

Ricerca di Sistema elettrico



Avvio CER: Processi data-driven di individuazione automatica di anomalie energetiche e benchmarking per edifici residenziali (LA1.10)

A. Capozzoli, R. Giudice, M.S. Piscitelli, R. Chiosa, S.P. Corgnati



**Politecnico
di Torino**

Dipartimento Energia
"G. Ferraris"

Avvio CER: Processi data-driven di individuazione automatica di anomalie energetiche e benchmarking per edifici residenziali

LA 1.10 - Avvio CER: Processi data-driven di individuazione automatica di anomalie energetiche e benchmarking per edifici residenziali

A. Capozzoli, R. Giudice, M.S. Piscitelli, R. Chiosa, S.P. Corgnati (Politecnico di Torino, Dipartimento Energia)

Dicembre 2024

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dell'Ambiente e della Sicurezza Energetica - ENEA Piano Triennale di Realizzazione 2022-2024

Obiettivo: Decarbonizzazione

Progetto: Tema di ricerca 1.7 - Tecnologie per la penetrazione efficiente del vettore elettrico negli usi finali

Linea di attività: 1.10

Responsabile del Progetto: Claudia Meloni, ENEA

Responsabile del Work Package: Angelo Frascella, ENEA

Responsabile Linea di Attività: Alfonso Capozzoli, Dipartimento Energia, Politecnico di Torino

Mese inizio previsto: 13

Mese inizio effettivo: 13

Mese fine previsto: 36

Mese fine effettivo: 36

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione: Processi data-driven di individuazione automatica di anomalie energetiche e benchmarking per edifici residenziali

Si ringrazia per la collaborazione alle attività svolte Martina Maggiulli e Antonio Gallo.

Indice

1	Risultati attesi	4
1.1	Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche negli edifici	4
1.2	Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale	4
1.3	Valutazione di indicatori compatti di prestazione	4
2	Risultati ottenuti.....	6
2.1	Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche negli edifici.....	6
2.2	Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale	6
2.3	Valutazione di indicatori compatti di prestazione	7
2.4	Risultati ulteriori.....	7
3	Prodotti attesi	9
3.1	Report tecnico sulle attività conseguite	9
3.2	Codici di programmazione Python.....	9
4	Prodotti sviluppati	10
4.1	Rapporto tecnico sulle attività conseguite	10
4.2	Codici di programmazione in Python	10
4.3	Modulo di visualizzazione dei consumi elettrici degli utenti su piattaforma DHOMUS 10	
5	Analisi degli scostamenti su attività e risultati.....	12
6	Sintesi delle attività svolte	13
7	Dettaglio delle attività svolte.....	14
7.1	Caso di studio: l'aggregato di Anguillara	14
7.2	Pre-processamento dei dati di monitoraggio	14
7.3	Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche negli edifici.....	16
7.3.1	Identificazione di anomalie energetiche sul consumo elettrico	16
7.3.2	Identificazione di anomalie sulla produzione fotovoltaica	17
7.4	Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale ...	19
7.5	Valutazione di indicatori compatti di prestazione	23
8	Contributo delle eventuali consulenze alle attività sopra descritte.....	29
9	Pubblicazioni scientifiche.....	30
10	Eventi di disseminazione	31

Indice delle figure

Figura 1: Esempio del modulo di visualizzazione per l'utente DU8 (da piattaforma DHOMUS)...	11
Figura 2: Informazioni generali sugli utenti del caso studio analizzato, ovvero l'Aggregato di Anguillara.	14
Figura 3: Esempio di ricostruzione della variabile 'power' per l'utente DU_5. In rosso è raffigurata la serie storica non processata, mentre in verde i valori ricostruiti. Il cerchio in figura rappresenta la sequenza ricostruito tramite kNN, mentre i restanti sono ricostruiti tramite interpolazione lineare.	15
Figura 4: Esempio di ricostruzione della variabile 'productionPower' per l'utente DU_9.....	16
Figura 5: Profili di domanda divisi in ciascun cluster per l'utente DU8, con evidenza del cluster dei profili anomali (Anomalous).	17
Figura 6: Metriche di validazione della rete neurale allenata sui dati dell'utente DU9 per prevederne la produzione fotovoltaica.....	17
Figura 7: Visualizzazioni a) Predetto vs Reale e b) Distribuzione dei residui per l'utente DU9...18	
Figura 8: Percentuale di anomalie sulla produzione fotovoltaica identificate durante le ore di produzione per tutti gli utenti, raggruppate per severità.	19
Figura 9: Indicatori di forma del carico calcolati giornalmente per tutti gli utenti.....	20
Figura 10: Risultato dell'analisi di clustering per gli utenti consumer dell'aggregato di Anguillara.	21
Figura 11: Risultato dell'analisi di clustering per gli utenti prosumer/prostomer dell'aggregato di Anguillara.....	21
Figura 12: Analisi di cardinalità dei cluster per a) utenti consumer e b) utenti prosumer/prostomer.....	22
Figura 13: Analisi di cardinalità di ogni utente per le categorie a) consumer e b) prosumer/prostomer.....	22
Figura 14: Processo di classificazione per un utente di tipo prosumer.	23
Figura 15: Lista dei KPIs riferiti alla prestazione energetica.	24
Figura 16: Lista dei KPIs riferiti alla flessibilità energetica.....	24
Figura 17: Lista dei KPIs riferiti alle condizioni dell'ambiente interno.	25
Figura 18: Lista dei KPIs riferiti allo sfruttamento delle fonti rinnovabili.....	26
Figura 19: Visualizzazione tramite radar plot dei performance score riferiti all'utente DU1 e DU2.	27
Figura 20: Calcolo dell' SRI per l'utente DU2 per il pre e post implementazione dei servizi sviluppati nelle attività.	28

1 Risultati attesi

La Linea di Attività LA1.10 del PTR 2022-2024 riguarda lo sviluppo di processi strutturati di analitica dei dati di monitoraggio di edifici residenziali, con l'obiettivo di estrarre conoscenza utile alla gestione ottimale in esercizio degli edifici. In particolare, le attività oggetto di questo studio riguardano:

1. Attività 1: Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche degli edifici
2. Attività 2: Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale
3. Attività 3: Valutazione di indicatori compatti di prestazione

I processi metodologici sviluppati riguardanti le attività sopra menzionate sono stati validati su casi studio reali. In particolare, sono stato utilizzati i dati di monitoraggio di un aggregato reale composto da edifici residenziali situato ad Anguillara (RM). Esso è costituito da nove edifici di diversa tipologia (consumer, prosumer e prostormer), per i quali sono monitorate le variabili relative al consumo elettrico e produzione fotovoltaica. Una descrizione dettagliata di tale caso di studio è riportata al Paragrafo 7.1.

Nei paragrafi seguenti verrà fornita la descrizione dei risultati attesi per ognuna delle attività menzionate sopra.

1.1 Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche negli edifici

I risultati attesi di questa attività di ricerca consistono nella definizione di un processo metodologico per l'identificazione automatica di anomalie energetiche caratterizzato da uno strutturato flusso di step analitici concepito per essere generalizzabile e scalabile. Le prestazioni di tale processo metodologico sono verificate attraverso analisi di validazione e di testing condotte su campioni di dati storici misurati in campo. I risultati includono inoltre analisi di ottimizzazione degli iperparametri dei modelli di machine learning alla base del processo stesso.

1.2 Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale

I risultati attesi di questa attività di ricerca consistono nella definizione di un processo di benchmarking esterno per la caratterizzazione di utenze residenziali. In particolar modo i risultati prevedono in una prima fase l'analisi statistica di serie temporali di consumo energetico di edifici residenziali di un campione di riferimento per il quale sono individuati pattern tipologici di domanda energetica attraverso cui operare il processo di benchmarking. Inoltre, il risultato atteso di tale attività include lo sviluppo di modelli supervisionati da implementare in un tool di classificazione delle utenze residenziali in uno dei suddetti pattern tipologici.

1.3 Valutazione di indicatori compatti di prestazione

I risultati attesi di questa attività di ricerca consistono nella definizione di indicatori compatti caratterizzanti la prestazione energetica, di qualità dell'ambiente interno e di grado di flessibilità dell'utenza. Come risultato si intende esplicitare la struttura di ciascun indicatore con riferimento delle procedure di calcolo e delle informazioni necessarie alla sua computazione. Inoltre, questa attività prevede anche la definizione di un processo

metodologico di calcolo e valutazione dello smart readiness indicator applicato ad utenze di tipo residenziali.

2 Risultati ottenuti

Le attività svolte hanno consentito il raggiungimento di tutti i risultati attesi, con riferimento ai Paragrafi 1.1, 1.2 e 1.3. Oltre ad essi, ulteriori risultati sono stati conseguiti. Nei paragrafi seguenti sono dettagliati in modo approfondito i risultati ottenuti in ciascuna attività sviluppata a valle dell'implementazione dei processi sviluppati sul caso studio di un aggregato di utenti residenziali situato ad Anguillara (RM).

2.1 Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche negli edifici

I risultati ottenuti a valle di questa attività sono in linea con quanto previsto nel Paragrafo 1.1. Sono stati sviluppati due processi metodologici per l'identificazione di anomalie energetiche: il primo focalizzato sulla generazione fotovoltaica, e il secondo sulla domanda energetica. Questi processi, elaborati in parallelo, consentono di diagnosticare anomalie a livello di produzione fotovoltaica o di consumo elettrico dell'intero edificio.

Il processo per l'identificazione di anomalie nella generazione fotovoltaica utilizza un approccio supervisionato basato su una rete neurale profonda per la predizione della produzione. Le anomalie vengono individuate tramite un'analisi statistica dei residui tra le previsioni del modello e i dati reali. Il processo di identificazione di anomalie per il consumo energetico, invece, adotta modelli non supervisionati per caratterizzare il comportamento degli utenti e identificare automaticamente profili di consumo infrequenti, considerati anomali. Questa metodologia amplia quanto sviluppato nell'Attività 2 - Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale-, applicando l'analisi di clustering per individuare sia profili di carico tipologici che profili di carico anomali.

Entrambi i processi comprendono una metodologia generale e scalabile per la verifica automatica delle inconsistenze di varia natura e il processamento dei dati di monitoraggio. Inoltre:

- Per il processo sulla generazione fotovoltaica sono definiti i passi per l'addestramento e l'ottimizzazione del modello, oltre al calcolo delle soglie statistiche di errore.
- Per il processo sulla domanda energetica viene formalizzato un approccio robusto e scalabile per il clustering dei profili di carico e l'individuazione di profili anomali, in modo da replicare il metodo su tutti gli edifici del caso studio.

2.2 Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale

I risultati ottenuti in questa attività sono in linea con quelli attesi, in relazione a quanto previsto nel Paragrafo 1.2. In particolar modo, è stato sviluppato un processo metodologico di benchmarking esterno per la caratterizzazione del consumo energetico di utenti residenziali. Questo processo si basa sull'utilizzo di indicatori compatti di forma dei profili di carico giornalieri e su un'analisi di clustering che, sfruttando tali indicatori, individua i pattern tipologici di utilizzo dell'energia per l'aggregato di utenti. Il processo definito è strutturato tramite una metodologia ben dettagliata riguardante il calcolo degli indicatori di forma, l'analisi di clustering e l'utilizzo di indicatori di validazione del processo di clustering per trovare il numero di raggruppamenti (cluster) ottimale. Per ogni gruppo, è stato estratto un profilo di riferimento (e.g., centroide), rappresentativo delle caratteristiche del gruppo. Successivamente, i profili di carico di tutti gli utenti sono stati soggetti ad un processo di riassegnazione. Essi sono stati confrontati con i profili di riferimento di ciascun gruppo e

riassegnati al gruppo del profilo di riferimento più vicino in termini di distanza euclidea. Nel caso in cui la distanza abbia superato un certo limite, il profilo è stato considerato anomalo ed assegnato a un nuovo gruppo separato che include solo anomalie. In aggiunta, i gruppi rappresentativi di profili di carico giornalieri sono stati utilizzati per definire un processo di classificazione non intrusivo di nuovi utenti appartenenti all'aggregato. In particolare, attraverso un algoritmo supervisionato di classificazione è stato possibile stimare a quale gruppo di riferimento di profili di carico giornalieri esso avesse la più alta probabilità di appartenenza, consentendo quindi una stima preliminare del suo contributo nell'aggregato in termini di forma ed intensità del consumo di energia elettrica nel tempo.

2.3 Valutazione di indicatori compatti di prestazione

I risultati attesi di questa attività sono in linea con le aspettative, secondo quanto previsto dal Paragrafo 1.3. In particolare, è stata operata una raccolta di KPIs in letteratura caratterizzanti la prestazione energetica, le condizioni dell'ambiente interno la flessibilità energetica. Inoltre, sono stati valutati e utilizzati ulteriori indicatori compatti di prestazione, riguardanti lo sfruttamento della fonte rinnovabile. Ogni indicatore viene esplicitato dal punto di vista del calcolo, delle informazioni necessarie alla sua computazione e del periodo di aggregazione dei dati necessario. Inoltre, per un numero di edifici rappresentativi del caso studio è stato calcolato lo Smart Readiness Indicator, prima e dopo l'implementazione delle strategie di gestione introdotte nelle Attività 1, 2 e 3, evidenziando i servizi che hanno permesso l'aumento dello stesso.

Anche in questo caso, i KPIs definiti (ad eccezione di quelli riguardanti le condizioni dell'ambiente interno su cui non erano disponibili sufficienti dati di monitoraggio), sono stati implementati per comparare gli utenti facenti parte dell'aggregato di Anguillara.

2.4 Risultati ulteriori

Oltre ai risultati ottenuti rispetto alle attività concordate, le attività condotte hanno portato all'ottenimento di due risultati aggiuntivi: il primo riguardante il benchmarking esterno di edifici non residenziali, mentre il secondo riguardante la definizione di un processo di ripartizione dell'incentivo relativo alla condivisione di energia in comunità energetiche.

Il primo risultato consiste in una metodologia di benchmarking esterno di edifici non residenziali, come uffici e edifici scolastici. Tale metodologia si basa su un processo dinamico di *identificazione degli edifici simili* con i quali confrontare l'edificio soggetto a benchmark. Ciò avviene tramite analisi di KPIs che consentono di isolare nel campione di riferimento un sottocampione con cui confrontare in maniera robusta le prestazioni energetiche di un nuovo utente. Parte dei KPIs individuati nell'Attività 3 sono stati oggetto di analisi in tale processo. Lo studio condotto è stato oggetto di pubblicazione nella rivista internazionale Applied Energy (Elsevier) (DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122550>).

Il secondo processo si basa sulla definizione di una baseline di consumo energetico per ciascun utente, allo scopo di incentivare – nei periodi in cui è possibile massimizzare l'autosufficienza – coloro che hanno contribuito maggiormente alla condivisione di energia. In questo modo, si adottano sia approcci di benchmarking esterno, attraverso il calcolo di indicatori sintetici relativi all'intera comunità e il confronto tra gli utenti, sia approcci di benchmarking interno, grazie alla definizione di una baseline per ogni utente, così da assegnare quote di incentivo in base al livello di virtuosismo degli utenti. L'intero processo è stato oggetto di presentazione nella conferenza internazionale International Building Physics Conference 2024, e

successivamente pubblicato nella raccolta dei Conference Proceedings *Multiphysics and Multiscale Building Physics* (DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-97-8309-0_3).

3 Prodotti attesi

I prodotti attesi rispetto alle attività svolte nell'ambito del LA1.10 sono due: i) un rapporto tecnico sulle attività conseguite e ii) i codici utilizzati per l'implementazione dei processi analitici sviluppati nelle attività. Nei paragrafi seguenti vengono esplicitati i prodotti attesi in maggiore dettaglio.

3.1 Report tecnico sulle attività conseguite

Il primo prodotto atteso è il presente Report tecnico "Avvio CER: processi data-driven di individuazione automatica di anomalie energetiche e benchmarking per edifici residenziali" contenente i risultati conseguiti nelle tre attività di ricerca con l'evidenza dei processi metodologici introdotti, la loro discussione critica e le derivate implicazioni di tale ricerca per una sua efficace implementazione in campo.

3.2 Codici di programmazione Python

Il secondo prodotto atteso, in riferimento ai risultati attesi, è lo sviluppo di codici di programmazione in linguaggio open source (e.g., python) dei processi analitici, al fine di garantirne la riproducibilità, l'implementazione e trasparenza dei processi introdotti.

4 Prodotti sviluppati

Le attività svolte nell'ambito della linea di attività LA1.10 hanno consentito la realizzazione dei prodotti attesi, in relazione a quanto presente nei Paragrafi 3.1 e 3.2. Inoltre, sono stati ottenuti dei prodotti aggiuntivi, come riportato nel Paragrafo 4.3. Nei paragrafi seguenti sono dettagliati maggiormente i prodotti sviluppati durante le attività condotte.

4.1 Rapporto tecnico sulle attività conseguite

In relazione al Paragrafo 3.1, il primo prodotto sviluppato è il rapporto tecnico "Avvio CER: processi data-driven di individuazione automatica di anomalie energetiche e benchmarking per edifici residenziali", descrittivo delle metodologie di analitica sviluppate in tutte le attività e dei risultati conseguiti tramite il test degli algoritmi sviluppati su dati provenienti da contesti reali. Nel rapporto sono presenti le informazioni necessarie a replicare i framework di analisi, dettagliate dalle motivazioni sulle scelte e ipotesi effettuate, così come una descrizione critica sulle implicazioni di tale ricerca per una sua efficace implementazione in campo.

4.2 Codici di programmazione in Python

Il secondo prodotto riguarda lo sviluppo di una repository Github contenente il codice Python per lo sviluppo e la riproducibilità degli algoritmi utilizzati in questo lavoro. La repository, ospitata su Github al link <https://github.com/baeda-polito/residential-buildings-analytics>, è completa di documentazione, la quale viene sviluppata tramite file Markdown contenuti in ogni sezione del codice. Questa documentazione descrive ogni modulo del codice e come i vari moduli vengono composti per ottenere il framework analitico finale. Inoltre, ogni funzione viene dettagliata con una descrizione del suo funzionamento, dei parametri in ingresso e dei valori ritornati dalla funzione, tramite *docstring*. In questo modo è possibile sia integrare il codice in modo funzionale nella piattaforma DHOMUS, sia replicare facilmente le analisi per testarle su un nuovo campione di edifici, qualora fossero aggiunti nuovi aggregati.

4.3 Modulo di visualizzazione dei consumi elettrici degli utenti su piattaforma DHOMUS

Il secondo prodotto è lo sviluppo di un modulo di visualizzazione dei consumi elettrici degli utenti che è stato successivamente implementato sulla piattaforma DHOMUS (come descritto nel report della LA1.2). Il modulo consiste in una *heatmap*, ovvero un grafico che rappresenta il consumo tipico dell'utente all'interno di un periodo di riferimento (il valore di default è un mese). Il grafico su cui l'analisi si basa è una matrice in cui sull'asse delle ascisse sono rappresentate le ore del giorno, mentre sull'asse delle ordinate il giorno della settimana. All'interno di ogni singola cella è rappresentato il valore di energia elettrica richiesta mediamente dall'utente in una determinata ora del giorno e per un determinato giorno della settimana. Il colore della cella indica l'intensità del consumo: qualitativamente il verde indica un consumo basso, mentre il rosso un consumo alto.

In Figura 1 è raffigurato un esempio per l'utente DU8 nel periodo che va dal 21/10/2024 al 17/11/2024. Come si può notare, l'utente ha un consumo maggiore il sabato mattina e sera, così come il Lunedì e il Martedì nelle ore pomeridiane e serali.

Tramite questo modulo è possibile, per ogni utente ospitato sulla piattaforma, capire il momento in cui l'utente ha utilizzato maggiormente l'energia elettrica, visualizzando

intuitivamente i pattern mediati all'interno del periodo. Questo permette agli utenti di essere a conoscenza dei pattern di consumo all'interno del proprio edificio e di prendere azioni consapevoli per ottimizzare il proprio consumo. Per esempio, un utente prosumer che volesse aumentare il proprio autoconsumo, dovrebbe utilizzare l'energia durante le ore diurne, quindi con una concentrazione di colore rosso nel mezzo del grafico.

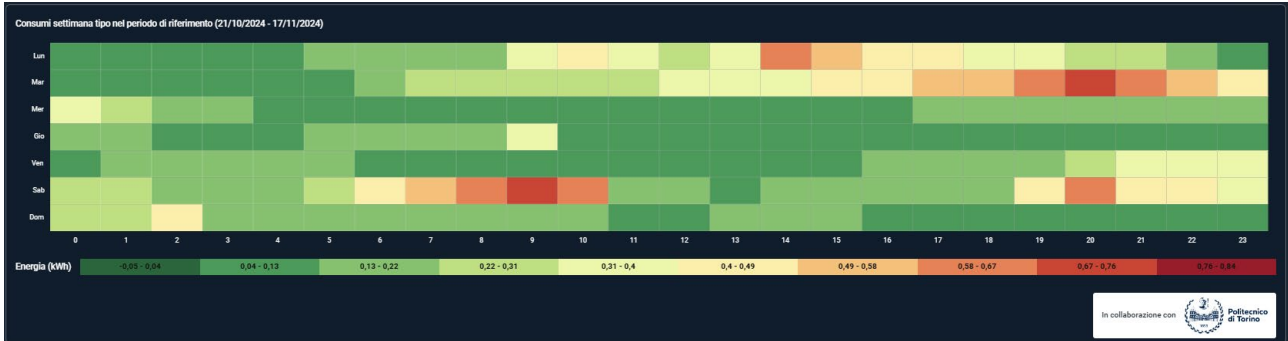


Figura 1: Esempio del modulo di visualizzazione per l'utente DU8 (da piattaforma DHOMUS).

5 Analisi degli scostamenti su attività e risultati

Non si sono verificati scostamenti rispetto alle attività e ai risultati previsti.

6 Sintesi delle attività svolte

In relazione ai risultati attesi, le attività svolte hanno riguardato:

- Identificazione di anomalie energetiche: sviluppo di processi data-driven per rilevare anomalie nei profili di domanda e produzione energetica. L'obiettivo è individuare pattern infrequenti legati a schemi comportamentali degli utenti e variazioni nella produzione fotovoltaica.
- Analisi di benchmarking esterno: definizione di benchmark energetici per confrontare gli utenti residenziali di una comunità, segmentandoli tramite analisi non supervisionate. Questo approccio permette di caratterizzare consumi, prevedere il fabbisogno di nuovi edifici e promuovere user engagement, flessibilità e resilienza.
- Valutazione di indicatori di prestazione: implementazione di KPIs e dello Smart Readiness Indicator (SRI) per misurare prestazioni energetiche e flessibilità. Questi strumenti supportano strategie di gestione attiva della domanda, migliorando la sostenibilità e l'efficienza nelle comunità energetiche.

7 Dettaglio delle attività svolte

Il presente capitolo descrive in dettaglio le attività svolte e i risultati ottenuti, finalizzate allo sviluppo di processi per l'individuazione automatica di anomalie energetiche e analisi di benchmarking in utenze residenziali.

7.1 Caso di studio: l'aggregato di Anguillara

L'aggregato analizzato, situato ad Anguillara (RM), è composto da diverse tipologie di utenti, in base alla presenza o meno di sistemi di produzione fotovoltaica e/o batteria, che possono essere suddivisi in due principali classi: consumer e prosumer/prostormer (prosumer con sistema di accumulo elettrico).

L'aggregato è composto da nove utenti, le cui informazioni principali sono riportate in Figura 2.

Nome	Tipologia	N° di persone	Potenza contrattuale [kW]	Superficie in pianta [m2]	N° di condizionatori	Potenza impianto di produzione [kW]
DU_1	prostormer	2	6	140	4	6
DU_2	prostormer	2	3	165	3	3.2
DU_4	prostormer	2	6	297	3	6
DU_5	consumer	2	3	50	2	0
DU_6	consumer	1	3	109	1	0
DU_7	producer	2	4.5	115.5	3	3.45
DU_8	consumer	3	6	300	3	0
DU_9	producer	1	3	156	0	3
DU_10	consumer	3	3	274	2	0

Figura 2: Informazioni generali sugli utenti del caso studio analizzato, ovvero l'Aggregato di Anguillara.

Per ogni utente sono state utilizzate le variabili *power*, ovvero il valore di potenza elettrica (W) misurata allo scambio tra edificio e rete, e *productionPower*, ovvero la potenza prodotta dall'impianto fotovoltaico in W, monitorate con una frequenza quattoraria per l'intero periodo di analisi che va dal 1° Gennaio 2024 al 15 Ottobre 2024.

7.2 Pre-processamento dei dati di monitoraggio

L'algoritmo di pre-processing della variabile *power* identifica valori mancanti, outlier e valori costanti. Tutti i valori anomali sono sostituiti con *NaN* e ricostruiti in base alla durata delle sequenze mancanti tramite interpolazione lineare o k-Nearest Neighbor. Le sequenze giornaliere con valori mancanti consecutivi maggiori di 16 non vengono ricostruite.

In Figura 3 è presente un esempio del risultato ottenuto sull'utente D5.

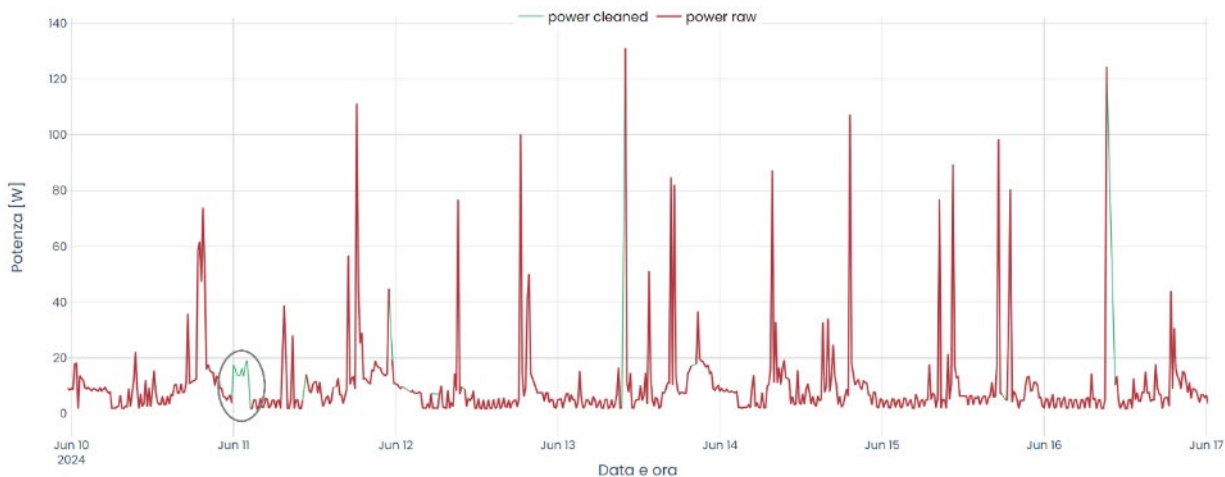


Figura 3: Esempio di ricostruzione della variabile 'power' per l'utente DU_5. In rosso è raffigurata la serie storica non processata, mentre in verde i valori ricostruiti. Il cerchio in figura rappresenta la sequenza ricostruito tramite kNN, mentre i restanti sono ricostruiti tramite interpolazione lineare.

Per la variabile *productionPower*, l'algoritmo verifica che i valori siano nulli in assenza di irradianza e, in sua presenza, che non superino la potenza nominale. I dati anomali vengono sostituiti con NaN e ricostruiti tramite:

1. Modello fisico (libreria *pvl*) basato su metadati dell'impianto fotovoltaico, se disponibili.
2. Modello di regressione lineare che lega la potenza prodotta a irradianza globale (GHI) e diretta normale (DNI).

Il modello di regressione lineare sviluppato segue l'Equazione 1:

$$productionPower = a \cdot GHI + b \cdot DNI + c \quad (1)$$

dove:

- GHI è l'irradianza globale sul piano orizzontale [W]
- DNI è l'irradianza diretta normale [W]
- a, b e c sono i coefficienti di regressione.

In Figura 4 è raffigurato un paragone tra le due tecniche di ricostruzione. Come si nota, entrambe le metodologie producono un output simile, confermando la correttezza delle due metodologie.



Figura 4: Esempio di ricostruzione della variabile 'productionPower' per l'utente DU_9

Una volta ricostruiti i dati, il processo di preparazione dei dati in vista delle analisi successive consiste nel calcolo del carico elettrico *load*, ovvero la domanda dell'edificio, tramite l'Equazione 2.

$$load = power + productionPower \quad (2)$$

Per quanto riguarda gli utenti *consumer*, quindi, *load* corrisponde di fatto al valore della variabile *power*, in quanto non equipaggiati di sistemi di produzione fotovoltaica. Questa componente, insieme alla potenza prodotta, saranno quelle utilizzate nei processi successivi.

7.3 Identificazione e diagnostica di anomalie energetiche negli edifici

L'attività di identificazione e diagnostica di anomalie energetiche viene eseguita sia sulla produzione fotovoltaica, che sulle curve di domanda dei singoli edifici.

7.3.1 Identificazione di anomalie energetiche sul consumo elettrico

L'identificazione di anomalie energetiche sulle curve di domanda sfrutta il processo di benchmarking definito nel Paragrafo 7.4 per individuare i profili anomali di un utente, ovvero quelli che non fanno parte di nessun raggruppamento tipologico, individuati per l'intero aggregato.

Per fornire un esempio, in Figura 5 sono presenti i profili di domanda dell'utente DU_8 divisi in ciascun cluster secondo la metodologia descritta nel Paragrafo 7.4, con evidenza del cluster *Anomalous*, che raccoglie i profili considerati lontani da quelli del campione di riferimento analizzato.

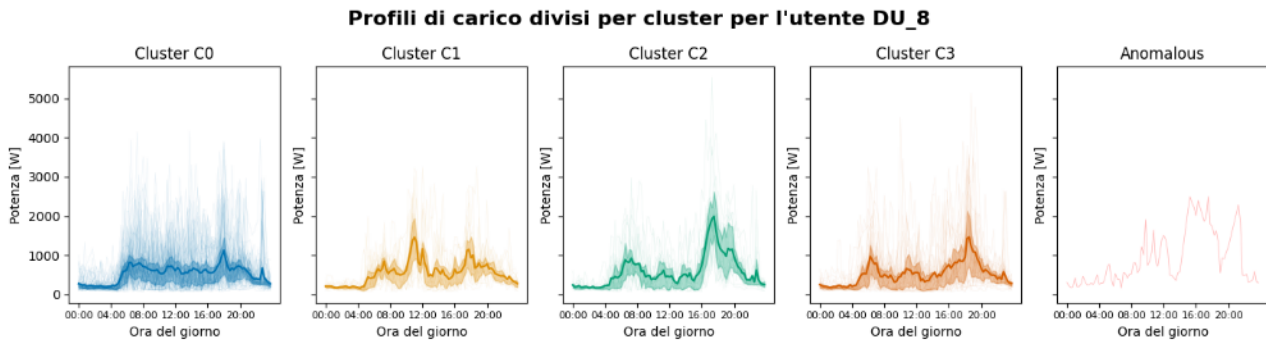


Figura 5: Profili di domanda divisi in ciascun cluster per l'utente DU8, con evidenza del cluster dei profili anomali (Anomalous).

7.3.2 Identificazione di anomalie sulla produzione fotovoltaica

L'identificazione di anomalie sulla produzione fotovoltaica è basata sulla previsione della produzione tramite la conoscenza delle variabili meteorologiche, e la successiva analisi del residuo, ovvero dell'errore tra il valore di produzione predetto e quello reale.

La previsione della produzione fotovoltaica si ottiene tramite l'allenamento di una rete neurale del tipo Multi-Layer-Perceptron (MLP), la quale riceve in input le variabili: irradianza globale orizzontale (GHI), irradianza diretta normale (DNI), temperatura esterna (T_{out}), angolo di azimut (ψ) e angolo di zenit (ϑ). L'output predetto dalla rete neurale consiste nel valore di potenza prodotta ($productionPower$) corrispondente alle variabili fornite in input.

Il processo di allenamento è stato strutturato in modo robusto per evitare problemi di *overfitting*, tramite la divisione dell'intero dataset in due porzioni: la porzione di *train*, su cui la rete viene effettivamente allenata, e la porzione di *validazione*, su cui la rete viene testata. Inoltre, è stato eseguito uno step di ottimizzazione degli iperparametri del modello (come numero di hidden layers, numero di neuroni in ogni layer e learning rate), in modo tale da assicurarsi di trovare la migliore configurazione della rete. Per valutare la correttezza dei modelli sono state utilizzate 4 metriche di validazione, ovvero l'Errore Medio Assoluto (MAE), l'Errore Medio Assoluto Percentuale (MAPE), l'Errore Medio Quadratico (MSE) e la Radice dell'Errore Medio Quadratico (RMSE). Oltre alle metriche, sono state utilizzate alcune visualizzazioni per approfondire l'eventuale presenza di bias nel modello, come per esempio la visualizzazione Predetto vs Reale e la distribuzione degli errori.

In Figura 6 e Figura 7 sono riportate, come esempio, le metriche e le visualizzazioni per la valutazione della rete neurale allenata sui dati dell'utente DU9.

	MAE [W]	R² [-]	MSE [W²]	RMSE [W]
Train	98.0	0.93	28221.6	168.0
Validazione	99.6	0.92	30088.5	173.5

Figura 6: Metriche di validazione della rete neurale allenata sui dati dell'utente DU9 per prevederne la produzione fotovoltaica.

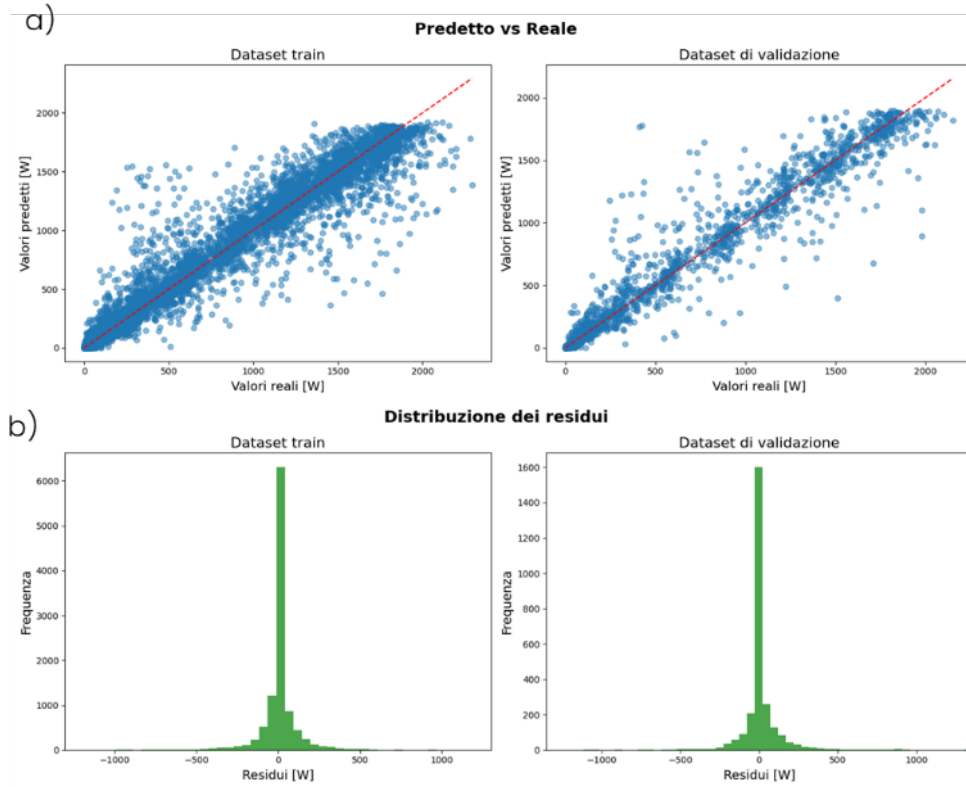


Figura 7: Visualizzazioni a) Predetto vs Reale e b) Distribuzione dei residui per l'utente DU9.

Come è possibile osservare, il modello sviluppato per prevedere la produzione fotovoltaica dell'utente DU9 raggiunge un'ottima accuratezza e non si notano particolari bias nel processo di allenamento.

Una volta allenato e valutato il modello, è possibile procedere con l'identificazione delle anomalie tramite l'analisi dei soli residui positivi (Eq. 3) tra i valori predetti di produzione dal modello e quelli reali, ovvero solo sui valori di potenza prodotta minore di quella stimata, i quali suggeriscono l'occorrenza di eventi di sottoproduzione.

$$e_{pos} = \{e \mid e > 0\} = \{P_{pred} - P_{real} \mid P_{pred} - P_{real} > 0\} \quad (3)$$

Dalla distribuzione dei residui positivi vengono individuate due soglie, corrispondenti a due livelli di severità dell'anomalia. Queste soglie, definite comunemente *thresholds*, sono valutate sulla base del valore medio degli errori positivi (\bar{e}_{pos}) e della deviazione standard degli stessi ($\sigma_{e,pos}$). In particolare, i *thresholds* di alta e bassa severità sono estratti, per ogni ora del giorno, tramite l'Eq. 4 e 5:

$$t_1 = \bar{e}_{pos} + 2 \cdot \sigma_{e,pos} \quad (4)$$

$$t_2 = \bar{e}_{pos} + 3 \cdot \sigma_{e,pos} \quad (5)$$

In particolare, il calcolo della severità dell'anomalia è operato tramite l'Eq. 6:

$$\begin{cases} 0 & \text{se } e < t_1 \\ 0.5 & \text{se } t_1 \leq e \leq t_2 \\ 1 & \text{se } e > t_2 \end{cases} \quad (6)$$

A titolo di esempio, in Figura 8 sono riportati i risultati dell'identificazione delle anomalie ad alta e bassa severità sulla produzione fotovoltaica di ciascun utente prosumer dell'aggregato, espressi in termini percentuali rispetto alla frazione di tempo totale di produzione del sistema fotovoltaico.

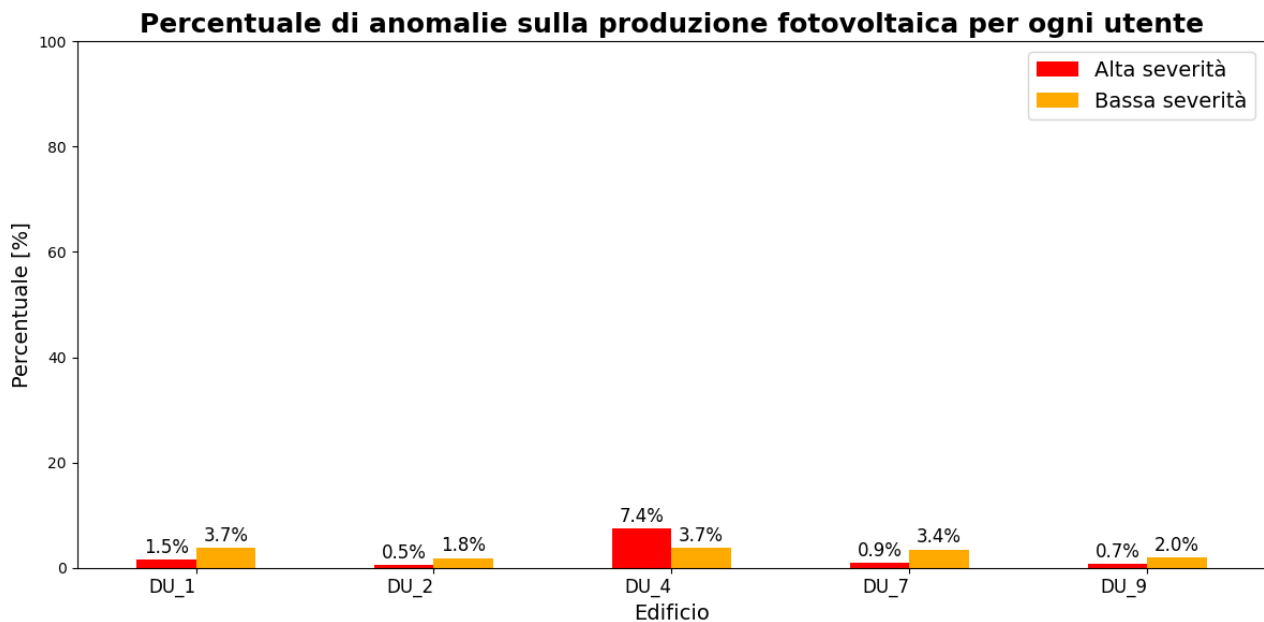


Figura 8: Percentuale di anomalie sulla produzione fotovoltaica identificate durante le ore di produzione per tutti gli utenti, raggruppate per severità.

7.4 Analisi di benchmarking esterno per la caratterizzazione dell'utenza residenziale

Il processo di benchmarking esterno consente la definizione di classi di utenti, individuate in base ai principali pattern di utilizzo dell'energia utilizzando analisi di clustering, e la successiva classificazione conoscendo un numero limitato di variabili che lo caratterizzano.

Il primo step è la caratterizzazione della domanda di energia degli utenti tramite indicatori di forma del carico, che sono calcolati giornalmente utilizzando la variabile *load*. Questi indicatori consentono di riassumere un profilo di carico di un utente con pochi e intuitivi indicatori, che consentono di ridurre in modo drastico l'elevata dimensionalità del problema di raggruppamento. Gli indicatori di forma del carico considerati sono riportati in Figura 9.

Indicatore di forma	Definizione	Descrizione
Rapporto media-massimo	$\frac{P_{MEAN.DAY}}{P_{MAX.DAY}}$	Rapporto tra il valore medio e il valore massimo di potenza assorbita
Rapporto minimo-media	$\frac{P_{MIN.DAY}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto tra il valore minimo e il valore medio di potenza assorbita
Rapporto minimo-massimo	$\frac{P_{MIN.DAY}}{P_{MAX.DAY}}$	Rapporto tra il valore medio e il valore massimo di potenza assorbita
Rapporto media diurna su media giornaliera	$\frac{7}{12} \cdot \frac{P_{MEAN [9-22]}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore medio di potenza assorbita tra le ore 9 e le ore 22 e il valore medio di potenza assorbita nel giorno
Rapporto massimo diurno su massimo giornaliero	$\frac{7}{12} \cdot \frac{P_{MAX [9-22]}}{P_{MAX.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore massimo di potenza assorbita tra le ore 9 e le ore 22 e il valore massimo di potenza assorbita nel giorno
Rapporto minimo diurno su media giornaliera	$\frac{7}{12} \cdot \frac{P_{MIN [9-22]}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore minimo di potenza assorbita tra le ore 9 e le ore 22 e il valore medio di potenza assorbita nel giorno.
Rapporto media notturna su media giornaliera	$\frac{5}{12} \cdot \frac{P_{MEAN [23-9]}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore medio di potenza assorbita tra le ore 23 e le ore 9 e il valore medio di potenza assorbita nel giorno
Rapporto massimo notturno su massimo giornaliero	$\frac{5}{12} \cdot \frac{P_{MAX [23-9]}}{P_{MAX.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore massimo di potenza assorbita tra le ore 23 e le ore 9 e il valore massimo di potenza assorbita nel giorno
Rapporto minimo notturno su media giornaliera	$\frac{5}{12} \cdot \frac{P_{MIN [23-9]}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore minimo di potenza assorbita tra le ore 23 e le ore 9 e il valore medio di potenza assorbita nel giorno.
Rapporto media pomeridiana su media giornaliera	$\frac{5}{24} \cdot \frac{P_{MEAN [13-17]}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore medio di potenza tra le ore 13 e le ore 17 e il valore medio di potenza per l'intero giorno
Rapporto massimo pomeridiano su massimo giornaliero	$\frac{5}{24} \cdot \frac{P_{MAX [13-17]}}{P_{MAX.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore massimo di potenza assorbita tra le ore 13 e le ore 17 e il valore massimo di potenza assorbita nel giorno
Rapporto minimo pomeridiano su media giornaliera	$\frac{5}{24} \cdot \frac{P_{MIN [13-17]}}{P_{MEAN.DAY}}$	Rapporto pesato sul numero di ore tra il valore minimo di potenza assorbita tra le ore 13 e le ore 17 e il valore medio di potenza assorbita nel giorno.
Presenza picco notturno		Valore booleano (0,1) che assume valore (1) nel caso in cui il massimo di potenza assorbita nel giorno occorre tra le ore 0 e le ore 6
Presenza picco mattutino		Valore booleano (0,1) che assume valore (1) nel caso in cui il massimo di potenza assorbita nel giorno occorre tra le ore 6 e le ore 12
Presenza picco pomeridiano		Valore booleano (0,1) che assume valore (1) nel caso in cui il massimo di potenza assorbita nel giorno occorre tra le ore 13 e le ore 18
Presenza picco serale		Valore booleano (0,1) che assume valore (1) nel caso in cui il massimo di potenza assorbita nel giorno occorre tra le ore 18 e le ore 23

Figura 9: Indicatori di forma del carico calcolati giornalmente per tutti gli utenti.

Una volta ottenuti gli indicatori di forma relativi ad ogni profilo di domanda di ogni utente dell'aggregato, un'analisi di clustering sugli indicatori di forma viene effettuata per ottenere i gruppi di profili che mostrano, all'interno di ciascun gruppo, un elevato grado di similarità. L'analisi di clustering, che utilizza l'algoritmo K-means, viene gestita separatamente per

consumer e prosumer/prostomer e fa uso del Coefficiente di Silhouette, in Eq. 7, per cercare il numero di cluster ottimale.

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (7)$$

dove $a(i)$ è la distanza media del punto i dai propri cluster (coesione) e $b(i)$ la distanza media del punto i dal cluster più vicino (separazione).

Una volta selezionato il numero di *cluster* ottimale, e ottenuti i raggruppamenti, vengono estratti i per ciascuno di essi i profili di domanda rappresentativi (e.g., centroide, profilo reale più vicino al centroide).

Successivamente, i profili di domanda di tutti gli utenti sono stati soggetti ad un processo di riassegnazione. Essi sono stati confrontati con i profili di riferimento di ciascun gruppo e riassegnati al gruppo del profilo di riferimento più vicino in termini di distanza euclidea. Nel caso in cui la distanza abbia superato un certo limite (in questo caso pari al valore 3,5), il profilo è stato considerato anomalo ed assegnato a un nuovo gruppo separato che include solo anomalie (vedere Paragrafo 7.3.1).

I risultati dell'analisi di clustering per consumer e prosumer/prostomer all'interno del periodo di riferimento sono mostrati in Figura 10 e Figura 11, con evidenza del centroide del cluster e dell'area sottesa tra il primo e terzo quartile della distribuzione quartoraria di potenza.

Profili di carico dei CONSUMER nei cluster per Anguillara

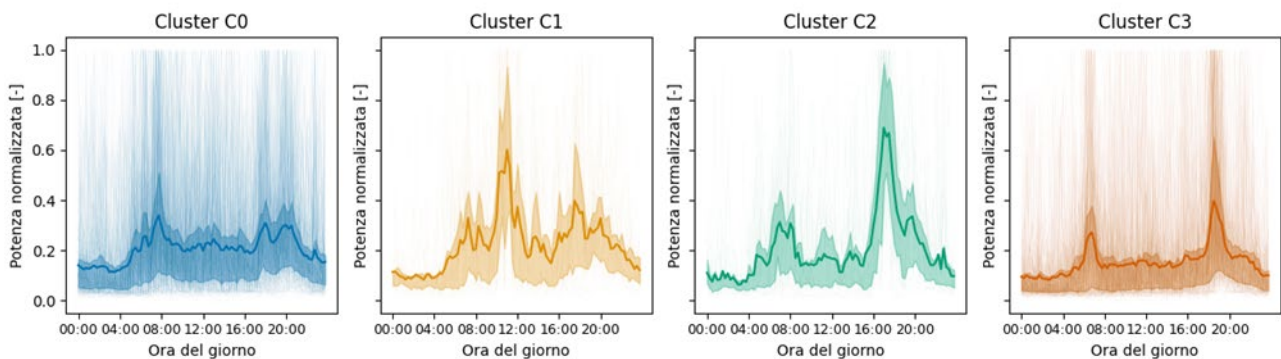


Figura 10: Risultato dell'analisi di clustering per gli utenti consumer dell'aggregato di Anguillara.

Profili di carico dei PROSUMER nei cluster per Anguillara

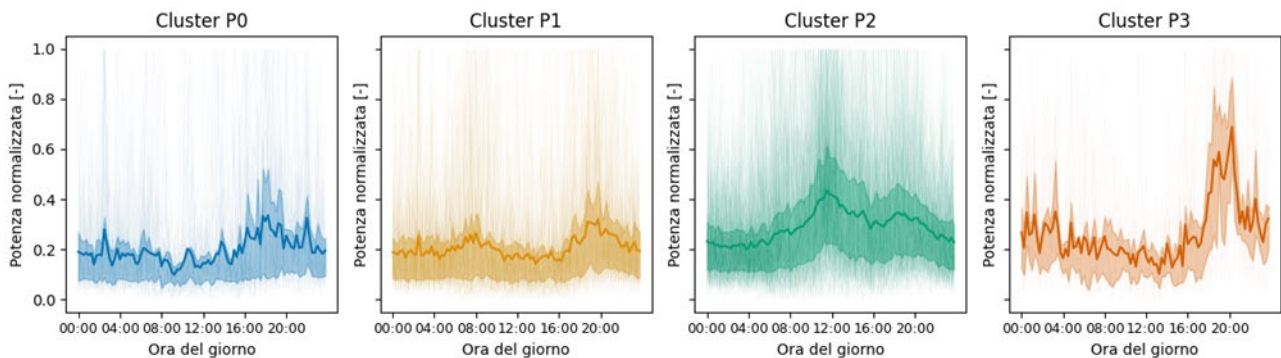


Figura 11: Risultato dell'analisi di clustering per gli utenti prosumer/prostomer dell'aggregato di Anguillara.

Entrambe le tipologie di utenti sono caratterizzate da 4 raggruppamenti di profili di carico tipologici, i quali differiscono in termini di combinazione dei diversi indicatori di forma.

Inoltre, per caratterizzare l'aggregato tramite i cluster ottenuti sono state eseguite analisi di cardinalità riportando: il numero di profili di carico giornalieri raggruppati in ciascun cluster (Figura 12) e la percentuale di profili di carico giornalieri per ciascun utente raggruppati in ciascun cluster con evidenza anche del raggruppamento dei profili anomali (Figura 13).

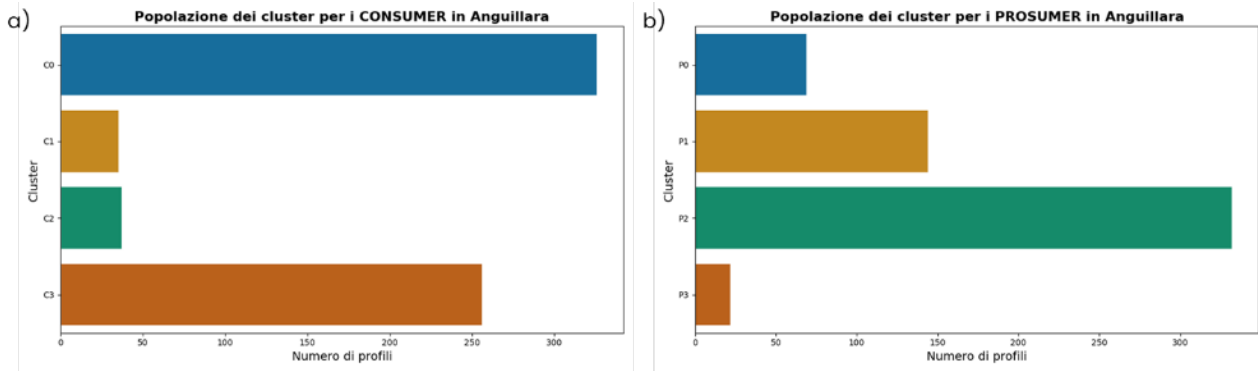


Figura 12: Analisi di cardinalità dei cluster per a) utenti consumer e b) utenti prosumer/prostormer.

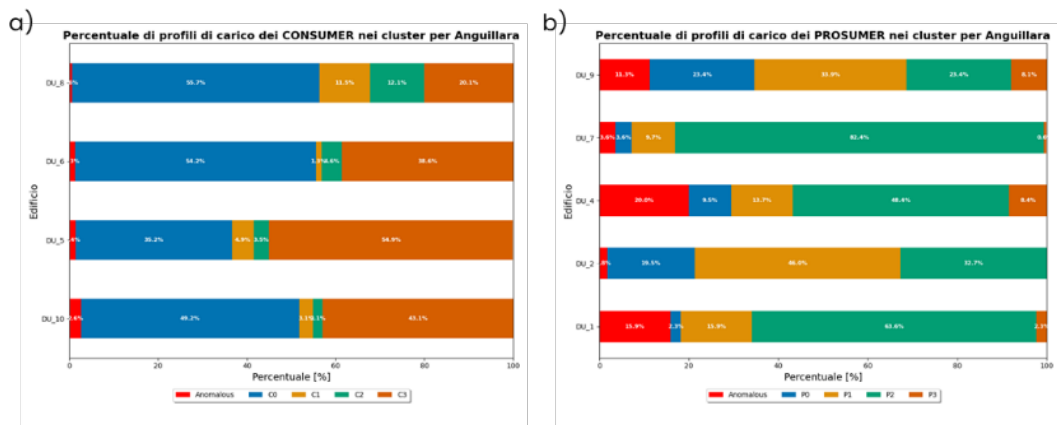


Figura 13: Analisi di cardinalità di ogni utente per le categorie a) consumer e b) prosumer/prostormer.

In aggiunta, i gruppi rappresentativi di profili di carico giornalieri sono stati utilizzati per definire un processo di classificazione non intrusivo di nuovi utenti appartenenti all'aggregato. Il processo utilizza metadati come: tipologia di utente, numero di occupanti, potenza contrattuale, temperatura dell'aria e irradianza solare media giornaliera, per prevedere l'appartenenza di un profilo di carico giornaliero di un nuovo utente in uno dei gruppi tipologici precedentemente determinati. In Figura 14 è presente il risultato della classificazione per un utente di tipo prosumer.

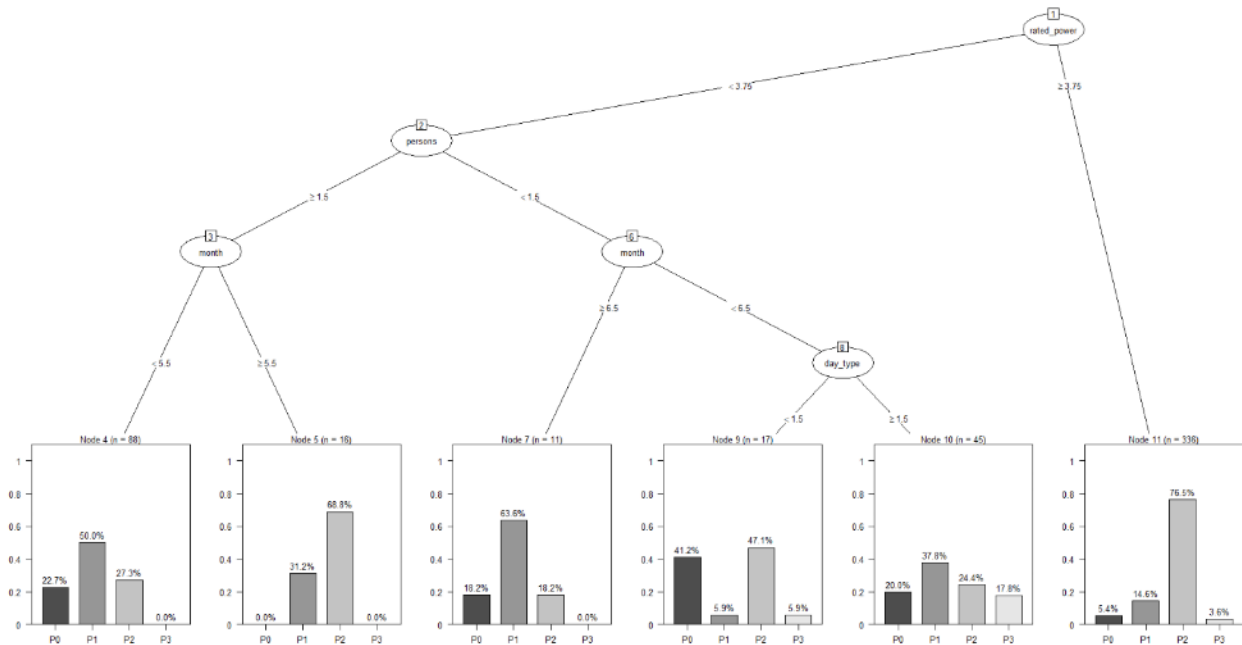


Figura 14: Processo di classificazione per un utente di tipo prosumer.

Tuttavia, questo risultato è stato ottenuto su un numero ridotto di edifici e quindi non può essere ritenuto completamente generalizzabile. In futuro esso potrà essere irrobustito con più dati in ingresso, migliorando così la sua capacità di generalizzazione.

7.5 Valutazione di indicatori compatti di prestazione

I KPIs valutati in questa attività sono di quattro diverse categorie:

- KPIs riferiti alle prestazioni energetiche,
- KPIs riferiti alle condizioni dell'ambiente interno,
- KPIs riferiti alla flessibilità energetica,
- KPIs riferiti allo sfruttamento della fonte rinnovabile.

In Figura 15, Figura 16, Figura 17 e Figura 18 sono riportati il calcolo, la definizione e il periodo di tempo su cui possono essere calcolati i suddetti indicatori.

KPI	Formula	Definizione	Periodo di calcolo
Mean Daily Energy Use Intensity (<i>EUI</i>)	$EUI = \frac{E}{A} \cdot \frac{1}{n_{days}}$	Energia elettrica (<i>E</i>) consumata in un certo periodo di tempo, diviso il numero di giorni di quel periodo temporale (<i>n_{days}</i>) per unità di superficie dell'edificio (<i>A</i>)	- Settimana - Mese - Stagione - Anno
Normalized Mean Daily Energy Use Intensity (<i>n-EUI</i>)	$n - EUI = \frac{E}{A} \cdot \frac{1}{n_{days}} \cdot \frac{1}{n_{people}}$	Energia elettrica (<i>E</i>) consumata in un certo periodo di tempo, diviso il numero di giorni di quel periodo temporale (<i>n_{days}</i>) per unità di superficie dell'edificio (<i>A</i>) e numero di occupanti (<i>n_{people}</i>)	- Settimana - Mese - Stagione - Anno
Percentuale di anomalie (<i>P_{anom}</i>)	$P_{anom} = \frac{n^{\circ} \text{ profili anomali}}{n_{days}} \cdot 100$	Percentuale di profili giornalieri anomali in un determinato periodo di tempo diviso il numero di giorni di quel periodo temporale (<i>n_{days}</i>) – vedi procedura in sezione 7.4	- Settimana - Mese - Stagione - Anno
Impatto delle ore OFF (<i>OFF impact</i>)	$OFF \text{ impact} = \frac{E_{OFF}}{E}$	Frazione di energia utilizzata durante le ore in cui statisticamente si desume l'assenza degli occupanti (<i>E_{OFF}</i>) rispetto all'energia totale consumata (<i>E</i>)	- Settimana
Impatto delle ore ON (<i>ON impact</i>)	$ON \text{ impact} = \frac{E_{ON}}{E}$	Frazione di energia utilizzata durante le ore in cui statisticamente si desume la presenza degli occupanti (<i>E_{ON}</i>) rispetto all'energia totale consumata (<i>E</i>)	- Settimana
Impatto del weekend (<i>weekend impact</i>)	$Weekend \text{ impact} = \frac{E_{ON-weekend}}{E_{ON}}$	Percentuale di energia utilizzata nelle ore ON del weekend (<i>E_{on-weekend}</i>) rispetto alle ore ON settimanali (<i>E_{on}</i>)	- Settimana

Figura 15: Lista dei KPIs riferiti alla prestazione energetica.

KPI	Formula	Definizione	Periodo di calcolo
Fattore di carico (<i>LF</i>)	$LF = \frac{P_{mean}}{P_{max}}$	Rapporto tra il carico medio giornaliero (<i>P_{mean}</i>) e il carico massimo giornaliero (<i>P_{max}</i>)	- Giorno
Fattore di flessibilità (<i>FF</i>)	$FF = \frac{E_{peak}}{E}$	Energia utilizzata nel periodo di tempo critico per la rete (<i>E_{peak}</i>) rispetto all'energia totale utilizzata (<i>E</i>)	- Giorno
Volatilità del carico (<i>LV</i>)	$LV = \frac{P_{std}}{P_{max}}$	Rapporto tra la deviazione standard della potenza (<i>P_{std}</i>) e la sua media (<i>P_{mean}</i>)	- Giorno

Figura 16: Lista dei KPIs riferiti alla flessibilità energetica.

KPI	Formula	Definizione	Periodo di calcolo
T_{valid}	$T_{valid} = \frac{n^{\circ}_{ore,valid}}{n^{\circ}_{ore,tot}} \cdot 100$	Percentuale di ore in cui la temperatura dell'ambiente interno è nell'intervallo di accettabilità	<ul style="list-style-type: none"> - Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
$T_{violation}$	$T_{violation} = \frac{n^{\circ}_{ore,violation}}{n^{\circ}_{ore,tot}} \cdot 100$	Percentuale di ore in cui la temperatura dell'ambiente interno è fuori dall' intervallo di accettabilità	<ul style="list-style-type: none"> - Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
$T_{violation, overheating}$	$T_{violation, overheating} = \frac{n^{\circ}_{ore,violation\ over\ heating}}{n^{\circ}_{ore,tot}} \cdot 100$	Percentuale di ore in cui la temperatura dell'ambiente interno è al di sopra della banda di accettabilità nella stagione invernale	<ul style="list-style-type: none"> - Giorno - Settimana - Mese - Stagione
$T_{violation, undercooling}$	$T_{violation, undercooling} = \frac{n^{\circ}_{ore,violation\ undercooling}}{n^{\circ}_{ore,tot}} \cdot 100$	Percentuale di ore della stagione di riscaldamento in cui la temperatura dell'ambiente interno è al di sotto della banda di accettabilità nella stagione estiva	<ul style="list-style-type: none"> - Giorno - Settimana - Mese - Stagione

Figura 17: Lista dei KPIs riferiti alle condizioni dell'ambiente interno.

KPI	Formula	Definizione	Periodo di calcolo
Autoconsumo (SC)	$SC = \frac{E_{prod} - E_{exp}}{E_{prod}}$	Frazione di energia prodotta e consumata dall'utente (uguale alla differenza tra energia prodotta (E_{prod}) ed energia esportata (E_{exp})) rispetto all'energia totale prodotta (E_{prod})	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
Autosufficienza (SS)	$SS = \frac{E_{cons} - E_{imp}}{E_{cons}}$	Frazione di domanda di energia soddisfatta da fonte rinnovabile. Ovvero il rapporto tra la differenza tra energia consumata (E_{cons}) ed energia importata (E_{imp}) sul totale di energia consumata (E_{cons})	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
Potenziale di autosufficienza (SS_{pot})	$SS_{pot} = \frac{\min(E_{cons}, E_{prod})}{E_{cons}}$	Rapporto tra la massima energia autoconsumabile (uguale al minimo tra energia consumata (E_{cons}) e prodotta (E_{prod})) e l'energia totale consumata (E_{cons})	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
Autosufficienza addizionale (SS_{add})	$SS_{add} = SS_{pot} - SS$	Differenza tra il potenziale massimo di autosufficienza (SS_{pot}) e l'autosufficienza reale (SS)	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
Loss-of-Load probability (LOLP)	$LOLP = \frac{\int f}{T}$ $f = f(x) = \begin{cases} 1, & E_{net} \leq 0 \\ 0, & E_{net} > 0 \end{cases}$	Percentuale di tempo in cui la produzione non soddisfa la domanda di energia ($E_{net} = E_{cons} - E_{prod} > 0$)	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
Autonomia energetica (A)	$A = (1 - f) \cdot 100$	Percentuale di tempo in cui l'edificio è autonomo energeticamente (dove f rappresenta la frazione di tempo ad autosufficienza < 100%)	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno
Rapporto di generazione sul posto (R_{gen})	$R_{gen} = \frac{E_{prod}}{E_{cons}}$	Rapporto tra energia prodotta localmente (E_{prod}) rispetto al consumo totale (E_{cons})	- Giorno - Settimana - Mese - Stagione - Anno

Figura 18: Lista dei KPIs riferiti allo sfruttamento delle fonti rinnovabili.

Una volta identificati i KPIs valutabili per il caso di studio considerato e calcolati sulla scala temporale più idonea per l'intero periodo di monitoraggio, essi vengono normalizzati nell'intervallo 0-100 e trasformati in "performance scores", in modo tale che il valore 100 rappresenti sempre il livello di prestazione più alto per il singolo indicatore.

A titolo di esempio, in Figura 19 è presente una visualizzazione tramite radar plot in cui sono confrontati i performance score dell'utente DU1 e DU2.

Confronto tra i Performance Score degli utenti DU1 e DU2

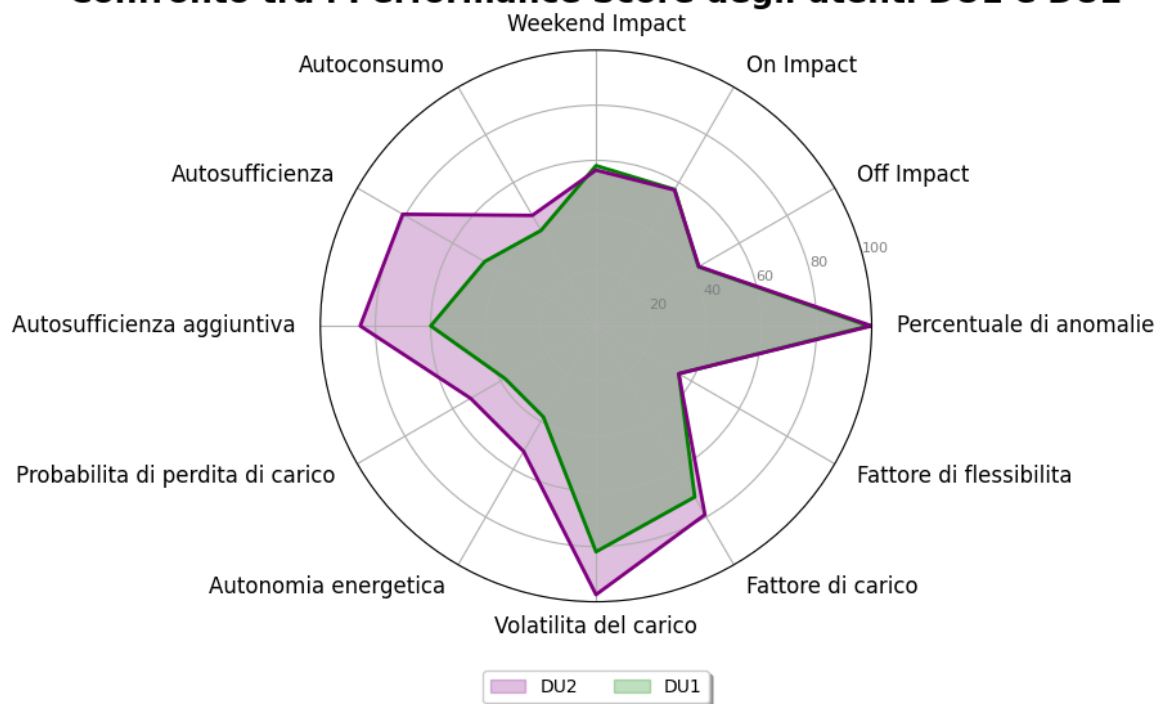
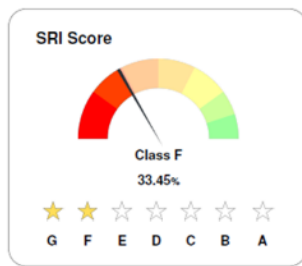
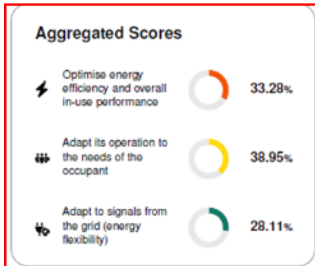


Figura 19: Visualizzazione tramite radar plot dei performance score riferiti all'utente DU1 e DU2.

In aggiunta, sono stati valutati scenari di calcolo dello Smart Readiness Indicator (SRI) per alcuni utenti residenziali, prima e dopo l'ipotetica implementazione dei servizi energetici informativi precedentemente sviluppati. L'SRI è stato calcolato attraverso il metodo B, sia in assenza che in presenza dei servizi di identificazione delle anomalie e benchmarking frutto dalle attività sviluppate. In Figura 20 si riporta un esempio di calcolo per l'utente DU2.

SMART READINESS INDICATOR - ASSESSMENT

Building ID DU2	Date of Assessment 07-01-2025	Assessor Name Alfonso Capozzoli	Building Type Residential
Building Usage Residential single-family usage	Location Italy	Net Floor Area 165 m ²	Year Of Construction >2010

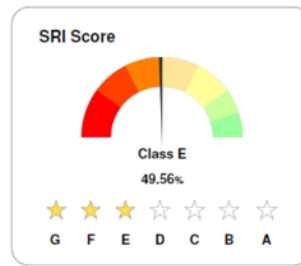
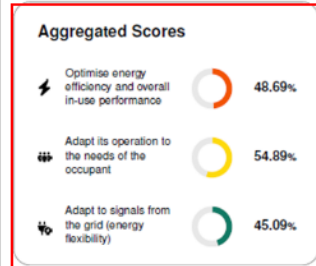


	Energy Efficiency	Maintenance & Fault Prediction	Comfort	Convenience	Health & Well-being	Information to Occupants	Energy Flexibility & Storage	SRI
Total	46.52%	28.11%	52.86%	35%	33.33%	20.05%	34.62%	33.45%
Heating	44.44%	0%	60%	75%	100%	0%	0%	
DHW	50%	33.33%	0%	50%	0%	0%	0%	
Cooling	71.43%	33.33%	80%	75%	100%	0%	0%	
Ventilation	-	-	-	-	-	-	-	
Lighting	16.67%	0%	20%	20%	0%	0%	0%	
DE	-	-	-	-	-	-	-	
Electricity	40%	16.67%	0%	28.57%	0%	33.33%	55.56%	
EV	-	-	-	-	-	-	-	
M&C	50%	50%	50%	22.22%	0%	16.67%	16.67%	

SM²IRT² Funded by the European Union, under the Grant Agreement N° 101077241. Views and opinions expressed are however those of the author(s) only and do not necessarily reflect those of the European Union or European Climate, Infrastructure and Environment Executive Agency (CINEA). Neither the European Union nor the granting authority can be held responsible for them.

SMART READINESS INDICATOR - ASSESSMENT

Building ID DU2 - upgrade	Date of Assessment 07-01-2025	Assessor Name Alfonso Capozzoli	Building Type Residential
Building Usage Residential single-family usage	Location Italy	Net Floor Area 165 m ²	Year Of Construction >2010



	Energy Efficiency	Maintenance & Fault Prediction	Comfort	Convenience	Health & Well-being	Information to Occupants	Energy Flexibility & Storage	SRI
Total	49.32%	45.09%	52.86%	55%	43.75%	48.07%	67.95%	49.56%
Heating	44.44%	0%	60%	75%	100%	0%	0%	
DHW	50%	33.33%	0%	50%	0%	0%	0%	
Cooling	71.43%	33.33%	80%	75%	100%	0%	0%	
Ventilation	-	-	-	-	-	-	-	
Lighting	16.67%	0%	20%	20%	0%	0%	0%	
DE	-	-	-	-	-	-	-	
Electricity	60%	50%	0%	85.71%	0%	66.67%	88.89%	
EV	-	-	-	-	-	-	-	
M&C	50%	50%	50%	44.44%	25%	50%	50%	

SM²IRT² Funded by the European Union, under the Grant Agreement N° 101077241. Views and opinions expressed are however those of the author(s) only and do not necessarily reflect those of the European Union or European Climate, Infrastructure and Environment Executive Agency (CINEA). Neither the European Union nor the granting authority can be held responsible for them.

Figura 20: Calcolo dell' SRI per l'utente DU2 per il pre e post implementazione dei servizi sviluppati nelle attività.

Nei riquadri in rosso sono evidenziate le principali differenze, con aumenti del livello di automazione nei domini Electricity e Measurement & Control che hanno determinato il miglioramento dell' SRI di una classe.

8 Contributo delle eventuali consulenze alle attività sopra descritte

Nell'ambito della linea di attività LA1.10 non è stata fornita nessuna consulenza.

9 Pubblicazioni scientifiche

I risultati delle attività svolte sono stati oggetto di due pubblicazioni scientifiche:

1. Piscitelli, M. S., Giudice, R., & Capozzoli, A. (2024). A holistic time series-based energy benchmarking framework for applications in large stocks of buildings. *Applied Energy*, 357, 122550.
2. Giudice, R., Piscitelli, M.S., Chiosa, R., Capozzoli, A. (2025). A Data-Driven Process for Optimal Incentive Sharing in Collective Self-Consumption Groups of Residential Users. In: Berardi, U. (eds) *Multiphysics and Multiscale Building Physics. IABP 2024. Lecture Notes in Civil Engineering*, vol 553. Springer, Singapore.

10 Eventi di disseminazione

- International Building Physics Conference 2024, 25-27 Luglio 2024, Toronto, Canada (<https://www.ibpc2024.org/>).
- La gestione energetica intelligente nelle CER: opportunità e sfide, webinar Orizzonte Risorse energetiche e idriche, Prof. Alfonso Capozzoli, Dr. Silvio Brandi.