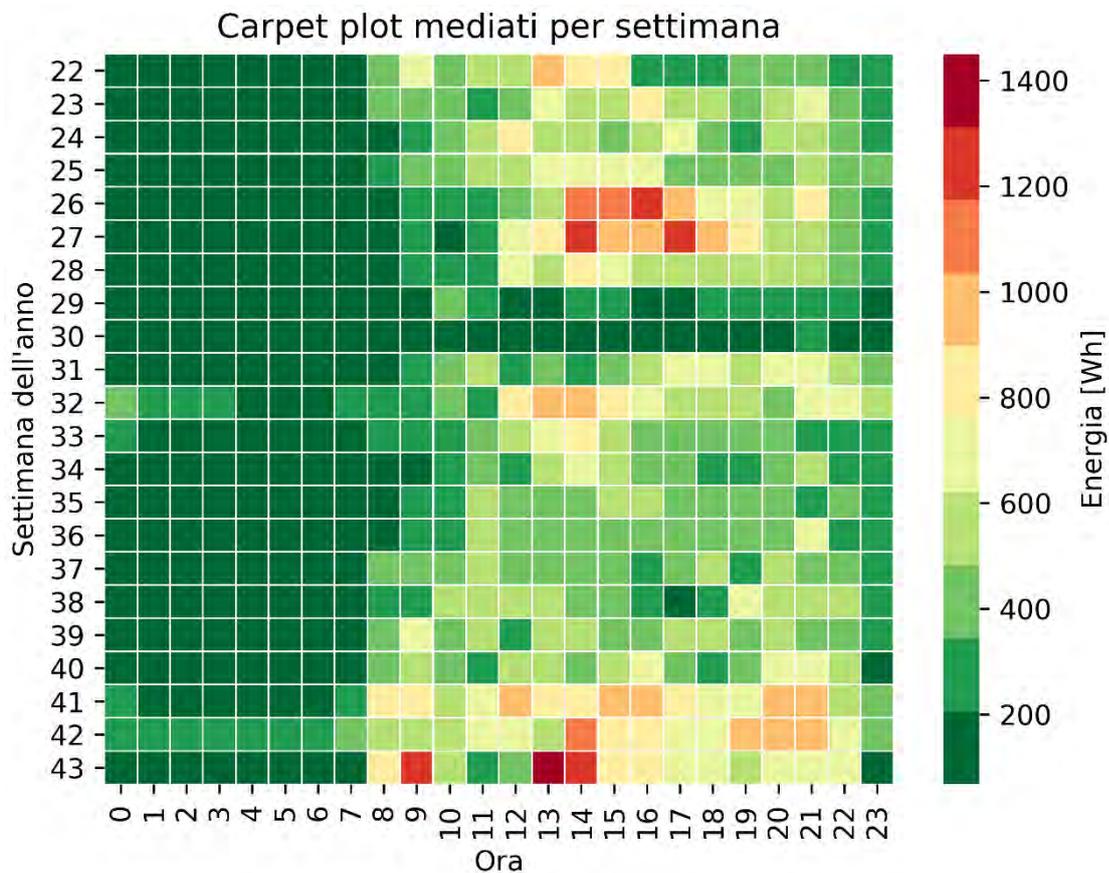


Figura 197. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB1

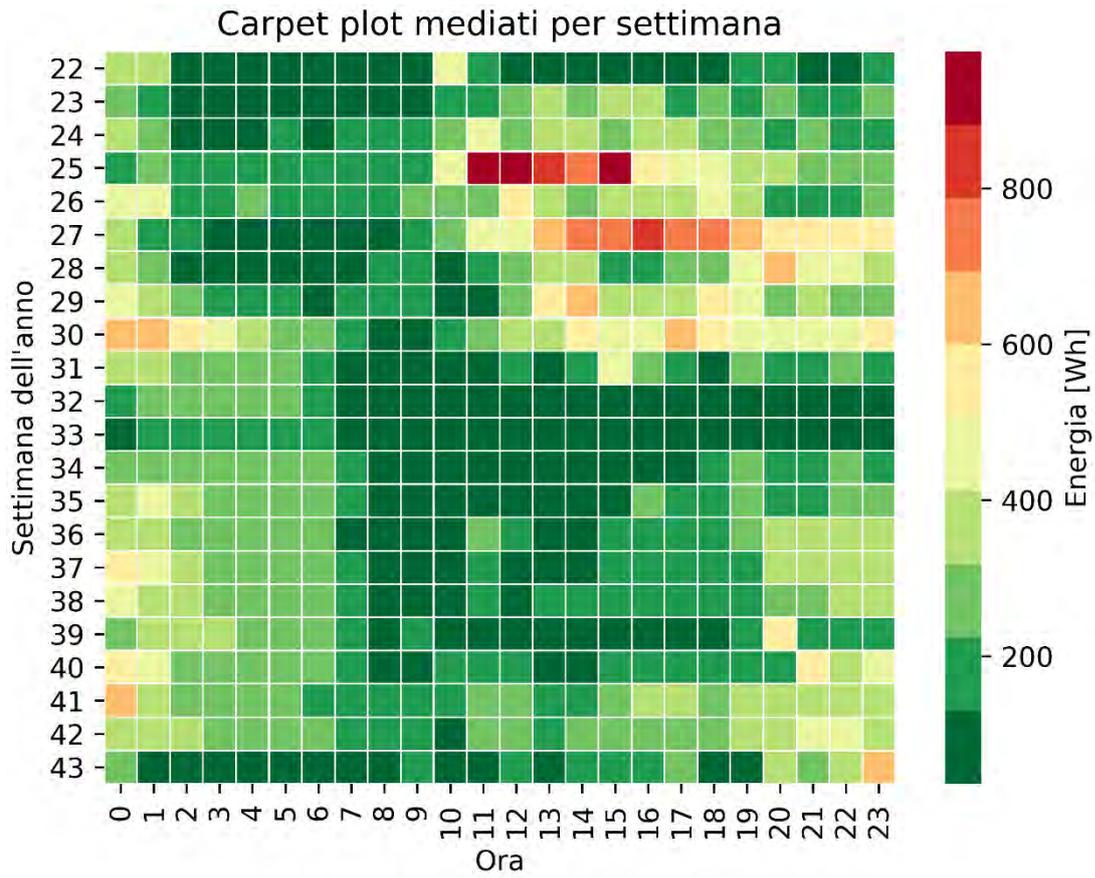


Figura 198. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB3

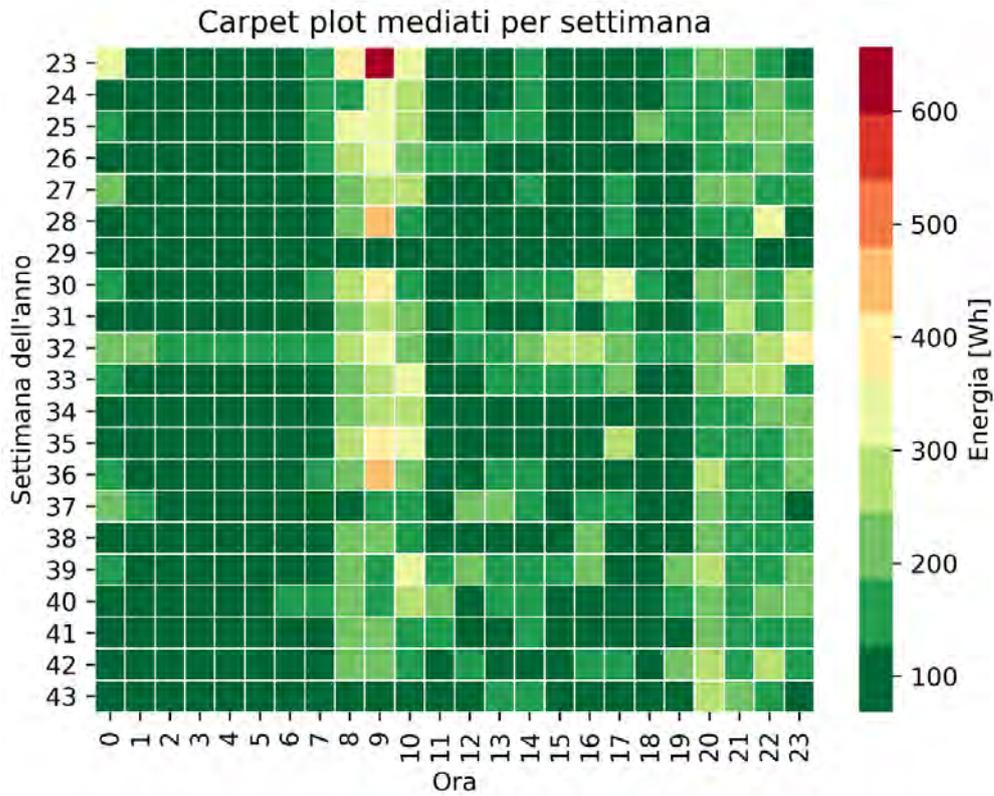


Figura 199. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB4

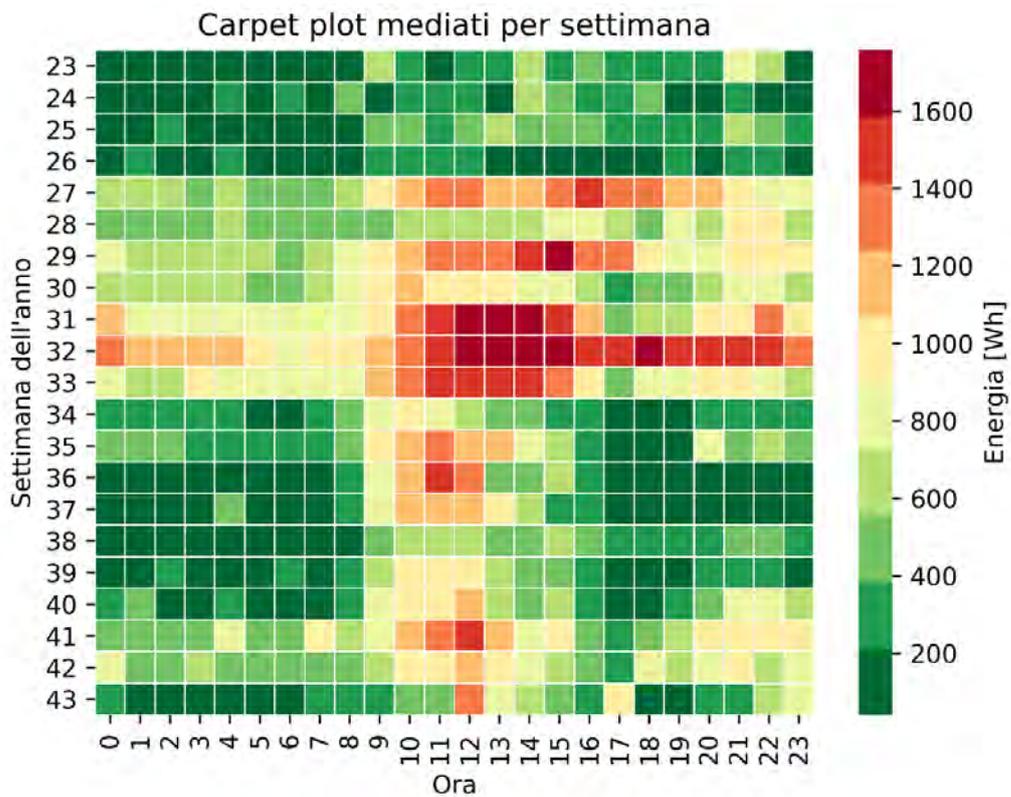


Figura 200. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB5

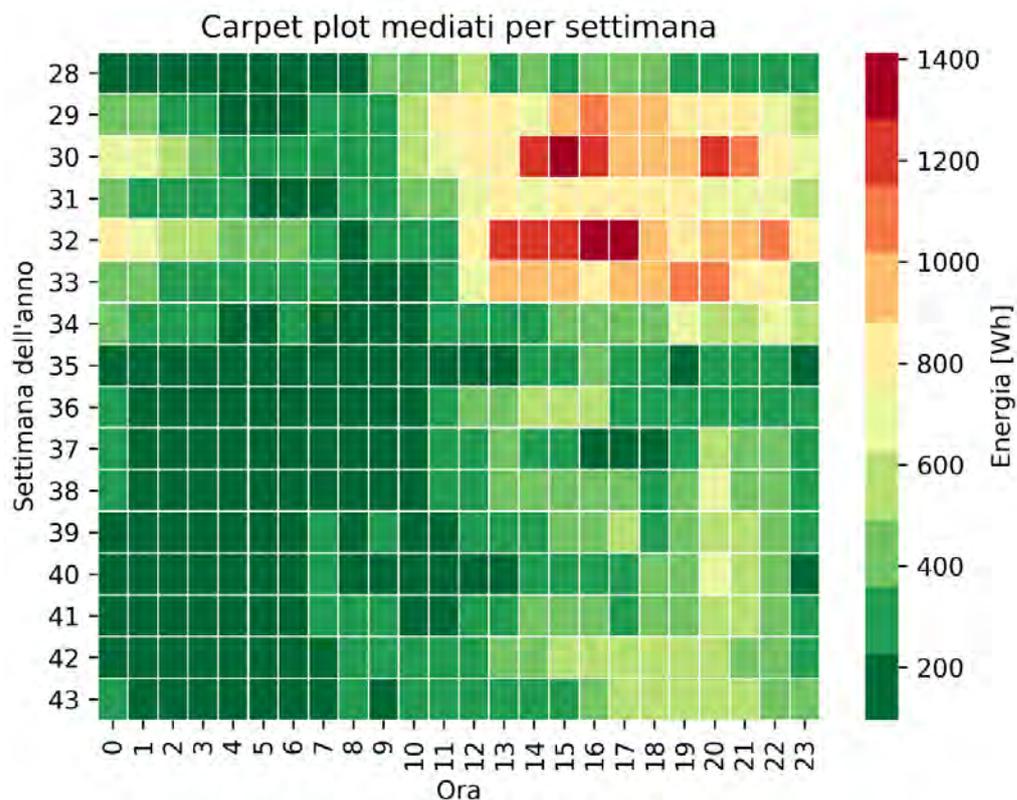


Figura 201. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB6

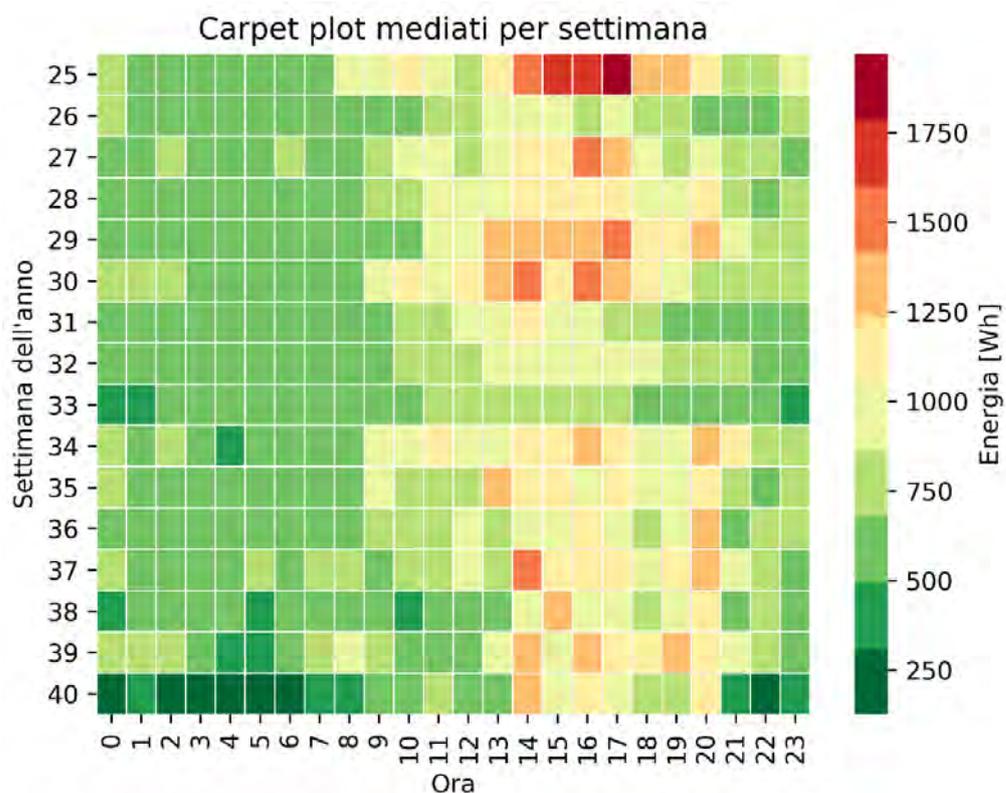


Figura 202. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB9

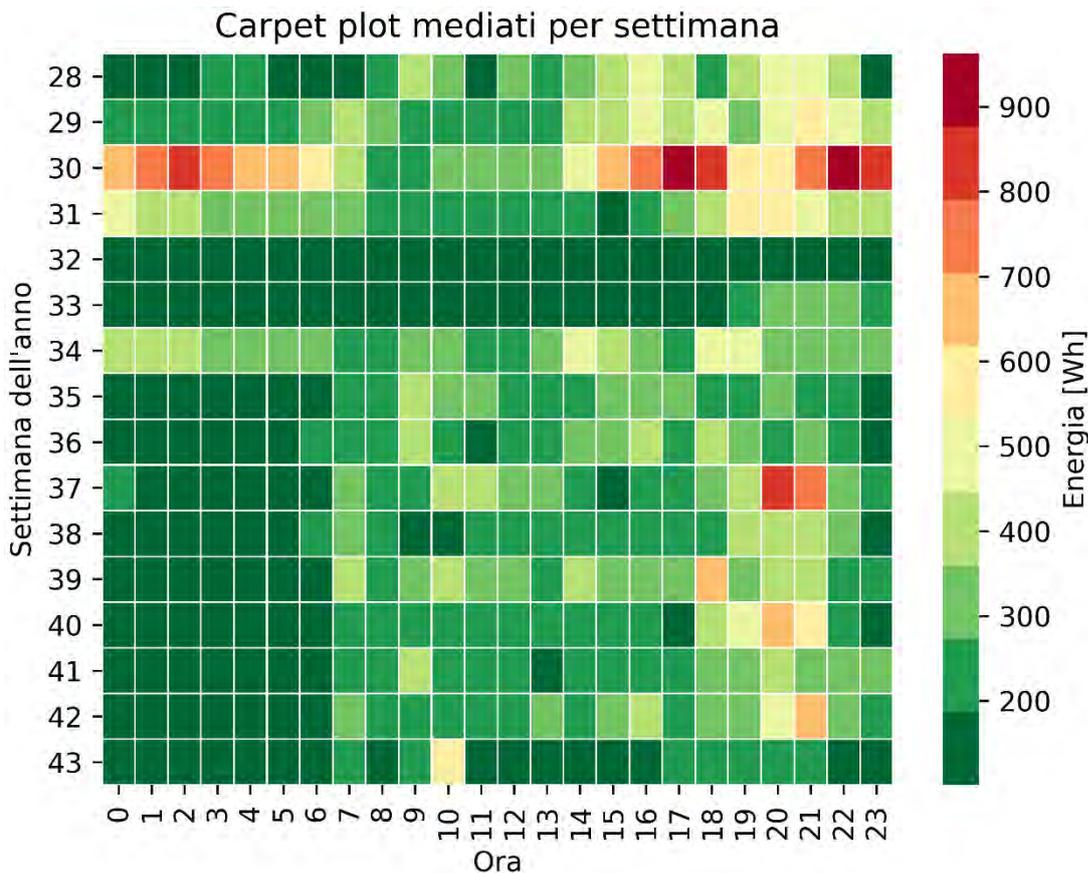


Figura 203. Carpet plot dei consumi di energia elettrica giornalieri su base oraria mediati per settimana dell'anno per l'edificio EB12

C.2 Calendar plot dei consumi energetici giornalieri rispetto al giorno della settimana

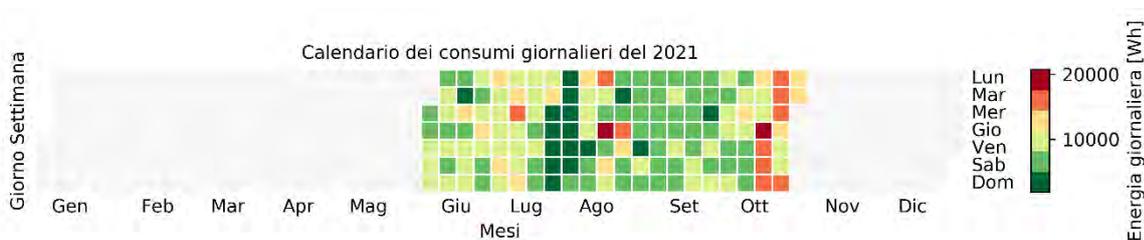


Figura 204. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB1

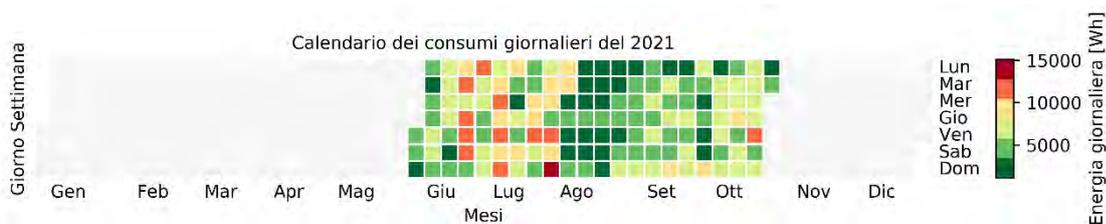


Figura 205. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB3

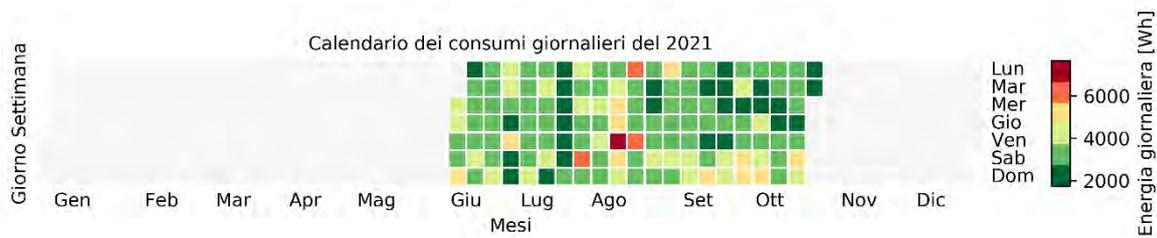


Figura 206. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB4

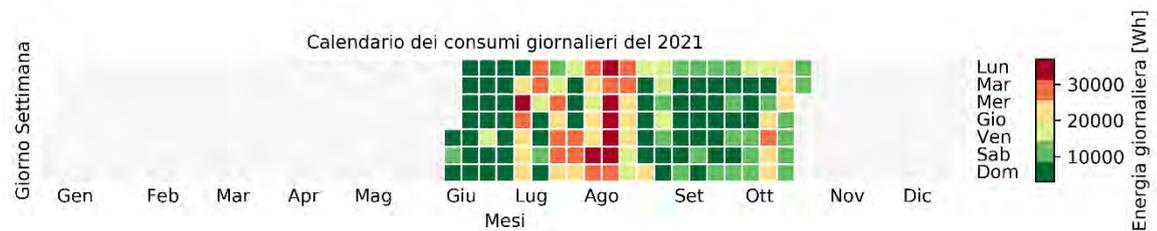


Figura 207. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB5

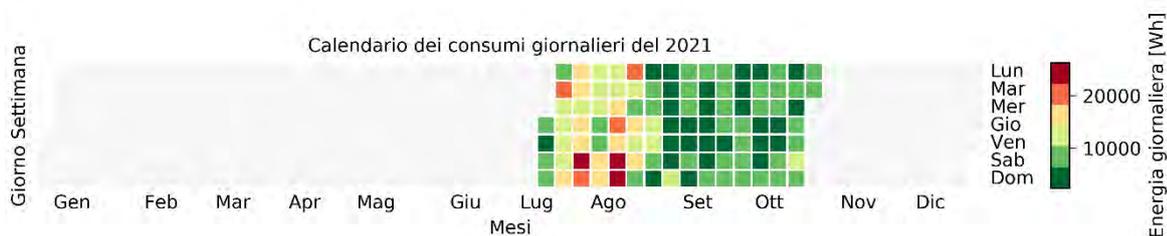


Figura 208. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB6

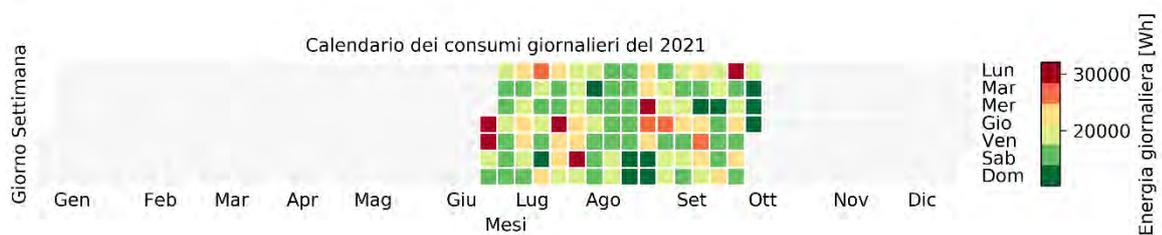


Figura 209. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB9

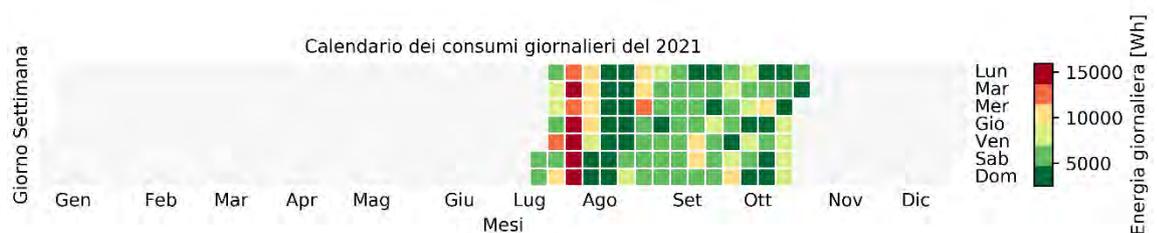


Figura 210. Calendar plot per l'anno 2021 dei consumi energetici giornalieri per giorno della settimana per l'edificio EB12