



**Politecnico  
di Torino**

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Energetica e Nucleare

Anno Accademico 2025/2026

**Studio di fattibilità  
tecnico-economica di una Comunità  
Energetica Rinnovabile nel Capo di  
Leuca: strategie di gestione e  
ottimizzazione**

Relatore:  
Prof. Andrea Lanzini

Candidato:  
Francesco Aretano

Correlatore:  
Dott. Lorenzo Giannuzzo



# Abstract

Le Comunità Energetiche Rinnovabili (CER) rappresentano uno strumento chiave per la transizione verso un sistema energetico decentralizzato. Il presente lavoro di tesi conduce uno studio di fattibilità tecnico-economica per la costituzione di una CER nel Capo di Leuca, un'area ad alto potenziale solare e con un mix di consumi eterogeneo. L'obiettivo è definire la strategia di gestione ottimale per un sistema composto da un impianto fotovoltaico e un accumulo a batteria (BESS), massimizzandone i benefici per la comunità.

La metodologia si basa su dati di consumo reali e confronta diverse strategie operative. Vengono analizzati uno scenario di riferimento senza accumulo e due scenari con BESS, gestiti rispettivamente per massimizzare l'autoconsumo e per effettuare arbitraggio economico. A questi si affianca un modello di Ottimizzazione Lineare a Numeri Misti (MILP) che identifica la strategia ottimale per la massimizzazione dei ricavi, basandosi sui meccanismi incentivanti previsti dalla normativa italiana.

I risultati evidenziano un significativo trade-off tra la massimizzazione dell'autoconsumo e l'efficienza economica dell'investimento. Si dimostra che, sebbene l'accumulo aumenti la quota di energia condivisa, lo scenario senza BESS offre il ritorno economico più rapido. Il modello di ottimizzazione MILP, superando le strategie euristiche, individua la gestione ibrida in grado di generare il maggior ricavo annuo, bilanciando dinamicamente i flussi di valore.

Infine, la tesi integra tecniche avanzate di Machine Learning e Deep Learning per la caratterizzazione e la previsione della domanda energetica. Tramite l'impiego sinergico di algoritmi di clustering, alberi decisionali e Reti Neurali Artificiali, supportati da metriche di Explainable AI, è stato sviluppato un robusto framework predittivo. La sua efficacia applicativa è stata validata attraverso una simulazione operativa del sistema di accumulo, guidata unicamente dalle previsioni dell'algoritmo. I risultati del test di robustezza confermano che l'Intelligenza Artificiale costituisce il prerequisito tecnologico abilitante per garantire la redditività, la flessibilità e l'implementazione su scala reale di futuri sistemi di controllo intelligente per le Comunità Energetiche Rinnovabili.

# Abstract (english version)

Renewable Energy Communities (RECs) represent a key instrument for the transition towards a decentralized energy system. This thesis conducts a techno-economic feasibility study for the establishment of a REC in the Capo di Leuca area (Southern Italy), a region with high solar potential and a heterogeneous mix of consumption loads. The objective is to define the optimal management strategy for a system comprising a photovoltaic plant and a Battery Energy Storage System (BESS), in order to maximize the benefits for the community.

The methodology is based on real consumption data and compares several operational strategies. A baseline scenario without storage is analyzed alongside two scenarios with a BESS, managed respectively to maximize self-consumption and to perform economic arbitrage. These are benchmarked against a Mixed-Integer Linear Programming (MILP) optimization model, which identifies the optimal strategy for maximizing total annual revenue, based on the incentive mechanisms provided by Italian legislation.

The results highlight a significant trade-off between maximizing self-consumption and the financial efficiency of the investment. It is shown that while storage increases the amount of shared energy, the no-BESS scenario offers the fastest return on investment. The MILP model, outperforming heuristic strategies, identifies the hybrid operation capable of generating the highest annual revenue by dynamically balancing the different value streams.

Finally, the thesis integrates advanced Machine Learning and Deep Learning techniques for the characterization and forecasting of energy demand. Through the synergistic use of clustering algorithms, decision trees, and Artificial Neural Networks, supported by Explainable AI metrics, a robust predictive framework was developed. Its practical effectiveness was validated through an operational simulation of the energy storage system, driven solely by the algorithm's forecasts. The robustness test results confirm that Artificial Intelligence constitutes the enabling technological prerequisite to ensure the profitability, flexibility, and full-scale implementation of future intelligent control systems for Renewable Energy Communities.



# Indice

<b>Elenco delle tabelle</b>	VIII
<b>Elenco delle figure</b>	X
<b>1 Introduzione</b>	1
1.1 Obiettivi della Tesi . . . . .	2
<b>2 Il Modello Operativo delle Comunità Energetiche</b>	5
2.1 Evoluzione Normativa: dal Contesto Europeo al Recepimento Italiano	5
2.2 Requisiti degli impianti e criteri di ammissibilità . . . . .	8
2.2.1 Tipologie di fonti rinnovabili ammesse . . . . .	8
2.2.2 Criteri temporali: impianti nuovi ed esistenti . . . . .	8
2.3 Principi di funzionamento e meccanismi economici . . . . .	9
2.3.1 L'Energia condivisa: il cuore del modello virtuale . . . . .	9
2.3.2 Componenti di valorizzazione economica . . . . .	9
2.3.3 Sintesi dei flussi energetici ed economici . . . . .	12
2.4 Struttura operativa e giuridica di una CER . . . . .	13
2.4.1 Fasi di costruzione e gestione di una CER . . . . .	13
2.4.2 Forme giuridiche e principi di governance . . . . .	14
2.4.3 Precondizioni tecniche e ruoli dei membri . . . . .	15
2.4.4 Principi di ripartizione dei benefici economici . . . . .	16
<b>3 Caso di studio e caratterizzazione dei carichi</b>	17
3.1 Descrizione del campione . . . . .	17
3.1.1 Approfondimento sulle utenze residenziali: variabilità e sca-	
labilità del campione . . . . .	19
3.2 Analisi dei profili di carico della comunità . . . . .	22
3.2.1 Profili Tipologici per categoria e stagione . . . . .	22
3.2.2 Analisi del carico aggregato della comunità . . . . .	25

<b>4</b>	<b>Modellazione del sistema e metodologia di analisi</b>	<b>29</b>
4.1	Progettazione dell'impianto di produzione fotovoltaico . . . . .	29
4.1.1	Sito di installazione e caratteristiche di orientamento . . . . .	30
4.1.2	Componenti dell'impianto e analisi della producibilità . . . . .	31
4.2	Progettazione del sistema di accumulo . . . . .	34
4.2.1	Criteri di dimensionamento e scelta del dispositivo . . . . .	35
4.2.2	Architettura del sistema di accumulo . . . . .	35
4.2.3	Caratteristiche tecniche e parametri di simulazione . . . . .	37
4.2.4	Acquisizione dei dati di mercato: il prezzo zonale orario . . . . .	39
4.3	Definizione degli scenari operativi . . . . .	40
<b>5</b>	<b>Analisi comparativa degli scenari operativi</b>	<b>41</b>
5.1	Scenario 1: baseline senza sistema di accumulo . . . . .	42
5.1.1	Analisi dei flussi energetici . . . . .	42
5.1.2	Quota di consumo incentivabile e risultati economici . . . . .	43
5.2	Scenario 2: BESS con strategia di massimizzazione dell'autoconsumo	44
5.2.1	Analisi dei flussi energetici e dinamica della batteria . . . . .	45
5.2.2	Quota di consumo incentivabile e risultati economici . . . . .	46
5.3	Scenario 3: BESS con Strategia di Arbitraggio Economico . . . . .	47
5.3.1	Analisi dei flussi energetici e dinamica della batteria . . . . .	48
5.3.2	Quota di consumo incentivabile e risultati economici . . . . .	49
5.4	Scenario 4: Ottimizzazione tramite Modello MILP . . . . .	50
5.4.1	Metodologia: Programmazione Lineare a Numeri Misti (MILP)	50
5.4.2	Analisi dei Risultati dell'Ottimizzazione . . . . .	51
5.4.3	Quota di consumo incentivabile e risultati economici . . . . .	54
5.5	Confronto riepilogativo delle strategie di gestione . . . . .	55
5.5.1	Prestazioni energetiche . . . . .	55
5.5.2	Copertura dei fabbisogni per destinazione d'uso . . . . .	56
5.6	Analisi finanziaria comparativa degli scenari . . . . .	57
5.6.1	Metodologia e parametri di analisi . . . . .	57
5.6.2	Indicatori di performance finanziaria . . . . .	58
5.6.3	Analisi comparativa dei risultati . . . . .	59
5.6.4	Analisi di sensitività sul costo del BESS . . . . .	60
5.7	Analisi della ripartizione dei benefici dello scenario ottimizzato . . . . .	62
5.7.1	Metodologia di ripartizione dei benefici . . . . .	62
5.7.2	Risultati della ripartizione per lo scenario ottimizzato . . . . .	64
5.7.3	Dettaglio della ripartizione per categoria di utenza . . . . .	67
<b>6</b>	<b>Strategie di monitoraggio e previsione dei carichi per la gestione ottimale della CER</b>	<b>68</b>
6.1	Monitoraggio diretto dei carichi tramite Smart Metering . . . . .	69

6.1.1	Architettura di un sistema di monitoraggio . . . . .	69
6.1.2	Applicazione nel contesto della CER e valutazioni di fattibilità . . . . .	70
6.2	Approcci per la modellazione e previsione dei carichi . . . . .	71
6.3	Data pre-processing: preparazione del dataset per l'analisi . . . . .	72
6.3.1	Data cleaning: gestione dei valori mancanti . . . . .	73
6.3.2	Data transformation: normalizzazione dei profili giornalieri . . . . .	73
6.4	Approccio non supervisionato: identificazione dei giorni tipo tramite analisi di clustering . . . . .	74
6.4.1	Caratterizzazione e interpretazione dei cluster . . . . .	76
6.5	Approccio supervisionato: classificazione dei giorni tipo . . . . .	78
6.5.1	Alberi decisionali (Decision Trees): Metodologia e Addestra- mento . . . . .	79
6.5.2	Interpretazione delle regole e performance del modello . . . . .	82
6.5.3	Evoluzione del modello: Random Forest . . . . .	84
6.5.4	Sintesi dei risultati e limiti dell'approccio . . . . .	88
6.6	Approccio avanzato: previsione dei carichi con Reti Neurali Artificiali . . . . .	88
6.6.1	Metodologia: sviluppo del modello a rete neurale . . . . .	89
6.6.2	Risultati e valutazione delle performance . . . . .	93
6.6.3	Explainable AI: interpretazione del modello tramite Valori SHAP . . . . .	96
6.6.4	Sintesi dei risultati e vantaggi della modellazione . . . . .	98
<b>7</b>	<b>Valutazione della robustezza dell'EMS: dal design all'operatività reale</b> . . . . .	<b>99</b>
7.1	Metodologia di simulazione e scenari operativi . . . . .	100
7.1.1	Step 1: pianificazione basata sulle previsioni (Forecast-based Planning) . . . . .	100
7.1.2	Step 2: il limite ideale (Perfect Foresight) . . . . .	101
7.1.3	Step 3: simulazione operativa e test di robustezza . . . . .	101
7.2	Analisi dei risultati e robustezza del sistema . . . . .	102
7.3	Analisi Critica dei Risultati e Discussione sulla Robustezza . . . . .	102
7.3.1	Perché i risultati sono ottimali: i pilastri della stabilità . . . . .	104
7.3.2	L'impatto dello scaling e i limiti della simulazione . . . . .	104
7.3.3	Conclusioni sulla validità del modello . . . . .	105
<b>8</b>	<b>Conclusioni e sviluppi futuri</b> . . . . .	<b>106</b>
8.1	Sintesi dei risultati chiave . . . . .	106
8.2	Limiti dello studio e prospettive future . . . . .	108
	<b>Bibliografia</b> . . . . .	<b>111</b>

# Elenco delle tabelle

2.1	Costi di investimento massimi ammissibili per il contributo PNRR (Fonte: GSE, Regole Operative 2025). . . . .	7
2.2	Calcolo della tariffa premio per l'energia condivisa (Fonte: Decreto MASE 414/2023). . . . .	10
2.3	Correzione della tariffa premio per impianti fotovoltaici (Fonte: Decreto MASE 414/2023). . . . .	11
2.4	Riepilogo dei flussi energetici e dei meccanismi di valorizzazione economica. . . . .	12
3.1	Riepilogo dei Punti di Prelievo (POD) analizzati nella CER. . . . .	19
4.1	Scheda tecnica del modulo fotovoltaico selezionato. . . . .	32
4.2	Scheda tecnica dell'inverter selezionato. . . . .	32
4.3	Parametri Elettrici del modulo EGE-BESS-760kWh. . . . .	37
4.4	Parametri Operativi utilizzati nella Simulazione. . . . .	38
5.1	Riepilogo e confronto dei parametri principali della CER nei diversi scenari operativi. . . . .	55
5.2	Volumi di energia condivisa e rapporto percentuale sull'energia immessa totale. . . . .	56
5.3	Tassi di copertura percentuale del fabbisogno (autoconsumo virtuale) per destinazione d'uso e per l'intera comunità. . . . .	56
5.4	Tabella riassuntiva degli indicatori finanziari per scenario. . . . .	59
5.5	Indicatori finanziari al variare del costo unitario del BESS. . . . .	61
5.6	Scomposizione dei flussi economici annuali tra CER e Membri. . . . .	65
5.7	Matrice di ripartizione degli incentivi netti per categoria di utenza e tipologia di quota. . . . .	67
6.1	Riepilogo degli iperparametri utilizzati per l'addestramento dei modelli di classificazione. . . . .	79
6.2	Matrice di confusione calcolata sui dati del test set. . . . .	83
6.3	Riepilogo delle metriche di performance del CART sul test set. . . . .	84

6.4	Metriche di performance della Random Forest sul test set. . . . .	86
6.5	Matrice di confusione calcolata sui dati del test set per il modello Random Forest. . . . .	86
6.6	Parametri tecnici e configurazione della pipeline MLP. . . . .	92
6.7	Metriche di performance del modello a Rete Neurale (MLP). . . . .	93
7.1	Risultati del test di robustezza: impatto dell'errore di previsione sui ricavi. . . . .	102

# Elenco delle figure

3.1	Mappa dell'area di studio nel Capo di Leuca (Fonte: Portale GSE).	18
3.2	Confronto tra il numero di utenze residenziali nel campione originale e nello scenario di CER ipotizzato, basato sul 70% di adesione dei nuclei familiari del comune di riferimento. . . . .	20
3.3	Distribuzione del consumo energetico totale annuo per i singoli POD della categoria residenziale. . . . .	21
3.4	Profili di consumo medi giornalieri per stagione dei singoli POD residenziali. In rosso è evidenziato il profilo del POD più energivoro, mentre la linea blu tratteggiata rappresenta la media del campione.	22
3.5	Profili di consumo medi giornalieri per la stagione invernale. . . . .	23
3.6	Profili di consumo medi giornalieri per la stagione primaverile. . . . .	23
3.7	Profili di consumo medi giornalieri per la stagione estiva. . . . .	24
3.8	Profili di consumo medi giornalieri per la stagione autunnale. . . . .	24
3.9	Composizione percentuale del consumo energetico annuo totale per categoria di utenza. . . . .	26
3.10	Distribuzione di frequenza del carico orario aggregato della CER sull'intero anno. . . . .	27
3.11	Heatmap del consumo energetico aggregato orario della CER. . . . .	28
4.1	Definizione dell'orientamento dell'impianto fotovoltaico nel software PVsyst. . . . .	30
4.2	Configurazione del sistema di generazione in PVsyst. . . . .	31
4.3	Profili di producibilità media oraria per stagione dell'impianto fotovoltaico da 1 MWp. . . . .	33
4.4	Carpet plot della produzione oraria media mensile. . . . .	34
4.5	Panoramica del sistema di accumulo EGE-BESS-760kWh (Fonte: Eco Green Energy). . . . .	36
4.6	Diagramma del sistema EGE-BESS-760kWh (Fonte: Eco Green Energy). . . . .	36

5.1	Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario: 1000 kWp senza accumulo. . . . .	42
5.2	Quota di Consumo Incentivabile per Categoria di Utenza - Scenario: 1000 kWp senza accumulo. . . . .	43
5.3	Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario Autoconsumo: 1000 kWp con 1x BESS. . . . .	45
5.4	Quota di consumo incentivabile per categoria di utenza - Scenario Autoconsumo. . . . .	46
5.5	Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario Arbitraggio. . . . .	48
5.6	Quota di consumo incentivabile per categoria di utenza - Scenario Arbitraggio. . . . .	49
5.7	Analisi operativa annuale ottimizzata tramite modello MILP. . . . .	52
5.8	Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario Ottimizzato MILP. . . . .	53
5.9	Quota di Consumo Incentivabile per Categoria di Utenza - Scenario Ottimizzato MILP. . . . .	54
5.10	Analisi comparativa dei flussi di cassa cumulati attualizzati e del Payback Period per i quattro scenari. . . . .	60
5.11	Analisi di sensitività: andamento del Valore Attuale Netto (sinistra) e del Payback Period (destra) al variare del costo unitario del BESS. . . . .	61
5.12	Composizione dei ricavi totali annuali della CER nello scenario ottimizzato. . . . .	63
5.13	Scomposizione dell'incentivo netto distribuibile in Quota Ordinaria ed Eccedentaria. . . . .	65
5.14	Ripartizione finale dei guadagni annuali tra le categorie di membri della CER. . . . .	66
6.1	Analisi per la scelta del numero ottimale di cluster ( $k$ ): andamento del punteggio di Silhouette (a sinistra) e dell'indice di Davies-Bouldin (a destra). . . . .	75
6.2	Dendrogramma con il taglio che definisce i tre cluster principali. . . . .	76
6.3	Visualizzazione dei tre cluster di consumo identificati. Le linee grigie rappresentano i singoli giorni, l'area rossa la deviazione standard e la linea tratteggiata il profilo medio (centroide). . . . .	77
6.5	Albero decisionale potato dopo la rimozione delle divisioni ridondanti. . . . .	80
6.4	Topologia completa dell'albero decisionale prima dell'ottimizzazione. . . . .	81
6.6	Importanza delle variabili (Feature Importance) per l'albero decisionale singolo. . . . .	83
6.7	Rappresentazione topologica di uno dei 100 stimatori indipendenti che compongono la Random Forest (visualizzazione troncata ai primi 3 livelli di profondità). . . . .	85

6.8	Importanza delle variabili calcolata dal modello aggregato Random Forest. . . . .	87
6.9	Confronto tra valori reali e predetti dal modello ANN sul training set (a sinistra) e sul testing set (a destra). . . . .	94
6.10	Confronto tra la serie storica reale e predetta sull'intero training set.	94
6.11	Confronto tra la serie storica reale e predetta sull'intero testing set.	95
6.12	Dettaglio ad alta risoluzione della performance predittiva su una settimana del testing set. . . . .	95
6.13	SHAP Bar Plot: importanza globale delle variabili nella Rete Neurale.	96
6.14	SHAP Summary Plot: distribuzione, impatto e direzione delle singole variabili. . . . .	97
7.1	Confronto tra ricavi cumulati teorici e reali: l'area di perdita è quasi impercettibile, a conferma della validità della strategia predittiva. .	103
7.2	Dettaglio della settimana critica: sincronizzazione tra energia condivisa teorica e reale. . . . .	103

# Capitolo 1

## Introduzione

La transizione verso un sistema energetico sostenibile rappresenta una delle sfide più urgenti e complesse del nostro tempo. In risposta alla crescente preoccupazione per il cambiamento climatico e alla necessità di ridurre la dipendenza dalle fonti fossili, l'Unione Europea ha delineato un ambizioso percorso di decarbonizzazione, promuovendo modelli di generazione distribuita e la partecipazione attiva dei cittadini. In questo contesto, le Comunità Energetiche Rinnovabili (CER) emergono come uno strumento strategico fondamentale, sancito a livello normativo dal Decreto Legislativo 199/2021. Le CER configurano un nuovo paradigma energetico, trasformando i consumatori passivi in *prosumer* attivi, capaci di produrre, consumare, accumulare e condividere energia rinnovabile a livello locale. Questo modello non solo contribuisce agli obiettivi di sostenibilità ambientale, ma genera anche significativi benefici economici e sociali per i territori, promuovendo l'indipendenza energetica e la coesione comunitaria[1].

Il superamento del modello centralizzato di produzione energetica è, infatti, non solo una necessità ambientale, ma anche una risposta strategica alle vulnerabilità strutturali del sistema tradizionale. La dipendenza da un numero limitato di grandi impianti di produzione rende la rete nazionale suscettibile a guasti su larga scala e alle fluttuazioni geopolitiche dei mercati dei combustibili fossili. La generazione distribuita, promossa dalle CER, offre una soluzione decentralizzata e resiliente, aumentando la sicurezza dell'approvvigionamento e democratizzando l'accesso all'energia. Questo passaggio da un modello unidirezionale e passivo a uno multidirezionale e partecipativo è forse la più grande rivoluzione del settore energetico moderno, e le CER ne sono il motore principale a livello di comunità.

Oltre ai benefici diretti per i membri, le CER svolgono un ruolo cruciale per la stabilità e l'efficienza della rete elettrica nazionale. I sistemi elettrici tradizionali, basati su grandi centrali di produzione centralizzate, soffrono di inefficienze intrinseche, come le perdite di energia durante il trasporto su lunghe distanze e la gestione delle linee nelle ore di picco. Le fonti rinnovabili non programmabili,

come il fotovoltaico e l'eolico, se non gestite correttamente, possono inoltre introdurre volatilità e stress sulla rete. Le CER affrontano direttamente questi problemi incentivando l'autoconsumo diffuso a livello locale, ovvero la condivisione di energia all'interno della stessa cabina primaria. Promuovendo l'equilibrio tra produzione e consumo, le CER riducono la quantità di energia che deve transitare sulle reti di alta e media tensione, alleggerendo il carico sulle infrastrutture, diminuendo le perdite di sistema e migliorando la resilienza della rete locale. L'integrazione di sistemi di accumulo, come analizzato in questa tesi, amplifica ulteriormente questo beneficio, permettendo di assorbire i surplus di produzione e di rilasciare energia durante i picchi di consumo, trasformando di fatto la CER in un'entità flessibile e al servizio della rete. Il presente lavoro di tesi si inserisce in questo quadro, focalizzandosi sull'analisi di un caso di studio concreto: la costituzione di una Comunità Energetica Rinnovabile nel territorio del Capo di Leuca. Quest'area, situata nell'estremo lembo meridionale della Puglia, presenta caratteristiche peculiari che la rendono un laboratorio ideale per tale indagine. L'elevato potenziale di irraggiamento solare, unito a una forte vocazione turistica che induce una marcata stagionalità dei consumi, delinea un profilo energetico complesso e interessante. La presenza simultanea di diverse tipologie di utenze offre l'opportunità di analizzare le sinergie e le dinamiche di condivisione in una comunità eterogenea. L'analisi si basa su dati di consumo reali, raccolti da un campione di 56 punti di prelievo (POD).

La sfida principale, tuttavia, non risiede solo nell'installare la capacità di generazione, ma nel gestirla in modo intelligente. L'introduzione di un sistema di accumulo a batteria (BESS) trasforma un semplice impianto di produzione in un asset strategico, ma solleva una domanda fondamentale: qual è la strategia operativa ottimale? Massimizzare l'autoconsumo per aumentare l'indipendenza energetica? O massimizzare il profitto sfruttando le fluttuazioni dei prezzi di mercato dell'energia? Questi due obiettivi, come dimostrerà l'analisi, non sono sempre allineati. Questa tesi si propone di esplorare questo trade-off, utilizzando non solo strategie predefinite ma anche un approccio di ottimizzazione matematica per trovare la risposta migliore, fornendo così uno strumento decisionale quantitativo per i futuri costitutori della CER.

## 1.1 Obiettivi della Tesi

L'obiettivo principale di questo lavoro è condurre uno studio di fattibilità tecnico-economica avanzato per una Comunità Energetica Rinnovabile (CER) nel Capo di Leuca, valutando l'impatto di diverse configurazioni impiantistiche e architetture di gestione. Partendo da un'accurata caratterizzazione dei profili di carico reali, la tesi si propone di confrontare la performance di molteplici scenari operativi, al

fine di identificare la soluzione ottimale in termini di sostenibilità economica e massimizzazione dei benefici per la comunità.

Nello specifico, gli obiettivi perseguiti sono:

- Caratterizzare i consumi energetici del territorio, analizzando i profili orari aggregati e disaggregati per categoria di utenza (residenziale, industriale, pubblica amministrazione, illuminazione pubblica) per identificarne i pattern giornalieri e stagionali.
- Simulare e confrontare tre strategie operative *rule-based* per un impianto fotovoltaico da 1 MWp, di proprietà della CER:
  - uno scenario di riferimento senza sistema di accumulo;
  - uno scenario con un sistema di accumulo a batteria (BESS) gestito con una logica di massimizzazione dell'autoconsumo diffuso, in cui la batteria opera per minimizzare il prelievo dalla rete;
  - uno scenario con BESS gestito con una logica di arbitraggio economico, mirata a massimizzare i ricavi vendendo l'energia accumulata solo nelle ore a più alto prezzo di mercato.
- Sviluppare un modello di Ottimizzazione Matematica (MILP - *Mixed-Integer Linear Programming*) per determinare la strategia di gestione ottima del sistema di accumulo, con l'obiettivo di massimizzare i ricavi annuali totali della CER, superando i limiti delle strategie euristiche predefinite e fornendo un *benchmark* di performance massima teorica raggiungibile.
- Condurre un'analisi economica e finanziaria comparativa dei diversi scenari, calcolando i flussi di cassa, il Valore Attuale Netto (VAN) e il Payback Period (PBP) per valutare la redditività di ciascun investimento e identificare la configurazione d'impianto più efficiente.
- Sviluppare un framework predittivo basato su tecniche di *Machine Learning* e *Deep Learning* per la modellazione della domanda energetica. Attraverso l'uso sinergico di algoritmi di clustering, alberi decisionali e Reti Neurali Artificiali (MLP), supportati da metriche di *Explainable AI* (SHAP), l'obiettivo è trasformare i dati storici in profili previsionali ad alta risoluzione, superando i limiti degli approcci statici tradizionali basati sui "giorni tipo".
- Validare la robustezza e la reale applicabilità del Sistema di Gestione dell'Energia (EMS) progettato, colmando il divario tra la teoria dell'ottimizzazione e l'operatività sul campo. Tramite un rigoroso test di simulazione in logica *Open-Loop*, si intende quantificare l'impatto economico degli errori previsionali, confrontando i ricavi dell'ottimo teorico (*Perfect Foresight*) con quelli derivanti

da una strategia di dispacciamento reale guidata dall'Intelligenza Artificiale, dimostrando così la resilienza e la definitiva bancabilità del progetto.

## Capitolo 2

# Il Modello Operativo delle Comunità Energetiche

L'introduzione delle Comunità Energetiche Rinnovabili (CER) rappresenta un'evoluzione fondamentale nel panorama energetico, segnando il passaggio da un sistema tradizionale, basato su grandi impianti di produzione centralizzati, a un modello di generazione distribuita. Questo nuovo paradigma pone il cittadino e le comunità locali al centro del sistema, trasformando il consumatore finale da attore passivo a partecipante attivo, spesso definito con il neologismo *prosumer* (produttore e consumatore).

Questo capitolo ha lo scopo di delineare il quadro di riferimento su cui si basa l'intero lavoro di tesi. Verranno esposti i concetti normativi e i meccanismi economici essenziali per comprendere il funzionamento di una CER in Italia. L'approccio adottato non è una disamina legale esaustiva, ma una sintesi funzionale, mirata a fornire gli strumenti quantitativi e qualitativi necessari per la modellazione, la simulazione e l'analisi di fattibilità che verranno presentate nei capitoli successivi.

### 2.1 Evoluzione Normativa: dal Contesto Europeo al Recepimento Italiano

Il percorso che ha portato alla definizione delle attuali configurazioni di autoconsumo diffuso nasce in ambito europeo. Già a partire dal 2016, con il pacchetto di misure noto come "Clean Energy for All Europeans", l'Unione Europea ha posto le basi per un mercato dell'energia più decentralizzato, democratico e basato su fonti rinnovabili. Le due direttive cardine di questo processo sono:

- la Direttiva 2018/2001/EU, nota come RED II (Renewable Energy Directive), che introduce e definisce formalmente la figura della "comunità di energia rinnovabile";
- la Direttiva 2019/944/EU, nota come IEM (Internal Electricity Market), che definisce la "comunità energetica di cittadini", ampliando il concetto anche a fonti non necessariamente rinnovabili.

L'Italia ha recepito queste direttive attraverso un percorso legislativo articolato, che ha visto una prima fase sperimentale e una successiva implementazione a regime.

La fase transitoria, avviata con il Decreto Milleproroghe (D.L. 162/19), ha permesso di testare il modello su piccola scala, con impianti fino a 200 kW e un perimetro limitato alla cabina secondaria. Il recepimento definitivo delle direttive europee è avvenuto con il Decreto Legislativo 199/2021, che ha ampliato la potenza massima degli impianti a 1 MW e il perimetro di aggregazione all'area sottesa alla medesima cabina primaria.

L'architettura normativa si è completata con due atti fondamentali:

1. il Testo Integrato Autoconsumo Diffuso (TIAD) [2], emanato da ARERA, che definisce le regole tecniche per l'accesso al servizio di valorizzazione dell'energia condivisa;
2. il Decreto ministeriale del MASE n. 414/2023, noto come Decreto CACER (Configurazioni di Autoconsumo per la Condivisione dell'Energia Rinnovabile), che definisce le tariffe incentivanti e le modalità di accesso ai contributi in conto capitale previsti dal PNRR [3].

Il presente lavoro di tesi si basa su quest'ultimo assetto normativo, che rappresenta il quadro di riferimento attualmente in vigore per la costituzione e la gestione economica delle CER in Italia.

## **Il contributo in conto capitale del PNRR**

A complemento della tariffa incentivante, il quadro normativo ha previsto un'ulteriore misura di sostegno mirata ad accelerare la diffusione delle CER, in particolare nei piccoli comuni. Il Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza (PNRR), attraverso la Missione M2C2, Investimento 1.2, ha stanziato 2,2 miliardi di euro per un contributo in conto capitale a fondo perduto, volto a coprire parte dei costi di investimento per la realizzazione di nuovi impianti a fonti rinnovabili [4].

Tale misura era destinata alle Comunità Energetiche e ai gruppi di autoconsumatori situati in comuni con una popolazione inferiore a 50.000 abitanti. Il contributo poteva coprire fino al 40% delle spese ammissibili, calcolate sulla base di massimali di costo specifici per taglia di impianto, come dettagliato nella Tabella 2.1.

**Tabella 2.1:** Costi di investimento massimi ammissibili per il contributo PNRR (Fonte: GSE, Regole Operative 2025).

<b>Taglia impianto</b>	<b>Costo massimo [€/kW]</b>
fino a 20 kW	1.500
da 20 kW a 200 kW	1.200
da 200 kW a 600 kW	1.100
da 600 kW a 1.000 kW	1.050

Questa misura ha rappresentato un fondamentale volano promozionale, incentivando fortemente e "pubblicizzando" la costituzione delle prime CER e la realizzazione di nuovi impianti su tutto il territorio nazionale. Tuttavia, la finestra temporale per la presentazione delle domande di accesso a questo fondo si è chiusa definitivamente il 30 novembre 2025.

Essendo la misura ormai terminata e non più accessibile per nuovi progetti, nella presente analisi non si terrà conto di tale contributo in conto capitale. La sostenibilità economica dell'investimento verrà pertanto valutata nelle condizioni operative standard, basandosi esclusivamente sui flussi di cassa generati dalla tariffa incentivante e dal risparmio o valorizzazione dell'energia, simulando un'iniziativa in totale assenza di fondi perduti.

### **Decurtazione della tariffa premio in caso di contributo in conto capitale**

Sebbene, come appena anticipato, l'agevolazione del PNRR non rientri nel perimetro quantitativo della presente analisi, per completezza di trattazione del quadro normativo è opportuno precisare che l'eventuale accesso a tale contributo in conto capitale avrebbe avuto un'implicazione diretta sul valore della tariffa premio.

La normativa, infatti, non prevede una decurtazione fissa, ma un meccanismo di riduzione lineare basato sull'intensità dell'aiuto ricevuto [4]. La tariffa spettante viene calcolata secondo la formula:

$$\text{TIP}_{\text{corretta}} = \text{TIP}_h \times (1 - F) \quad (2.1)$$

dove  $F$  è un parametro che varia linearmente tra 0 (nel caso di nessun contributo in conto capitale) e 0,5 (nel caso di un contributo pari al 40% dell'investimento ammissibile).

Tuttavia, il Decreto CACER introduce un'importante eccezione. Il fattore di riduzione  $F$  non si applica alla quota di energia elettrica condivisa attribuibile a punti di prelievo (POD) nella titolarità di:

- enti territoriali e autorità locali;

- enti religiosi;
- enti del Terzo Settore e di protezione ambientale;
- persone fisiche.

Questa misura di carattere sociale garantisce che i membri più vulnerabili o con finalità pubbliche (come le famiglie o i comuni) ricevano un beneficio economico non decurtato, pur all'interno di un impianto co-finanziato con fondi PNRR.

## **2.2 Requisiti degli impianti e criteri di ammissibilità**

Non tutti gli impianti di produzione da fonte rinnovabile possono essere inseriti in una CER e accedere ai meccanismi di incentivazione. Le Regole Operative del GSE [4] definiscono precisi requisiti legati alla tipologia di fonte, alla data di realizzazione e alla relazione temporale con la costituzione della comunità stessa.

### **2.2.1 Tipologie di fonti rinnovabili ammesse**

Il modello delle CER è tecnologicamente neutro. Possono far parte di una comunità tutti gli impianti alimentati da fonti rinnovabili ai sensi del D.Lgs. 199/2021, come ad esempio fotovoltaico, eolico, idroelettrico e biomasse, purché la potenza massima di ogni singolo impianto non sia superiore a 1 MW.

### **2.2.2 Criteri temporali: impianti nuovi ed esistenti**

Un requisito fondamentale per l'accesso alla tariffa incentivante è che l'impianto sia di nuova costruzione. In particolare, l'impianto deve entrare in esercizio successivamente alla data di costituzione giuridica della CER.

La normativa consente tuttavia di includere nella configurazione anche impianti preesistenti (definiti "esistenti" quelli entrati in esercizio fino al 15 dicembre 2021), ma a condizioni ben precise [4]:

1. vincolo di potenza: la potenza complessiva degli impianti esistenti non può superare il 30% della potenza aggregata di tutti gli impianti della CER;
2. accesso agli incentivi: gli impianti esistenti non hanno diritto alla tariffa premio;
3. meccanismi di valorizzazione: l'energia immessa in rete dagli impianti esistenti contribuisce al calcolo dell'energia condivisa oraria ( $E_{\text{condivisa},h}$ ). Di conseguenza, tale energia viene valorizzata tramite il Corrispettivo di Valorizzazione ARERA, ma non tramite la tariffa incentivante del MASE.

Questa flessibilità è stata concepita per facilitare l'avvio delle comunità, permettendo di aggregare fin da subito una massa critica di produzione per massimizzare la quota di energia condivisa.

## 2.3 Principi di funzionamento e meccanismi economici

La sostenibilità di una CER si fonda su un modello di condivisione "virtuale" dell'energia e su precisi meccanismi di incentivazione gestiti dal Gestore dei Servizi Energetici (GSE).

### 2.3.1 L'Energia condivisa: il cuore del modello virtuale

Il concetto cardine del modello CER è quello di "energia condivisa". Si tratta di una grandezza virtuale, calcolata dal GSE su base oraria, che non implica un trasferimento fisico diretto di elettroni dal produttore al consumatore. La rete di distribuzione nazionale funge da veicolo per il trasporto e il bilanciamento.

Per ogni ora  $h$  dell'anno, l'energia condivisa  $E_{\text{condivisa},h}$  è definita come il minimo tra l'energia totale immessa in rete dagli impianti della CER e l'energia totale prelevata dalla rete da tutti i membri consumatori all'interno del medesimo perimetro virtuale (la cabina primaria).

$$E_{\text{condivisa},h} = \min \left( \sum_p E_{\text{immessa},p,h}, \sum_c E_{\text{prelevata},c,h} \right) \quad (2.2)$$

Dove:

- $E_{\text{immessa},p,h}$  è l'energia [kWh] immessa in rete nell'ora  $h$  dall'impianto del produttore  $p$ .
- $E_{\text{prelevata},c,h}$  è l'energia [kWh] prelevata dalla rete nell'ora  $h$  dal membro consumatore  $c$ .

L'energia condivisa totale annua, su cui si basano i principali meccanismi di incentivazione, è la somma di questi valori orari. Questo flusso energetico rappresenta il grado di contemporaneità tra produzione e consumo all'interno della comunità ed è l'oggetto primario della valorizzazione economica e delle strategie di ottimizzazione tramite sistemi di accumulo, come analizzato in questa tesi.

### 2.3.2 Componenti di valorizzazione economica

L'energia prodotta e condivisa all'interno della CER genera valore attraverso tre flussi economici principali, che vengono calcolati e corrisposti dal GSE. A

questi si aggiunge il meccanismo di vendita dell'energia per la quota immessa in rete. È fondamentale analizzare separatamente queste componenti, poiché la loro interazione determina la strategia ottimale di gestione degli impianti, in particolare dei sistemi di accumulo.

### **La tariffa premio sull'energia condivisa**

La tariffa premio rappresenta il principale incentivo diretto erogato alla CER. È un contributo economico, riconosciuto per un periodo di 20 anni, applicato a ogni kWh di energia condivisa, con l'obiettivo di promuovere la contemporaneità tra produzione e consumo.

Il suo valore non è fisso, ma viene calcolato su base oraria secondo una formula definita dal Decreto CACER [3]. Tale formula dipende da due fattori principali: la taglia dell'impianto di produzione e il prezzo zonale orario dell'energia ( $P_z$ ). La normativa prevede tre diverse fasce di potenza, a ciascuna delle quali corrisponde una parte fissa della tariffa e un tetto massimo (cap) differente, come illustrato nella Tabella 2.2.

**Tabella 2.2:** Calcolo della tariffa premio per l'energia condivisa (Fonte: Decreto MASE 414/2023).

<b>Taglia impianto</b>	<b>TIP [€/MWh]</b>	<b>Tariffa massima [€/MWh]</b>
superiore a 600 kW	$60 + \max(0; 180 - P_z)$	100
da 200 kW a 600 kW	$70 + \max(0; 180 - P_z)$	110
fino a 200 kW	$80 + \max(0; 180 - P_z)$	120

La formula generale per la Tariffa Incentivante Provvisoria (TIP) è dunque:

$$TIP_h = \text{Parte Fissa} + \max(0; 180 - P_{zh}) \quad (2.3)$$

Come si evince, la tariffa è composta da una parte fissa (60, 70 o 80 €/MWh a seconda della taglia) e una parte variabile che decresce all'aumentare del prezzo di mercato. Quando il prezzo zonale  $P_z$  supera i 180 €/MWh, la parte variabile si azzerava e la tariffa premio coincide con la sola parte fissa.

In aggiunta, per i soli impianti fotovoltaici, è previsto un fattore di correzione per tenere conto dei diversi livelli di irraggiamento a livello nazionale. Tale correzione, riassunta nella Tabella 2.3, prevede un importo aggiuntivo per gli impianti situati nelle regioni del Centro e del Nord Italia. Per le regioni del Sud e le Isole, dove si assume un irraggiamento maggiore, non è prevista alcuna correzione.

**Tabella 2.3:** Correzione della tariffa premio per impianti fotovoltaici (Fonte: Decreto MASE 414/2023).

Zona geografica	Fattore di correzione [€/MWh]
Regioni del Centro (Lazio, Marche, Toscana, Umbria, Abruzzo)	+4
Regioni del Nord (Emilia-Romagna, Friuli-Venezia Giulia, Liguria, Lombardia, Piemonte, Trentino-Alto Adige, Valle d'Aosta, Veneto)	+10

### Il Corrispettivo di valorizzazione ARERA

Oltre alla tariffa premio, sull'energia condivisa viene riconosciuto un secondo contributo, noto come corrispettivo di valorizzazione per l'autoconsumo diffuso. Questo importo, definito da ARERA, ha lo scopo di restituire alla CER il valore di alcune componenti tariffarie relative ai costi di rete (come le perdite di trasmissione evitabili) che non vengono sostenute grazie alla generazione locale e alla contemporaneità tra produzione e consumo [2].

A differenza della tariffa premio, questo corrispettivo non è un incentivo in senso stretto, bensì una vera e propria compensazione tecnica ed economica. Il suo valore unitario viene aggiornato annualmente dall'Autorità.

### La vendita dell'energia immessa in rete (Ritiro Dedicato)

L'energia prodotta e immessa nella rete elettrica nazionale è remunerata attraverso meccanismi di mercato gestiti dal Gestore dei Servizi Energetici (GSE). Attualmente, le opzioni principali sono il Ritiro Dedicato (RID) e lo Scambio sul Posto (SSP), sebbene quest'ultimo sia in fase di progressiva eliminazione (*phase-out*) per i nuovi impianti.

Il Ritiro Dedicato rappresenta una modalità semplificata di vendita dell'energia: il produttore cede al GSE la quota di energia immessa in rete, ricevendone un corrispettivo economico.

La remunerazione si basa sul Prezzo Zonale Orario ( $P_z$ ), che riflette il prezzo all'ingrosso formatosi sul Mercato del Giorno Prima (MGP) nella specifica zona in cui è situato l'impianto [5]. Questo flusso di ricavi introduce una variabile di incertezza, essendo legato alle fluttuazioni del mercato elettrico. Inoltre, si instaura una correlazione inversa con la tariffa premio sull'energia condivisa: poiché quest'ultima decresce all'aumentare del  $P_z$ , si genera un complesso problema di ottimizzazione economica. In tale scenario, la gestione dei sistemi di accumulo

diventa cruciale per bilanciare strategicamente i ricavi dal RID e gli incentivi alla condivisione.

### 2.3.3 Sintesi dei flussi energetici ed economici

Per riassumere i concetti esposti, è utile schematizzare i principali flussi energetici che caratterizzano il bilancio di una CER e i meccanismi economici a essi associati. Per ogni ora  $h$  si definiscono i seguenti flussi energetici fondamentali:

1. Energia Condivisa ( $E_{\text{condivisa},h}$ ): la quota di energia prodotta e consumata virtualmente da tutti i componenti della CER. È la base per il calcolo degli incentivi.
2. Energia Immessa in rete ( $E_{\text{eccesso},h}$ ): la quota di energia prodotta dagli impianti della CER o dalla scarica di batterie o BESS che viene immessa nella rete elettrica nazionale e quindi venduta.
3. Energia Prelevata ( $E_{\text{prelievo},h}$ ): la quota di energia che i componenti della CER acquistano dalla rete.

La Tabella 2.4 mette in relazione questi flussi energetici con i rispettivi flussi di ricavo per la CER, come definiti dalla normativa vigente.

**Tabella 2.4:** Riepilogo dei flussi energetici e dei meccanismi di valorizzazione economica.

Flusso Energetico	Meccanismo di Valorizzazione	Valore Economico [€/MWh]
Energia Condivisa nella CER	Tariffa Premio (CACER)	Formula variabile: $TIP_h$ con cap e correzioni
Energia nella CER	Corrispettivo di Valorizzazione ARERA	Valore definito da ARERA
Energia Immessa in rete	Ritiro Dedicato (RID)	Prezzo Zonale Orario ( $Pz_h$ )
Energia Prelevata	Acquisto da Fornitore	<i>(Costo per i membri, non ricavo per la CER)</i>

Come si evince dalla tabella, l'obiettivo economico di una CER è duplice:

- massimizzare l'energia condivisa, per accedere alla Tariffa Premio e al corrispettivo ARERA;
- gestire l'energia immessa in rete, vendendola al prezzo di mercato più vantaggioso possibile.

Questi due obiettivi possono essere in conflitto, specialmente in presenza di un sistema di accumulo. Un BESS (Battery Energy Storage System) può infatti essere utilizzato per aumentare l'energia condivisa (accumulando il surplus diurno per coprire i consumi serali) oppure per fare arbitraggio (accumulando energia per poi immetterla in rete quando il Pz è più alto).

## **2.4 Struttura operativa e giuridica di una CER**

La costituzione di una Comunità Energetica Rinnovabile è un processo complesso che va oltre la semplice installazione di impianti di produzione. Richiede una strutturazione a livello giuridico, organizzativo e tecnico, atta a garantire una gestione efficace e la corretta distribuzione dei benefici tra i membri. Questa sezione delinea le fasi operative per la creazione di una CER e approfondisce i requisiti giuridici e le precondizioni tecniche che ne abilitano il funzionamento.

### **2.4.1 Fasi di costruzione e gestione di una CER**

Il percorso di sviluppo di una Comunità Energetica può essere suddiviso in due macro-fasi principali: la fase di pianificazione e la fase di gestione.

**Fase di pianificazione.** È la fase preliminare in cui il progetto prende forma. Include:

- **originazione:** l'identificazione di un promotore (spesso un'amministrazione comunale, un comitato di cittadini o un'impresa locale) e il coinvolgimento dei primi soggetti interessati. In questa fase si manifesta l'interesse a costituire la comunità e si ricercano partner tecnici e legali;
- **identificazione dei siti e progettazione:** si procede con la mappatura delle aree idonee all'installazione degli impianti a fonti rinnovabili (FER), come tetti di edifici, aree industriali o terreni marginali. Parallelamente, si avvia la progettazione preliminare degli impianti, inclusa la scelta della tecnologia (es. fotovoltaico) e il dimensionamento di eventuali sistemi di accumulo;
- **profilazione della domanda:** questa attività, centrale nel presente lavoro di tesi, consiste nella raccolta e nell'analisi dei dati di consumo orari dei potenziali

membri. Una corretta profilatura è essenziale per stimare l'energia condivisibile e dimensionare correttamente gli impianti;

- studio di fattibilità e aggregazione: sulla base dei dati di produzione e consumo attesi, si elabora un piano economico-finanziario per valutare la sostenibilità dell'investimento. Si definisce il modello di governance, si redige lo statuto e si procede con l'aggregazione formale delle utenze che costituiranno la comunità.

**Fase di gestione.** Una volta costituita, la CER entra nella sua fase operativa, che dura per l'intero periodo di incentivazione (20 anni). Questa fase include:

- gestione operativa: monitoraggio della produzione degli impianti, manutenzione ordinaria e straordinaria;
- gestione energetica: bilanciamento tra domanda e offerta, ottimizzazione dell'uso dei sistemi di accumulo, e monitoraggio dei flussi energetici orari;
- gestione amministrativa e finanziaria: gestione dei rapporti con il GSE per la ricezione degli incentivi (remunerazione), ripartizione dei benefici economici tra i membri secondo i criteri stabiliti nello statuto, e gestione dei soci (nuove adesioni o recessi).

## 2.4.2 Forme giuridiche e principi di governance

Il quadro normativo non impone una specifica forma giuridica per una CER, ma richiede che essa sia un soggetto giuridico autonomo e ne definisce gli obiettivi e le caratteristiche essenziali. I principi cardine sono:

- partecipazione aperta e volontaria: l'accesso alla comunità è un diritto per tutti i soggetti che rispettano i requisiti geografici (appartenenza alla stessa cabina primaria);
- scopo non lucrativo: l'obiettivo principale della CER non è generare profitti finanziari per i suoi soci, ma fornire benefici ambientali, economici o sociali alla comunità e al territorio. Questo non impedisce la redditività del progetto, ma la finalizza al beneficio collettivo (es. riduzione dei costi energetici per i membri, finanziamento di servizi locali, lotta alla povertà energetica);
- controllo democratico: i poteri di controllo devono essere esercitati da persone fisiche, PMI o enti locali, garantendo che le decisioni strategiche rimangano ancorate al territorio.

Le forme giuridiche più comuni per soddisfare tali requisiti includono: associazione (riconosciuta o non), fondazione di partecipazione, cooperativa o società consortile.

La scelta dipende dalla complessità del progetto, dal numero di membri e dagli obiettivi specifici della governance. Lo statuto, atto fondante della comunità, deve definire in modo trasparente le regole per l'adesione, il recesso, la ripartizione dei proventi e la gestione operativa.

### **2.4.3 Precondizioni tecniche e ruoli dei membri**

Dal punto di vista tecnico, l'operatività di una CER si basa sull'interazione tra i carichi di consumo e gli impianti di produzione. L'ottimizzazione del bilancio energetico, finalizzata alla massimizzazione dell'energia condivisa, richiede un'analisi dettagliata di tre elementi:

1. la domanda di energia aggregata: pari alla somma dei prelievi orari di tutti i membri;
2. la producibilità degli impianti FER: la stima oraria dell'energia generata dagli impianti;
3. la capacità e la potenza dei sistemi di accumulo: che permettono di disaccoppiare temporalmente produzione e consumo.

Gli impianti devono essere nella disponibilità e sotto il controllo della CER, ma non necessariamente di sua proprietà. Possono essere di proprietà di terzi (membri o esterni) che ne mettono a disposizione la produzione tramite un contratto.

All'interno della CER, i membri possono assumere diversi ruoli:

- Consumatore (consumer): un membro che partecipa alla CER con il solo POD di prelievo. Contribuisce a formare la domanda aggregata e beneficia della ripartizione degli incentivi.
- Produttore-Consumatore (prosumer): un membro che è titolare sia di un POD di prelievo sia di un impianto di produzione (es. un impianto fotovoltaico sul proprio tetto). Questo membro beneficia sia del risparmio in bolletta derivante dall'autoconsumo fisico istantaneo, sia della condivisione dell'energia immessa in rete con il resto della comunità.
- Produttore puro: un soggetto (anche esterno alla comunità) che mette a disposizione un impianto di produzione dedicato, la cui energia viene interamente immessa in rete a beneficio della CER. Lo scenario analizzato in questa tesi si basa su questa configurazione, con un impianto "stand-alone" di proprietà della comunità.

La dinamicità della CER risiede nella possibilità di variare nel tempo la composizione dei membri e la numerosità degli impianti, rendendo la gestione dei flussi energetici un processo continuo di monitoraggio e ottimizzazione.

#### **2.4.4 Principi di ripartizione dei benefici economici**

Uno degli aspetti più qualificanti e, al contempo, più delicati nella gestione di una CER è la definizione dei criteri per la ripartizione dei benefici economici tra i suoi membri. Coerentemente con la finalità non lucrativa, la normativa non impone un modello unico, lasciando alla governance interna della comunità, tramite lo statuto o un regolamento apposito, il compito di stabilire le modalità di suddivisione.

Il Decreto CACER pone però un vincolo preciso per assicurare la ricaduta sociale dei benefici [3, 4]. L'importo derivante dalla tariffa premio viene suddiviso idealmente in due parti, sulla base di un valore soglia dell'energia condivisa:

- 55% dell'energia condivisa, per le CER che accedono alla sola tariffa premio;
- 45% dell'energia condivisa, per le CER che beneficiano anche del contributo in conto capitale PNRR.

I proventi derivanti dalla tariffa applicata all'energia condivisa *fino a queste soglie* possono essere ripartiti liberamente tra tutti i membri secondo le regole definite nello statuto. Gli eventuali proventi *eccedenti*, invece, devono essere destinati esclusivamente ai consumatori diversi dalle imprese (es. persone fisiche, enti territoriali, enti religiosi, ecc.) oppure utilizzati per finalità sociali con ricadute positive sui territori in cui operano gli impianti della comunità.

## Capitolo 3

# Caso di studio e caratterizzazione dei carichi

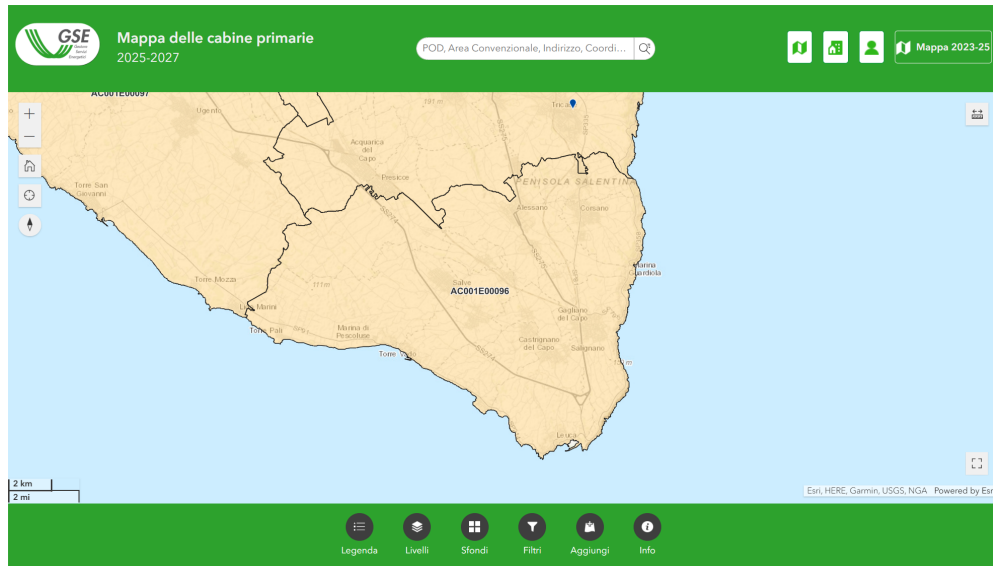
Il presente capitolo costituisce il fondamento analitico dell'intero studio di fattibilità. Dopo aver delineato il quadro normativo e i principi operativi delle Comunità Energetiche Rinnovabili, l'analisi si sposta ora sul caso di studio specifico: una potenziale CER nel territorio del Capo di Leuca.

L'obiettivo di questo capitolo è duplice: in primo luogo, descrivere in dettaglio il campione di utenze reali che compongono la comunità virtuale; in secondo luogo, condurre una caratterizzazione quantitativa dei loro profili di consumo energetico. Attraverso l'analisi dei dati orari acquisiti, verranno identificati i pattern di consumo aggregati e disaggregati per categoria di utenza, mettendo in luce le dinamiche giornaliere e stagionali che definiscono la domanda energetica del territorio.

Questa caratterizzazione dei carichi è un passaggio propedeutico indispensabile per la successiva modellazione, simulazione e valutazione economica degli scenari impiantistici che verranno presentati nei capitoli successivi.

### 3.1 Descrizione del campione

Per garantire un'analisi fondata su dati reali e rappresentativi, è stato selezionato un campione di 56 punti di prelievo (POD) localizzati nel territorio. Sebbene la normativa sulle CER definisca il perimetro di aggregazione sulla base della cabina primaria di appartenenza — in questo caso la *AC001E0096*, come visibile nella Figura 3.1 —, l'analisi si focalizza sulle dinamiche energetiche del cluster di utenze indipendentemente dai confini infrastrutturali specifici, per studiarne le sinergie intrinseche.



**Figura 3.1:** Mappa dell'area di studio nel Capo di Leuca (Fonte: Portale GSE).

Il campione è stato deliberatamente costruito per essere eterogeneo, al fine di riprodurre la complessità di una vera comunità locale. I 56 POD sono stati suddivisi in quattro categorie omogenee per tipologia di consumo:

- *Pubblica Amministrazione (PA)*: 8 POD relativi a edifici comunali, scuole e uffici pubblici.
- *Illuminazione Pubblica*: 24 POD dedicati esclusivamente all'illuminazione stradale.
- *Utenze Residenziali*: 23 POD di utenze domestiche.
- *Industria*: 1 POD di una grande utenza industriale.

Per ciascuno di questi POD, sono stati acquisiti dal portale del distributore (E-Distribuzione) i dati di consumo quartorari per un intero anno solare, dal 1° ottobre 2024 al 30 settembre 2025. Questi dati grezzi costituiscono la base per il calcolo dei profili di carico orari e per tutte le successive analisi di bilancio energetico e di fattibilità economica.

La Tabella 3.1 riassume le caratteristiche principali dei POD analizzati, evidenziando la potenza impegnata e la categoria di appartenenza.

I dati di consumo orari, derivati dalle misure quartorarie, saranno analizzati in dettaglio nella sezione successiva per delineare il profilo energetico aggregato della comunità, che costituisce il punto di partenza per tutte le simulazioni di bilancio energetico.

**Tabella 3.1:** Riepilogo dei Punti di Prelievo (POD) analizzati nella CER.

Nr.	Categoria	Potenza (kW)
<i>Pubblica Amministrazione</i>		
1	Pubblica Amm.	3,0
2	Pubblica Amm.	3,0
3	Pubblica Amm.	6,0
4	Pubblica Amm.	20,0
5	Pubblica Amm.	6,0
6	Pubblica Amm.	8,6
7	Pubblica Amm.	6,0
8	Pubblica Amm.	6,0
<i>Illuminazione Pubblica</i>		
9	Illuminazione	44,0
10	Illuminazione	50,0
11	Illuminazione	40,0
12	Illuminazione	11,0
...	...	...
32	Illuminazione	6,0
<i>Utenze Residenziali</i>		
33	Residenziale	6,0
...	...	...
55	Residenziale	3,0
<i>Industria</i>		
56	Industria	672,0

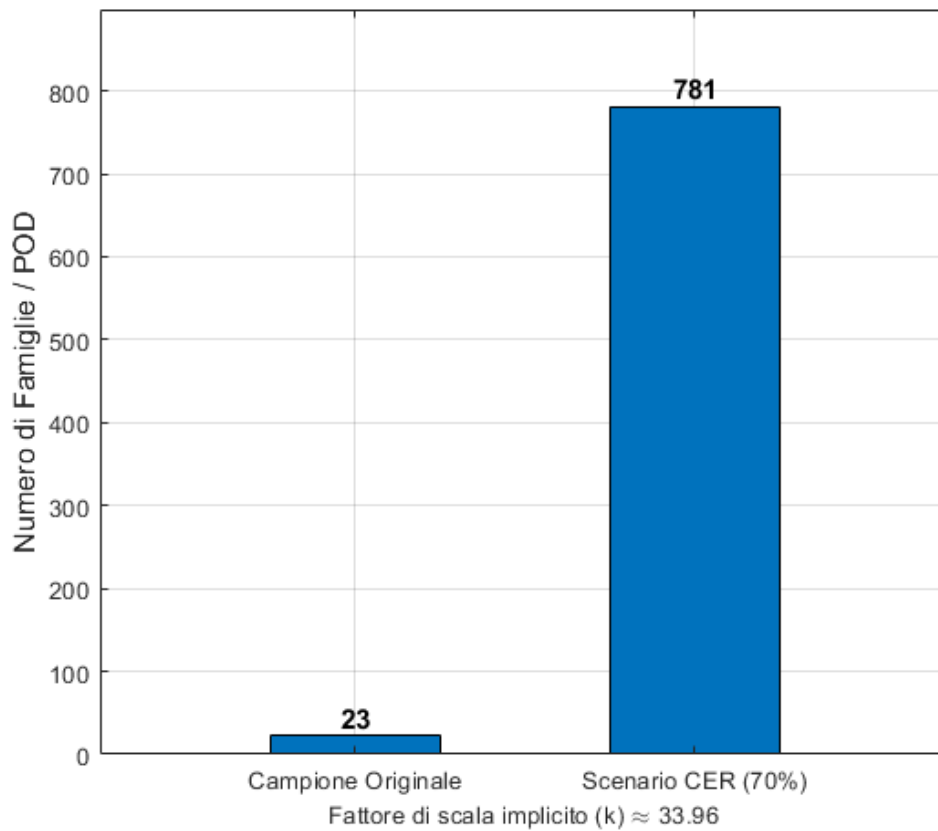
### 3.1.1 Approfondimento sulle utenze residenziali: variabilità e scalabilità del campione

All'interno del campione analizzato, la categoria delle utenze residenziali (domestiche) merita un'attenzione particolare. A differenza dei carichi industriali o dell'illuminazione pubblica, i cui profili sono spesso prevedibili, il consumo residenziale è influenzato da una moltitudine di fattori socio-demografici: numero di componenti del nucleo familiare, fasce d'età, abitudini lavorative e stile di vita.

Per proiettare i risultati dell'analisi su una scala realistica, è stato preso come riferimento un comune campione situato all'interno del perimetro della cabina primaria in esame. Secondo i dati del censimento ISTAT, tale comune è composto da 1.116 nuclei familiari. Considerando la tipologia edilizia prevalente nell'area, caratterizzata da abitazioni singole, e ipotizzando un tasso di adesione alla CER

plausibile per un progetto a forte radicamento territoriale, si è stimato di coinvolgere il 70% dei nuclei familiari totali.

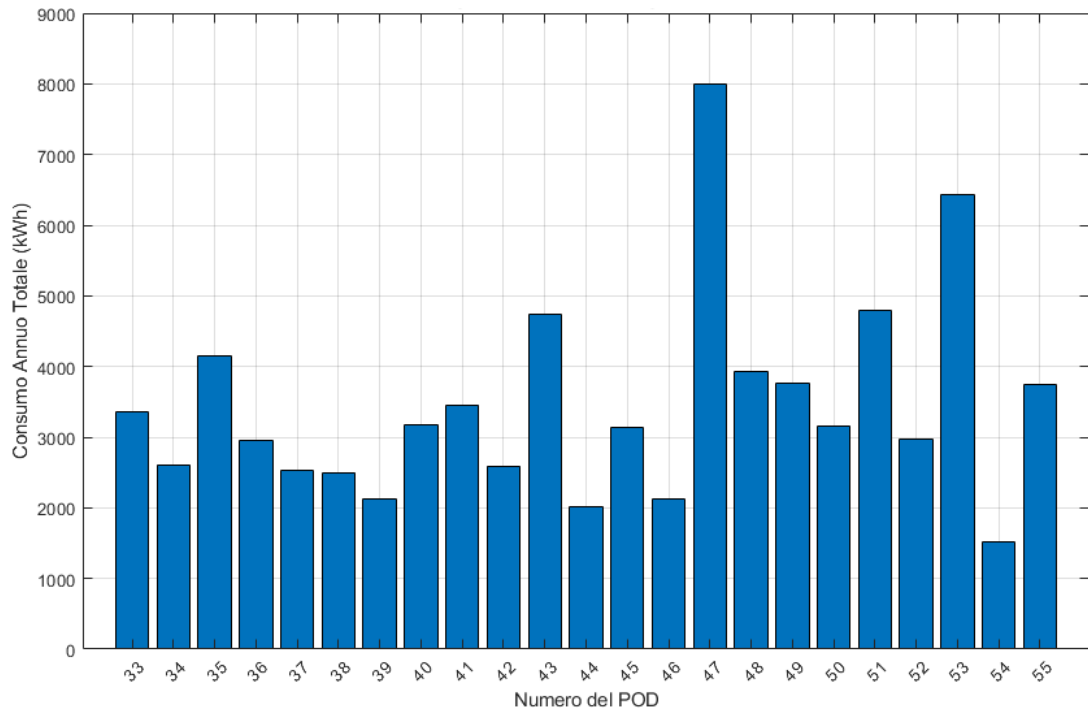
Questo ha portato alla definizione di uno scenario di CER composto da 781 famiglie equivalenti. Il campione di 23 utenze residenziali, i cui dati di consumo sono stati raccolti, è stato quindi scalato per rappresentare questo aggregato più ampio. L'ipotesi alla base di questa estrapolazione è che il campione iniziale, pur essendo numericamente limitato, sia qualitativamente rappresentativo della diversità della popolazione locale, includendo nuclei familiari con caratteristiche ed esigenze energetiche differenti. Il fattore di scala implicito, pari a circa 33.96, è visualizzato nella Figura 3.2.



**Figura 3.2:** Confronto tra il numero di utenze residenziali nel campione originale e nello scenario di CER ipotizzato, basato sul 70% di adesione dei nuclei familiari del comune di riferimento.

L'eterogeneità del campione è un punto di forza dell'analisi. Come evidenziato dalla Figura 3.3, il consumo energetico annuo dei singoli POD residenziali varia in modo significativo, passando da un minimo di circa 1.500 kWh a un massimo che supera gli 8.000 kWh. Questa variabilità riflette la presenza di famiglie con

esigenze e comportamenti molto diversi, dal piccolo nucleo a quello più numeroso ed energivoro.

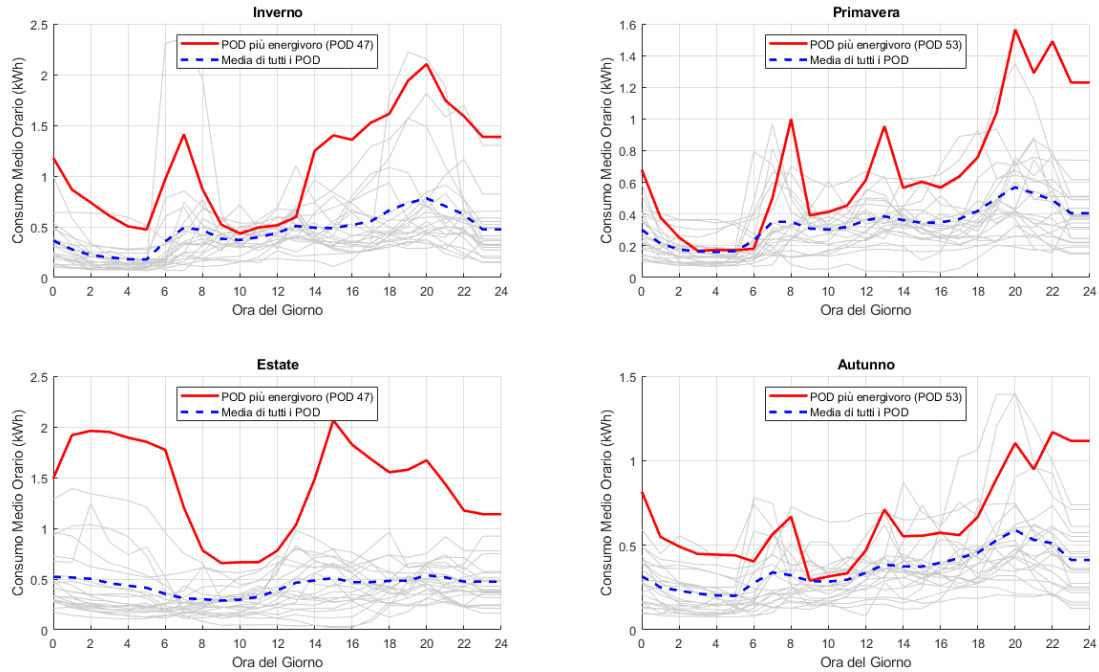


**Figura 3.3:** Distribuzione del consumo energetico totale annuo per i singoli POD della categoria residenziale.

Tale diversità non si manifesta solo nei volumi annuali, ma soprattutto nei profili di consumo giornalieri. La Figura 3.4 mostra i profili medi giornalieri di tutti i 23 POD residenziali per ogni stagione, spesso definito in letteratura come "spaghetti plot". Le linee grigie rappresentano le singole utenze, mentre la linea tratteggiata blu ne indica la media. Emerge chiaramente come non esista un'unica "curva a due gobbe" standard: alcuni POD mostrano picchi mattutini molto pronunciati, altri un consumo più costante, altri ancora picchi serali dominanti. Si noti, ad esempio, come alcuni POD, specialmente nei mesi estivi, mostrino un carico di base notturno significativamente più elevato rispetto alla media. Questo comportamento, apparentemente anomalo per un'utenza domestica, è riconducibile all'uso intensivo di sistemi di raffrescamento durante la notte, una pratica comune in un'area a clima caldo-umido come il Salento.

Inoltre, il profilo del POD più energivoro della stagione (evidenziato in rosso) mostra non solo un consumo medio più alto, ma anche una forma atipica, con picchi prolungati durante le ore centrali della giornata, specialmente in estate. Tale profilo potrebbe essere coerente con quello di un nucleo familiare significativamente

numeroso, caratterizzato da una presenza più costante di persone in casa durante l'arco della giornata tranne che per le ore lavorative e scolastiche mattutine.



**Figura 3.4:** Profili di consumo medi giornalieri per stagione dei singoli POD residenziali. In rosso è evidenziato il profilo del POD più energivoro, mentre la linea blu tratteggiata rappresenta la media del campione.

## 3.2 Analisi dei profili di carico della comunità

Questa analisi è il cuore dello studio di fattibilità, poiché il profilo di carico aggregato della CER determina la quantità di energia condivisibile e, di conseguenza, la redditività dell'intero progetto. L'analisi è stata condotta a due livelli: prima a livello disaggregato, per comprendere i comportamenti specifici di ogni categoria di utenza, e poi a livello aggregato, per definire il fabbisogno energetico complessivo.

### 3.2.1 Profili Tipologici per categoria e stagione

Per comprendere le dinamiche interne alla comunità, sono stati calcolati i profili di consumo medi giornalieri per ogni giorno della settimana, suddivisi per stagioni. Le Figure 3.5 a 3.8 mostrano i risultati di questa analisi disaggregata.

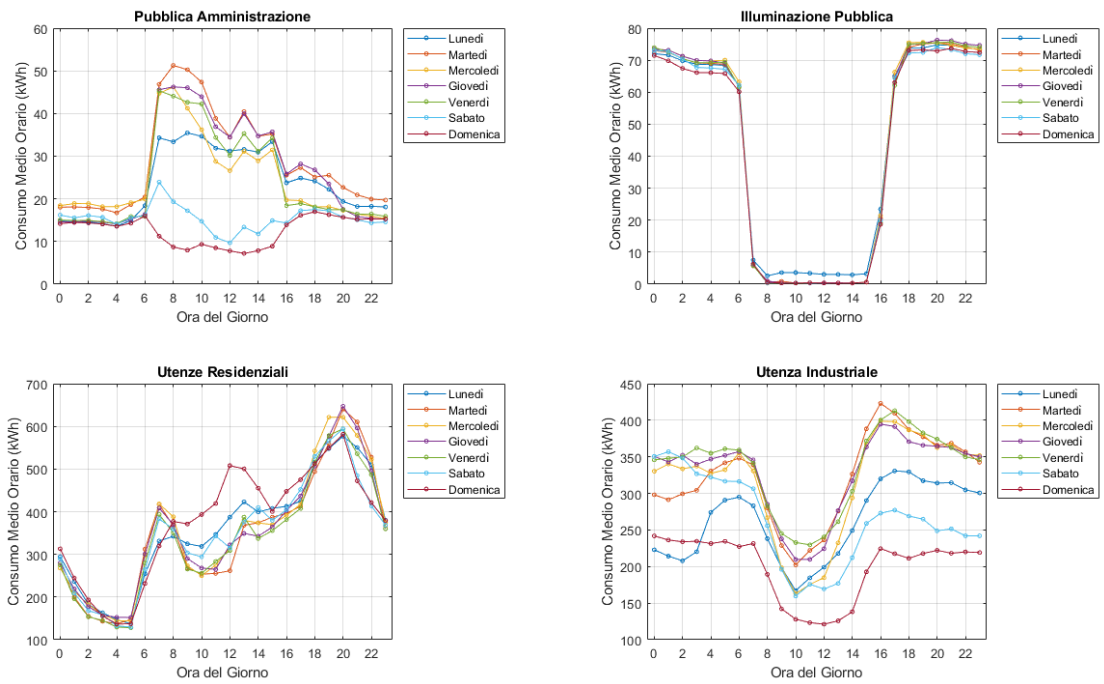


Figura 3.5: Profili di consumo medi giornalieri per la stagione invernale.

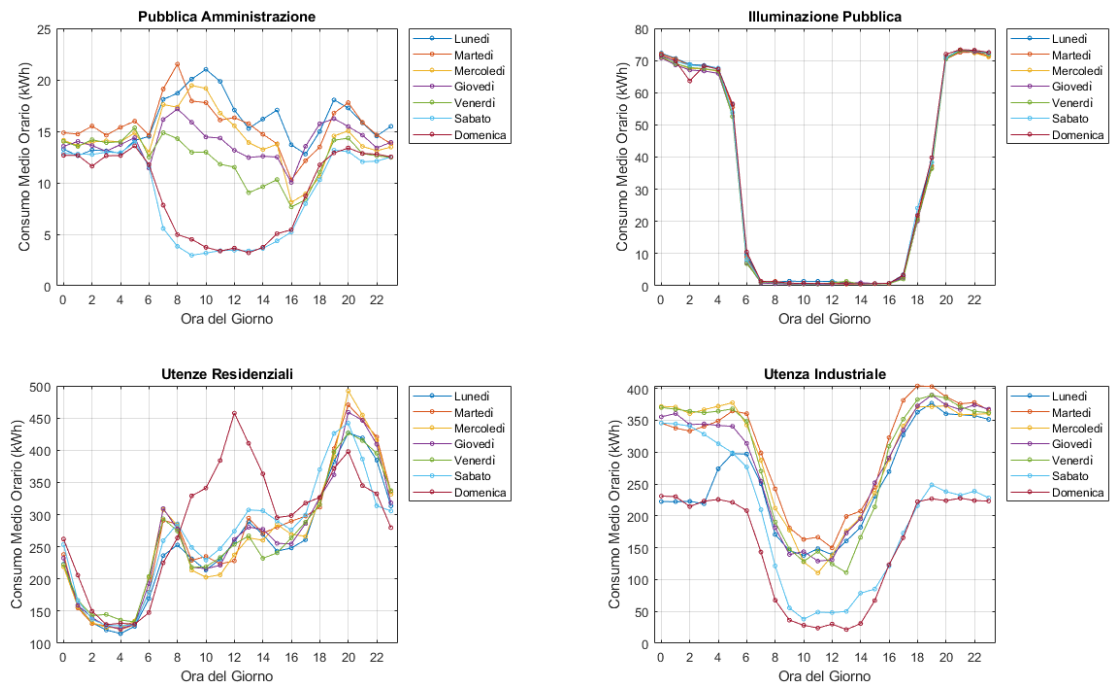


Figura 3.6: Profili di consumo medi giornalieri per la stagione primaverile.

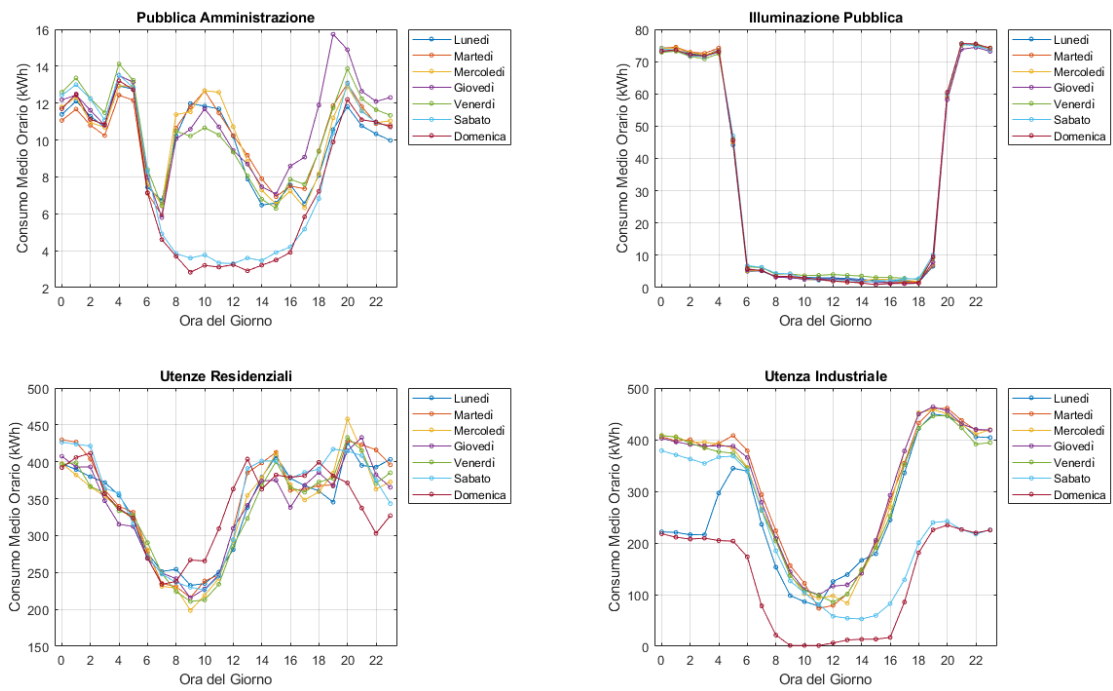


Figura 3.7: Profili di consumo medi giornalieri per la stagione estiva.

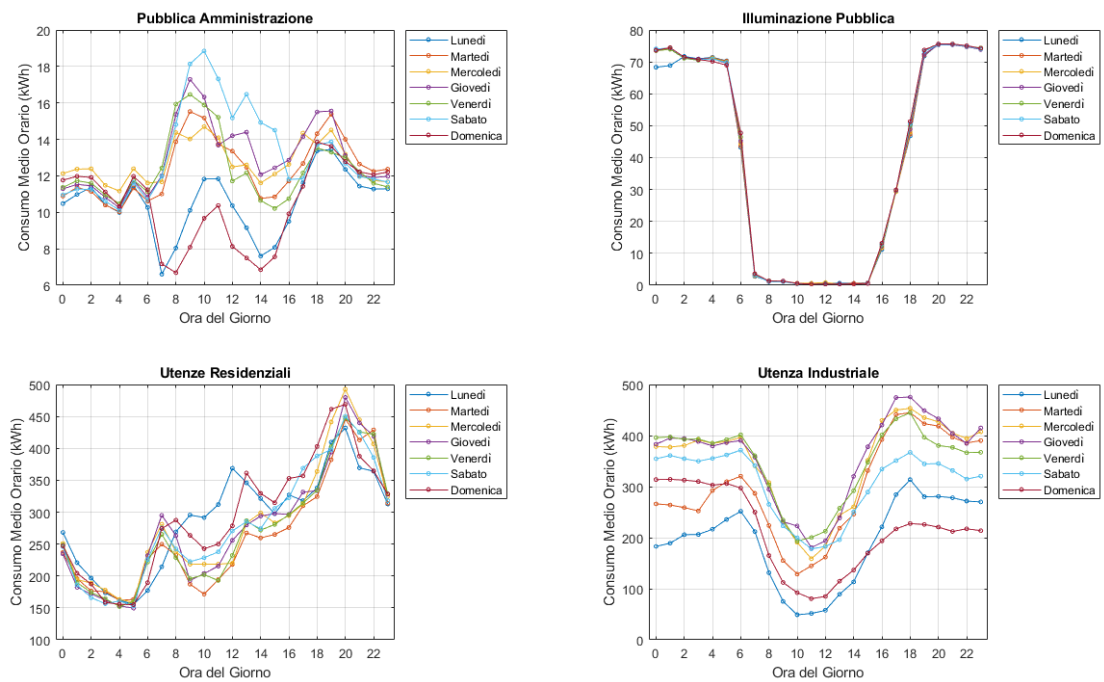
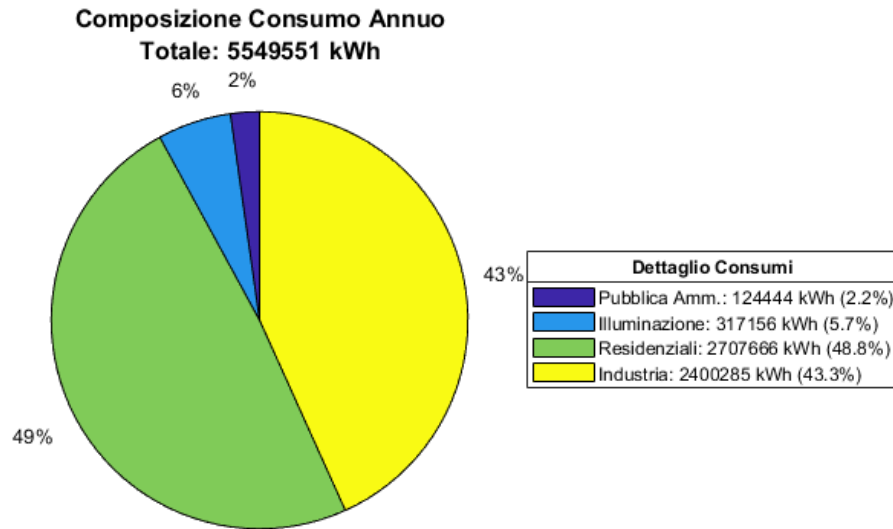


Figura 3.8: Profili di consumo medi giornalieri per la stagione autunnale.

- **Pubblica Amministrazione.** Il profilo di consumo è tipicamente diurno, con un picco nelle ore centrali della mattinata (tra le 9:00 e le 12:00), in corrispondenza con l'orario di apertura degli uffici e delle scuole. Durante il fine settimana (sabato e domenica), il consumo si riduce drasticamente, mantenendo solo un carico di base. Inoltre, si osserva una marcata flessione (una vera e propria "valle") dei prelievi nelle ore centrali della giornata, particolarmente evidente nei fine settimana e nei mesi con maggiore irraggiamento (primavera ed estate). Questa dinamica evidenzia la presenza di impianti fotovoltaici di vecchia installazione sugli edifici pubblici: l'autoconsumo fisico abbatte il prelievo dalla rete e genera un calo netto proprio quando i consumi di base della PA sono minimi.
- **Illuminazione Pubblica.** Mostra un profilo esclusivamente notturno. Il consumo è nullo durante le ore diurne e si attiva in modo costante dal tramonto all'alba. Questo carico è prevedibile e perfettamente anti-ciclico rispetto alla produzione fotovoltaica, rappresentando un'opportunità ideale per la condivisione di energia accumulata.
- **Utenza Industriale.** Il profilo è caratterizzato da un plateau di consumo elevato e costante durante l'orario lavorativo dei giorni feriali (circa dalle 7:00 alle 18:00). È importante sottolineare che questa utenza possiede già un proprio impianto fotovoltaico da 300 kWp, installato nel 2020. Trattandosi di un impianto preesistente, la sua produzione non concorre ai meccanismi di incentivazione della CER, ma contribuisce a ridurre il prelievo netto dell'azienda dalla rete. Questo effetto di autoconsumo fisico è visibile nei grafici, dove si nota un calo del prelievo nelle ore centrali delle giornate soleggiate (specialmente in primavera ed estate).
- **Utenze Residenziali.** Il profilo è caratterizzato dal tipico andamento "a doppio picco", con un primo aumento dei prelievi al mattino (intorno alle 7:00-9:00) e un picco massimo serale molto pronunciato (tra le 18:00 e le 21:00), in corrispondenza del rientro a casa delle famiglie e dell'utilizzo di elettrodomestici. Durante le ore centrali della giornata dei giorni feriali, i consumi si abbassano notevolmente. Al contrario, nei fine settimana (in particolare la domenica), i consumi diurni tendono a essere più alti e distribuiti lungo la giornata, riflettendo la maggiore presenza in casa.

### 3.2.2 Analisi del carico aggregato della comunità

La somma dei profili individuali definisce il carico aggregato della CER, ovvero la domanda di energia complessiva che l'impianto di produzione e il sistema di accumulo dovranno gestire. La Figura 3.9 mostra la composizione del consumo totale annuo, pari a circa  $5.5 \text{ GWh}$ .

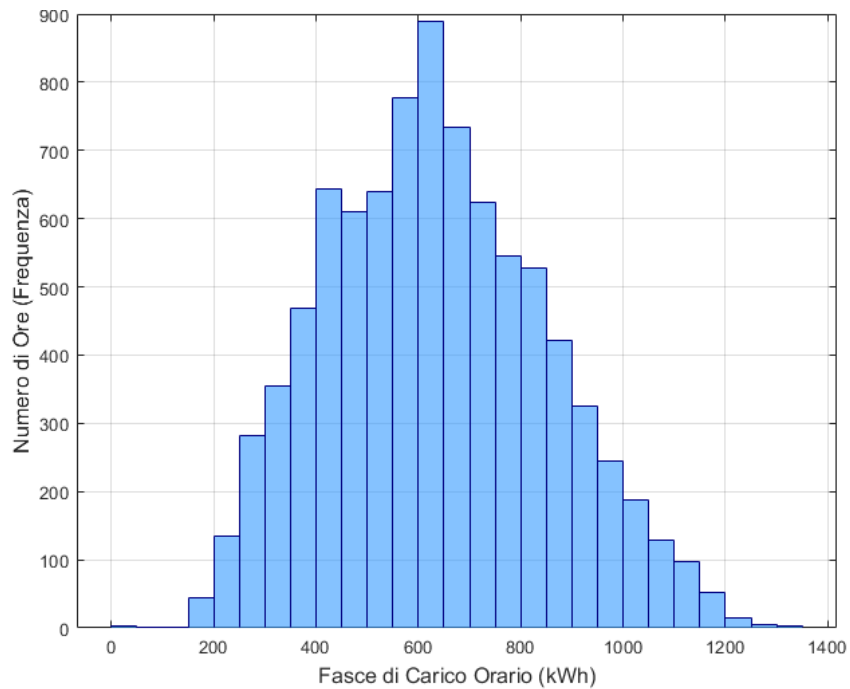


**Figura 3.9:** Composizione percentuale del consumo energetico annuo totale per categoria di utenza.

Come si evince dal grafico, le utenze Residenziali (49%) e l'Industria (43%) costituiscono i due blocchi di consumo dominanti, rappresentando insieme oltre il 90% del fabbisogno totale. Le utenze della Pubblica Amministrazione (2%) e dell'Illuminazione Pubblica (6%), pur avendo un peso minore sul volume energetico complessivo, sono fondamentali per modellare la forma del profilo di carico giornaliero, con il loro contributo rispettivamente diurno e notturno.

La variabilità di questo carico aggregato è illustrata dall'istogramma di frequenza in Figura 3.10. Il grafico mostra il numero di ore all'anno in cui il consumo della CER si attesta entro determinate fasce di potenza. La distribuzione ha una forma approssimativamente gaussiana, con il picco centrato nella fascia 600-700 kWh. Questo rappresenta il livello di consumo orario più frequente durante l'anno. Si osserva inoltre una coda destra estesa fino a superare i 1200 kWh, indicando la presenza di picchi di consumo significativi, sebbene meno frequenti.

Una visione d'insieme dei pattern di consumo annuali è fornita dalle heatmap (o "carpet plot") in Figura 3.11. Questi grafici rappresentano le 8760 ore dell'anno in un'unica immagine, dove il colore indica l'intensità del consumo. La prima mappa ('Original Data') mostra i dati grezzi, dove sono visibili alcune anomalie e valori nulli (linee scure orizzontali). Questi dati sono stati "puliti" attraverso un processo di interpolazione lineare per colmare le lacune, ottenendo la matrice di dati completa mostrata nella seconda mappa ('Cleaned Data').

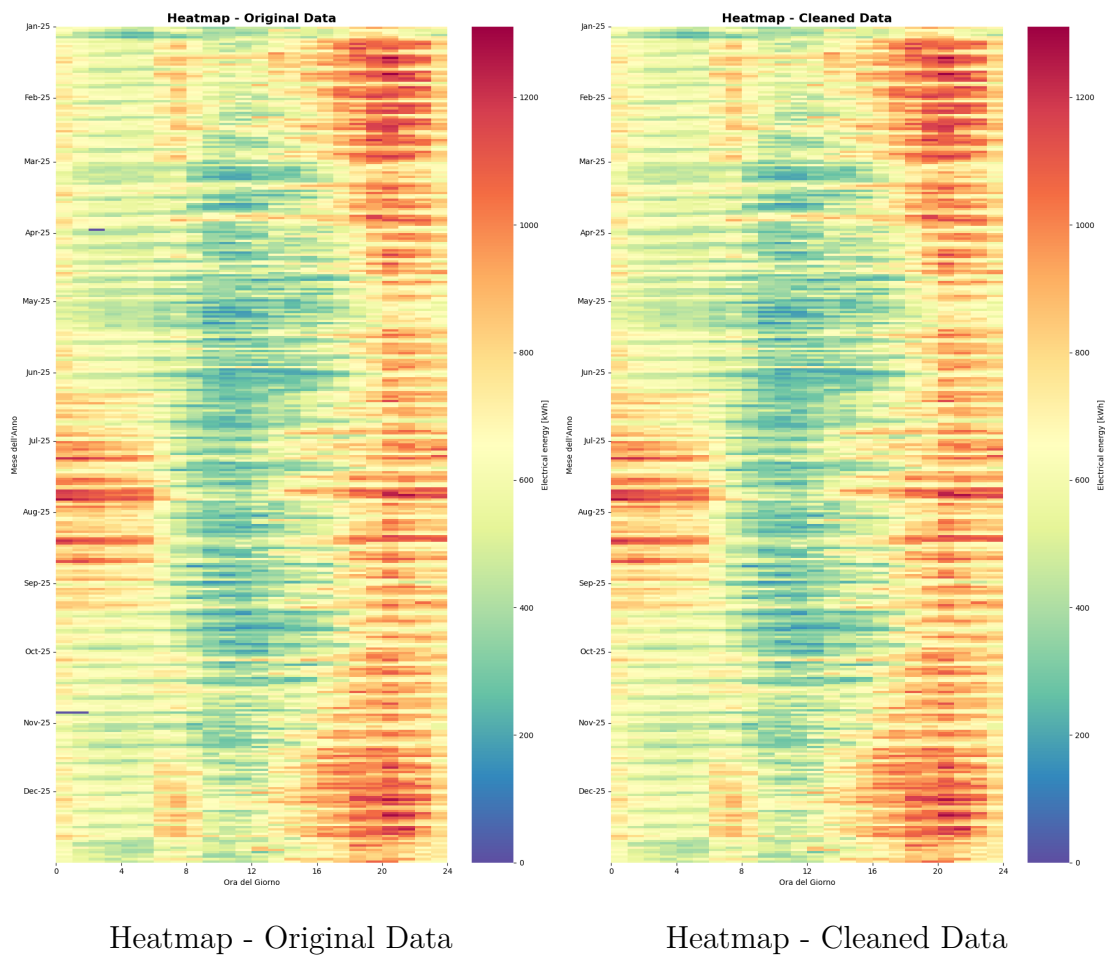


**Figura 3.10:** Distribuzione di frequenza del carico orario aggregato della CER sull'intero anno.

L'affidabilità dei dati di partenza è garantita dalla loro origine: si tratta di misure fiscali ufficiali provenienti dai contatori elettronici del distributore. Tali misuratori sono conformi alla Direttiva sugli Strumenti di Misura (MID, 2014/32/EU), che ne certifica la precisione e l'affidabilità ai fini della fatturazione. Pertanto, i dati di consumo utilizzati in questa tesi costituiscono una base solida e accurata per la modellazione e la simulazione.

Dalle heatmap emergono chiaramente i pattern macroscopici:

- Il picco serale dominante: la fascia verticale rosso scuro, costantemente presente tra le ore 19:00 e le 22:00, rappresenta il picco di consumo aggregato della CER. Questo è il momento più critico della giornata, guidato dalla sovrapposizione del rientro delle utenze residenziali e dalla piena operatività dei carichi industriali e dell'illuminazione pubblica.
- L'impatto dell'autoconsumo industriale: la caratteristica più evidente durante le ore diurne è la "valle" blu/verde che si forma al centro del grafico, specialmente nei mesi con maggiore irraggiamento (da marzo a settembre). Questa riduzione del prelievo aggregato dalla rete non indica un calo dei consumi, ma è l'effetto diretto dell'autoconsumo fisico dell'impianto fotovoltaico da 300 kWp preesistente presso l'utenza industriale. L'impianto copre una parte



**Figura 3.11:** Heatmap del consumo energetico aggregato orario della CER.

significativa del fabbisogno dell'industria, riducendo il carico totale visto dalla rete e, di conseguenza, dalla CER.

- La climatizzazione estiva: osservando i mesi estivi (giugno-agosto), si nota un'intensificazione dei colori caldi (giallo/arancione) non solo nella fascia serale ma anche durante il tardo pomeriggio. Questo fenomeno è attribuibile all'uso intensivo di sistemi di climatizzazione.
- Il carico di base notturno: tra le ore 01:00 e le 06:00, rappresenta il carico di base della CER. È sostenuto quasi esclusivamente dai consumi costanti dell'illuminazione pubblica e dai carichi passivi (stand-by) delle altre utenze.

## Capitolo 4

# Modellazione del sistema e metodologia di analisi

Dopo aver caratterizzato in dettaglio il profilo di consumo della potenziale Comunità Energetica, questo capitolo si concentra sulla definizione del sistema di generazione e sulla metodologia utilizzata per l'analisi di fattibilità. Verranno descritti i componenti tecnologici dell'impianto fotovoltaico, le caratteristiche del sistema di accumulo (BESS) e i dati di mercato utilizzati per la valorizzazione economica dell'energia.

L'obiettivo è duplice. In primo luogo, si intende definire in modo rigoroso i parametri tecnici e le fonti dei dati che governano il comportamento del sistema. In secondo luogo, verranno presentate le diverse strategie operative, o "scenari", che sono state simulate e confrontate. Questo capitolo, pertanto, costruisce le fondamenta metodologiche su cui si basa l'intera analisi comparativa dei risultati, che sarà l'oggetto del capitolo successivo.

### 4.1 Progettazione dell'impianto di produzione fotovoltaico

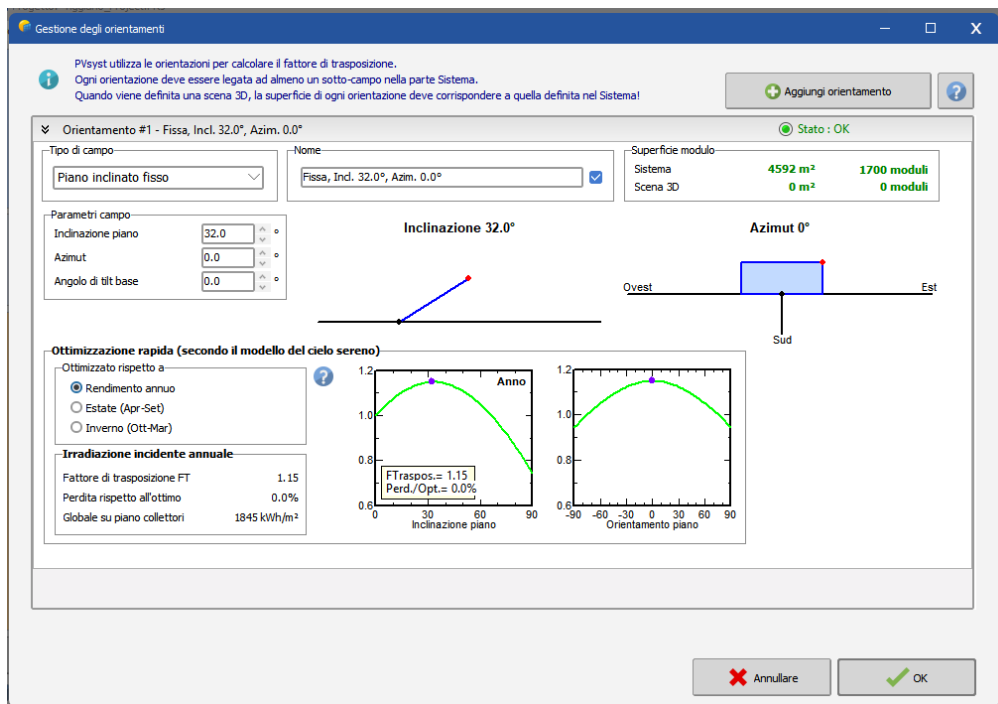
Per soddisfare il fabbisogno energetico della CER, si è ipotizzata la realizzazione di un impianto fotovoltaico *stand-alone*, ovvero non associato a un'utenza fisica esistente ma connesso direttamente alla rete di media tensione con un proprio punto di connessione (POD). Si assume che il promotore e proprietario dell'impianto sia la stessa CER, la cui costituzione è promossa dall'Amministrazione Comunale appartenente al territorio in esame.

### 4.1.1 Sito di installazione e caratteristiche di orientamento

Per l'installazione dell'impianto è stato individuato un terreno di proprietà comunale, pianeggiante e privo di ombreggiamenti significativi. Questa scelta strategica permette di massimizzare la producibilità dell'impianto e semplifica le fasi di autorizzazione e costruzione.

Le caratteristiche di orientamento, definite tramite il software di simulazione **PVsystem**, sono state ottimizzate per massimizzare il rendimento annuo. Come mostrato in Figura 4.1, la configurazione scelta prevede:

- Tipo di campo: struttura fissa a terra.
- Inclinazione (Tilt):  $32^\circ$  rispetto al piano orizzontale.
- Azimut:  $0^\circ$ , corrispondente a un orientamento perfettamente a Sud.



**Figura 4.1:** Definizione dell'orientamento dell'impianto fotovoltaico nel software PVsystem.

Questa configurazione garantisce un'ottima esposizione solare durante tutto l'arco dell'anno, con un'irradiazione globale annua sul piano dei collettori stimata in  $1845 \text{ kWh/m}^2$ .

### 4.1.2 Componenti dell’impianto e analisi della producibilità

La progettazione dell’impianto è stata finalizzata al raggiungimento di una potenza nominale AC di circa 1 MWac, nel rispetto del limite di potenza per gli impianti ammessi alle configurazioni CER. La scelta dei componenti è ricaduta su tecnologie ad alta efficienza e affidabilità. La Figura 4.2 mostra la schermata di configurazione del sistema in PVsyst, mentre le Tabelle 4.1 e 4.2 riassumono le caratteristiche dei principali dispositivi scelti.

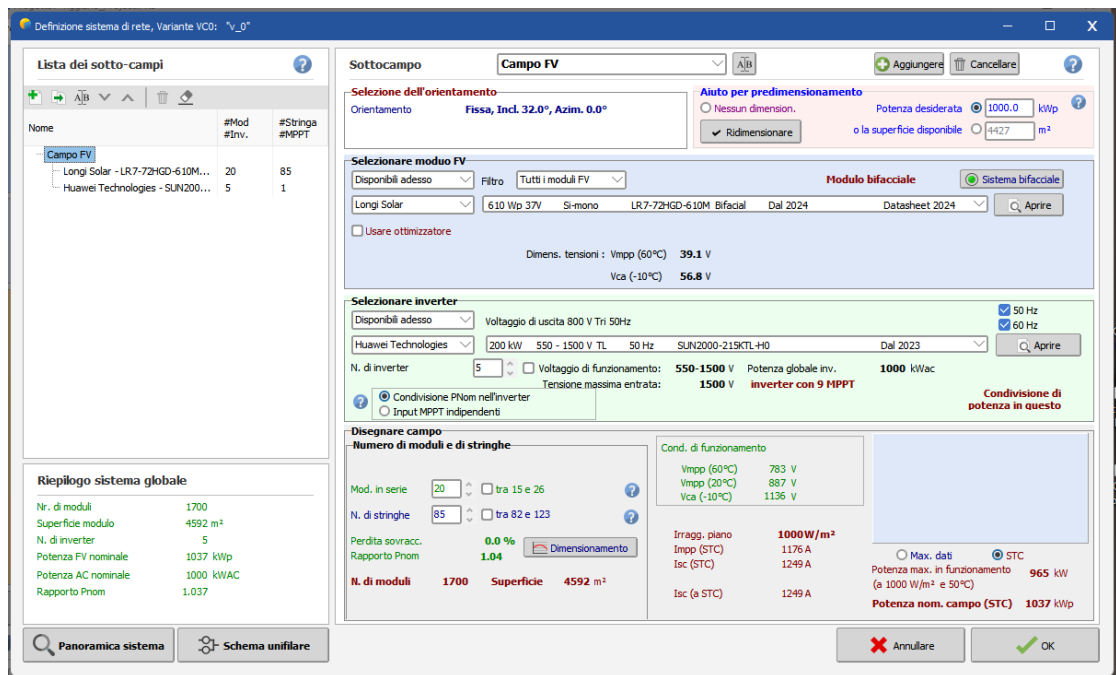


Figura 4.2: Configurazione del sistema di generazione in PVsyst.

**Moduli fotovoltaici.** Sono stati selezionati moduli bifacciali ad alta efficienza per massimizzare la produzione energetica a parità di superficie occupata.

**Conformità del produttore.** È importante sottolineare che il GSE richiede che i componenti principali dell’impianto, inclusi i moduli fotovoltaici, siano forniti da produttori conformi alle normative europee in materia di gestione dei rifiuti di apparecchiature elettriche ed elettroniche (RAEE). Una verifica sul portale del Registro AEE nazionale conferma che il produttore selezionato, LONGI Solar Technologies GmbH (con numero di iscrizione IT24100000016458), risulta regolarmente iscritto, garantendo così la piena conformità del componente ai requisiti normativi per l’accesso ai meccanismi di incentivazione della CER [6].

**Tabella 4.1:** Scheda tecnica del modulo fotovoltaico selezionato.

<b>Parametro</b>	<b>Valore</b>
Produttore	Longi Solar
Modello	LR7-72HGD-610M (Bifacial)
Tecnologia	Silicio Monocristallino
Potenza di Picco (STC)	610 Wp
Tensione a Vmpp (STC)	39.1 V
Numero totale di moduli	1700
Superficie totale	4592 m <sup>2</sup>
<b>Potenza Nominale Campo FV</b>	<b>1037 kWp</b>

**Inverter.** La conversione da corrente continua (DC) a corrente alternata (AC) è affidata a inverter di stringa trifase, che offrono elevata efficienza e flessibilità di progettazione grazie ai multipli inseguitori del punto di massima potenza (MPPT).

**Tabella 4.2:** Scheda tecnica dell'inverter selezionato.

<b>Parametro</b>	<b>Valore</b>
Produttore	Huawei Technologies
Modello	SUN2000-215KTL-H0
Tensione di uscita	800 V (Trifase)
Range MPPT	550 - 1500 V
Numero di MPPT	9
Numero di inverter	5
<b>Potenza Nominale AC Totale</b>	<b>1000 kWac</b>

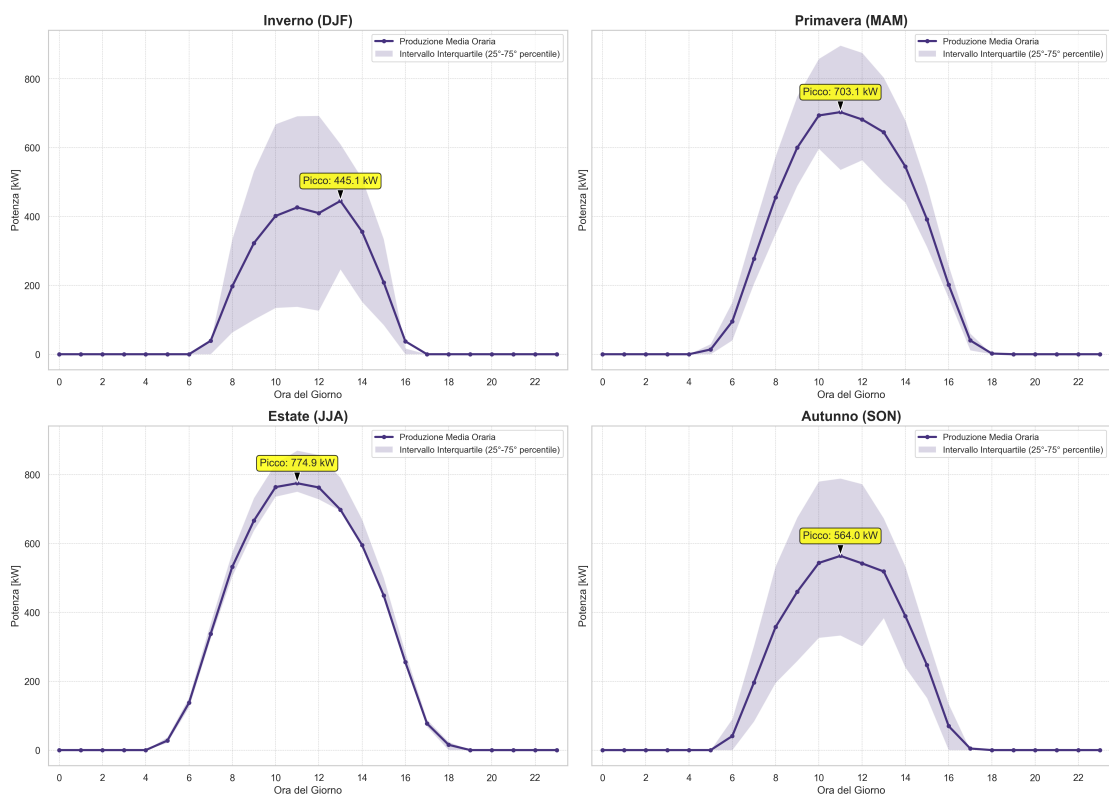
La combinazione di questi componenti porta a un rapporto tra potenza DC (campo FV) e potenza AC (inverter) di 1.04, un valore ottimale che bilancia la produzione energetica e l'efficienza di conversione.

Sulla base di questa configurazione, il software PVsyst ha generato il profilo di produzione oraria per un intero anno. Questo vettore di 8760 valori costituisce l'input fondamentale per tutte le simulazioni successive. Per comprendere appieno il comportamento dell'impianto, è essenziale analizzarne i pattern di producibilità su base stagionale e mensile.

La Figura 4.3 mostra i profili di produzione medi giornalieri per ciascuna delle quattro stagioni. La linea continua rappresenta la produzione media oraria, mentre l'area sfumata indica l'intervallo interquartile (dal 25° al 75° percentile), fornendo

una misura della variabilità giornaliera dovuta alle condizioni meteorologiche. Come atteso, la classica "curva a campana" della produzione fotovoltaica mostra una marcata stagionalità:

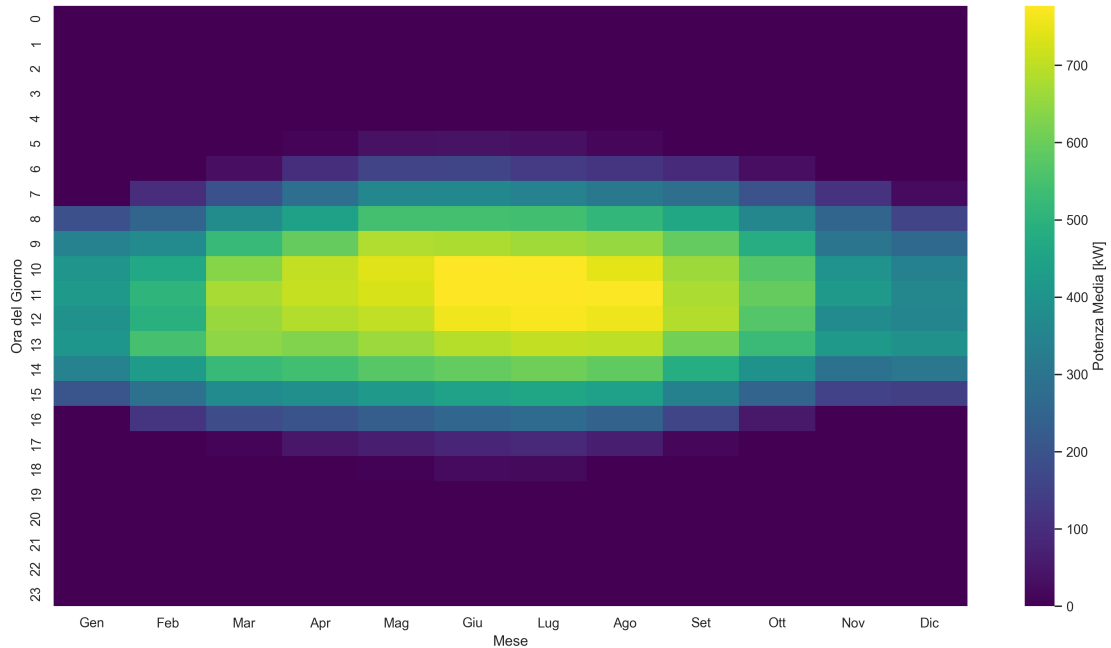
- In inverno, la produzione è più bassa e concentrata in un arco di tempo più breve, con un picco medio di circa 445 kW.
- In primavera e autunno, le curve si allungano e si innalzano, raggiungendo picchi medi rispettivamente di 703 kW e 564 kW.
- L'apice della produzione si raggiunge in estate, con giornate solari più lunghe e un'insolazione più intensa, che portano il picco medio a quasi 775 kW.



**Figura 4.3:** Profili di producibilità media oraria per stagione dell'impianto fotovoltaico da 1 MWp.

Un'ulteriore visione d'insieme è offerta dalla heatmap in Figura 4.4. Questo "carpet plot" visualizza la potenza media oraria per ogni mese dell'anno, confermando le dinamiche stagionali. La "macchia" di colore giallo intenso al centro del grafico corrisponde ai mesi di giugno e luglio nelle ore centrali della giornata (11:00-13:00), ovvero il periodo di massima produzione assoluta. I mesi invernali (Gennaio,

Febbraio, Dicembre) sono caratterizzati da colori più scuri (verde/blu), indicando una producibilità inferiore. Questo tipo di visualizzazione è particolarmente utile per cogliere a colpo d'occhio la correlazione (o l'assenza di essa) tra i periodi di massima produzione e i periodi di massimo consumo della comunità, un aspetto centrale per le strategie di gestione dell'energia.



**Figura 4.4:** Carpet plot della produzione oraria media mensile.

## 4.2 Progettazione del sistema di accumulo

L'integrazione di un sistema di accumulo a batteria (BESS - Battery Energy Storage System) è una componente strategica per aumentare la flessibilità operativa e i benefici economici di una Comunità Energetica. In un sistema basato su fonti non programmabili come il fotovoltaico, la produzione è intrinsecamente legata alle condizioni meteorologiche e all'irraggiamento solare, risultando spesso disallineata rispetto ai profili di consumo della comunità. Un BESS permette di superare questo limite, disaccoppiando temporalmente la generazione dal consumo. Esso agisce come un "serbatoio" energetico, immagazzinando l'energia rinnovabile prodotta in eccesso durante le ore di picco di irraggiamento per renderla disponibile in altri momenti, tipicamente durante i picchi di consumo serali o in assenza di sole.

### 4.2.1 Criteri di dimensionamento e scelta del dispositivo

Il dimensionamento di un sistema di accumulo per una CER è un'analisi complessa di ottimizzazione tecnico-economica. I due parametri fondamentali da definire sono l'energia accumulabile (misurata in kWh o MWh) e la potenza di carica/scarica (in kW o MW).

- La capacità energetica deve essere sufficiente ad assorbire una quota significativa del surplus di produzione giornaliero, per evitare che troppa energia venga immessa in rete a condizioni potenzialmente svantaggiose.
- La potenza deve essere adeguata a gestire i flussi di energia richiesti, sia in fase di carica (per assorbire rapidamente i picchi di produzione FV) sia in fase di scarica (per coprire efficacemente i consumi della CER).

Un sistema sottodimensionato non riuscirebbe a svolgere efficacemente il suo ruolo di "volano" energetico, mentre un sistema sovradimensionato comporterebbe un costo di investimento (CAPEX) eccessivo, con il rischio di non essere mai sfruttato a piena capacità e di allungare insostenibilmente i tempi di rientro economico.

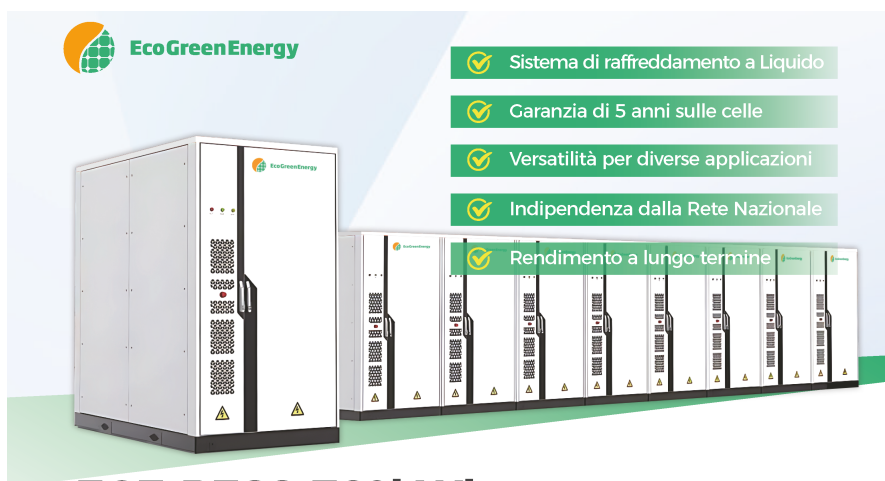
Per questo studio, data la taglia dell'impianto fotovoltaico da 1 MWp e i profili di carico analizzati, la scelta è ricaduta su un sistema di accumulo commerciale modulare, specificamente progettato per applicazioni su scala comunitaria e industriale: il modello *EGE-BESS-760kWh* del produttore Eco Green Energy. La Figura 4.5 mostra una panoramica del dispositivo. Nelle simulazioni presentate in questa tesi, si analizzeranno scenari con e senza l'integrazione di una singola unità di questo sistema di accumulo.

### 4.2.2 Architettura del sistema di accumulo

Il diagramma di sistema, riportato in Figura 4.6, illustra l'architettura funzionale del sistema di accumulo e la sua interazione con gli altri elementi della CER.

Si possono identificare i seguenti componenti chiave:

- Moduli Batteria (EGE-BESS-760kWh): è il cuore del sistema, composto dai rack di celle al Litio-Ferro-Fosfato (LFP) dove l'energia viene immagazzinata in corrente continua (DC).
- PCS (Power Conversion System) da 380 kW: è l'inverter bidirezionale che gestisce i flussi di energia. In fase di carica, converte la corrente alternata (AC) proveniente dall'impianto FV in corrente continua (DC) per stoccarla nelle batterie. In fase di scarica, compie il processo inverso, convertendo la DC delle batterie in AC per immetterla in rete o destinarla alle utenze. La sua potenza nominale (380 kW) definisce la massima velocità di carica e scarica del sistema.





## EGE-BESS-760kWh


Soluzione versatile e modulare, progettata per soddisfare le diverse esigenze di accumulo di energia. Concentrato sulla sicurezza e su operazioni intelligenti, questo sistema è una soluzione di accumulo di energia affidabile, efficiente e adattabile.

### • Caratteristiche


#### Molteplici scenari applicativi:

-  Ideale per le applicazioni in aree a bassa tensione, per gli edifici urbani e per le esigenze di accumulo di energia nelle comunità, adattabile senza problemi a vari contesti.
-  Cabinet con resistenza al fuoco pari a 1,5 ore, sensori di temperatura e di fumo integrati e sistema di protezione antincendio a pioggia.

#### Operatività intelligente:

-  Offre un monitoraggio in tempo reale, registrazione di guasti e supporto in modalità offline per un funzionamento continuo anche in condizioni di isolamento.
- Tale combinazione di versatilità, sicurezza, modularità e funzionamento intelligente rende l'EGE BESS 760kWh una soluzione ideale per le moderne esigenze di accumulo di energia.

#### Design Modulare:

-  Compatibile con i container da 20 e 40 piedi, supporta le connessioni parallele e l'espansione del sistema, rendendolo altamente adattabile alla crescente domanda di energia.

### • Certificazioni



Figura 4.5: Panoramica del sistema di accumulo EGE-BESS-760kWh (Fonte: Eco Green Energy).

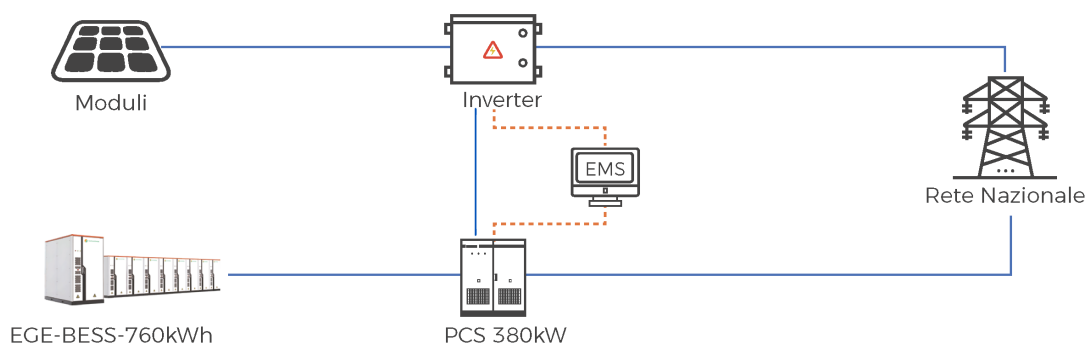


Figura 4.6: Diagramma del sistema EGE-BESS-760kWh (Fonte: Eco Green Energy).

- EMS (Energy Management System): è il "cervello" del sistema. Si tratta di un software di controllo che, sulla base di input esterni (come i prezzi dell'energia) e di misure interne (come lo stato di carica della batteria), implementa la strategia di dispacciamento. È l'EMS che decide, istante per istante, se caricare, scaricare o mantenere inattiva la batteria per raggiungere l'obiettivo prefissato (es. massimizzazione dell'autoconsumo o del profitto).

Il sistema così composto si interfaccia con la rete nazionale per l'immissione di energia e la gestione dei flussi. Tuttavia, nella specifica configurazione scelta per questo studio, è stato imposto il vincolo che il BESS non possa caricarsi assorbendo energia dalla rete. Di conseguenza, la fase di carica è limitata esclusivamente all'immagazzinamento dell'energia prodotta in eccesso dai moduli fotovoltaici, in linea con le logiche di ottimizzazione dell'autoconsumo stabilite dall'EMS.

### 4.2.3 Caratteristiche tecniche e parametri di simulazione

I parametri tecnici del BESS, estratti direttamente dal datasheet del produttore, sono stati utilizzati per modellare fedelmente il comportamento del sistema di accumulo nelle simulazioni. Le Tabelle 4.3 e 4.4 riassumono le caratteristiche chiave.

**Tabella 4.3:** Parametri Elettrici del modulo EGE-BESS-760kWh.

Parametro	Valore
Tecnologia Cella	Batteria LFP (Litio-Ferro-Fosfato)
Energia Nominale del Sistema ( $E_{nom}$ )	760 kWh
Potenza Nominale del Sistema (PCS) ( $P_{nom}$ )	380 kW
Velocità di Carica/Scarica (C-rate)	0.5 C
Tensione Nominale del Sistema	1267.2 Vdc
Durata del Ciclo della Cella	> 8000 cicli

Sulla base di questi dati, sono stati definiti i parametri fondamentali per i modelli di simulazione (sia euristici che MILP):

**Tabella 4.4:** Parametri Operativi utilizzati nella Simulazione.

Parametro	Descrizione	Valore Impostato
$E_{\text{nom}}$	Energia nominale totale del sistema di accumulo	760 kWh
$P_{\text{charge,max}}$	Potenza massima di carica, limitata dal PCS	380 kW
$P_{\text{discharge,max}}$	Potenza massima di scarica, limitata dal PCS	380 kW
$\eta_{\text{BESS}}$	Efficienza di round-trip	95% (assunta)
$\text{SoC}_{\text{min}}$	Stato di carica minimo operativo per preservare la vita utile della batteria	10%
$\text{SoC}_{\text{max}}$	Stato di carica massimo operativo	100%
$\text{SoC}_{\text{iniziale}}$	Stato di carica all'inizio della simulazione ( $t=0$ )	50%

L'efficienza di round-trip ( $\eta_{\text{BESS}}$ ), che rappresenta l'energia restituita dal sistema rispetto a quella immessa, non è esplicitata nel datasheet ed è stata assunta pari al 95%, un valore conservativo ma realistico per la tecnologia LFP con sistema di raffreddamento a liquido. Da questa si deriva l'efficienza di singolo ciclo (carica o scarica), pari a  $\eta_{\text{ciclo}} = \sqrt{\eta_{\text{BESS}}} \approx 97.5\%$ , utilizzata nei calcoli di bilancio energetico della batteria.

Lo Stato di Carica (SoC) è stato limitato a operare in un range tra il 10% e il 100% per preservare la salute della batteria e garantirne la longevità, in linea con le pratiche standard di gestione dei sistemi di accumulo. Questa finestra operativa definisce l'energia effettivamente utilizzabile in ogni ciclo.

Per tracciare dinamicamente l'evoluzione dello Stato di Carica durante le simulazioni, è stato implementato il metodo del *Coulomb counting*. Considerando che i modelli sviluppati (sia euristici che MILP) operano a passi temporali discreti ( $\Delta t$ ) e gestiscono le variabili decisionali in termini di potenza, la formulazione classica basata sull'integrale della corrente è stata adattata nella seguente equazione di bilancio energetico:

$$\text{SoC}(t) = \text{SoC}(t - \Delta t) + \frac{\left(P_{\text{charge}}(t) \cdot \eta_{\text{ciclo}} - \frac{P_{\text{discharge}}(t)}{\eta_{\text{ciclo}}}\right) \cdot \Delta t}{E_{\text{nom}}} \quad (4.1)$$

dove:

- $\text{SoC}(t)$  e  $\text{SoC}(t - \Delta t)$  rappresentano lo Stato di Carica al tempo attuale e al passo temporale precedente, espressi come frazione ( $0 \leq \text{SoC} \leq 1$ );

- $P_{\text{charge}}(t)$  e  $P_{\text{discharge}}(t)$  indicano rispettivamente la potenza media di carica e di scarica nel lasso di tempo  $\Delta t$ , misurate in kW;
- $\eta_{\text{ciclo}}$  è l'efficienza di singolo ciclo (pari al 97.5%), che modella le perdite di conversione;
- $\Delta t$  è la risoluzione temporale della simulazione (espressa in frazioni di ora, es. 1 h o 0.25 h);
- $E_{\text{nom}}$  è l'energia nominale del sistema di accumulo (760 kWh).

Questa formulazione matematica garantisce che le inefficienze del sistema vengano correttamente modellate: la batteria immagazzina meno energia di quella prelevata dalla rete durante la carica ( $P_{\text{charge}} \cdot \eta_{\text{ciclo}}$ ) e si scarica più velocemente rispetto all'energia effettivamente erogata ai carichi ( $P_{\text{discharge}}/\eta_{\text{ciclo}}$ ). L'equazione 4.1 è soggetta ai vincoli operativi di potenza massima e ai limiti di capacità ( $SoC_{\text{min}}$  e  $SoC_{\text{max}}$ ) definiti nella Tabella 4.4.

#### 4.2.4 Acquisizione dei dati di mercato: il prezzo zonale orario

Oltre ai dati di produzione e consumo, un elemento cruciale per qualsiasi analisi economica di una CER è il Prezzo Zonale Orario (Pz), espresso in €/MWh. Questo valore rappresenta il prezzo all'ingrosso dell'energia elettrica e determina il ricavo derivante dalla vendita dell'energia immessa in rete tramite il servizio di Ritiro Dedicato (RID). Inoltre, come illustrato nel Capitolo 2, il Pz influenza direttamente anche il valore della tariffa premio, la cui componente variabile decresce all'aumentare del prezzo di mercato.

Per garantire un'analisi il più possibile aderente alla realtà, in questo studio non sono stati utilizzati valori medi forfettari, ma si è fatto ricorso ai dati storici ufficiali. È stato scaricato il profilo completo dei prezzi zonali orari per l'anno 2023, relativo alla zona di mercato Sud, dal portale pubblico del Gestore dei Mercati Energetici (GME) [7].

Il Mercato del Giorno Prima (MGP) è la sede principale per la compravendita di blocchi orari di energia elettrica per il giorno successivo, e i prezzi che si formano in questa sede sono il riferimento per la valorizzazione dell'energia in Italia. L'utilizzo del profilo storico di un intero anno (8760 valori orari) permette di includere nel modello di simulazione tutte le dinamiche tipiche del mercato, come:

- la differenza di prezzo tra ore di picco (*peak-load*) e ore di vuoto (*off-peak*);
- la variabilità dei prezzi tra giorni feriali e festivi;

- le fluttuazioni stagionali, con prezzi tendenzialmente più alti in inverno e in estate.

L'integrazione di questo profilo di prezzo reale all'interno dei modelli di simulazione e, in particolare, nel modello di ottimizzazione MILP, è ciò che permette di sviluppare strategie di gestione dell'accumulo economicamente consapevoli, capaci di reagire in modo intelligente alle condizioni di mercato.

### 4.3 Definizione degli scenari operativi

Per valutare la fattibilità e identificare la configurazione più vantaggiosa per la CER, sono stati definiti e simulati quattro scenari operativi distinti. Ciascuno scenario rappresenta una diversa combinazione di asset tecnologici (presenza o meno del BESS) e di strategia di controllo [8].

- Scenario 1: Baseline senza accumulo. Rappresenta la configurazione più semplice, in cui l'impianto FV da 1 MWp immette passivamente in rete tutta l'energia prodotta. Serve come base di confronto per quantificare i benefici derivanti dall'introduzione di un sistema di accumulo.
- Scenario 2: BESS con priorità all'autoconsumo. In questo scenario, il BESS da 760 kWh è gestito con una logica *rule-based* il cui obiettivo è massimizzare l'energia condivisa. La batteria accumula il surplus di produzione diurno per coprire, in modo virtuale, il deficit di consumo serale della comunità.
- Scenario 3: BESS con strategia di arbitraggio. Qui, il BESS viene gestito con una logica *rule-based* finalizzata a massimizzare il profitto. La batteria accumula l'energia prodotta e la immette in rete non per seguire i consumi, ma solo quando i prezzi di mercato (Pz) superano soglie predefinite, al fine di massimizzare i ricavi dal Ritiro Dedicato.
- Scenario 4: ottimizzazione tramite modello MILP. Questo scenario rappresenta il benchmark di performance teorica. Non utilizza regole fisse, ma un modello di Ottimizzazione Lineare a Numeri Misti (MILP) che, data la conoscenza perfetta di produzione, consumi e prezzi, calcola la strategia di carica e scarica ora per ora che massimizza il ricavo economico totale su base annua.

Il confronto dettagliato dei risultati energetici e finanziari di questi quattro scenari è l'oggetto del capitolo successivo.

## Capitolo 5

# Analisi comparativa degli scenari operativi

Dopo aver definito i profili di carico della comunità e le caratteristiche tecniche dei sistemi di produzione e accumulo, questo capitolo rappresenta il cuore dell'analisi di fattibilità. Verranno presentati e confrontati in dettaglio i risultati tecnico-economici di quattro scenari operativi, al fine di identificare la configurazione più vantaggiosa per la Comunità Energetica del Capo di Leuca.

Dato il modello operativo di un impianto *stand-alone* di proprietà della CER, la logica di valorizzazione economica applicata in tutte le simulazioni è la seguente:

1. Tutta l'energia che esce dal POD dell'impianto di produzione (sia essa proveniente direttamente dal fotovoltaico o scaricata dal sistema di accumulo) viene considerata immessa in rete e, come tale, è interamente remunerata tramite il meccanismo del Ritiro Dedicato (RID).
2. Parallelamente, questa stessa energia immessa viene confrontata, ora per ora, con l'energia prelevata da tutti i membri della CER. La quota che risulta virtualmente autoconsumata, calcolata come  $\min(E_{\text{immessa}}, E_{\text{prelevata}})$ , viene definita energia condivisa e beneficia degli incentivi specifici per le CER (Tariffa Premio + Corrispettivo di Valorizzazione ARERA).

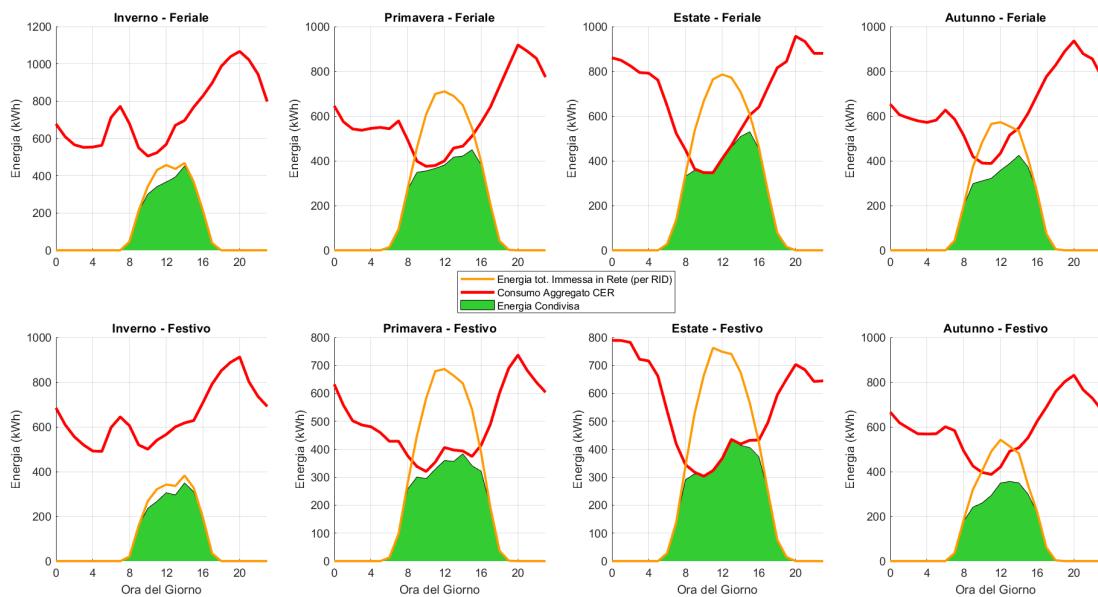
Gli scenari testati si differenziano per la strategia di gestione dell'energia prodotta, in particolare per come viene utilizzato il sistema di accumulo per modulare le immissioni nel tempo.

## 5.1 Scenario 1: baseline senza sistema di accumulo

Lo scenario di riferimento, o *baseline*, rappresenta la configurazione più semplice: un impianto fotovoltaico da 1 MWp che immette in rete tutta l'energia prodotta, senza la flessibilità di un sistema di accumulo. L'analisi di questo caso permette di quantificare i benefici derivanti dalla sola contemporaneità naturale tra il profilo di produzione solare e il profilo di consumo aggregato della comunità.

### 5.1.1 Analisi dei flussi energetici

La Figura 5.1 illustra il comportamento energetico medio del sistema. In questo scenario, l'energia totale immessa in rete (linea arancione) coincide perfettamente con la curva di produzione del fotovoltaico. L'area verde rappresenta l'energia condivisa, ovvero la quota di consumo della CER (linea rossa) che avviene in contemporanea all'immissione di energia, rendendola "incentivabile".



**Figura 5.1:** Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario: 1000 kWp senza accumulo.

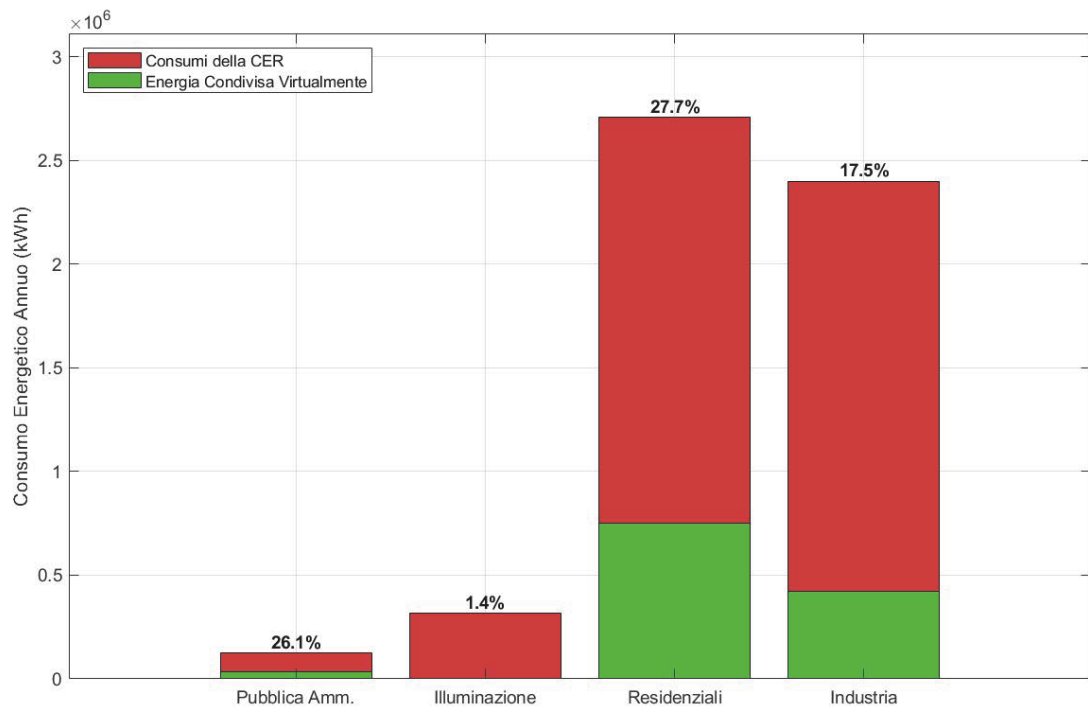
Dall'analisi dei grafici emergono diverse osservazioni chiave:

- Condivisione limitata alle ore diurne: l'energia condivisa (area verde) è confinata esclusivamente alle ore di produzione fotovoltaica (circa 7:00-18:00). Durante le ore notturne, tutta l'energia prelevata dagli utenti della CER può essere incentivata in quanto non c'è immissione contemporanea.

- Energia immessa non valorizzata ai fini dell'incentivo: nelle ore centrali della giornata (11:00-15:00), specialmente in primavera ed estate, l'energia immessa in rete (linea arancione) supera ampiamente il consumo della CER (linea rossa). La differenza tra queste due curve rappresenta una quota di energia che, pur essendo immessa e venduta tramite RID, non contribuisce ad aumentare l'energia condivisa, poiché non c'è un consumo contemporaneo sufficiente ad assorbirla virtualmente.
- Mancata incentivazione dei picchi serali: il principale limite di questa configurazione è l'impossibilità di rendere incentivabile il picco di consumo serale (19:00-21:00). In queste ore, nonostante il forte consumo, la produzione FV è nulla, e di conseguenza l'energia condivisa è pari a zero.

### 5.1.2 Quota di consumo incentivabile e risultati economici

La Figura 5.2 riassume la performance annuale dello scenario, mostrando per ciascuna categoria di utenza la ripartizione del consumo totale tra "Energia Condivisa Virtualmente" (quota incentivabile) e "Consumi della CER" non coperti da incentivo.



**Figura 5.2:** Quota di Consumo Incentivabile per Categoria di Utente - Scenario: 1000 kWp senza accumulatore.

Le percentuali indicate rappresentano il tasso di autoconsumo virtuale per ogni categoria, ovvero la quota del loro consumo annuo che beneficia degli incentivi. Le utenze con profili prevalentemente diurni, come la Pubblica Amministrazione e le utenze residenziali, ottengono i tassi più alti, rispettivamente del 26,1% e del 27,8%. L'utenza industriale riesce a rendere incentivabile il 17,5% dei propri consumi. Fanalino di coda, come atteso, è l'Illuminazione Pubblica (1,4%), il cui carico quasi esclusivamente notturno non ha quasi nessuna sovrapposizione con l'immissione di energia dal fotovoltaico.

I risultati economici annuali di questo scenario di riferimento sono i seguenti:

- **Energia condivisa (per incentivo e ARERA):** 1.208 MWh
- **Energia immessa in rete (per RID):** 1.666 MWh
- **Ricavo totale annuo stimato: € 291.692**

Questi valori costituiscono il nostro riferimento per valutare l'efficacia e la convenienza economica dell'introduzione di un sistema di accumulo.

## 5.2 Scenario 2: BESS con strategia di massimizzazione dell'autoconsumo

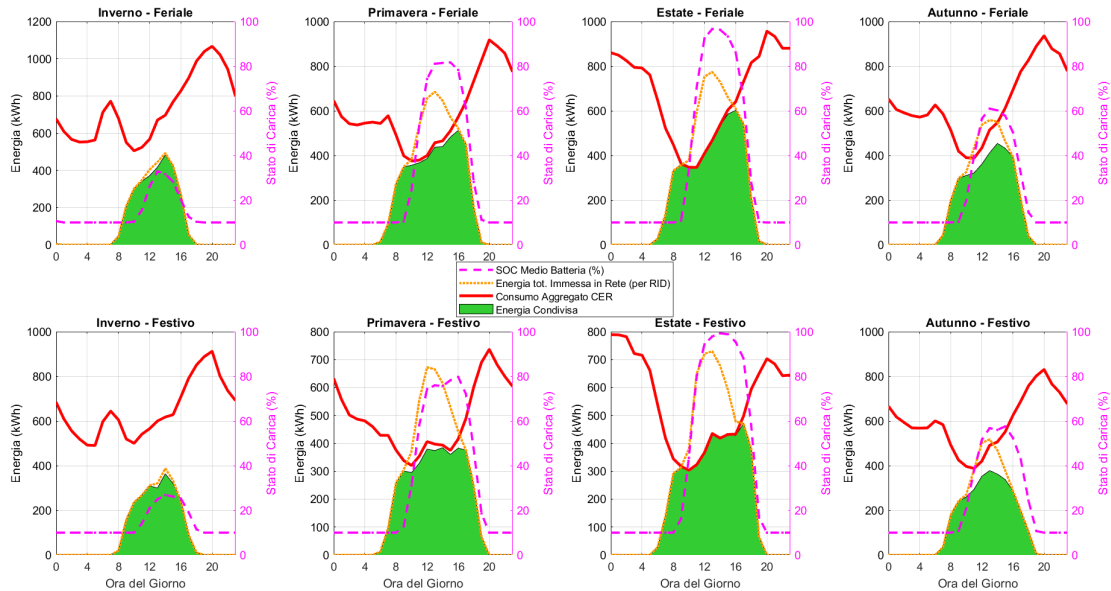
Questo scenario introduce nel sistema l'unità di accumulo a batteria (BESS) da 760 kWh / 380 kW precedentemente descritta, gestita secondo una logica *rule-based* il cui obiettivo primario è massimizzare l'energia condivisa. A differenza del caso base, in cui l'energia FV prodotta può essere condivisa solo istantaneamente, il BESS permette di attuare un disaccoppiamento temporale: l'energia prodotta in eccesso durante il giorno viene stoccata per essere immessa in rete durante le ore serali, in corrispondenza del picco di consumo della comunità.

L'algoritmo di controllo implementato segue una gerarchia di priorità precisa:

1. L'energia FV prodotta copre prioritariamente, in modo virtuale, i consumi contemporanei della CER (*autoconsumo istantaneo*).
2. Il surplus di produzione FV viene utilizzato per caricare il BESS.
3. Solo l'energia FV residua, dopo aver soddisfatto l'autoconsumo istantaneo e la carica della batteria, viene immessa in rete come surplus non gestito.
4. In caso di deficit energetico (consumo superiore alla produzione FV), la batteria si scarica per immettere in rete l'energia necessaria a coprire virtualmente tale deficit.

### 5.2.1 Analisi dei flussi energetici e dinamica della batteria

La Figura 5.3 mostra il comportamento del sistema con questa strategia. L'introduzione del BESS modifica sostanzialmente le dinamiche dei flussi energetici rispetto allo scenario senza accumulo.



**Figura 5.3:** Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario Autoconsumo: 1000 kW<sub>p</sub> con 1x BESS.

L'analisi dei grafici evidenzia il ruolo attivo del sistema di accumulo:

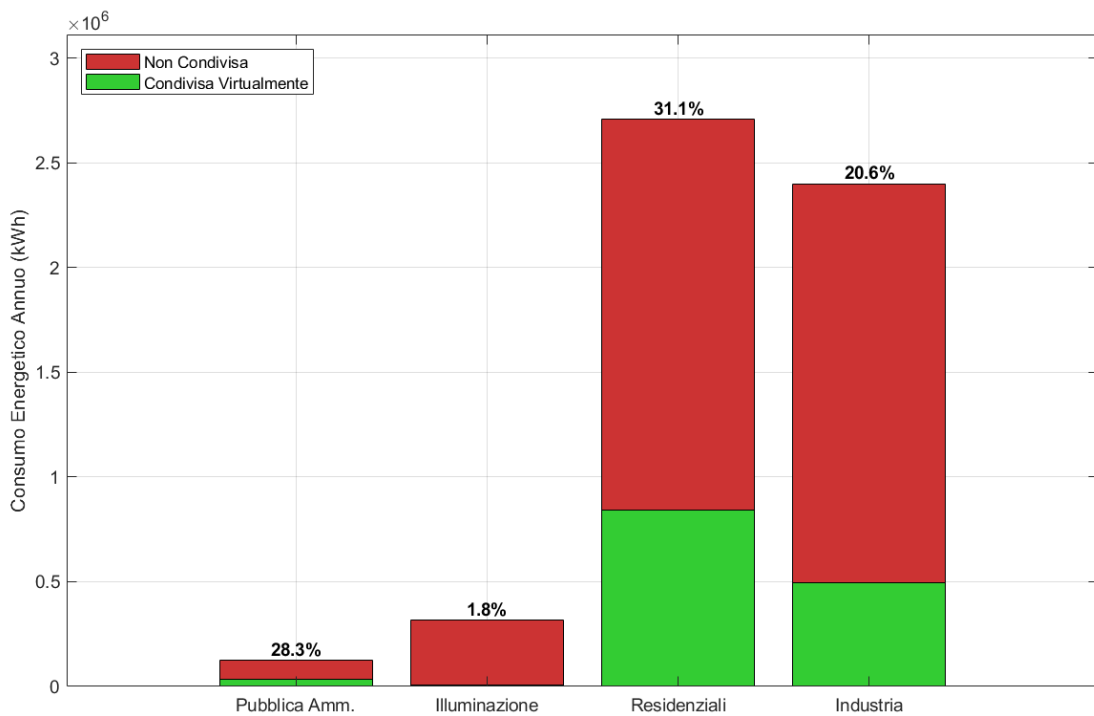
- **Traslazione dell'energia (Energy Shifting):** il BESS esegue un'efficace opera di traslazione temporale. La linea magenta tratteggiata (SOC Medio Batteria) mostra come la batteria si carichi rapidamente durante le ore centrali della giornata, assorbendo il surplus di produzione FV. Successivamente, a partire dal tardo pomeriggio (intorno alle 17:00-18:00), quando la produzione solare cala e il consumo della CER aumenta, la batteria inizia a scaricarsi.
- **Estensione della condivisione nelle ore serali:** confrontando questo grafico con quello dello scenario base, si nota come l'area verde (Energia Condivisa) ora si estenda significativamente nelle ore serali, andando a coprire virtualmente una parte importante del picco di consumo che prima era interamente soddisfatto da prelievi non incentivati.
- **Dinamiche di carica/scarica rapide:** la strategia di massimizzazione dell'autoconsumo porta a cicli di carica e scarica molto intensi e rapidi. I profili del SOC mostrano rampe di salita (*ramp-up*) e discesa (*ramp-down*) molto ripide.

Questo indica che la potenza del BESS (380 kW) è sufficiente a gestire i flussi energetici in poche ore. Se da un lato ciò garantisce un'elevata reattività del sistema, dall'altro implica che la batteria viene sottoposta a cicli di lavoro giornalieri profondi, un fattore da considerare nell'analisi della sua vita utile.

- Riduzione dell'energia immessa in eccesso: una conseguenza diretta dell'accumulo del surplus diurno è la drastica riduzione dell'energia immessa in rete (linea arancione) durante le ore 11:00-15:00. L'energia che prima veniva venduta al prezzo di mercato (RID) viene ora stoccata per essere valorizzata tramite l'incentivo sull'energia condivisa.

### 5.2.2 Quota di consumo incentivabile e risultati economici

L'efficacia della strategia di autoconsumo è quantificata nella Figura 5.4, che mostra un aumento generalizzato della quota di consumo incentivabile per tutte le categorie di utenza.



**Figura 5.4:** Quota di consumo incentivabile per categoria di utenza - Scenario Autoconsumo.

L'aumento più significativo si registra per le utenze con un forte peso sui consumi serali. La quota di autoconsumo virtuale per le utenze residenziali sale dal 27,8% al

31,1%, e quella dell'industria passa dal 17,5% al 20,6%. Anche le utenze pubbliche beneficiano, seppur in misura minore, di questa strategia.

I risultati economici annuali di questo scenario sono:

- **Energia Condivisa (per incentivo e ARERA): 1.376 MWh**
- **Energia Immessa in Eccesso (per RID): 280 MWh**
- **Ricavo Totale Annuo Stimato: € 313.842**

L'introduzione del BESS con strategia di massimizzazione dell'autoconsumo permette di aumentare l'energia condivisa di circa il 14% rispetto al caso base, con un conseguente incremento dei ricavi totali di oltre 22.000 € annui. La valutazione della convenienza economica di questo extra-ricavo a fronte del costo di investimento del BESS sarà oggetto dell'analisi finanziaria nel capitolo successivo.

### 5.3 Scenario 3: BESS con Strategia di Arbitraggio Economico

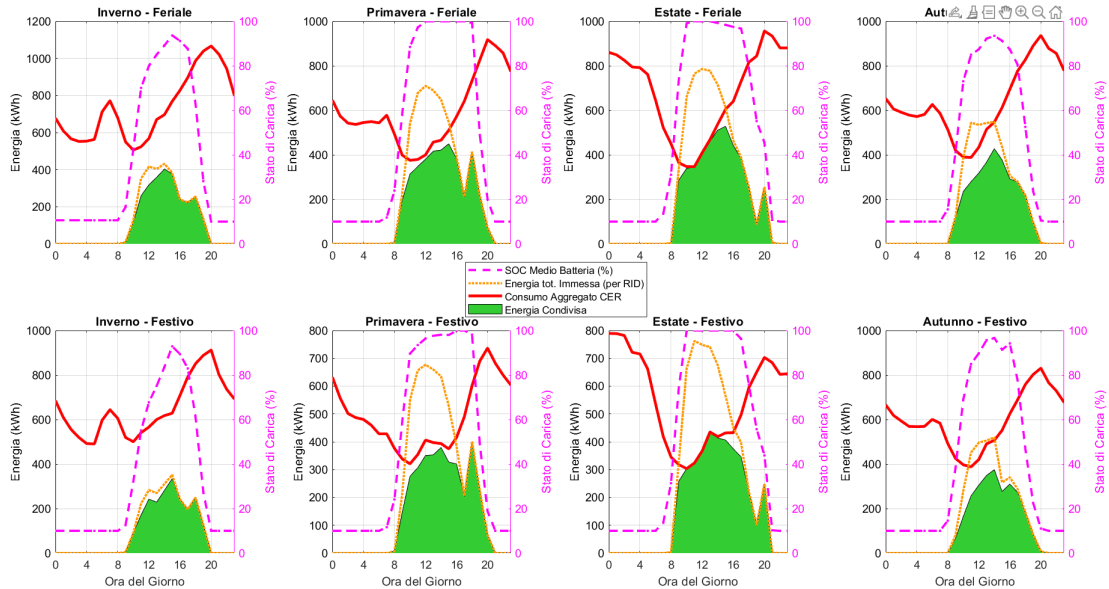
Questo terzo scenario esplora una strategia di gestione del BESS radicalmente diversa, il cui obiettivo non è più massimizzare l'autoconsumo, ma il profitto economico derivante dalla vendita di energia. La logica di controllo è guidata esclusivamente dai segnali di prezzo del mercato elettrico (Prezzo Zonale Orario - Pz), ignorando il profilo di consumo della CER come driver per la scarica.

L'algoritmo di dispacciamento implementato opera come segue:

1. Fase di carica: la batteria si carica utilizzando tutta l'energia fotovoltaica disponibile in ogni ora, fino al raggiungimento dei suoi limiti di capacità e potenza. L'obiettivo è massimizzare l'energia stoccata durante il giorno. L'energia FV che non può essere accumulata viene immessa in rete.
2. Fase di scarica: la scarica è disaccoppiata dai consumi della CER e si attiva solo in presenza di condizioni di prezzo favorevoli per massimizzare il ricavo dal Ritiro Dedicato. La strategia a due livelli prevede di immettere in rete l'energia accumulata se:
  - il Pz supera una *soglia di prezzo elevata* (125 €/MWh), oppure
  - è *sera* (dopo le 18:00) e il Pz supera una *soglia di base* (85 €/MWh), per evitare di mantenere l'energia inutilizzata in batteria durante la notte.

### 5.3.1 Analisi dei flussi energetici e dinamica della batteria

La Figura 5.5 illustra il comportamento del sistema con questa strategia. Confrontando questi grafici con quelli dello scenario precedente (Autoconsumo), le differenze operative sono nette.



**Figura 5.5:** Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario Arbitraggio.

L'analisi dei profili evidenzia come la batteria operi in modo opportunistico:

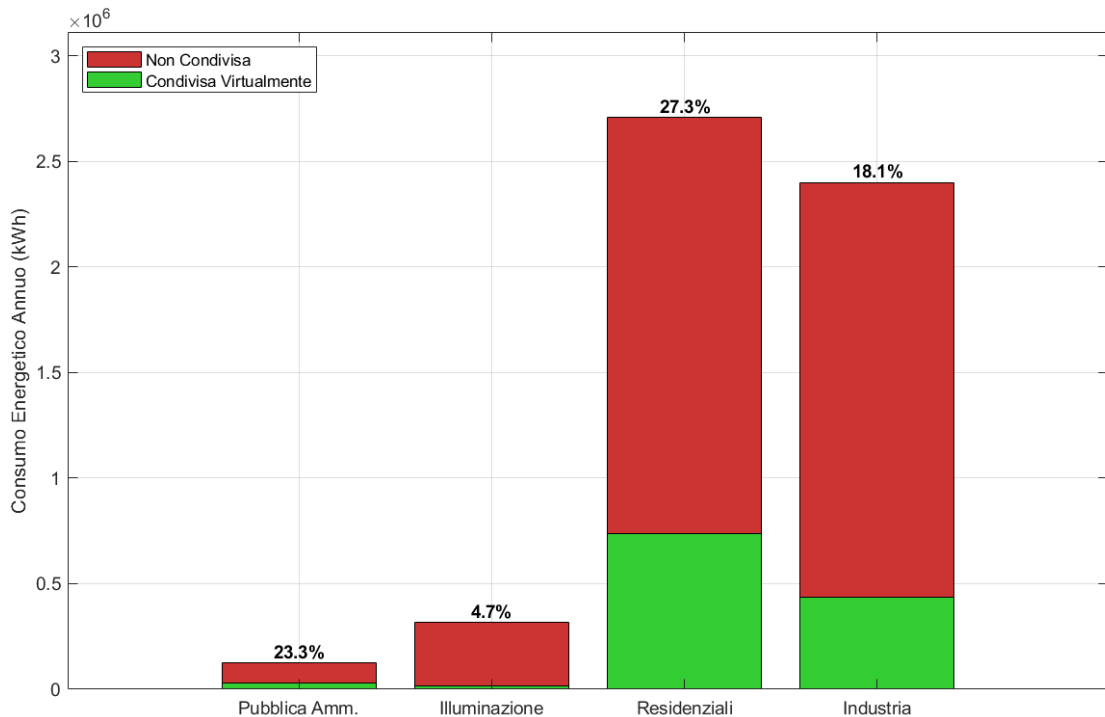
- Logica di scarica basata sul prezzo: la dinamica di scarica (linea magenta tratteggiata) è visibilmente diversa rispetto allo scenario di autoconsumo. La batteria non si scarica più sistematicamente per seguire il profilo di consumo (linea rossa), ma attende le ore in cui si verificano le condizioni di prezzo definite. Nei grafici invernali e autunnali, dove il picco di consumo serale coincide con prezzi dell'energia più alti, la batteria si scarica intensamente tra le 18:00 e le 20:00, in modo simile allo scenario precedente.
- Scarica sub-ottimale per la condivisione: la differenza cruciale emerge osservando la relazione tra la scarica della batteria e il consumo. Nello scenario di autoconsumo, la batteria scarica esattamente l'energia necessaria a coprire il deficit, massimizzando la sovrapposizione. In questo scenario di arbitraggio, invece, la batteria si scarica con l'obiettivo di vendere, indipendentemente dal fatto che ci sia un consumo contemporaneo. In molte ore (specialmente nei fine settimana estivi), l'energia scaricata è superiore al consumo della CER in quel momento. Tutta l'energia scaricata in eccesso rispetto al consumo viene

sì immessa e venduta (contribuendo al RID), ma non genera energia condivisa, risultando meno efficace ai fini dell'incentivo.

- Energia condivisa ridotta: come diretta conseguenza di questa strategia non ottimizzata per la condivisione, l'energia condivisa totale (area verde) è inferiore rispetto allo scenario di autoconsumo. La batteria, non essendo finalizzata a "seguire" il profilo di consumo, contribuisce in modo meno efficiente ad aumentare la sovrapposizione virtuale tra immissione e consumo.

### 5.3.2 Quota di consumo incentivabile e risultati economici

Il minor contributo della batteria all'autoconsumo virtuale si riflette direttamente sulle percentuali di copertura annuali, mostrate in Figura 5.6.



**Figura 5.6:** Quota di consumo incentivabile per categoria di utenza - Scenario Arbitraggio.

I tassi di copertura sono inferiori a quelli dello scenario di autoconsumo e molto simili a quelli dello scenario senza BESS. Le utenze residenziali scendono a una quota incentivabile del 27,3% (rispetto al 31,1% precedente), e l'Industria al 18,1% (dal 20,6%). È interessante notare il leggero aumento per l'Illuminazione

Pubblica (4,7%), dovuto a scariche occasionali della batteria in ore notturne a prezzo vantaggioso che si sovrappongono al suo profilo di consumo.

Nonostante la minore energia condivisa, questa strategia massimizza i ricavi dalla vendita di energia. I risultati economici annuali sono i seguenti:

- **Energia condivisa (per incentivo e ARERA): 1.216 MWh**
- **Energia immessa in rete (per RID): 1.652 MWh**
- **Ricavo totale annuo stimato: € 297.316**

Sebbene questo scenario generi meno ricavi da incentivi, il guadagno dalla vendita di energia (RID) a prezzi più alti porta il ricavo totale a un livello intermedio tra gli altri due casi.

## 5.4 Scenario 4: Ottimizzazione tramite Modello MILP

Gli scenari analizzati in precedenza, basati su strategie euristiche (*rule-based*), forniscono un'indicazione chiara del comportamento del sistema sotto regole operative predefinite. Tuttavia, tali strategie sono intrinsecamente sub-ottimali, poiché non sono in grado di adattarsi dinamicamente alle mutevoli condizioni di produzione, consumo e prezzo di mercato. Per determinare la performance massima teoricamente raggiungibile dal sistema e identificare la strategia di dispacciamento economicamente più vantaggiosa, è stato sviluppato e risolto un modello di ottimizzazione matematica.

### 5.4.1 Metodologia: Programmazione Lineare a Numeri Misti (MILP)

L'approccio scelto è la **Programmazione Lineare a Numeri Misti (MILP - Mixed-Integer Linear Programming)**. Un modello MILP è uno strumento di ricerca operativa che permette di trovare la soluzione ottimale per un problema descritto da una funzione obiettivo lineare e da una serie di vincoli lineari. La sua applicazione è consolidata nella pianificazione e nel dispacciamento ottimale di sistemi energetici complessi, che includono la gestione di unità di produzione, accumuli e interazioni con il mercato [9].

Per questo lavoro, è stato implementato un modello MILP in linguaggio Python, sfruttando la libreria open-source *PuLP*, che funge da interfaccia per risolutori matematici. Il solutore utilizzato è CBC (COIN-OR Branch and Cut), un solutore robusto e performante, anch'esso open-source. Il modello è stato strutturato come segue:

- Orizzonte temporale: l'ottimizzazione viene eseguita sull'intero anno, con un passo temporale orario (8760 intervalli).
- Variabili decisionali: per ogni ora, l'algoritmo è libero di decidere il valore ottimale di tutte le variabili di flusso energetico, come l'energia da caricare in batteria ( $P_{carica}$ ), da scaricare ( $P_{scarica}$ ), da immettere in rete ( $P_{immissione}$ ) e da prelevare ( $P_{prelievo}$ ).
- Funzione obiettivo: l'obiettivo impostato per l'ottimizzatore è la massimizzazione del ricavo totale annuo della CER. Tale ricavo è stato definito, in accordo con la normativa, come la somma di tre componenti, calcolate ora per ora:

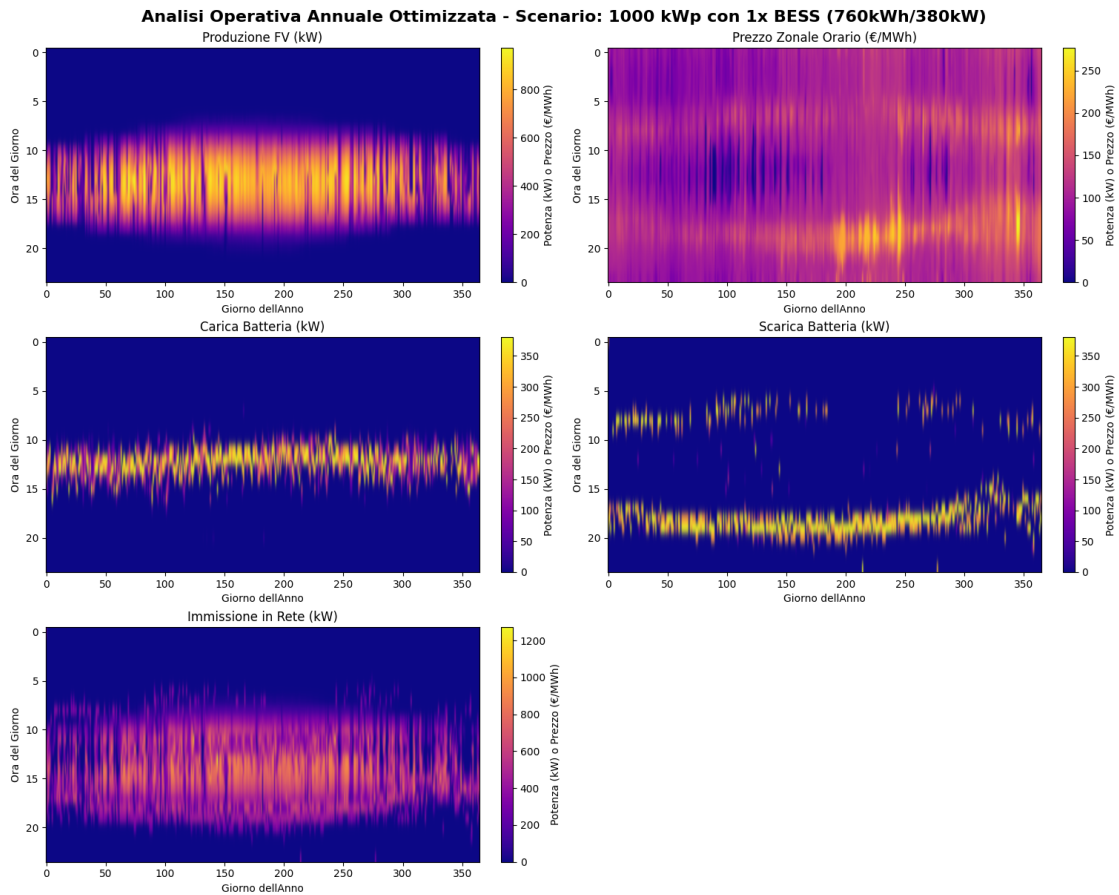
$$\max \sum_{h=1}^{8760} (\text{Ricavo}_{\text{Incentivo},h} + \text{Ricavo}_{\text{ARERA},h} + \text{Ricavo}_{\text{RID},h}) \quad (5.1)$$

- Vincoli: l'algoritmo deve operare nel rispetto dei vincoli fisici e normativi, tra cui il bilancio energetico orario, i limiti di capacità e potenza della batteria, e il vincolo che impedisce di caricare e scaricare simultaneamente. Cruciale è il vincolo "stand-alone", che impone che la batteria possa essere caricata esclusivamente dall'energia prodotta dall'impianto fotovoltaico.

A differenza degli scenari precedenti, il modello MILP non segue regole fisse, ma esplora l'intero spazio delle soluzioni possibili per trovare la sequenza di operazioni che produce il risultato economico migliore in assoluto.

## 5.4.2 Analisi dei Risultati dell'Ottimizzazione

L'esecuzione del modello MILP ha identificato una strategia operativa ottimale che si discosta significativamente da quelle euristiche, dimostrando la sua capacità di trovare un equilibrio superiore tra i diversi flussi di ricavo.

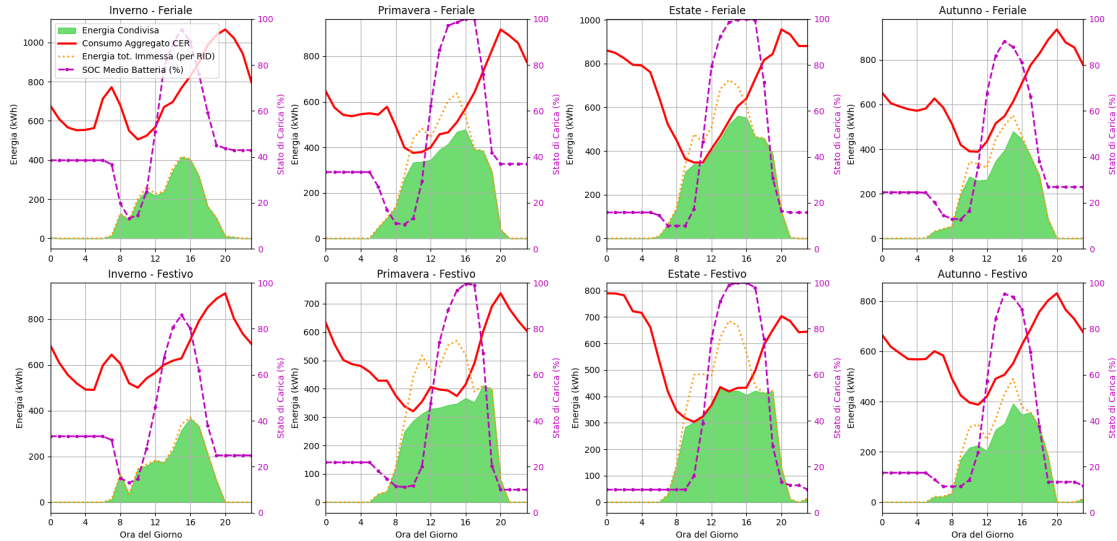


**Figura 5.7:** Analisi operativa annuale ottimizzata tramite modello MILP.

La Figura 5.7 fornisce una visione d'insieme della strategia ottimale su base annua. Le heatmap mostrano chiaramente la logica trovata dall'algoritmo:

- **Carica batteria:** la carica è strettamente correlata alla produzione FV, confermando. La batteria accumula energia durante le ore centrali della giornata.
- **Scarica batteria:** la scarica è il risultato più interessante. Non avviene in modo sistematico, ma si concentra in "isole" di colore giallo intenso, che corrispondono quasi perfettamente ai periodi con il Prezzo Zonale Orario più elevato. L'algoritmo ha imparato a conservare l'energia e a rilasciarla solo quando è economicamente più vantaggioso.
- **Immissione in rete:** il risultato finale è un profilo di immissione "intelligente". Si nota un'immissione di base durante tutte le ore di produzione FV, a cui si sommano i picchi intensi derivanti dalla scarica ottimizzata della batteria, spesso nelle ore serali.

Questa strategia ibrida è ulteriormente dettagliata nei profili medi stagionali (Figura 5.8).



**Figura 5.8:** Analisi del profilo di consumo e copertura - Scenario Ottimizzato MILP.

Si può osservare come l’algoritmo abbia trovato un sofisticato compromesso tra le due strategie euristiche:

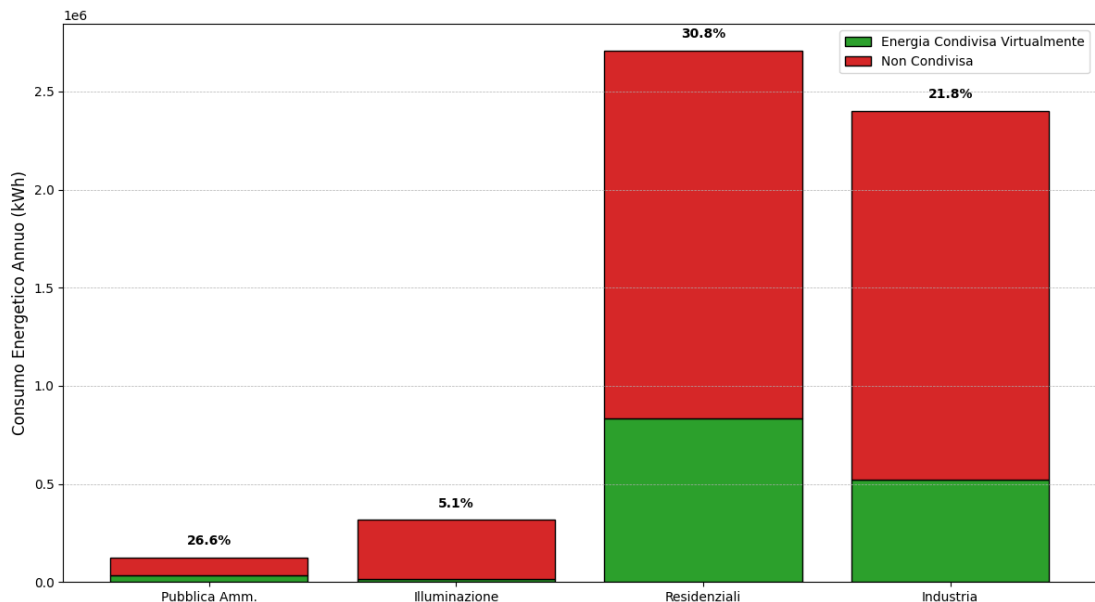
- Autoconsumo parziale: la batteria contribuisce a coprire una parte del picco di consumo serale, aumentando l’energia condivisa (area verde), specialmente in inverno e autunno. Questo dimostra che l’algoritmo riconosce il valore economico dell’incentivo sull’energia condivisa.
- Arbitraggio mirato: tuttavia, a differenza dello scenario di massimizzazione dell’autoconsumo, la batteria non si scarica sempre completamente o alla massima potenza per seguire il consumo. La curva del SOC (magenta) mostra un andamento più modulato e "intelligente". L’algoritmo, avendo una visione completa, dosa la scarica per sfruttare le ore a prezzo più alto. In estate, ad esempio, la scarica serale è meno aggressiva poiché l’algoritmo "sa" che i prezzi sono meno remunerativi rispetto ad altri periodi.
- Conservazione strategica dell’energia: un comportamento particolarmente interessante è visibile nei grafici di Primavera e Autunno. Si nota una "sella" nella curva del SOC: la batteria, dopo una parziale scarica serale, conserva una parte della sua carica durante le ore notturne a basso prezzo. Quest’energia viene deliberatamente scaricata al mattino presto (intorno alle 7:00-8:00), in corrispondenza del primo picco di consumo giornaliero e di un rialzo del prezzo

dell'energia (Pz). L'ottimizzatore ha imparato che è più profittevole usare l'energia accumulata per ridurre il prelievo in quelle ore, piuttosto che svuotare completamente la batteria la sera prima.

Questo comportamento dinamico, impossibile da replicare con semplici regole fisse, dimostra la capacità del modello MILP di allocare la risorsa energetica accumulata non solo dove serve, ma soprattutto *quando* vale di più.

### 5.4.3 Quota di consumo incentivabile e risultati economici

Questa strategia ottimizzata si traduce nei migliori risultati sia in termini energetici che economici. Come mostra la Figura 5.9, lo scenario MILP raggiunge le percentuali più alte di consumo incentivabile per quasi tutte le categorie. Le utenze residenziali raggiungono il 30,8% e l'industria il 21,8%.



**Figura 5.9:** Quota di Consumo Incentivabile per Categoria di Utente - Scenario Ottimizzato MILP.

I risultati economici annuali confermano la superiorità di questo approccio:

- **Energia condivisa (per incentivo e ARERA):** 1.405 MWh (il valore più alto tra tutti gli scenari)
- **Energia immessa in rete (per RID):** 1.653 MWh
- **Ricavo totale annuo stimato:** € 328.614

Il modello MILP non solo massimizza il ricavo totale, superando di quasi 15.000 € annui il migliore degli scenari euristici, ma riesce a farlo massimizzando anche la grandezza energetica incentivata. Questo dimostra che, con una strategia di controllo avanzata, gli obiettivi di sostenibilità energetica e di profitto economico non sono in conflitto, ma possono essere perseguiti simultaneamente.

## 5.5 Confronto riepilogativo delle strategie di gestione

Prima di procedere con l'analisi finanziaria dei diversi investimenti, la Tabella 5.1 propone una sintesi dei principali risultati tecnico-economici ottenuti per le quattro configurazioni analizzate. Questo confronto permette di apprezzare immediatamente le differenze in termini di energia condivisa e di ricavo totale annuo generato dalla Comunità Energetica, evidenziando gli incrementi percentuali rispetto allo scenario di riferimento senza accumulo.

**Tabella 5.1:** Riepilogo e confronto dei parametri principali della CER nei diversi scenari operativi.

Scenario Operativo	Energia Condivisa [MWh/anno]	$\Delta$ vs Base [%]	Ricavo Totale [€/anno]	$\Delta$ vs Base [%]
Senza BESS (Baseline)	1.208	-	291.692	-
BESS - Autoconsumo	1.376	+13,9%	313.842	+7,6%
BESS - Arbitraggio	1.216	+0,7%	297.316	+1,9%
BESS - MILP	1.405	+16,3%	328.614	+12,7%

Come emerge chiaramente dai dati, l'approccio basato sull'ottimizzazione MILP garantisce la performance migliore su entrambi i fronti. Rispetto alle logiche *rule-based*, il modello matematico riesce a massimizzare contemporaneamente i volumi di energia incentivabile (+16,3%) e la redditività complessiva del sistema (+12,7%), dimostrando l'importanza di una gestione flessibile e dinamicamente adattata ai segnali di prezzo del mercato.

### 5.5.1 Prestazioni energetiche

Per comprendere a fondo le dinamiche che determinano i risultati economici, è utile isolare i parametri puramente energetici della Comunità. La Tabella 5.2 illustra l'energia condivisa in valore assoluto e, soprattutto, come percentuale rispetto all'energia totale immessa in rete.

Questo indicatore è di fondamentale importanza ai fini normativi: secondo le regole operative del GSE, il superamento della soglia del 55% nel rapporto tra

energia condivisa e immessa determina la scomposizione dell'incentivo. La parte eccedente tale soglia genera infatti la cosiddetta "Quota Eccedentaria", i cui proventi devono essere destinati statutariamente ai soli membri "non-impresa" (cittadini, enti locali, terzo settore), con evidenti ricadute sociali per la comunità.

**Tabella 5.2:** Volumi di energia condivisa e rapporto percentuale sull'energia immessa totale.

Scenario Operativo	Energia Condivisa [MWh/anno]	Condivisa / Immessa [%]
Senza BESS (Baseline)	1.208	72,5%
BESS - Autoconsumo	1.376	83,1%
BESS - Arbitraggio	1.216	73,7%
BESS - MILP	1.405	<b>85,0%</b>

Come si evince dai dati, la robustezza del progetto è confermata dal fatto che in tutti gli scenari operativi la quota di energia condivisa supera ampiamente la soglia del 55%, garantendo sempre la generazione della Quota Eccedentaria. Ancora una volta, lo scenario ottimizzato tramite MILP si distingue per le migliori prestazioni: riuscendo a convertire in energia condivisa ben l'85,0% di tutta l'energia immessa in rete, il modello dimostra di sfruttare al massimo la flessibilità della batteria per sincronizzare le immissioni con i prelievi aggregati della CER.

### 5.5.2 Copertura dei fabbisogni per destinazione d'uso

Oltre all'impatto normativo, è fondamentale valutare il beneficio energetico diretto percepito dai membri della CER. La Tabella 5.3 disaggrega la performance del sistema, mostrando il tasso di copertura del fabbisogno (ovvero la quota di consumo virtualmente autoconsumata e incentivabile) per le diverse destinazioni d'uso finali e per l'intera comunità.

**Tabella 5.3:** Tassi di copertura percentuale del fabbisogno (autoconsumo virtuale) per destinazione d'uso e per l'intera comunità.

Scenario Operativo	Residenziale	Industria	Pubblica Amm.	Illuminazione	Totale CER
Senza BESS (Baseline)	27,8%	17,5%	26,1%	1,4%	<b>21,8%</b>
BESS - Autoconsumo	31,1%	20,6%	28,3%	1,8%	<b>24,8%</b>
BESS - Arbitraggio	27,3%	18,1%	23,3%	4,7%	<b>21,9%</b>
BESS - MILP	30,8%	21,8%	26,6%	5,1%	<b>25,3%</b>

L'analisi per categoria di utenza evidenzia come le diverse logiche di dispacciamento favoriscano profili di consumo differenti. Lo scenario MILP si conferma il più equilibrato ed efficace a livello globale: riesce a garantire all'industria il

tasso di copertura più alto in assoluto (21,8%), ottimizzando le immissioni durante le ore lavorative. Al contempo, il modello assicura un'ottima percentuale di autoconsumo anche per le utenze residenziali (30,8%), mantenendo prestazioni quasi sovrapponibili a quelle della strategia "Rule-based" mirata unicamente alla massimizzazione dell'autoconsumo. Questo dimostra la capacità dell'algoritmo di distribuire i benefici tecnici in modo trasversale su tutta la comunità.

## 5.6 Analisi finanziaria comparativa degli scenari

Dopo aver quantificato i flussi energetici e i ricavi annuali per ciascuno scenario operativo, è necessario condurre un'analisi finanziaria per valutarne la sostenibilità e l'attrattiva economica nel lungo periodo. Questa analisi si basa sulla metodologia dei flussi di cassa attualizzati (*Discounted Cash Flow - DCF*), che permette di confrontare investimenti con costi iniziali e ritorni economici differenti, tenendo conto del valore temporale del denaro. L'obiettivo è determinare quale, tra le configurazioni analizzate, rappresenti l'investimento più efficiente e redditizio su un orizzonte temporale di 20 anni, pari alla durata del meccanismo di incentivazione per le CER.

### 5.6.1 Metodologia e parametri di analisi

Per ogni scenario è stato costruito un modello di flussi di cassa, basato sui seguenti parametri e assunzioni:

- Costo di investimento (CAPEX): rappresenta il costo totale "chiavi in mano" per la realizzazione dell'impianto. È stato calcolato sulla base di costi unitari di mercato, ipotizzando 800 €/kW per l'impianto fotovoltaico e 350 €/kWh per il sistema di accumulo. L'investimento iniziale ( $I_0$ ) per ciascuno scenario è quindi:
  - Senza BESS:  $CAPEX = 1000 \text{ kWp} \times 800 \text{ €/kWp} = 800.000 \text{ €}$
  - Con 1 BESS:  $CAPEX = 800.000 \text{ €} + (760 \text{ kWh} \times 350 \text{ €/kWh}) = 1.066.000 \text{ €}$
- Costi operativi e di manutenzione (OPEX): rappresentano i costi annuali per garantire l'efficienza e il corretto funzionamento del sistema (manutenzione, assicurazione, costi di gestione amministrativa). Sono stati stimati come una percentuale fissa, pari all'1,5%, del CAPEX totale di ogni scenario.
- Ricavi annuali ( $R_t$ ): a differenza del ricavo totale lordo calcolato nelle sezioni precedenti, ai fini di questa specifica analisi di bancabilità come flusso di cassa in ingresso si è considerato **esclusivamente il ricavo derivante dalla vendita dell'energia immessa in rete (Ritiro Dedicato - RID)**.

Si assume infatti che gli incentivi sull'energia condivisa (Tariffa Premio e corrispettivo ARERA) non concorrano all'ammortamento dell'investimento (CAPEX), in quanto destinati alla redistribuzione tra i membri della comunità (dinamica che verrà approfondita nel paragrafo successivo). Per semplicità, si è ipotizzato che tali ricavi da RID rimangano costanti per tutta la durata dell'analisi.

- Durata dell'analisi ( $N$ ): fissata a 20 anni, in linea con il periodo di incentivazione previsto dal Decreto CACER.
- Tasso di attualizzazione ( $r$ ): fissato al 4%. Questo tasso rappresenta il costo opportunità del capitale e viene utilizzato per "scontare" i flussi di cassa futuri al loro valore odierno.

A partire da questi dati, è stato calcolato il flusso di cassa netto ( $FC_t$ ) per ogni anno  $t$  dell'analisi:

$$FC_t = R_t - OPEX_t \quad (5.2)$$

Il flusso di cassa all'anno 0 ( $FC_0$ ) è negativo e pari all'investimento iniziale:  $FC_0 = -I_0$ .

### 5.6.2 Indicatori di performance finanziaria

Per confrontare oggettivamente la redditività dei diversi scenari di investimento, sono stati calcolati tre indicatori standard nell'analisi di ingegneria economica, come descritto da Blank e Tarquin [10]: il Valore Attuale Netto (VAN), il Tasso Interno di Rendimento (TIR) e il Payback Period (PBP) Attualizzato.

**Valore attuale netto (VAN).** Il VAN rappresenta la ricchezza generata da un investimento, attualizzata ad oggi. È la somma di tutti i flussi di cassa futuri, scontati al tasso di attualizzazione, meno l'investimento iniziale. Un VAN positivo indica che l'investimento è profittevole.

$$VAN = \sum_{t=0}^N \frac{FC_t}{(1+r)^t} = -I_0 + \sum_{t=1}^N \frac{R_t - OPEX_t}{(1+r)^t} \quad (5.3)$$

**Tasso interno di rendimento (TIR).** Il TIR (o IRR in inglese) è il tasso di attualizzazione che rende il VAN di un progetto uguale a zero. Rappresenta il rendimento percentuale intrinseco dell'investimento. Un progetto è considerato attraente se il suo TIR è superiore al costo del capitale (il nostro tasso di attualizzazione).

$$0 = \sum_{t=0}^N \frac{FC_t}{(1 + \text{TIR})^t} \quad (5.4)$$

**Payback Period (PBP) attualizzato.** Il PBP, o tempo di recupero, indica il numero di anni necessari per recuperare l'investimento iniziale attraverso i flussi di cassa generati. La versione "attualizzata" è più rigorosa perché tiene conto del valore del denaro nel tempo, calcolando il punto di pareggio sui flussi di cassa scontati.

### 5.6.3 Analisi comparativa dei risultati

L'applicazione della metodologia descritta ai quattro scenari operativi ha prodotto i risultati riassunti nella Tabella 5.4.

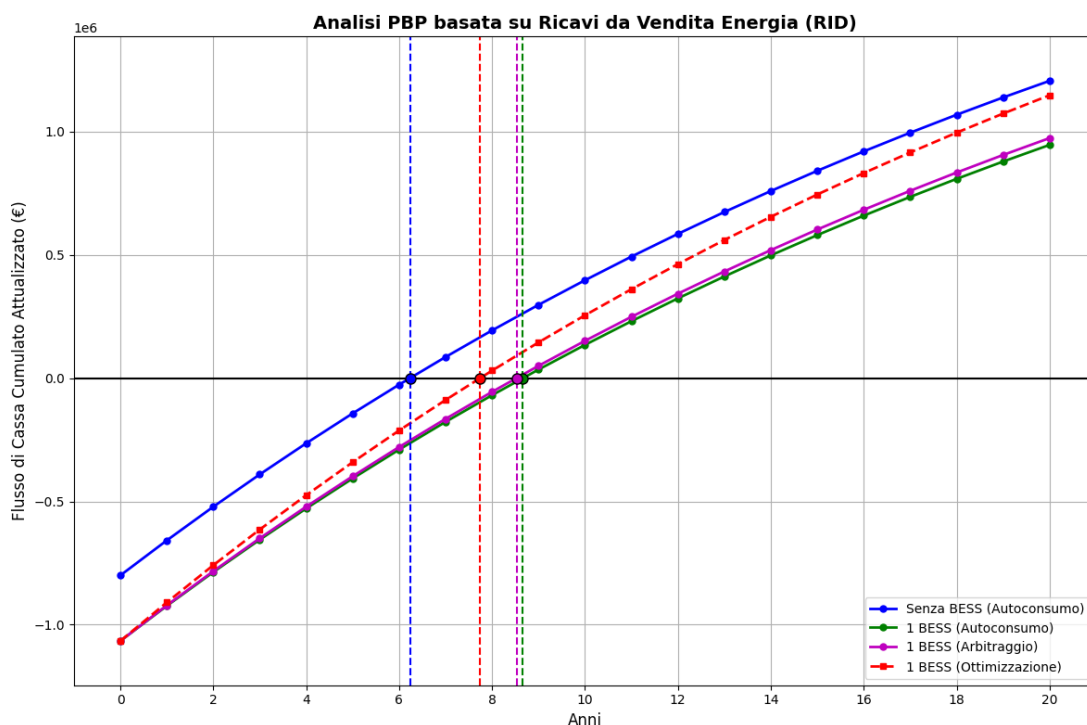
**Tabella 5.4:** Tabella riassuntiva degli indicatori finanziari per scenario.

Scenario Operativo	VAN [€]	Payback Period (anni)
Senza BESS	1.205.994	<b>6,2</b>
1 BESS (Autoconsumo)	946.286	8,7
1 BESS (Arbitraggio)	973.847	8,5
1 BESS (MILP)	1.147.576	7,7

I risultati finanziari confermano e rafforzano le conclusioni tratte dall'analisi dei soli ricavi, evidenziando il peso determinante dell'investimento iniziale. La Figura 5.10 offre una rappresentazione visiva potente di queste dinamiche, mostrando l'evoluzione del flusso di cassa cumulato attualizzato per ciascuno scenario.

Dall'analisi congiunta della tabella e del grafico emergono le seguenti conclusioni:

- Lo scenario "Senza BESS" è il più performante in termini di efficienza dell'investimento. Con un Payback Period di soli 6,2 anni, si conferma come la soluzione che permette il rientro più rapido del capitale investito. Sebbene il suo VAN a 20 anni non sia il più alto in assoluto, la sua elevata redditività iniziale lo rende finanziariamente molto attraente.
- L'aggiunta del BESS peggiora il Payback Period in tutti i casi. L'investimento aggiuntivo per il sistema di accumulo (266.000 €) non viene compensato da un aumento sufficiente dei ricavi annuali, portando a un allungamento del tempo di rientro di almeno 1,5 anni. Sia la strategia di Autoconsumo (PBP = 8,7 anni) che quella di Arbitraggio (PBP = 8,5 anni) risultano significativamente meno efficienti nel breve-medio termine.
- L'ottimizzazione MILP dimostra il suo valore a lungo termine. Lo scenario ottimizzato, pur avendo un PBP di 7,7 anni (peggiore dello scenario senza BESS), è l'unico con accumulo che riesce a generare un Valore Attuale Netto (€ 1.147.576) che si avvicina a quello del caso base. La pendenza della sua curva



**Figura 5.10:** Analisi comparativa dei flussi di cassa cumulati attualizzati e del Payback Period per i quattro scenari.

(linea rossa tratteggiata) è la più ripida tra quelle con accumulo, indicando la maggiore capacità di generare cassa anno dopo anno. Questo suggerisce che, su un orizzonte temporale più lungo o con costi del BESS inferiori, questa strategia potrebbe diventare la più vantaggiosa in assoluto.

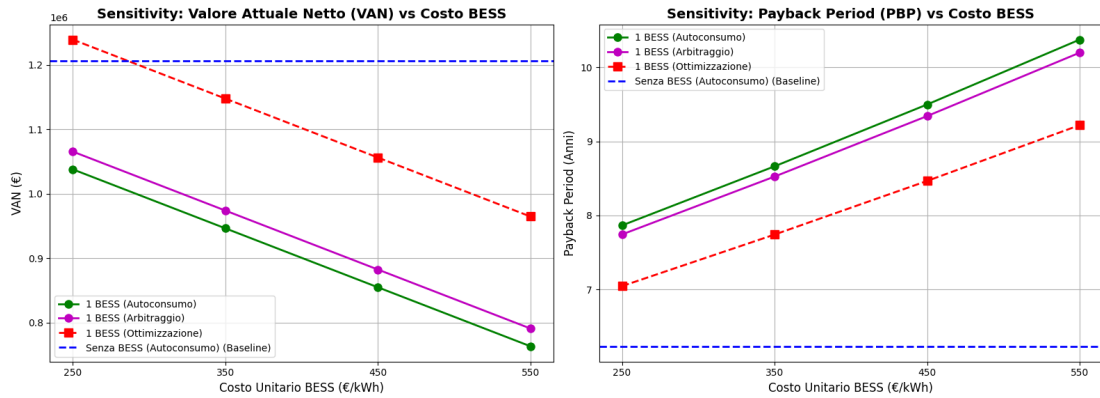
L'analisi finanziaria evidenzia un chiaro trade-off: lo scenario senza accumulo garantisce il ritorno più rapido, mentre l'integrazione di un BESS gestito tramite un algoritmo di ottimizzazione avanzato offre il potenziale per maggiori guadagni cumulati nel lungo periodo, a fronte però di un maggior rischio e di un tempo di rientro dell'investimento più esteso.

#### 5.6.4 Analisi di sensitività sul costo del BESS

Essendo il costo d'investimento iniziale (CAPEX) la variabile con il maggiore impatto sugli indicatori finanziari, si è ritenuto opportuno condurre un'analisi di sensitività sul costo unitario del sistema di accumulo. Il prezzo del BESS è stato fatto variare in un intervallo compreso tra 250 e 550 €/kWh, per valutare a quali

condizioni di mercato l'integrazione dello storage possa diventare economicamente vantaggiosa rispetto allo scenario base (Senza BESS).

I risultati di questa analisi sono riportati visivamente nella Figura 5.11 e riassunti nei loro valori puntuali nella Tabella 5.5.



**Figura 5.11:** Analisi di sensitività: andamento del Valore Attuale Netto (sinistra) e del Payback Period (destra) al variare del costo unitario del BESS.

**Tabella 5.5:** Indicatori finanziari al variare del costo unitario del BESS.

Scenario Operativo	Costo [€/kWh]	VAN [€]	Payback Period (y)
Senza BESS	N/A	1.205.994	6,23
1 BESS (Autoconsumo)	250	1.037.779	7,87
	350	946.286	8,66
	450	854.793	9,50
	550	763.300	10,38
1 BESS (Arbitraggio)	250	1.065.340	7,74
	350	973.847	8,53
	450	882.354	9,34
	550	790.861	10,20
1 BESS (MILP)	250	1.239.068	7,05
	350	1.147.576	7,74
	450	1.056.083	8,47
	550	964.590	9,22

Dall'osservazione dei grafici e dei dati si evincono due dinamiche fondamentali:

- **La robustezza della soluzione senza BESS:** La linea tratteggiata blu rappresenta una baseline estremamente competitiva. Sul fronte del tempo di

rientro, nessuno scenario con accumulo, neppure al costo minimo di 250 €/kWh, riesce a eguagliare i 6,23 anni del caso senza batterie. Il peso dell'investimento aggiuntivo non viene mai ammortizzato abbastanza velocemente dai soli ricavi RID.

- **Il punto di pareggio dello scenario Ottimizzato:** L'unica configurazione in grado di superare il Valore Attuale Netto della baseline è lo scenario con ottimizzazione MILP abbinato al costo del BESS più basso (250 €/kWh). Come visibile nel grafico di sinistra, a questo prezzo la curva rossa incrocia e supera la linea blu, indicando che, a fronte di una spesa per l'accumulo molto aggressiva, i flussi di cassa ottimizzati riescono a generare una redditività complessiva maggiore nei 20 anni. All'aumentare dei costi (da 350 €/kWh in su), tutti gli scenari con BESS ricadono al di sotto del caso base.

In sintesi, i dati confermano che, in un regime in cui i ricavi provengono esclusivamente dalla vendita in rete tramite Ritiro Dedicato, l'installazione di un sistema di accumulo risulta penalizzante o, nella migliore delle ipotesi (gestione ottimizzata e costi d'acquisto minimi), marginalmente competitiva solo su orizzonti temporali molto lunghi.

## 5.7 Analisi della ripartizione dei benefici dello scenario ottimizzato

L'analisi condotta nei capitoli precedenti ha permesso di identificare, tramite un modello di ottimizzazione MILP, la strategia operativa in grado di massimizzare i ricavi lordi generati dal sistema CER. Tuttavia, la sostenibilità di una Comunità Energetica non si esaurisce nella sua performance economica complessiva; un aspetto altrettanto cruciale, che ne definisce il successo e la tenuta nel tempo, è la capacità di distribuire i benefici generati in modo equo, trasparente e conforme alla normativa. Questo capitolo si focalizza su quest'ultimo aspetto, analizzando in dettaglio come i proventi dello scenario ottimale vengono gestiti e ripartiti tra i diversi attori coinvolti: il soggetto gestore (la CER stessa) e i suoi membri.

L'obiettivo è duplice: da un lato, quantificare il flusso di cassa a disposizione della CER per garantire la propria operatività e la remunerazione degli investimenti; dall'altro, calcolare il beneficio economico netto e tangibile per ciascuna categoria di utenza, dimostrando il valore aggiunto della partecipazione alla comunità.

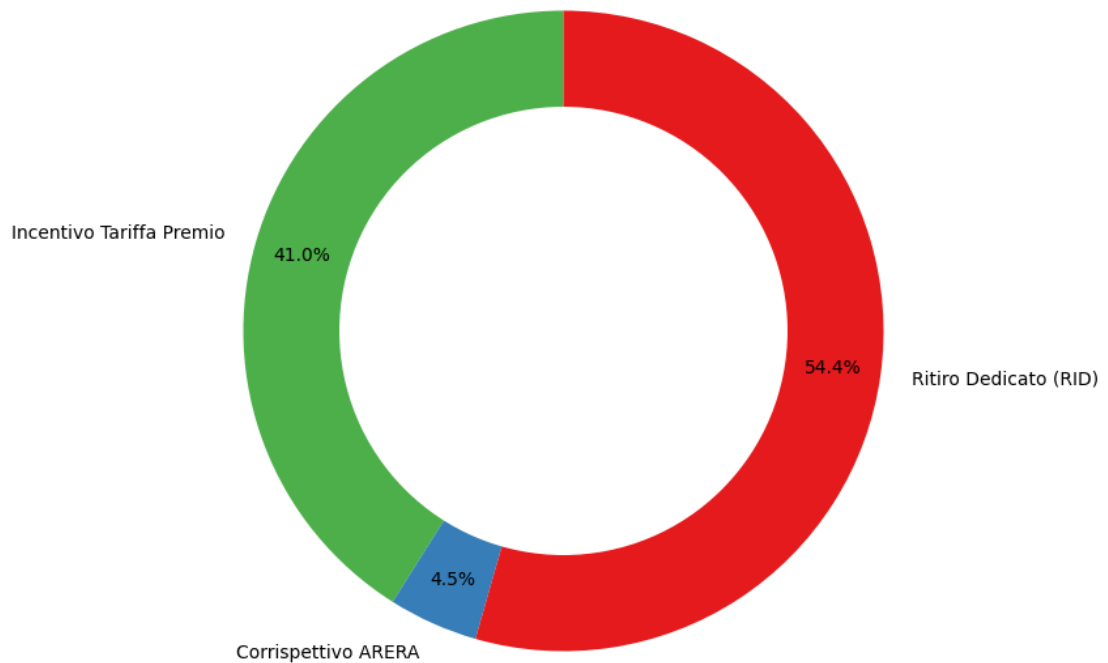
### 5.7.1 Metodologia di ripartizione dei benefici

Il modello di business di una Comunità Energetica, così come delineato dalla normativa italiana, prevede una gestione differenziata dei flussi di ricavo. Non tutti

i proventi vengono distribuiti direttamente ai soci, ma seguono percorsi distinti in base alla loro natura. La metodologia qui applicata ricalca questa struttura, articolandosi in tre fasi logiche.

**Fase 1: Identificazione dei flussi di ricavo lordi.** Il primo passo consiste nell'analizzare i ricavi totali generati dallo scenario ottimizzato, pari a € 328.614 su base annua. Come illustra la Figura 5.12, questi proventi derivano da tre fonti distinte:

1. Il ricavo dalla tariffa premio sull'energia condivisa, che rappresenta l'incentivo statale principale.
2. Il ricavo dal corrispettivo di valorizzazione ARERA, un contributo minore legato ai benefici di rete.
3. Il ricavo dalla vendita di tutta l'energia immessa in rete, valorizzata al prezzo di mercato tramite il Ritiro Dedicato (RID).



**Figura 5.12:** Composizione dei ricavi totali annuali della CER nello scenario ottimizzato.

Il grafico evidenzia immediatamente un aspetto strategico fondamentale: il Ritiro Dedicato (54,4%) costituisce la fonte di ricavo predominante, superando

anche l'incentivo della Tariffa Premio (41,0%). Ciò dimostra che una strategia di gestione ottimale non può limitarsi a massimizzare l'energia condivisa, ma deve anche gestire attivamente le immissioni in rete per sfruttare le ore a più alto prezzo, come di fatto realizza il modello MILP.

**Fase 2: Allocazione dei flussi tra CER e membri.** Il passaggio successivo è allocare questi ricavi. Si assume che i proventi derivanti dalla vendita di un asset di proprietà (l'energia prodotta) rimangano al proprietario dell'asset (la CER), mentre i contributi legati all'autoconsumo vengano distribuiti ai membri che tale autoconsumo generano.

- ricavi a disposizione della CER: l'intero ricavo dal Ritiro Dedicato viene allocato al soggetto gestore. Questo flusso di cassa è essenziale per coprire i costi operativi (OPEX), gli oneri fiscali, l'ammortamento dell'investimento (CAPEX) e per generare un margine destinato a futuri progetti o a servizi per la comunità;
- incentivi da distribuire ai membri: i contributi legati al meccanismo di condivisione virtuale, ovvero la Tariffa Premio e il Corrispettivo ARERA, costituiscono il monte incentivi da distribuire ai soci. Da questo importo, si ipotizza statutariamente che la CER trattienga una quota del 10% per le spese di gestione amministrativa, ripartendo il restante 90% ai membri.

**Fase 3: Scomposizione e ripartizione degli incentivi.** L'incentivo netto distribuibile è ulteriormente scomposto, come da normativa, in "Quota Ordinaria" e "Quota Eccedentaria". Tale scomposizione dipende dal rapporto tra l'energia condivisa e l'energia immessa. Se questo rapporto supera una soglia (55% per impianti non finanziati dal PNRR), la parte di incentivo corrispondente all'eccedenza deve essere destinata ai soli membri "non-impresa". La ripartizione finale di entrambe le quote tra i membri aventi diritto avviene secondo un criterio *pro-quota*, basato sul peso del consumo energetico annuo di ciascun membro rispetto al consumo totale della categoria di riferimento.

### 5.7.2 Risultati della ripartizione per lo scenario ottimizzato

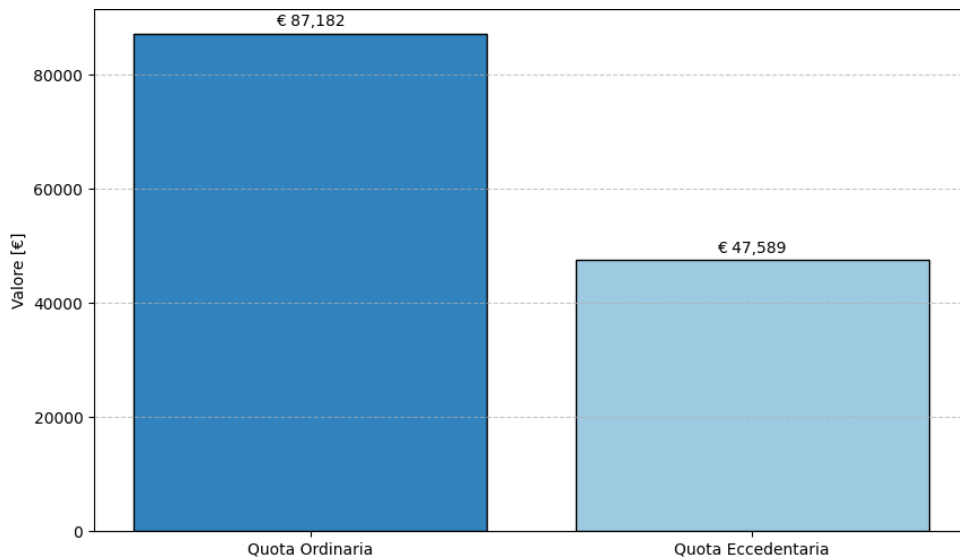
L'applicazione della metodologia descritta allo scenario ottimizzato porta a una chiara quantificazione dei benefici per la CER e per i suoi membri. La Tabella 5.6 offre una visione sintetica di questa suddivisione.

Poiché il rapporto tra energia condivisa e immessa (85,0%) supera ampiamente la soglia normativa del 55%, l'importo totale da distribuire viene scomposto come mostrato in Figura 5.13. Si ottiene una Quota Ordinaria di € 87.182, da distribuire

**Tabella 5.6:** Scomposizione dei flussi economici annuali tra CER e Membri.

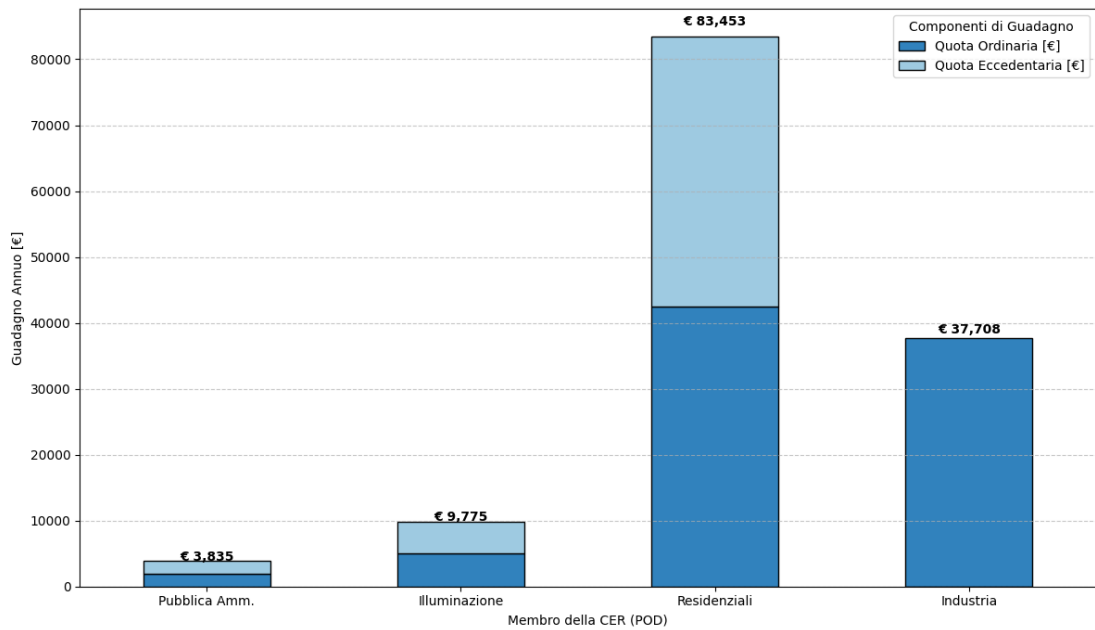
Componente di Ricavo/Incentivo	Valore [€]
<i>A) Flussi a disposizione della CER</i>	
Ricavo da Ritiro Dedicato (RID)	178.868
Quota (10%) trattenuta da incentivi	14.974
<b>Totale a disposizione della CER</b>	<b>193.844</b>
<i>B) Incentivi Netti distribuiti ai Membri</i>	
Incentivi Lordi (Tariffa Premio + ARERA)	149.745
(-) Quota trattenuta dalla CER (10%)	-14.974
<b>Totale Distribuito ai Membri</b>	<b>134.771</b>

a tutti i membri, e una Quota Eccedentaria di € 47.589, riservata ai soli membri non-impresa.



**Figura 5.13:** Scomposizione dell'incentivo netto distribuibile in Quota Ordinaria ed Eccedentaria.

La ripartizione finale di questi incentivi tra le quattro categorie di utenza, calcolata in base ai rispettivi consumi, è illustrata nella Figura 5.14.



**Figura 5.14:** Ripartizione finale dei guadagni annuali tra le categorie di membri della CER.

Dall'analisi del grafico si evincono le seguenti conclusioni:

- I membri residenziali sono i maggiori beneficiari: in virtù del loro peso preponderante sui consumi totali (49%), le utenze residenziali ricevono la quota più alta di guadagni, per un totale di € 83.453. Questo si traduce in un beneficio economico medio per ciascuna delle 781 famiglie stimate pari a circa € 107 all'anno, un importo significativo che rappresenta un incentivo tangibile alla partecipazione.
- L'utenza industriale riceve solo la quota ordinaria: essendo un'impresa, non ha diritto alla Quota Eccedentaria. Il suo guadagno totale, pari a € 37.708, deriva esclusivamente dalla sua (elevata) quota di consumi (43%) applicata all'incentivo ordinario. Nonostante questa limitazione, il beneficio rimane considerevole.
- La Quota Eccedentaria premia i membri "sociali": per i membri non-impresa con consumi minori, come la Pubblica Amministrazione e l'Illuminazione, la Quota Eccedentaria rappresenta una parte molto significativa del loro guadagno totale (quasi il 50%). Questo meccanismo normativo dimostra la sua efficacia nel dirottare una parte consistente dei benefici verso le utenze con finalità pubbliche e i cittadini, anche se il loro peso sui consumi totali è limitato.

### 5.7.3 Dettaglio della ripartizione per categoria di utenza

Per restituire un quadro riassuntivo e di immediata lettura delle dinamiche di distribuzione appena descritte, la Tabella 5.7 schematizza l’allocazione esatta dei flussi economici. La matrice incrocia le categorie di utenza con la natura dell’incentivo (Quota Ordinaria e Quota Eccedentaria), evidenziando l’impatto dei vincoli normativi sulla profittabilità di ciascun membro.

**Tabella 5.7:** Matrice di ripartizione degli incentivi netti per categoria di utenza e tipologia di quota.

<b>Categoria Utenza</b>	<b>Quota Ord. [€]</b>	<b>Quota Ecc. [€]</b>	<b>Tot. [€]</b>
Residenziale	42.537	40.916	83.453
– di cui media per singola utenza	-	-	107
Industria	37.708	-	37.708
Pubblica Amministrazione	1.955	1.880	3.835
Illuminazione Pubblica	4.982	4.793	9.775
<b>Totale Distribuito</b>	<b>87.182</b>	<b>47.589</b>	<b>134.771</b>

## Capitolo 6

# Strategie di monitoraggio e previsione dei carichi per la gestione ottimale della CER

L'efficacia di una Comunità Energetica Rinnovabile, specialmente se include impianti di produzioni con sistemi di accumulo, dipende criticamente dalla sua capacità di gestire i flussi energetici in modo intelligente. Come dimostrato dall'analisi degli scenari nel capitolo precedente, una strategia di dispacciamento ottimale richiede una conoscenza precisa e tempestiva del profilo di consumo aggregato della comunità. L'Energy Management System (EMS) dell'impianto di produzione e accumulo preso in analisi, per poter decidere se immagazzinare, scaricare o immettere energia in rete, deve poter rispondere in ogni istante alla domanda fondamentale: "Quanto sta consumando la CER in questo momento e quanto consumerà nelle prossime ore?".

Questo capitolo esplora le metodologie necessarie per ottenere questa informazione cruciale, analizzando due approcci complementari: il monitoraggio diretto tramite l'installazione di misuratori (*smart meter*) e la previsione dei carichi tramite modelli matematici basati sui dati (*data-driven*). L'obiettivo è delineare un'architettura di controllo realistica ed efficace, che combini la precisione della misura diretta per le utenze di grandi dimensioni con la flessibilità dei modelli predittivi per l'aggregato complesso delle utenze domestiche.

L'installazione di un sistema di monitoraggio in tempo reale su ogni singolo punto di prelievo (POD) della comunità è spesso tecnicamente complessa ed economicamente insostenibile. Per utenze puntuali e di grande rilevanza — come la Pubblica Amministrazione, l'Illuminazione Pubblica o le utenze industriali — l'installazione di contatori dedicati è una soluzione praticabile e vantaggiosa. Estendere tuttavia questo approccio alla totalità delle utenze residenziali (stimate

in questo caso di studio in quasi 800 famiglie) presenta notevoli criticità in termini di costi (CAPEX e OPEX) e logistica. D'altra parte, affidarsi unicamente ai dati forniti dal distributore (E-Distribuzione) non risolve il problema della gestione in tempo reale, dato il tipico ritardo nella disponibilità di queste informazioni.

Per superare tale ostacolo, entrano in gioco i modelli matematici e di *machine learning*. Invece di misurare il consumo di ogni singola utenza residenziale, è possibile sviluppare un modello predittivo che, basandosi sui dati storici aggregati e su variabili esogene (come dati meteorologici e informazioni calendariali), stimi con buona approssimazione il carico futuro dell'intero cluster.

Il capitolo si articola in tre sezioni: la prima descrive i tipi di sistemi di monitoraggio; la seconda affronta il pre-processing dei dati; la terza approfondisce la classificazione dei modelli predittivi e gli approcci *data-driven* per la modellazione e previsione dei carichi non misurati.

## 6.1 Monitoraggio diretto dei carichi tramite Smart Metering

La strategia più diretta per ottenere una conoscenza precisa dei consumi della comunità è l'implementazione di un'infrastruttura di *smart metering*. Avere a disposizione dati granulari e tempestivi è la condizione ideale per abilitare funzionalità avanzate all'interno di più ampi *Energy Management and Information Systems* (EMIS).

L'impiego di un moderno sistema BACS (*Building Automation and Control Systems*) a supporto del metering permette non solo di monitorare i flussi informativi in modo monodirezionale, ma abilita un controllo bidirezionale essenziale per l'ottimizzazione automatizzata dei sistemi [11].

### 6.1.1 Architettura di un sistema di monitoraggio

Un moderno sistema di monitoraggio energetico, basato sui paradigmi dell'Internet of Things (IoT), è tipicamente strutturato su tre livelli logici:

1. **livello di campo (Sensor/Field Layer):** è il livello inferiore in cui avviene la misura fisica. Composto da *energy meter* dotati di trasformatori amperometrici (TA), calcola in tempo reale grandezze come potenza attiva, energia, tensione e corrente;
2. **livello di comunicazione (Gateway/Communication Layer):** i dati misurati convergono in un *data logger* o gateway, che comunica tramite protocolli standard industriali (es. Modbus RTU). Questo funge da ponte verso il cloud

sfruttando reti cellulari (4G/5G) o protocolli a basso consumo e lungo raggio (LoRaWAN, NB-IoT);

3. **livello di piattaforma (Cloud/Application Layer):** i dati giungono a una piattaforma software centrale tramite protocolli leggeri come MQTT [12]. Qui vengono elaborati e resi disponibili all'EMS per implementare gli algoritmi di controllo dell'impianto di produzione e accumulo.

### 6.1.2 Applicazione nel contesto della CER e valutazioni di fattibilità

L'implementazione di un'infrastruttura di smart metering completa su tutti i POD della CER analizzata non è una soluzione praticabile per ragioni sia economiche che logistiche. Si delinea quindi un approccio ibrido, che distingue tra le diverse categorie di utenza.

**Utenze di grandi dimensioni (PA, Illuminazione, Industria).** Per i POD caratterizzati da consumi elevati e prevedibili, come quelli della Pubblica Amministrazione, dell'Illuminazione e dell'Industria, l'installazione di un sistema di monitoraggio dedicato è altamente raccomandata e fattibile. Il costo di un singolo punto di misura è marginale rispetto al volume di energia consumata da queste utenze. La disponibilità di dati in tempo reale permette non solo una gestione ottimale da parte della CER, ma offre anche a questi membri uno strumento di *energy awareness*, consentendo loro di monitorare i propri consumi, identificare sprechi e implementare misure di efficientamento energetico.

**Utenze residenziali diffuse.** Estendere il monitoraggio diretto a tutte le utenze residenziali equivalenti dello scenario è, al contrario, economicamente e logisticamente insostenibile. Le principali criticità sono:

- costi di investimento (CAPEX): il costo aggregato per l'acquisto e l'installazione di centinaia di meter e gateway supererebbe di gran lunga i benefici ottenibili dalla maggiore precisione del dato;
- costi operativi (OPEX): molti sistemi di comunicazione richiedono un canone per ogni dispositivo (SIM card), generando un costo operativo annuo significativo e difficilmente sostenibile;
- complessità logistica e privacy: l'installazione e la manutenzione di dispositivi all'interno di centinaia di abitazioni private comporterebbe un enorme onere organizzativo e solleverebbe complesse questioni legate alla gestione della privacy e alla sicurezza dei dati sensibili dei singoli consumatori.

Data questa impraticabilità, per la componente residenziale si rende necessario ricorrere a un approccio alternativo: la previsione dei carichi. Invece di misurare il consumo di ogni singola famiglia, si sviluppa un modello matematico in grado di stimare il consumo aggregato dell'intero cluster residenziale, come verrà approfondito nelle sezioni successive.

## 6.2 Approcci per la modellazione e previsione dei carichi

La letteratura scientifica classifica i modelli per la simulazione e la previsione energetica degli edifici in tre macro-categorie [13]:

- **modelli ingegneristici / fisici (White-box):** Questo approccio coinvolge una modellazione fisica dettagliata, in cui il sistema è rappresentato attraverso equazioni e parametri fondamentali (es. termodinamica, fluidodinamica). Richiedono una conoscenza esaustiva della fisica dell'edificio e simulazioni complesse (tramite software come EnergyPlus o TRNSYS). Il vantaggio principale è che non dipendono dai dati storici e permettono di valutare in modo esplicito specifiche strategie di efficienza energetica. Di contro, sono computazionalmente intensivi, richiedono input molto dettagliati e faticano ad adattarsi dinamicamente ai fattori comportamentali o ambientali mutevoli;
- **modelli ibridi (Grey-box):** Rappresentano un metodo ibrido che combina leggi fisiche e dati empirici. I modelli grey-box utilizzano parametri e relazioni note del sistema fisico, mentre la parte restante del modello viene dedotta attraverso tecniche guidate dai dati (es. stima dei parametri tramite analisi statistica di misurazioni reali). Questo approccio riduce la complessità computazionale rispetto ai white-box, ma sconta ancora potenziali limiti legati alle assunzioni fisiche semplificate e alla necessità di competenze specialistiche;
- **modelli empirici / *Data-Driven* (Black-box):** L'approccio adottato nella presente tesi si affida interamente a dati empirici per la rappresentazione input-output, senza cercare di comprendere il sistema fisico sottostante. All'interno di questa categoria, gli approcci si dividono in due filoni principali:
  - *modelli statistici:* Includono metodi come la regressione lineare e l'analisi di serie storiche (ad esempio ARMA e ARIMA).
  - *metodi di Machine Learning:* Comprendono alberi di regressione, Support Vector Regression (SVR), Reti Neurali Artificiali (ANN), Deep Learning e metodi Ensemble (come Bagging, Boosting e Stacking).

Questi modelli forniscono una rappresentazione tipicamente molto accurata dell'uso di energia e si rivelano efficienti sia in termini di tempo che di risorse computazionali. Incorporano implicitamente fattori socio-economici e legati all'occupazione. Rispetto all'elevata complessità e ai tempi lunghi (minuti) dei modelli fisici e fluidodinamici (CFD), i metodi basati sul Machine Learning offrono un'ottima via di mezzo: presentano una complessità di modellazione media ma richiedono tempi per iterazione bassissimi (meno di 10 secondi). Di contro, si basano in modo esclusivo sui dati storici, risultando inutilizzabili o poco convenienti quando tali dati non sono disponibili. L'affidabilità dipende pesantemente dalla qualità dei dati forniti al modello. Infine, non sono facilmente adattabili per valutare modifiche progettuali strutturali o scenari operativi mai osservati prima.

L'utilizzo di modelli data-driven rappresenta, per l'aggregato residenziale della CER, l'opzione più solida per superare i vincoli economici del monitoraggio capillare, fornendo stime affidabili a supporto delle decisioni in tempo reale dell'Energy Management System.

### 6.3 Data pre-processing: preparazione del dataset per l'analisi

Prima di applicare qualsiasi algoritmo, è necessario sottoporre i dati grezzi a un rigoroso processo di pre-elaborazione (*data pre-processing*). Questa fase è cruciale per la buona riuscita dell'intera analisi, poiché la qualità e l'affidabilità dei modelli predittivi dipendono direttamente dalla qualità dei dati su cui vengono addestrati. ("Garbage In, Garbage Out") [14]

I dati energetici provenienti da sistemi di monitoraggio reale sono spesso affetti da anomalie quali valori mancanti (*missing values*), dovuti a errori di comunicazione o guasti temporanei dei sensori, e valori anomali (*outliers*), causati da malfunzionamenti o eventi non rappresentativi [15]. Il processo di pre-processing mira a identificare e correggere queste problematiche, trasformando il dataset grezzo in un input pulito, coerente e formattato in modo ottimale per gli algoritmi.

L'analisi descritta in questo capitolo è stata condotta sul campione originale dei 23 POD residenziali. Tuttavia, è importante sottolineare che la metodologia è facilmente replicabile a qualsiasi aggregato di utenze. L'unico requisito è disporre della serie storica dei consumi elettrici per un periodo di tempo sufficientemente rappresentativo (tipicamente un anno) per catturarne le dinamiche stagionali.

### 6.3.1 Data cleaning: gestione dei valori mancanti

Come anticipato nella sezione 3.2.2, i dati di consumo utilizzati provengono direttamente dai contatori fiscali del distributore, conformi alla direttiva MID. Questo garantisce un'elevata accuratezza e affidabilità della misura in sé. L'analisi preliminare della serie storica ha infatti rivelato la presenza di alcuni valori nulli a causa di interruzioni del servizio e per garantire la continuità e la coerenza della serie storica, si è resa necessaria una fase di imputazione di questi dati. Tra i vari metodi disponibili (costante globale, media mobile, ecc.), è stata scelta l'interpolazione lineare. Questa tecnica sostituisce un valore mancante con un valore calcolato sulla linea retta che congiunge i due punti validi più vicini. Data una sequenza temporale con un valore mancante al tempo  $x$  e con valori noti ai tempi  $x_0$  e  $x_1$ , il valore ricostruito  $y$  viene calcolato come:

$$y = y_0 + (x - x_0) \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0} \quad (6.1)$$

Questo metodo è stato preferito perché, a differenza della semplice sostituzione con la media, preserva il trend locale della serie storica, fornendo una stima più realistica del dato mancante, specialmente in presenza di rampe di salita o discesa del carico.

### 6.3.2 Data transformation: normalizzazione dei profili giornalieri

L'impiego di algoritmi di *machine learning*, siano essi non supervisionati (come il clustering) o supervisionati (come le Reti Neurali), richiede frequentemente che i dati in ingresso vengano riportati a una scala comune. Questo processo, noto come normalizzazione o *scaling*, è fondamentale per evitare che le variabili o i campioni con una magnitudine assoluta maggiore dominino il processo di apprendimento del modello.

Nel contesto dell'analisi dei carichi energetici, un giorno invernale e uno estivo possono presentare profili dalla forma molto simile (es. un picco mattutino e uno serale) ma con valori di consumo (in kWh) drasticamente diversi. Se si utilizzassero i dati grezzi, gli algoritmi basati sul calcolo delle distanze verrebbero distorti dalla magnitudine assoluta, mentre i modelli predittivi basati sull'ottimizzazione del gradiente (come le reti neurali) riscontrerebbero una convergenza più lenta e instabile.

Per ovviare a questo problema ed estrarre l'informazione legata alla "forma" del profilo di consumo piuttosto che al suo valore assoluto, si rende necessaria una trasformazione dei dati. Tra le diverse strategie esistenti [16], per questo tipo di analisi si adotta efficacemente la tecnica del *Max Scaling*. Questa metodologia

riscalca il profilo di consumo di ogni singolo giorno dividendone ciascun valore orario per il valore massimo registrato in quella specifica giornata.

Dato un profilo giornaliero  $y$  composto da 24 valori orari  $\{y_1, y_2, \dots, y_{24}\}$ , ogni valore normalizzato  $\tilde{y}_i$  viene calcolato come:

$$\tilde{y}_i = \frac{y_i}{\max(y)}$$

Questo processo trasforma la scala originaria di ogni profilo giornaliero in un nuovo vettore con valori adimensionali compresi nell'intervallo  $[0, 1]$ , dove 1 corrisponde all'ora di picco di consumo di quel giorno. In questo modo, si ottengono due vantaggi fondamentali: si standardizzano gli input garantendo maggiore stabilità algoritmica ai modelli predittivi e si rendono tutti i giorni direttamente confrontabili sulla base della loro dinamica temporale relativa, astraendo dal peso del consumo complessivo.

## 6.4 Approccio non supervisionato: identificazione dei giorni tipo tramite analisi di clustering

Il primo passo per comprendere un dataset complesso come quello dei consumi energetici è l'esplorazione. Si utilizzano a questo scopo le tecniche di apprendimento non supervisionato (*unsupervised learning*). L'obiettivo di questi algoritmi non è predire un valore specifico, ma scoprire la struttura intrinseca e i pattern "nascosti" all'interno dei dati, operando su un dataset "non etichettato" [17].

Nel contesto di questa tesi, è stata impiegata una delle tecniche non supervisionate più potenti: l'analisi di clustering, ampiamente utilizzata in letteratura per l'identificazione di pattern nei profili di consumo elettrico [18]. L'obiettivo è raggruppare i 365 profili di consumo giornalieri, inizialmente indistinti, in un numero limitato di cluster omogenei [19]. Ogni cluster rappresenta un "giorno tipo", ovvero un profilo di consumo caratteristico che accomuna giorni con comportamenti energetici simili (ad esempio, tutti i giorni feriali invernali potrebbero finire in un unico cluster). Questo processo di segmentazione è fondamentale perché trasforma un problema complesso (prevedere 365 profili unici) in uno più semplice: prima, classificare un giorno futuro in uno dei pochi "giorni tipo" noti; poi, utilizzare il profilo medio di quel cluster come previsione.

Per questa analisi è stato scelto un algoritmo di clustering gerarchico agglomerativo. Questo metodo, a differenza di algoritmi partizionali come il K-Means, non richiede di definire a priori il numero di cluster, ma costruisce una struttura ad albero, nota come dendrogramma, che mostra come i singoli giorni (inizialmente considerati come cluster a sé stanti) vengano progressivamente aggregati in gruppi

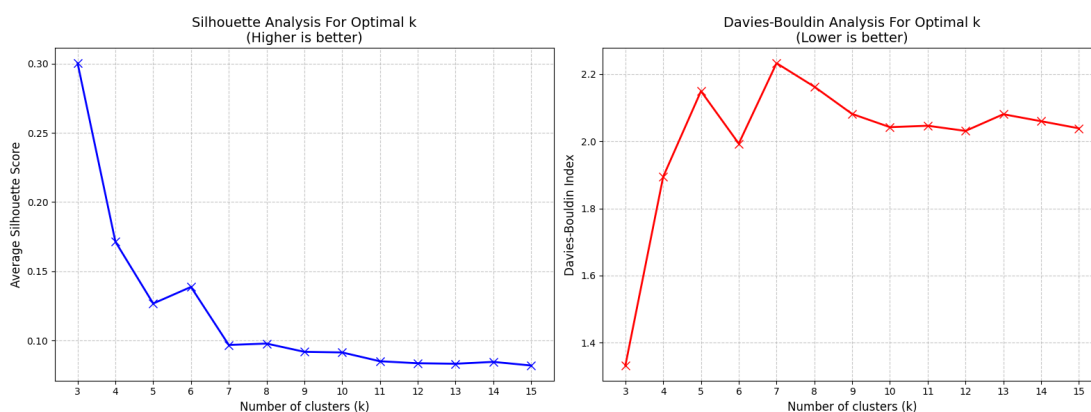
sempre più grandi in base alla loro similarità. Il processo si basa su due elementi fondamentali:

1. **metrica di distanza:** per quantificare la similarità tra due profili giornalieri, è stata utilizzata la Distanza Euclidea. Essa calcola la distanza geometrica tra i due vettori di 24 valori orari, fornendo una misura complessiva di quanto i due profili si discostino punto per punto;
2. **metodo di linkage:** per decidere quali cluster aggregare a ogni passo, è stato utilizzato il metodo di Ward. Questo criterio minimizza la varianza totale all'interno dei cluster, tendendo a produrre gruppi di dimensioni simili e il più possibile compatti e omogenei al loro interno.

Per determinare in modo robusto il numero ottimale di cluster in cui suddividere i dati gerarchizzati, l'analisi di silhouette, introdotta da Rousseeuw nel 1987 [20], è stata affiancata dal calcolo dell'indice di Davies-Bouldin [21].

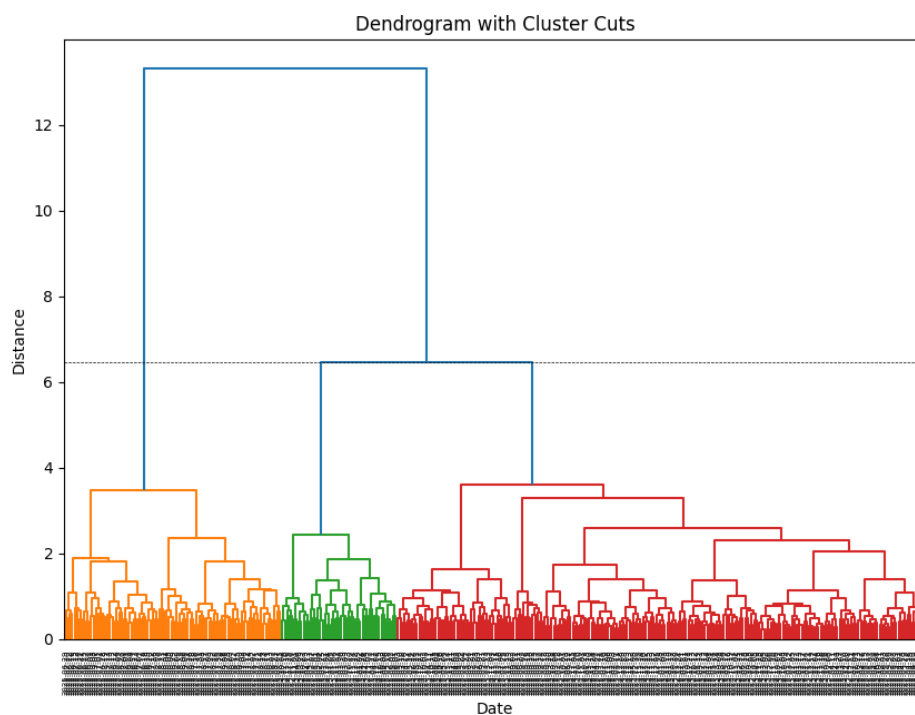
Mentre il coefficiente di silhouette quantifica quanto un oggetto sia simile al proprio cluster rispetto agli altri (ricercando il valore massimo per indicare una buona separazione), l'indice di Davies-Bouldin valuta il rapporto tra la dispersione interna ai cluster e la distanza tra i loro centroidi. Pertanto, partizioni migliori e più distinte sono associate a valori inferiori di questo indice.

Come illustrato in Figura 6.1, l'accordo tra le due metriche è inequivocabile: il punteggio di silhouette raggiunge il suo picco massimo e, parallelamente, l'indice di Davies-Bouldin tocca il suo minimo assoluto in corrispondenza di  $k = 3$ . Ciò indica matematicamente che una suddivisione in tre gruppi rappresenta il bilanciamento ottimale tra coesione interna e separazione esterna dei profili di consumo.



**Figura 6.1:** Analisi per la scelta del numero ottimale di cluster ( $k$ ): andamento del punteggio di Silhouette (a sinistra) e dell'indice di Davies-Bouldin (a destra).

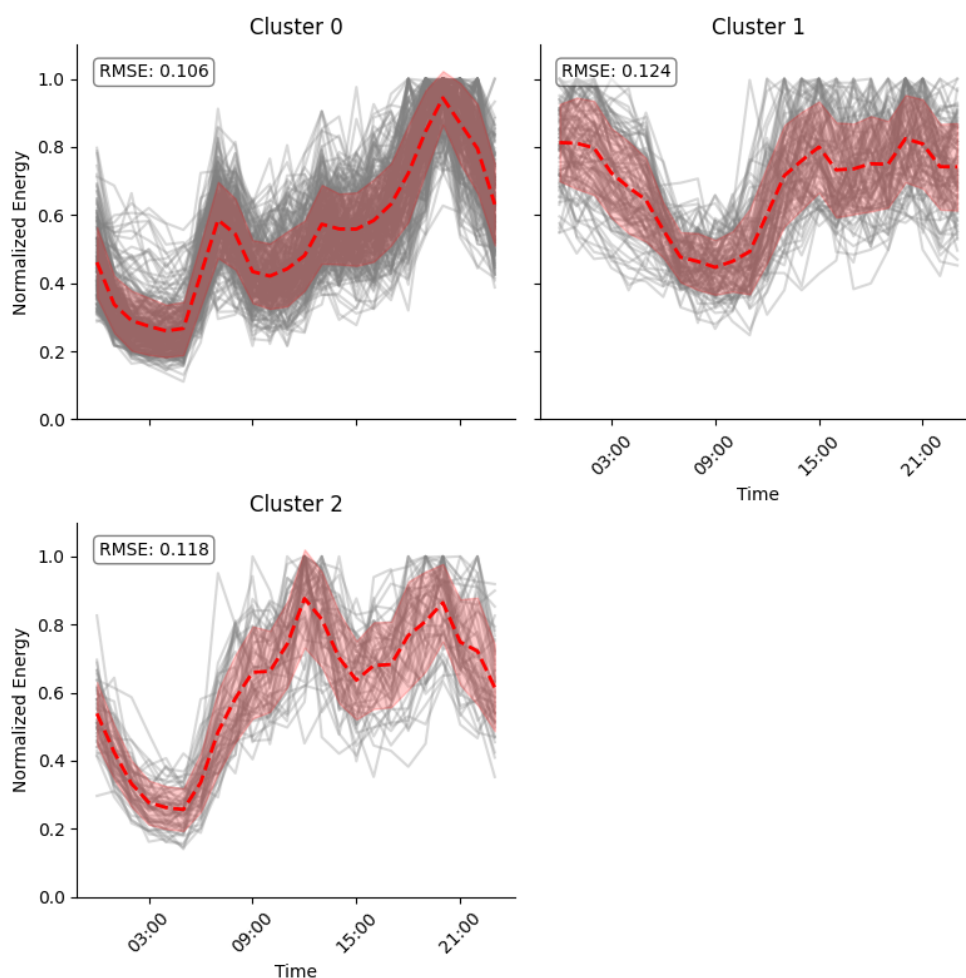
Sulla base dei risultati univoci ottenuti dall'incrocio di queste metriche, il dendrogramma risultante dal clustering gerarchico dei 365 profili di consumo è stato "tagliato" a un'altezza tale da isolare i tre cluster principali. La gerarchia finale, con le tre partizioni ottimali evidenziate, è mostrata in Figura 6.2.



**Figura 6.2:** Dendrogramma con il taglio che definisce i tre cluster principali.

#### 6.4.1 Caratterizzazione e interpretazione dei cluster

L'analisi dei profili medi (centroidi) e della composizione di ciascun cluster permette di attribuire loro un significato fisico, come mostrato in Figura 6.3.



**Figura 6.3:** Visualizzazione dei tre cluster di consumo identificati. Le linee grigie rappresentano i singoli giorni, l'area rossa la deviazione standard e la linea tratteggiata il profilo medio (centroide).

Nei grafici, la curva tratteggiata rappresenta il centroide del cluster, ovvero il profilo di consumo medio atteso, mentre l'area ombreggiata e le curve in grigio chiaro illustrano la dispersione dei singoli giorni reali attorno a tale media. L'osservazione puramente visiva della morfologia dei centroidi (le forme d'onda del carico elettrico) permette di formulare delle prime ipotesi fisiche e comportamentali sui tre "giorni tipo" individuati:

- **Cluster 0 (carico base / feriale):** questo gruppo racchiude la maggior parte delle giornate e mostra un profilo caratterizzato da un assorbimento sostenuto durante le ore centrali della giornata, con le tipiche rampe di salita

mattutine e discese serali. Visivamente, è il comportamento atteso per una giornata lavorativa standard in condizioni climatiche non estreme. Risulta essere il cluster più coeso, con un Errore Quadratico Medio (RMSE) intrinseco rispetto al centroide pari a 0.106.

- **Cluster 1 (carico ridotto / festivo):** il profilo energetico di questo gruppo differisce significativamente dal Cluster 0, presentando consumi strutturalmente più bassi o dinamiche temporali appiattite. Questo andamento è fortemente indicativo di giornate di inattività, chiusura o operatività ridotta (come le domeniche o i giorni festivi). La dispersione interna è leggermente superiore (RMSE pari a 0.124), il che suggerisce una maggiore variabilità nei comportamenti durante queste giornate rispetto alla routine standard.
- **Cluster 2 (carico di picco / estivo):** la morfologia di questa curva evidenzia consumi notevolmente più elevati, specialmente nelle ore pomeridiane. Questo andamento anomalo rispetto al carico base suggerisce in modo marcato l'intervento di carichi aggiuntivi dipendenti dal clima, tipicamente imputabili all'accensione degli impianti di condizionamento estivo. L'RMSE intrinseco si attesta a 0.118.

Il calcolo dell'RMSE intrinseco per ciascun cluster riveste un ruolo cruciale nella valutazione complessiva della metodologia. Esso quantifica la fisiologica varianza interna ai gruppi individuati dall'algoritmo e rappresenta, di fatto, il "limite teorico" di accuratezza del sistema. Anche se un successivo modello predittivo riuscisse a indovinare sempre con il 100% di accuratezza a quale cluster apparterrà un giorno futuro, l'utilizzo del centroide come stima introdurrebbe comunque un errore residuo dettato da questi valori di RMSE. Per confermare le ipotesi comportamentali appena descritte e costruire un modello predittivo utilizzabile in scenari reali, è necessario passare a un approccio supervisionato, incrociando queste etichette con le variabili esogene (meteo e calendario).

## 6.5 Approccio supervisionato: classificazione dei giorni tipo

L'identificazione dei cluster, sebbene utile per l'analisi a posteriori, non è sufficiente per scopi predittivi. È necessario un modello in grado di assegnare un giorno futuro a uno dei cluster identificati, basandosi su informazioni note in anticipo. Per questo scopo, sono stati sviluppati e confrontati due modelli di apprendimento supervisionato (*supervised learning*) basati su architetture ad albero.

Le *features* (variabili di input) scelte per l’addestramento di entrambi i modelli sono variabili esogene, ovvero informazioni che si possono ragionevolmente assumere come note in anticipo (ad esempio, tramite previsioni meteorologiche e dati calendariali):

- dati climatici: temperatura media, massima e minima per ogni giorno ( $T_{avg}$ ,  $T_{max}$ ,  $T_{min}$ );
- dati temporali: giorno della settimana (convertito in formato numerico tramite *one-hot encoding* per evitare un ordinamento artificiale).

Al fine di limitare il rischio di *overfitting*, garantire un confronto rigoroso alla pari e assicurare la riproducibilità dei risultati, in fase di addestramento sono stati definiti specifici vincoli strutturali, riassunti nella Tabella 6.1. In particolare, l’imposizione di un numero minimo di campioni per foglia ( $min\_samples\_leaf = 5$ ) ha permesso di regolarizzare la crescita delle ramificazioni, mentre il fissaggio del seme casuale ( $random\_state = 42$ ) assicura la perfetta determinabilità delle partizioni in entrambi gli algoritmi.

**Tabella 6.1:** Riepilogo degli iperparametri utilizzati per l’addestramento dei modelli di classificazione.

Iperparametro	Decision Tree (CART)	Random Forest
N. alberi ( $n\_estimators$ )	-	100
Min. campioni foglia ( $min\_samples\_leaf$ )	5	5
Seme casuale ( $random\_state$ )	42	42

### 6.5.1 Alberi decisionali (Decision Trees): Metodologia e Addestramento

Il primo algoritmo implementato è il CART (Classification and Regression Trees) [22], un modello non parametrico che apprende una serie di regole gerarchiche per predire una variabile target costruendo una struttura ad albero. L’albero è composto da una serie di nodi decisionali che, partendo dal nodo radice (contenente l’intero dataset), suddividono i dati in sottoinsiemi sempre più piccoli e omogenei, fino ad arrivare ai nodi foglia, che rappresentano la predizione finale della classe.

Il principio di funzionamento dell’algoritmo è iterativo. Ad ogni nodo, l’algoritmo cerca la migliore regola di *split* possibile, ovvero la combinazione di una variabile di input e un valore di soglia che riesca a dividere il dataset in due rami nel modo più “puro” possibile. La “purezza” di una divisione viene misurata tramite un indicatore matematico; per i problemi di classificazione, l’indice più comune è l’indice di Gini.

L'indice di Gini misura l'impurità di un nodo e varia da 0 (massima purezza: tutte le osservazioni nel nodo appartengono a una sola classe) a 1 (massima impurità). Per un dato nodo  $t$ , è calcolato come:

$$\text{GINI}(t) = 1 - \sum_k [p(C_k|t)]^2$$

dove  $p(C_k|t)$  è la probabilità che un'osservazione nel nodo  $t$  appartenga alla classe  $C_k$ . L'algoritmo CART sceglie ad ogni passo lo split che produce la maggiore riduzione dell'impurità di Gini.

Per garantire una valutazione rigorosa, il dataset originario è stato preventivamente suddiviso in due sottoinsiemi: un *training set* (contenente l'80% delle osservazioni) utilizzato in fase di addestramento, e un *test set* (il restante 20%) mantenuto rigidamente isolato per la validazione finale su dati non visti.

La Figura 6.4 mostra la topologia completa dell'albero decisionale appreso dall'algoritmo sui dati di training. Sebbene matematicamente corretto, un albero così ramificato risulta di difficile interpretazione e potenzialmente soggetto a sovradattamento sui rumori locali del dataset.

Per questo motivo, l'albero è stato sottoposto a un processo di *pruning* (potatura) logica per rimuovere le ramificazioni ridondanti (ovvero le divisioni che, pur creando nuove foglie, non alteravano la classe maggioritaria predetta). Il risultato è una struttura finale estremamente compatta e leggibile, illustrata in Figura 6.5.

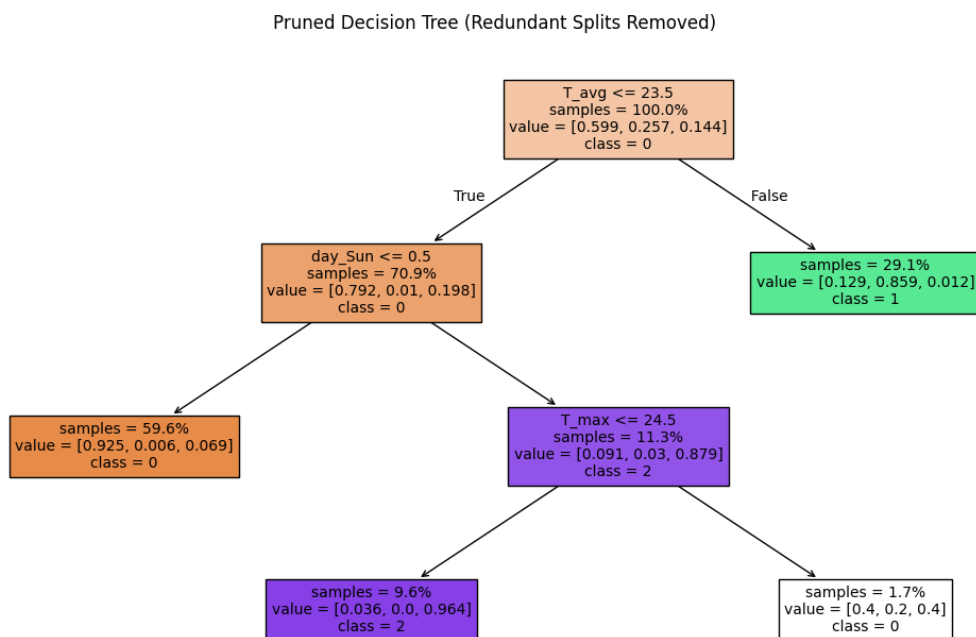


Figura 6.5: Albero decisionale potato dopo la rimozione delle divisioni ridondanti.

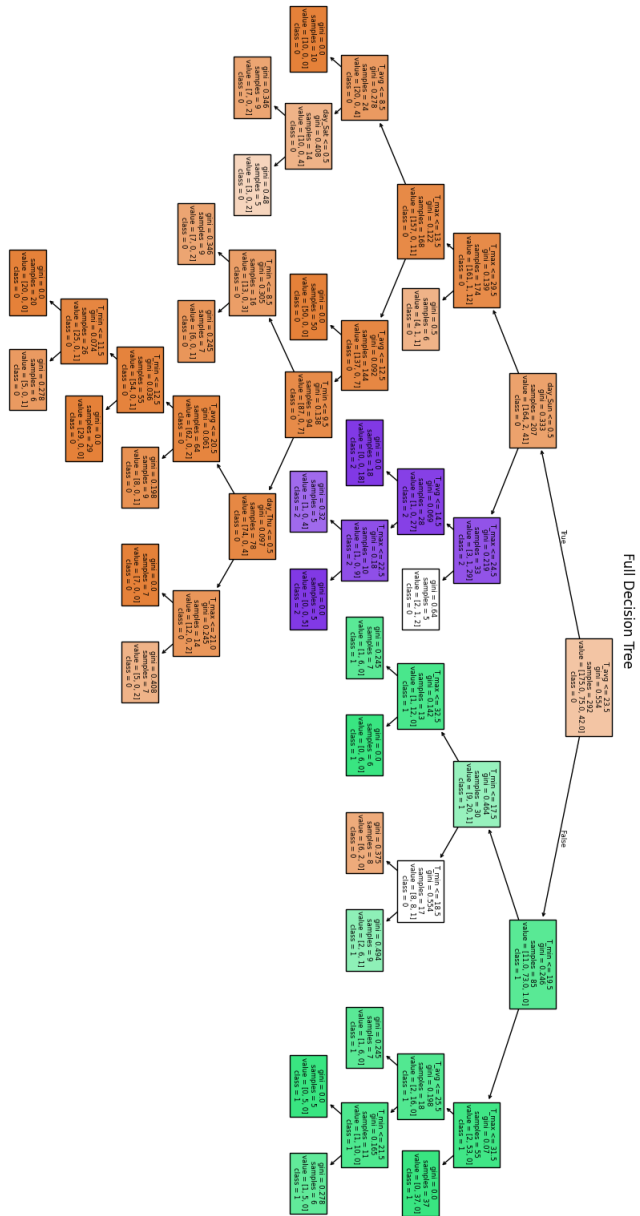


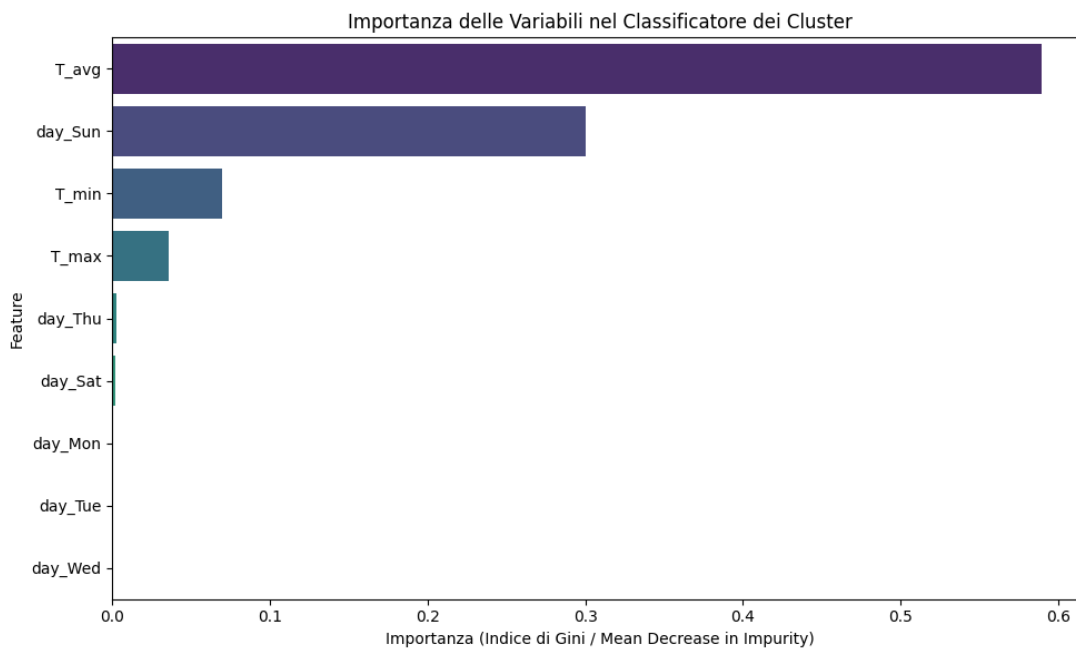
Figura 6.4: Topologia completa dell'albero decisionale prima dell'ottimizzazione.

## 6.5.2 Interpretazione delle regole e performance del modello

Osservando il modello semplificato (Figura 6.5), è possibile tracciare l'elegante percorso decisionale che modella il comportamento energetico:

- **Nodo radice** ( $T_{avg} \leq 23.5^{\circ}\text{C}$ ): il primo taglio divide l'intero dataset basandosi sulla temperatura media giornaliera. Il ramo di destra (condizione falsa) isola immediatamente il 29,1% dei giorni più caldi, assegnandoli con precisione al cluster del carico estivo (Classe 1).
- **Nodo interno principale** ( $day\_Sun \leq 0.5$ ): il 70,9% dei giorni caratterizzati da temperature più miti scende al ramo di sinistra, dove il modello utilizza il calendario per separare i giorni feriali dai festivi. Il ramo di sinistra (condizione vera) isola il grosso del carico base feriale (59,6% dei campioni, Classe 0).
- **Nodo interno secondario** ( $T_{max} \leq 24.5^{\circ}\text{C}$ ): le domeniche (condizione falsa al nodo precedente) subiscono un'ulteriore e interessante biforcazione basata sulla temperatura massima. Questo dimostra la capacità del modello di cogliere sfumature non banali: identifica una piccola percentuale di giorni festivi (Classe 2) distinguendoli da anomalie termiche che vengono riassegnate al carico base.

L'analisi visiva è confermata matematicamente dalla *Feature Importance* (Figura 6.6), che quantifica il contributo alla riduzione dell'impurità. Si evince il ruolo predominante della temperatura media ( $T_{avg}$ ) e dell'indicatore domenicale ( $day\_Sun$ ), sebbene la scelta di regolarizzare i campioni per foglia abbia permesso alla temperatura minima e massima di mostrare una parziale influenza decisionale.



**Figura 6.6:** Importanza delle variabili (Feature Importance) per l'albero decisionale singolo.

Le metriche di classificazione, calcolate esclusivamente sul *test set*, evidenziano la solida capacità di generalizzazione del modello. L'analisi della matrice di confusione (Tabella 6.2) rivela che su 73 giorni totali di test le predizioni corrette sulla diagonale principale sono dominanti. Gli errori si concentrano in zone di confine plausibili, come 4 giorni feriali scambiati per carico estivo e una lieve incertezza intrinseca tra Cluster 0 e Cluster 1.

**Tabella 6.2:** Matrice di confusione calcolata sui dati del test set.

		Predetto		
		Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2
Effettivo	Cluster 0	45	4	0
	Cluster 1	3	14	0
	Cluster 2	2	0	5

Le metriche aggregate (Tabella 6.3) confermano l'affidabilità statistica del metodo, con un'accuratezza globale dell'87,67% e un F1-Score dell'84,75%.

È opportuno contestualizzare l'elevata deviazione standard riscontrata nella validazione incrociata a 5-fold ( $\pm 19,09\%$ ). Tale fluttuazione non indica un'instabilità architetturale del modello, bensì è un artefatto fisiologico legato alla

Metrica di Valutazione	Valore
Accuratezza Globale	87,67%
Precision (Macro)	89,26%
Recall (Macro)	81,87%
F1-Score (Macro)	84,75%
Cross-Validated Accuracy (5-fold)	88,77% ( $\pm 19,09\%$ )
<b>RMSE End-to-End (Test Set)</b>	<b>0,1163</b>

**Tabella 6.3:** Riepilogo delle metriche di performance del CART sul test set.

ridotta cardinalità del dataset: considerando un solo anno solare, ogni *fold* di validazione contiene un numero così esiguo di giorni che la presenza sbilanciata di festività atipiche in un singolo blocco può alterare drasticamente la metrica di quel sub-campione.

Infine, la metrica più rilevante in ambito energetico, l'RMSE *End-to-End* (calcolato quantificando la distanza media tra il profilo normalizzato reale e il centroide del cluster predetto), si attesta a 0,1163. Questo valore si colloca perfettamente all'interno del range di tolleranza intrinseco dei cluster originari (tra 0,106 e 0,124), dimostrando che prevedere il profilo energetico unicamente tramite dati esogeni garantisce la medesima affidabilità di un'assegnazione effettuata a posteriori.

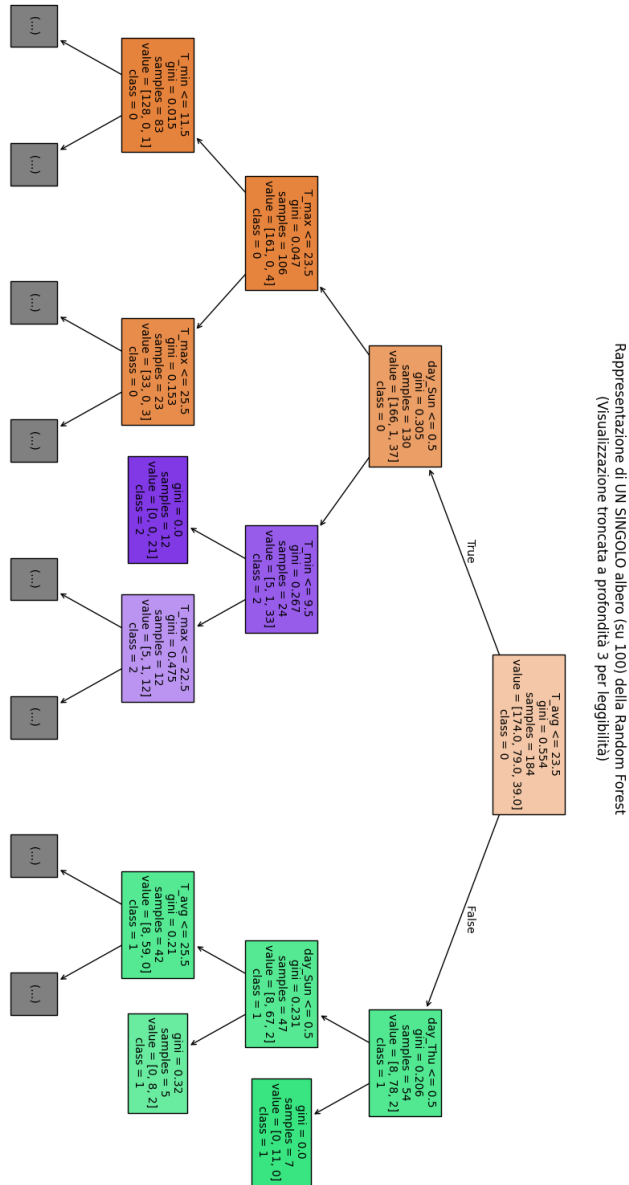
### 6.5.3 Evoluzione del modello: Random Forest

Con l'obiettivo di migliorare ulteriormente la capacità di generalizzazione del modello esplorando correlazioni non lineari più complesse, l'approccio di classificazione è stato evoluto implementando un algoritmo di **Random Forest**. Questo metodo non si basa su un unico decisore gerarchico, ma genera una "foresta" composta da un elevato numero di alberi decisionali indipendenti (in questo studio ne sono stati utilizzati 100).

Durante la fase di addestramento, ogni albero viene costruito su un sottoinsieme casuale dei dati estratti con reimmissione (*Bootstrapping*) e valuta solo un sottoinsieme casuale delle variabili a ogni divisione (*Feature Randomness*). In fase di predizione, la classe finale viene decisa per maggioranza (il "voto" della foresta), riducendo drasticamente la probabilità di *overfitting* e stabilizzando la varianza delle stime.

Poiché la Random Forest è un modello aggregato, non è possibile visualizzare l'intero processo decisionale in un unico schema sintetico come per il CART. A

scopo illustrativo, la Figura 6.7 mostra la topologia di uno dei 100 stimatori indipendenti generati dall’algoritmo, la cui profondità è stata appositamente troncata per renderne leggibili le prime ramificazioni.



**Figura 6.7:** Rappresentazione topologica di uno dei 100 stimatori indipendenti che compongono la Random Forest (visualizzazione troncata ai primi 3 livelli di profondità).

L'addestramento della Random Forest ha mantenuto la medesima suddivisione spaziale tra *training set* e *test set* utilizzata per il modello ad albero singolo, garantendo la perfetta comparabilità dei risultati. Le metriche di performance, riassunte nella Tabella 6.4, confermano la superiorità dell'approccio *ensemble*.

Metrica di Valutazione (Random Forest)	Valore
Accuratezza Globale	91,78%
Precision (Macro)	92,23%
Recall (Macro)	87,76%
F1-Score (Macro)	88,85%
Cross-Validated Accuracy (5-fold)	89,04% ( $\pm 26,28\%$ )
<b>RMSE End-to-End (Test Set)</b>	<b>0,1113</b>

**Tabella 6.4:** Metriche di performance della Random Forest sul test set.

Come si evince dai dati, l'introduzione della Random Forest ha innalzato l'accuratezza globale al 91,78%. Analogamente a quanto osservato per il CART, l'alta deviazione standard nella validazione incrociata ( $\pm 26,28\%$ ) è una diretta conseguenza della ridotta dimensione dei *fold* (un singolo anno di dati), che li rende vulnerabili a specifici sbilanciamenti calendariali. Ciononostante, il valore di RMSE *End-to-End* si conferma eccellente, scendendo a 0,1113. Questo parametro ribadisce che il costo energetico dell'errore predittivo resta confinato all'interno della fisiologica dispersione statistica dei cluster.

A riprova della maggiore robustezza dell'algoritmo *ensemble*, la Tabella 6.5 riporta la matrice di confusione calcolata sul *test set*.

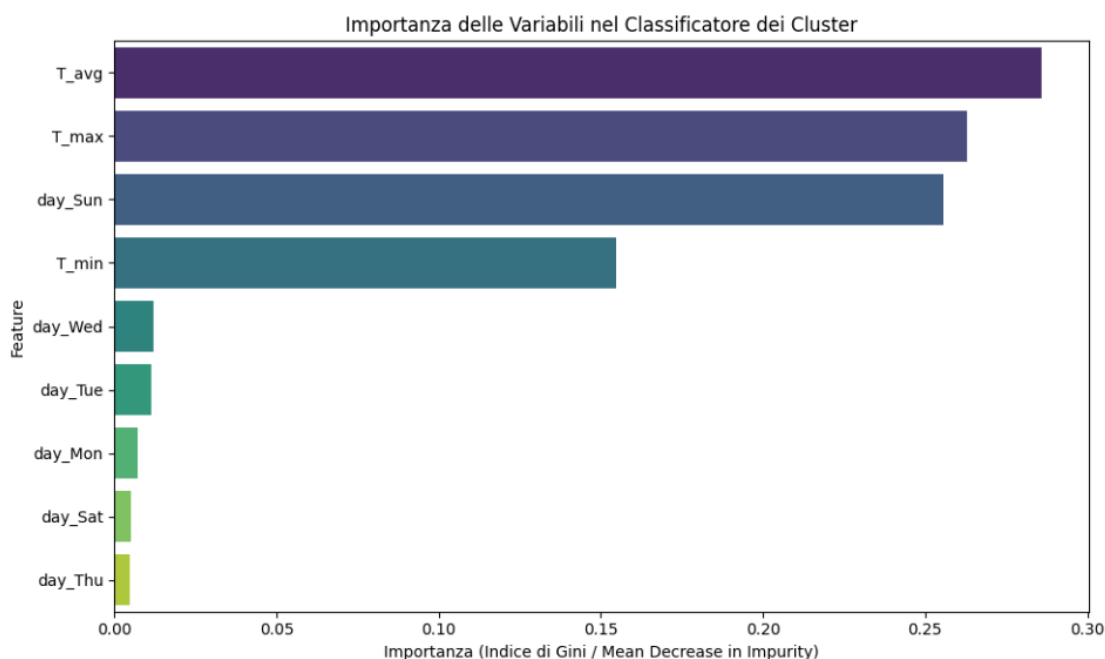
**Tabella 6.5:** Matrice di confusione calcolata sui dati del test set per il modello Random Forest.

		Predetto		
		Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2
Effettivo	Cluster 0	45	4	0
	Cluster 1	0	17	0
	Cluster 2	2	0	5

Confrontando questa matrice con quella ottenuta dall'albero decisionale singolo (Tabella 6.2), il miglioramento è evidente: mentre il riconoscimento del Cluster 0 rimane invariato (45 classificazioni corrette per entrambi i modelli), la Random Forest riesce a riconoscere con infallibile esattezza le dinamiche del Cluster 1 (carico estivo), azzerando completamente i falsi negativi che affliggevano il CART. Questo

dimostra l'efficacia del voto a maggioranza nel livellare i rami eccessivamente rigidi dei singoli alberi.

Un ulteriore elemento di forza della Random Forest risiede nell'analisi dell'importanza delle variabili (*Feature Importance*). Come precedentemente illustrato, l'albero singolo tendeva a polarizzare il potere predittivo su poche variabili dominanti ( $T_{avg}$  e  $day\_Sun$ ). La Figura 6.8 mostra invece la metrica ricalcolata mediando i contributi dell'intera foresta.



**Figura 6.8:** Importanza delle variabili calcolata dal modello aggregato Random Forest.

Si osserva un netto mutamento topologico: il peso decisionale risulta distribuito in modo molto più omogeneo. Questo fenomeno è la conseguenza virtuosa del campionamento casuale delle *features* a ogni divisione nodale (*Feature Bagging*): la foresta costringe gli alberi a esplorare percorsi alternativi. Variabili termiche fortemente correlate ma precedentemente oscurate dalla  $T_{avg}$ , come la temperatura massima ( $T_{max}$ ) e minima ( $T_{min}$ ), emergono ora come predittori altamente significativi. Nonostante questa redistribuzione le forzanti termiche e il riposo domenicale si confermano all'unanimità i *driver* assoluti del carico elettrico.

#### 6.5.4 Sintesi dei risultati e limiti dell'approccio

L'implementazione della pipeline *Cluster-then-Predict* ha permesso di raggiungere il primo obiettivo fondamentale dell'analisi: la caratterizzazione macroscopica della domanda energetica. La continua variabilità annuale è stata sintetizzata in soli tre profili caratteristici e, attraverso algoritmi supervisionati (dall'interpretabilità del CART alla robustezza della Random Forest), è stato dimostrato che è possibile prevedere l'appartenenza a questi cluster raggiungendo accuratezze eccellenti, guidati da chiare regole fisiche.

Tuttavia, questo approccio presenta un limite intrinseco legato alla sua natura discreta. Prevedere il "giorno tipo" significa assegnare a una giornata futura un profilo di consumo medio rigido (il centroide). Il modello non è in grado di adattarsi dinamicamente alle fluttuazioni orarie puntuali all'interno della stessa classe, né di modellare relazioni non lineari temporali e sequenziali (come l'inerzia termica pregressa).

Per compiere il passaggio da una classificazione macroscopica discreta a una previsione di carico oraria continua e dinamica (*Short-Term Load Forecasting*), si rende necessario l'utilizzo di architetture computazionali radicalmente diverse. Nel prossimo capitolo verrà pertanto introdotto e sviluppato un modello di previsione basato su Reti Neurali Artificiali (ANN), capace di mappare in modo continuo la complessa interazione multivariata tra gli input ambientali e l'effettivo assorbimento elettrico istantaneo.

### 6.6 Approccio avanzato: previsione dei carichi con Reti Neurali Artificiali

Per ottenere una previsione diretta del consumo orario in kWh, più granulare e dinamica, è necessario ricorrere a modelli di regressione in grado di catturare le complesse dinamiche non lineari che caratterizzano i consumi energetici. Tra le tecniche *data-driven* più avanzate per la previsione di serie storiche, le Reti Neurali Artificiali (ANN) rappresentano oggi lo stato dell'arte [23] per la loro capacità di modellare relazioni complesse, specialmente nel campo della previsione dei carichi a breve termine (*short-term load forecasting*) [24].

Questa sezione descrive lo sviluppo, l'addestramento e la valutazione di un modello ANN di tipo Multi-Layer Perceptron (MLP) per la previsione del consumo energetico orario (*short-term load forecasting*) del cluster aggregato delle utenze residenziali.

### 6.6.1 Metodologia: sviluppo del modello a rete neurale

Una rete neurale artificiale è un modello computazionale ispirato alla struttura del cervello umano. Essa non apprende regole esplicite e interpretabili come un albero decisionale, ma modella le relazioni tra input e output attraverso una rete di "neuroni" matematici interconnessi, organizzati in strati (*layers*). Ogni neurone riceve segnali dagli strati precedenti, li elabora attraverso una somma pesata e una funzione di attivazione non lineare, e trasmette il risultato allo strato successivo. È proprio questa struttura a strati e non lineare che conferisce alla rete la capacità di approssimare funzioni arbitrariamente complesse.

Il processo di sviluppo del modello predittivo ha seguito i passi fondamentali della pipeline di machine learning, dall'ingegnerizzazione delle features alla valutazione finale.

**Feature engineering.** La performance di un modello predittivo dipende criticamente dalla qualità e dalla rappresentatività delle sue variabili di input (*features*). Per questo modello, le features sono state attentamente selezionate e ingegnerizzate per fornire alla rete tutte le informazioni necessarie a comprendere i pattern temporali e le dipendenze esterne del consumo energetico.

- variabili temporali cicliche: le informazioni temporali come il mese, il giorno della settimana e l'ora del giorno sono intrinsecamente cicliche (dopo l'ora 23 viene l'ora 0, dopo Dicembre viene Gennaio). Un semplice encoding numerico (es. 'Ora = 23') non è in grado di trasmettere questa vicinanza al modello. Per superare questo limite, queste variabili sono state trasformate usando le funzioni seno e coseno, una tecnica standard per migliorare l'apprendimento dei pattern periodici [25]. Ad esempio, per l'ora del giorno  $h$ , sono state create due features:

$$h_{\sin} = \sin\left(\frac{2\pi h}{23}\right) \quad \text{e} \quad h_{\cos} = \cos\left(\frac{2\pi h}{23}\right) \quad (6.2)$$

Questa trasformazione mappa ogni ora su un punto univoco di una circonferenza, preservando la continuità ciclica (l'ora 23 e l'ora 0 diventano punti adiacenti) e fornendo al modello un'informazione più ricca e non ambigua sulla periodicità giornaliera. Lo stesso approccio è stato applicato per il mese dell'anno e il giorno della settimana;

- variabile esogena (climatica): è stata inclusa una variabile rappresentativa della temperatura esterna oraria. Questa *feature* è fondamentale, poiché il consumo energetico degli edifici residenziali è fortemente correlato alle condizioni climatiche esterne [26], principalmente per il carico legato alla climatizzazione (riscaldamento in inverno, raffrescamento in estate). L'inclusione di questa

variabile permette al modello di distinguere tra giorni con profili simili ma consumi diversi a causa di temperature differenti.

Tutte le variabili di input, così come la variabile di output (il consumo energetico ‘ $E_{norm}$ ’), sono state sottoposte a un processo di normalizzazione. Questa scalatura, applicata con accorgimenti specifici per evitare il *data leakage* (come dettagliato nella sezione successiva), è un requisito quasi obbligatorio per l’addestramento delle reti neurali, poiché garantisce che tutte le *features* contribuiscano in modo equo al processo di apprendimento, migliorando la stabilità e la velocità di convergenza dell’algoritmo di ottimizzazione.

**Architettura della rete e addestramento.** È stato implementato un regressore Multi-Layer Perceptron (MLP), una delle architetture di rete neurale più diffuse. La rete è stata addestrata utilizzando l’algoritmo di ottimizzazione ‘Adam’ e la funzione di attivazione ‘ReLU’, una combinazione che ha dimostrato grande efficacia in un’ampia gamma di problemi di regressione [25].

Dal punto di vista matematico, in una rete MLP, il segnale si propaga in avanti (*forward propagation*). Il valore in ingresso al  $j$ -esimo neurone del livello  $l$ , indicato con  $z_j^{(l)}$ , è calcolato come combinazione lineare delle attivazioni dei neuroni del livello precedente  $l - 1$ , pesate per i rispettivi coefficienti sinaptici (*weights*), a cui viene sommato un termine di polarizzazione (*bias*):

$$z_j^{(l)} = \sum_{i=1}^{n_{l-1}} w_{ji}^{(l)} a_i^{(l-1)} + b_j^{(l)}$$

dove  $w_{ji}^{(l)}$  rappresenta il peso della connessione tra l’unità  $i$  e l’unità  $j$ ,  $a_i^{(l-1)}$  è il valore in uscita dal neurone del livello precedente e  $b_j^{(l)}$  è il bias, fondamentale per traslare la funzione di attivazione e aumentare la flessibilità del modello. L’uscita effettiva del neurone  $a_j^{(l)}$  si ottiene applicando a  $z_j^{(l)}$  una funzione di attivazione non lineare.

La definizione dell’architettura (il numero di strati e di neuroni) è un passaggio critico che bilancia la capacità del modello di apprendere (complessità) con il rischio di overfitting. L’architettura finale, definita dopo una fase preliminare di tuning, è composta da:

- **Input Layer:** costituito da 7 neuroni, corrispondenti esattamente alle 7 *features* in ingresso fornite al modello (le 6 componenti temporali cicliche e la variabile climatica esterna).
- **Hidden Layers:** tre strati nascosti, rispettivamente da 256, 128 e 64 neuroni. Questa struttura "profonda" e a imbuto permette alla rete di apprendere feature gerarchiche: i primi strati imparano pattern semplici e di basso livello, mentre

gli strati successivi li combinano per rappresentare concetti più complessi e astratti.

- **Output Layer:** un singolo neurone che restituisce la previsione del valore continuo (il consumo energetico  $E_{norm}$ ).
- Funzione di attivazione 'ReLU' (Rectified Linear Unit): una funzione non lineare standard definita matematicamente come:

$$f(z) = \max(0, z)$$

Grazie alla sua semplicità computazionale (restituisce l'input stesso se positivo, zero altrimenti) e alla sua capacità di mitigare il problema del "gradiente evanescente", ha dimostrato eccellenti performance e stabilità nell'addestramento di reti profonde.

- Solutore 'Adam': un algoritmo di ottimizzazione stocastica che adatta il tasso di apprendimento (*learning rate*) per ogni parametro della rete. Durante la fase di *backpropagation*, l'algoritmo aggiorna iterativamente le matrici dei pesi  $\mathbf{W}$  e i vettori dei bias  $\mathbf{b}$  al fine di minimizzare la funzione di perdita (*loss function*), garantendo una convergenza rapida ed efficiente.

Il processo di addestramento è stato eseguito per un massimo di 400 *epoche* (passaggi completi sul dataset di training). Per prevenire l'overfitting, è stato attivato un meccanismo di *early stopping*: l'addestramento si interrompe automaticamente se le performance calcolate su un set di validazione interno non migliorano per un certo numero di epoche consecutive. Questo approccio garantisce che il modello si fermi non appena inizia a memorizzare il rumore specifico dei dati di training, massimizzando così la sua capacità di generalizzazione su dati futuri.

**Suddivisione del dataset: training e testing.** Per valutare in modo robusto e imparziale le capacità di generalizzazione del modello (ovvero la sua performance su dati mai visti prima), il dataset di 8760 ore è stato suddiviso in due set indipendenti:

- training set (70% dei dati): utilizzato per l'addestramento della rete, ovvero per l'ottimizzazione dei pesi sinaptici;
- testing set (30% dei dati): mantenuto completamente separato durante l'addestramento e usato solo alla fine per la valutazione finale delle performance.

È stata scelta una suddivisione casuale (*random split*) invece di una sequenziale (es. i primi 8 mesi per training e gli ultimi 4 per test). Questa scelta metodologica è fondamentale per evitare bias stagionali: una suddivisione cronologica potrebbe portare il modello ad addestrarsi solo sui dati invernali e primaverili per poi essere

testato solo su quelli estivi, fornendo una valutazione inaffidabile. La suddivisione casuale, al contrario, garantisce che entrambi i set contengano una rappresentazione statisticamente equilibrata di tutte le stagioni, dei giorni feriali e festivi. In questo modo, il modello è forzato ad apprendere le dinamiche di un intero anno solare, e la sua performance in fase di test diventa una stima molto più affidabile della sua reale capacità di prevedere il consumo in qualsiasi periodo dell'anno.

Un aspetto metodologico cruciale applicato in questa fase ha riguardato la prevenzione del cosiddetto *data leakage* (fuga di dati o contaminazione). La normalizzazione delle variabili, menzionata nel paragrafo relativo all'ingegnerizzazione delle *features*, è stata eseguita rigorosamente *dopo* la suddivisione del dataset. I parametri di scalatura, in particolare i valori massimi utilizzati per ricondurre i dati nel range  $[0, 1]$ , sono stati calcolati esclusivamente sui campioni appartenenti al *training set*. Questi stessi parametri sono stati poi applicati a cascata per trasformare sia il *training set* sia il *testing set*. Se l'intero dataset fosse stato normalizzato prima dello split, l'algoritmo avrebbe indirettamente incorporato informazioni future (come i picchi di consumo del set di test), invalidando l'assunto di indipendenza dei dati e restituendo metriche di valutazione artificialmente ottimistiche.

**Sintesi dei parametri del modello.** In Tabella 6.6 vengono riepilogati i parametri definiti nello script di implementazione, includendo le specifiche dell'algoritmo e le tecniche di pulizia dei dati.

**Tabella 6.6:** Parametri tecnici e configurazione della pipeline MLP.

Categoria	Configurazione / Valore
<b>Modello</b>	MLPRegressor (Scikit-learn)
<b>Architettura Rete</b>	7 (Input) - 256 - 128 - 64 (Hidden) - 1 (Output)
<b>Attivazione</b>	ReLU
<b>Ottimizzatore</b>	Adam
<b>Data Cleaning</b>	Interpolazione lineare degli zeri (Missing values)
<b>Scaling</b>	Max Scaling (Range $[0, 1]$ )
<b>Input Features</b>	6 Cicliche (Sin/Cos) + 1 Esogena (Temperatura)
<b>Addestramento</b>	Max 400 Epoche con Early Stopping
<b>Validation</b>	10% del Training set (internal validation)
<b>Data Split</b>	70% Training, 30% Test ( $N_{seed} = 42$ )

## 6.6.2 Risultati e valutazione delle performance

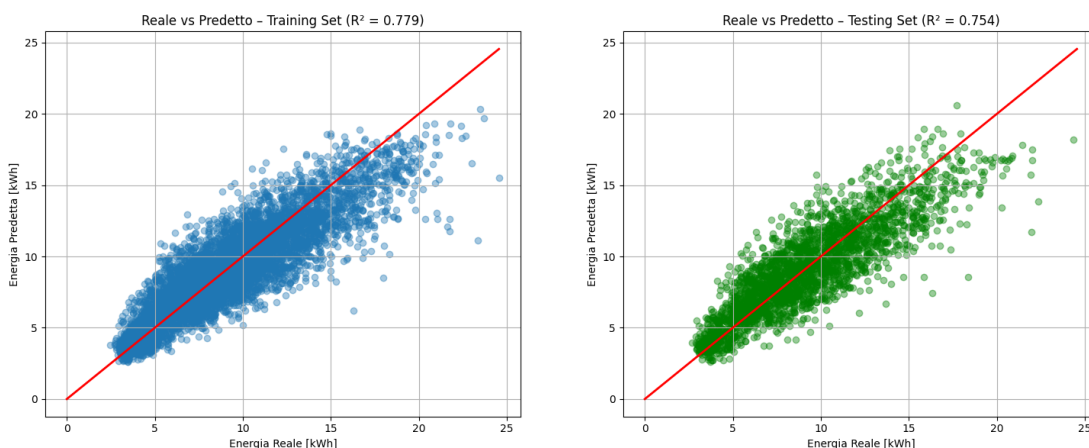
Dopo l'addestramento, le performance del modello sono state valutate sia sul training set (per verificare la bontà dell'apprendimento) sia sul testing set (per misurarne la capacità di generalizzazione su dati mai visti). La Tabella 6.7 riassume i principali indicatori di regressione calcolati.

**Tabella 6.7:** Metriche di performance del modello a Rete Neurale (MLP).

Metrica	Training Set	Testing Set
Mean Squared Error (MSE)	0.00524	0.00571
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	15.51%	16.55%
Coefficiente di Determinazione ( $R^2$ )	0.779	0.754

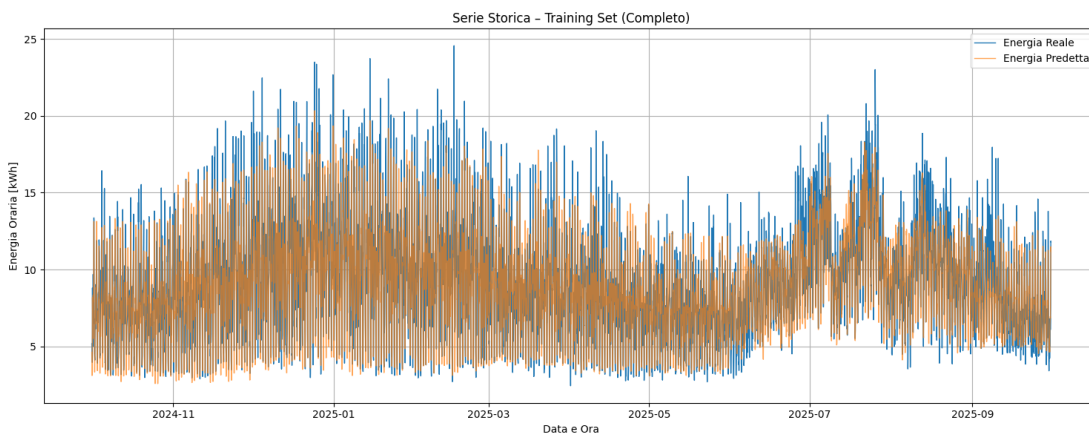
I risultati quantitativi confermano la validità dell'approccio. Il coefficiente di determinazione  $R^2$ , che misura la porzione di varianza dei dati reali spiegata dal modello, si attesta a 0.779 sul training set e 0.754 sul testing set. Un valore di  $R^2$  superiore a 0.75 è ragguardevole per un problema caratterizzato da un'elevata volatilità intrinseca come la previsione energetica oraria. Inoltre, la marcata vicinanza tra le performance di training e quelle di testing certifica che la rete ha evitato il fenomeno dell'overfitting, a dimostrazione dell'efficacia del meccanismo di *early stopping*.

Prima di procedere all'analisi grafica, è opportuno precisare una scelta metodologica riguardante la scala dei dati. Sebbene l'addestramento della rete e il calcolo dell'errore quadratico (MSE riportato in Tabella 6.7) siano stati eseguiti su valori normalizzati nel range  $[0, 1]$  per garantire la stabilità numerica e la convergenza dell'algoritmo di ottimizzazione, i risultati predittivi sono stati successivamente sottoposti a un processo di *denormalizzazione* (*inverse scaling*). Riportare i valori alla loro scala fisica originaria è un passaggio cruciale: esso permette di visualizzare e interpretare le performance del modello direttamente in termini di energia oraria [kWh], offrendo un riscontro pratico e immediato sulle reali entità in gioco. La Figura 6.9 visualizza graficamente questa correlazione sui dati denormalizzati, ponendo a confronto i valori predetti con quelli reali. I punti si distribuiscono in una nuvola coesa attorno alla bisettrice ideale (la linea rossa di perfetta aderenza), confermando visivamente la robustezza predittiva del modello su tutto il range di carico elettrico.

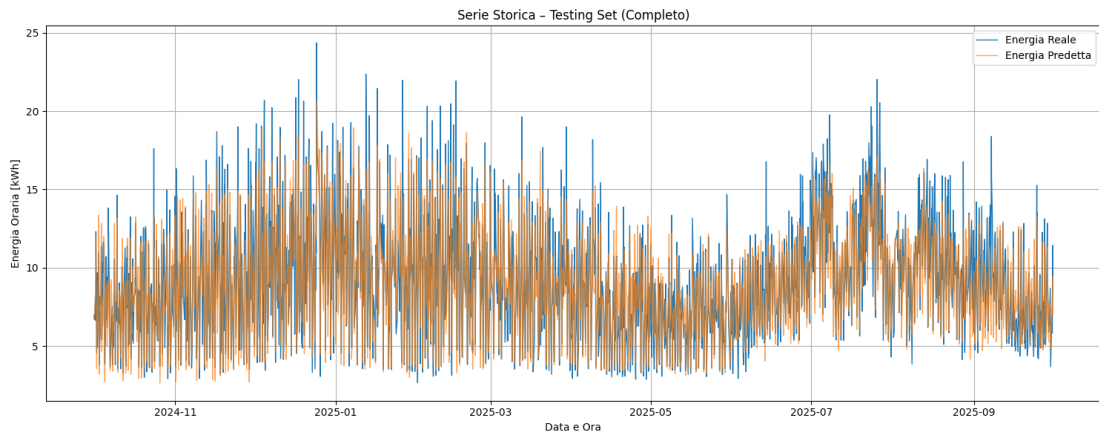


**Figura 6.9:** Confronto tra valori reali e predetti dal modello ANN sul training set (a sinistra) e sul testing set (a destra).

Le Figure 6.10 e 6.11 offrono una prospettiva temporale, sovrapponendo la serie storica reale (in blu) a quella predetta dalla rete (in arancione). A livello macroscopico, il modello dimostra di aver assimilato perfettamente le macrodinamiche stagionali — ricalcando fedelmente i picchi di consumo invernali ed estivi e i fisiologici cali nelle stagioni intermedie — nonché la ciclicità strutturale dei giorni feriali e festivi.

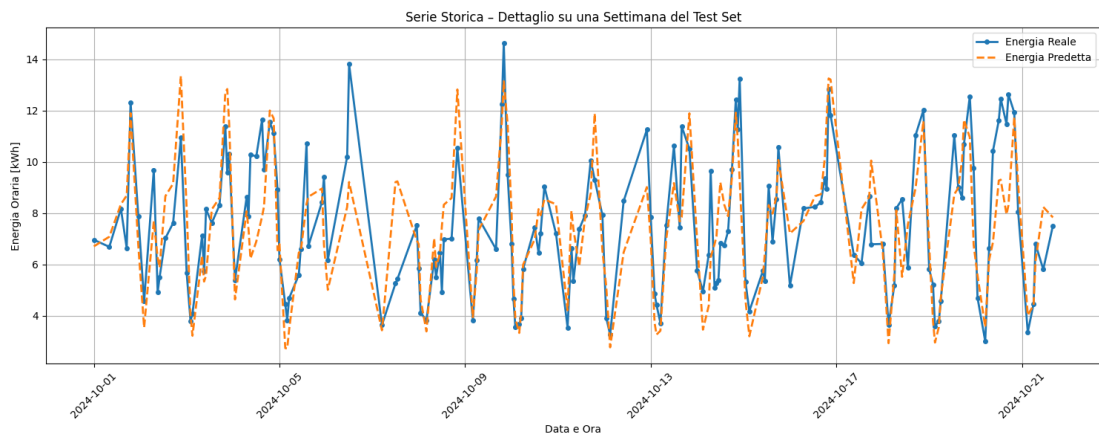


**Figura 6.10:** Confronto tra la serie storica reale e predetta sull'intero training set.



**Figura 6.11:** Confronto tra la serie storica reale e predetta sull'intero testing set.

Un'analisi più granulare, focalizzata su un periodo campione di una settimana (Figura 6.12), rivela la capacità del modello di seguire dinamicamente le repentine rampe di salita mattutine e le valli notturne del profilo giornaliero. Si osserva tuttavia una lieve ma strutturale tendenza della rete a smussare i picchi più estremi. Questo comportamento, noto come regressione verso la media (*smoothing effect*), è una caratteristica tipica dei modelli addestrati per minimizzare l'errore quadratico medio (MSE), i quali tendono a penalizzare fortemente gli *outlier* producendo stime leggermente più conservative nei momenti di massima varianza. Nonostante questa peculiarità, la coerenza morfologica generale tra l'andamento reale e quello predetto risulta estremamente elevata.



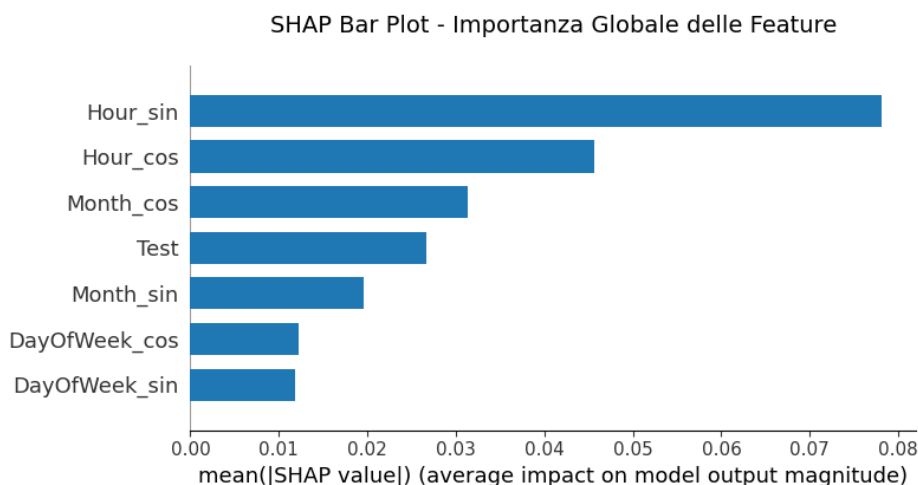
**Figura 6.12:** Dettaglio ad alta risoluzione della performance predittiva su una settimana del testing set.

### 6.6.3 Explainable AI: interpretazione del modello tramite Valori SHAP

Nonostante le Reti Neurali Artificiali offrano performance predittive di altissimo livello, la loro natura computazionale complessa e stratificata le rende dei tipici modelli *black-box* (scatole nere). A differenza degli alberi decisionali analizzati nella Sezione 6.5, in cui il percorso logico è esplicito e visibile, i pesi sinaptici di una rete MLP non offrono un'interpretazione umana diretta del perché sia stata presa una determinata decisione [27]. Per ovviare a questo problema e garantire la trasparenza del modello predittivo, è stata integrata un'analisi basata sull'approccio SHAP (*SHapley Additive exPlanations*), introdotto da Lundberg e Lee nel 2017 [28].

Fondato sulla teoria dei giochi cooperativi [29], il metodo SHAP calcola il contributo marginale di ciascuna variabile indipendente (le *feature*) rispetto alla predizione finale del modello. Questo permette di quantificare l'importanza globale delle variabili e di comprenderne l'impatto direzionale (positivo o negativo) sui consumi energetici, unificando le metriche di importanza classica con una solida base teorica.

L'importanza globale delle *feature* è riassunta nel grafico a barre in Figura 6.13, che riporta la media dei valori SHAP in modulo.



**Figura 6.13:** SHAP Bar Plot: importanza globale delle variabili nella Rete Neurale.

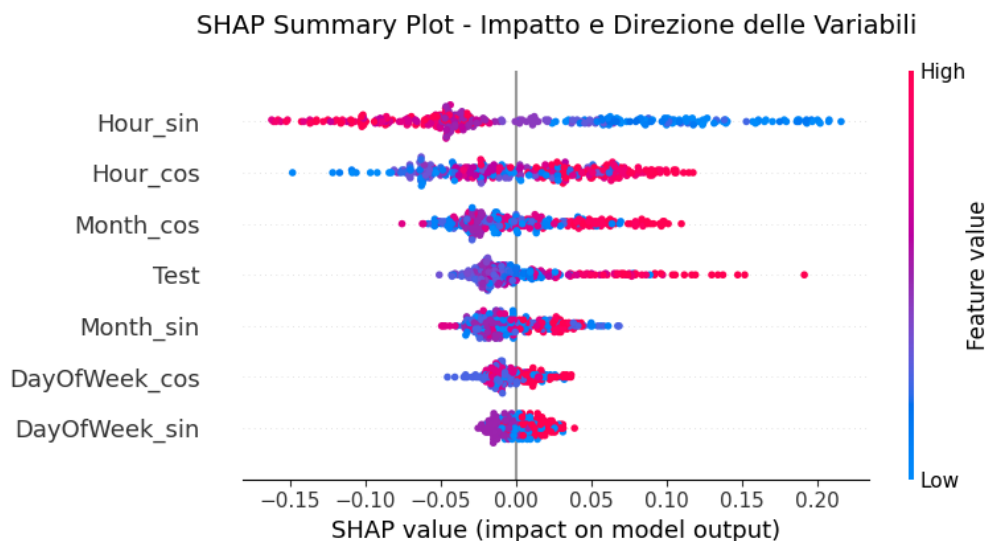
Il grafico evidenzia una gerarchia decisionale molto chiara:

- **Ciclicità giornaliera:** le componenti trigonometriche dell'ora (*Hour\_sin* e *Hour\_cos*) dominano in modo assoluto. Questo indica che il modello attribuisce

la massima priorità alla posizione temporale all'interno della giornata per modellare la complessa morfologia della curva di carico (rampe mattutine, picchi lavorativi, cali notturni).

- **Stagionalità e variabili esogene:** al secondo posto si collocano le componenti mensili (`Month_cos`) e la variabile climatica/ambientale (`Test`). La rete utilizza queste informazioni per operare una traslazione verticale del profilo orario di base, adattandolo al carico stagionale e alle dinamiche termiche giornaliere.
- **Ciclicità settimanale:** i giorni della settimana (`DayOfWeek`) presentano l'impatto marginale minore, fungendo da "correttori di fine tuning" per distinguere i consumi feriali da quelli festivi, confermando le macro-regole già individuate dal clustering.

Oltre all'importanza globale, il *Summary Plot* (Figura 6.14) offre una visione ad alta risoluzione della dinamica interna del modello. In questo grafico, ogni punto rappresenta una singola predizione del *testing set*. La posizione sull'asse orizzontale indica se la variabile ha aumentato (valori positivi) o diminuito (valori negativi) la previsione energetica, mentre il colore (dal blu al rosso) indica il valore numerico assunto dalla variabile stessa.



**Figura 6.14:** SHAP Summary Plot: distribuzione, impatto e direzione delle singole variabili.

L'analisi visiva della Figura 6.14 rivela il successo dell'apprendimento non lineare della Rete Neurale:

1. per la variabile continua **Test**, si osserva un gradiente cromatico netto: i punti rossi (valori alti) si concentrano esclusivamente nella semiasse positiva (a destra dello zero), comportando un innalzamento dei consumi predetti, mentre i punti blu (valori bassi) abbassano la curva. Questo dimostra che il modello ha astratto correttamente una proporzionalità diretta tra la forzante esterna e l'assorbimento elettrico (es. carichi di condizionamento);
2. per le variabili temporali cicliche (come **Hour\_sin** e **Hour\_cos**), i colori risultano distribuiti in modo discontinuo su entrambi i lati dell'asse neutro. Questa complessa sovrapposizione cromatica è la prova visiva della capacità dell'algoritmo MLP di gestire le non-linearità: un valore alto del seno dell'ora non corrisponde a un aumento o decremento lineare del consumo, ma si intreccia con il coseno per identificare specifici momenti di picco e di valle all'interno del dominio circolare delle 24 ore.

#### 6.6.4 Sintesi dei risultati e vantaggi della modellazione

L'implementazione dell'architettura Multi-Layer Perceptron (MLP) ha permesso di compiere il passo decisivo per il superamento delle intrinseche limitazioni dell'approccio statico basato sui "giorni tipo". Mentre il modello a regole (Decision Tree) si è dimostrato un eccellente strumento per la classificazione macroscopica e l'assegnazione di un profilo medio atteso, la Rete Neurale ha completato il quadro analitico spostando la risoluzione a livello orario, operando in un dominio continuo e dinamico.

Con un coefficiente di determinazione ( $R^2$ ) superiore allo 0.75 sul set di test e una spiccata capacità di inseguire le repentine fluttuazioni orarie del carico elettrico, l'algoritmo si configura a tutti gli effetti come un robusto strumento di *short-term load forecasting* (previsione del carico a breve termine). L'integrazione dell'Explainable AI, tramite il calcolo dei valori SHAP, ha inoltre annullato lo svantaggio tipico della "scatola nera": l'analisi ha dimostrato che le elevate performance predittive non derivano da un mero *overfitting* statistico, bensì da una reale e profonda astrazione delle leggi fisiche, meteorologiche e temporali che governano l'andamento del carico di potenza.

La sinergia tra l'esplorazione non supervisionata, la classificazione interpretabile e la regressione non lineare profonda ha fornito un framework metodologico completo, in grado di trasformare un grezzo database di consumi storici in un patrimonio informativo attivamente sfruttabile.

## Capitolo 7

# Valutazione della robustezza dell'EMS: dal design all'operatività reale

L'analisi comparativa condotta nel Capitolo 5 ha permesso di definire gli scenari di *design* ottimali per la Comunità Energetica, dimensionando l'infrastruttura di generazione e il sistema di accumulo (BESS) al fine di massimizzare i ricavi teorici. In quella fase di progettazione, conformemente alla prassi accademica per il pre-dimensionamento tecnologico, si è adottata un'assunzione forte: considerare i profili di generazione e di carico futuri come variabili deterministiche, note a priori con assoluta certezza.

Parallelamente, lo sviluppo dei modelli di Machine Learning e Deep Learning ha dimostrato come sia possibile fornire previsioni del carico estremamente accurate, estraendo pattern complessi dai dati storici e trasformandoli in un patrimonio informativo attivamente sfruttabile per la comunità.

Tuttavia, giunti a questo livello di definizione progettuale, sorge spontaneo un interrogativo critico fondamentale: cosa accade nella pratica quando l'ottimo teorico di *design* si scontra con l'operatività reale guidata da un modello predittivo?

Nella realtà operativa, infatti, il Sistema di Gestione dell'Energia (EMS - *Energy Management System*) non dispone della serie storica futura. L'algoritmo di controllo è costretto a prendere decisioni vincolanti e irreversibili nel presente (ad esempio, se comandare la carica o la scarica della batteria in una determinata ora) basandosi esclusivamente su previsioni che, per quanto sofisticate ed elaborate tramite Reti Neurali, portano con sé un inevitabile margine di errore stocastico. È proprio in questo punto di attrito tra la "teoria dell'ottimizzazione ottima" e la "pratica previsionale incerta" che si annidano le maggiori insidie ingegneristiche ed economiche.

Per valutare in modo rigoroso la reale fattibilità della CER e la robustezza del *design* proposto, è indispensabile quantificare l'impatto di tali incertezze previsionali sulle performance del sistema di accumulo. A tale scopo, è stata definita una metodologia di simulazione comparativa avanzata, strutturata per analizzare matematicamente ed economicamente lo scostamento tra un limite operativo ideale (*Perfect Foresight*) e un'operatività reale guidata dall'algoritmo di intelligenza artificiale (*Forecast-based Operation*).

L'analisi si articola in tre step metodologici sequenziali. Di seguito vengono descritte le varie fasi operative, volte a definire lo scenario pianificato e il limite teorico massimo di riferimento.

## 7.1 Metodologia di simulazione e scenari operativi

### 7.1.1 Step 1: pianificazione basata sulle previsioni (*Forecast-based Planning*)

Il primo passo della simulazione riproduce il funzionamento logico di un EMS in condizioni reali di pianificazione *Day-Ahead* o *Year-Ahead*. Il sistema opera "alla cieca" rispetto al futuro, dovendo basare la propria strategia di dispacciamento unicamente sui dati stimati dai modelli predittivi.

Per ricostruire fedelmente questo scenario, il carico aggregato della CER è stato ricostruito tramite un approccio ibrido:

- i profili di consumo della Pubblica Amministrazione, dell'Illuminazione Pubblica e del settore Industriale sono stati assunti come noti e corrispondenti al vero, simulando la presenza di *smart meter* in grado di fornire letture esatte e stabili;
- il profilo di consumo del macro-settore Residenziale è stato interamente sostituito con la stima oraria prodotta dalla Rete Neurale (ANN) e successivamente scalato matematicamente per rappresentare l'intero bacino di utenza.

Fornendo questo "scenario stimato" in input all'algoritmo di ottimizzazione MILP, è stata calcolata la strategia ottima di gestione dell'accumulo. Il risolutore, trattando le stime della Rete Neurale come se fossero dati certi e inconfutabili, ha generato un piano rigido e vincolante di potenze di carica e scarica oraria per l'intero anno. In questo scenario di pianificazione, l'algoritmo stima di poter raggiungere un **Ricavo Teorico Atteso pari a € 327.888**. Questo valore rappresenta l'aspettativa economica "ottimistica" del sistema, basata esclusivamente sulle previsioni fornite dall'intelligenza artificiale.

### 7.1.2 Step 2: il limite ideale (Perfect Foresight)

Per poter valutare criticamente la bontà del piano generato allo Step 1 e quantificare le future perdite, è prima necessario stabilire un *benchmark* di riferimento assoluto. Questo è rappresentato dal paradigma del *Perfect Foresight* (previsione perfetta), come visto nel 5.4.

In questa seconda fase, l'algoritmo MILP è stato rieseguito fornendo in input l'intera serie storica dei consumi *reali* e misurati di tutte le utenze, inclusa l'esatta evoluzione oraria del comparto residenziale. Avendo a disposizione in anticipo e con precisione i reali picchi di domanda e i cali fisiologici, il MILP ha potuto ottimizzare l'uso della batteria in modo infallibile, massimizzando l'energia condivisa senza commettere alcun errore di tempistica.

Questa simulazione ideale ha restituito un **Ricavo Totale Annuo Ottimo pari a € 328.614** . Da un punto di vista analitico, risulta di estremo interesse notare come questo limite fisico sia molto simile all'aspettativa calcolata allo Step 1.

Tale convergenza (con uno scarto pari ad appena lo 0,2%) rappresenta un primo indicatore fondamentale della qualità del modello di *Machine Learning*: dimostra preliminarmente l'elevata accuratezza volumetrica della Rete Neurale. L'algoritmo predittivo è riuscito a stimare correttamente il bilancio energetico complessivo della comunità, senza introdurre sovrastime o sottostime sistematiche (*bias*).

### 7.1.3 Step 3: simulazione operativa e test di robustezza

Il terzo e ultimo step rappresenta il vero banco di prova ingegneristico dell'intero sistema. La strategia rigida e vincolante calcolata allo Step 1 è stata imposta "alla cieca" (in logica *Open-Loop*) al sistema fisico reale.

In questo scenario di simulazione operativa, per ciascuna delle 8760 ore dell'anno, il simulatore ha calcolato l'energia effettivamente condivisa incrociando l'azione forzata della batteria (guidata dal piano previsionale) con il consumo *reale* e istantaneo dell'utenza. Dal punto di vista fisico ed economico, il vincolo cruciale è il seguente: qualora il piano operativo ordini una profonda scarica della batteria, ma il carico reale istantaneo della CER risulti inferiore alle attese predette, l'energia in eccesso non trova un corrispettivo consumo locale per poter essere condivisa. Di conseguenza, essa viene forzatamente immessa nella rete di distribuzione nazionale, perdendo totalmente il diritto all'incentivo dedicato all'autoconsumo diffuso (CACER) e venendo valorizzata unicamente al con il Ritiro Dedicato. I risultati puntuali sono descritti nella seguente sezione.

## 7.2 Analisi dei risultati e robustezza del sistema

I risultati economici del test di robustezza sono riepilogati in Tabella 7.1.

**Tabella 7.1:** Risultati del test di robustezza: impatto dell'errore di previsione sui ricavi.

Scenario Operativo	Ricavo Totale Annuo
1. Ottimo Teorico ( <i>Perfect Foresight</i> )	€ 328.614,13
2. Ricavo Reale ( <i>Open-Loop con ANN</i> )	€ 327.058,63
<b>Perdita Economica (Valore Assoluto)</b>	<b>€ 1.555,50</b>
<b>Perdita Economica (Valore Percentuale)</b>	<b>0,47 %</b>

Il dato emerso è di straordinaria rilevanza: la perdita economica dovuta all'errore di previsione è pari allo **0,47%**. Questo risultato dimostra l'eccezionale robustezza del modello proposto. Nonostante la Rete Neurale presenti i fisiologici scostamenti tipici dei modelli stocastici, l'architettura dell'EMS è in grado di assorbire tali incertezze senza compromettere la redditività della CER.

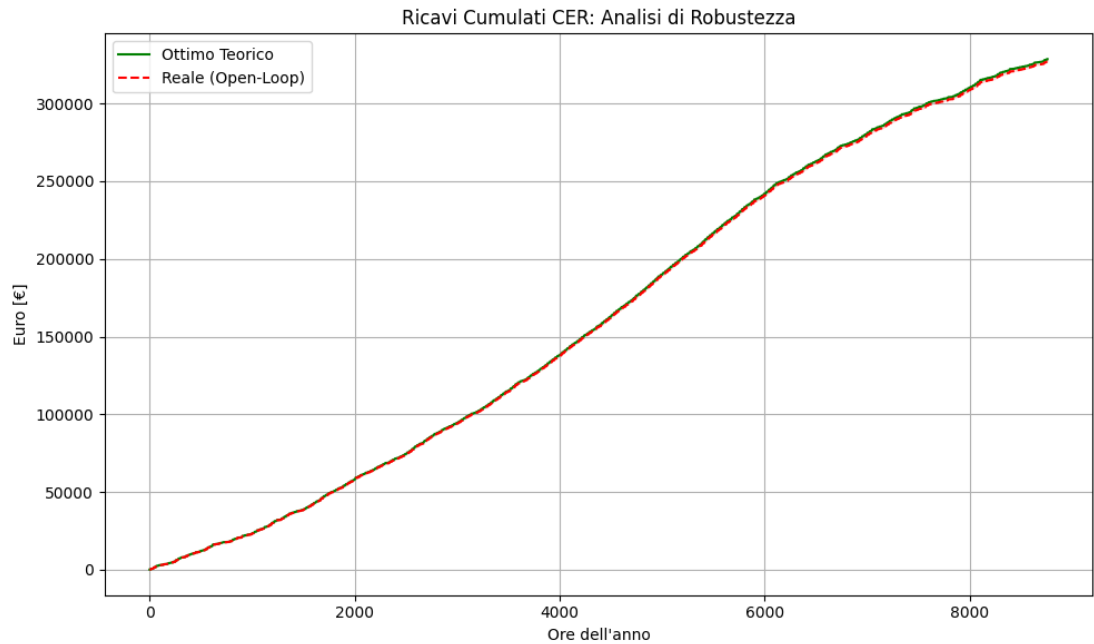
L'andamento dei ricavi cumulati è illustrato in Figura 7.1. Come si può osservare dal "grafico a forbice", le due curve sono pressoché sovrapposte per l'intero arco dell'anno. La minima divergenza che si accumula non inficia la validità del piano operativo, confermando che una gestione *Open-Loop* è sufficiente a garantire il successo economico del progetto se supportata da un algoritmo di *forecasting* accurato.

Per un'analisi di dettaglio, in Figura 7.2 viene riportato l'andamento dell'energia condivisa durante la settimana più critica (Agosto). Anche nei momenti di massima volatilità del carico residenziale, il piano operativo (linea rossa) segue con estrema precisione l'ottimo teorico (linea verde), dimostrando una perfetta sincronizzazione temporale tra domanda reale e gestione dell'accumulo.

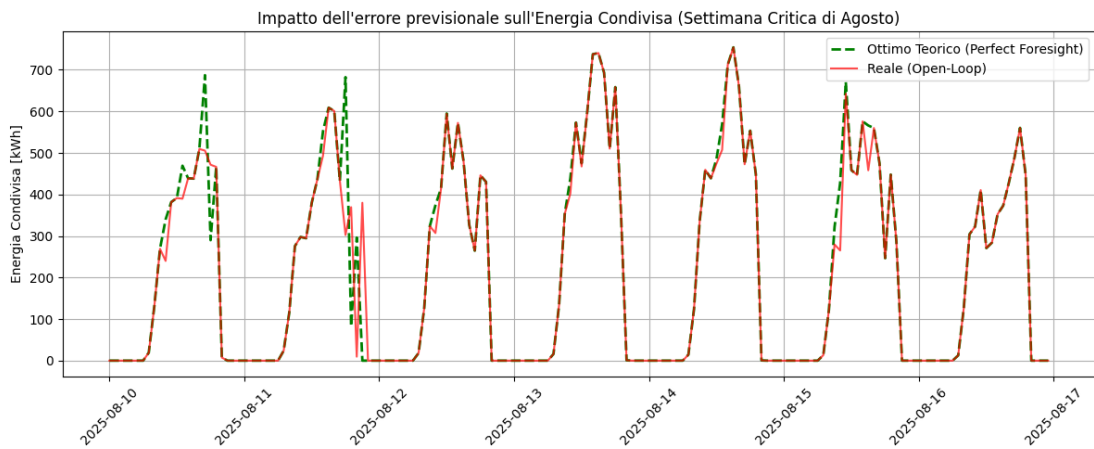
In conclusione, lo scostamento inferiore allo 0,5% valida l'intero framework metodologico: dalla qualità delle previsioni della Rete Neurale alla capacità di ottimizzazione del modello MILP.

## 7.3 Analisi Critica dei Risultati e Discussione sulla Robustezza

L'eccezionale precisione riscontrata nel test di robustezza rappresenta un risultato di estremo rilievo. Tuttavia, una corretta interpretazione ingegneristica impone di



**Figura 7.1:** Confronto tra ricavi cumulati teorici e reali: l'area di perdita è quasi impercettibile, a conferma della validità della strategia predittiva.



**Figura 7.2:** Dettaglio della settimana critica: sincronizzazione tra energia condivisa teorica e reale.

analizzare criticamente i fattori abilitanti che hanno permesso tale performance e le potenziali divergenze attese in un'implementazione reale.

### 7.3.1 Perché i risultati sono ottimali: i pilastri della stabilità

Il successo del modello predittivo e della strategia *Open-Loop* è riconducibile a tre fattori sistemici:

- **Sincronizzazione di Fase della Rete Neurale:** la penalizzazione economica nelle CER è dettata principalmente dal "timing mismatch" (errore di fase). Il fatto che la perdita sia inferiore all'1% dimostra che l'architettura MLP sviluppata è stata in grado di catturare con estrema precisione l'insorgenza temporale dei picchi di carico. Se la batteria riceve il comando di scarica esattamente quando il carico reale si manifesta, l'efficienza del sistema rimane prossima all'ottimo teorico.
- **Effetto di Aggregazione del Carico (Load Aggregation):** operando su una comunità energetica e non su un singolo utente, si beneficia della legge dei grandi numeri. Le fluttuazioni stocastiche e i comportamenti erratici dei singoli membri tendono a compensarsi a vicenda nel profilo aggregato. Questo fenomeno "smussa" le incertezze, rendendo il carico comunitario intrinsecamente più prevedibile e meno sensibile agli errori del modello rispetto a un'utenza singola.
- **Inerzia del Sistema di Accumulo:** il BESS agisce come un filtro passa-basso sulle incertezze. Grazie alla sua capacità, il sistema possiede una certa tolleranza agli errori di previsione volumetrici, a patto che la strategia di gestione riesca a mantenere il corretto Stato di Carica (SoC) nei momenti di picco fotovoltaico o di domanda.

### 7.3.2 L'impatto dello scaling e i limiti della simulazione

Un elemento metodologico che influisce sulla pulizia del risultato riguarda la generazione dei dati. Il profilo residenziale è stato ottenuto addestrando la rete su un campione ridotto e successivamente scalando i risultati per l'intero bacino d'utenza.

- **Coerenza artificiale:** il processo di *scaling* tende a replicare la stessa dinamica temporale su vasta scala, creando un profilo aggregato forse "troppo coerente" rispetto alla realtà. In una CER reale, la diversificazione dei carichi è più caotica e meno uniforme, il che potrebbe aumentare leggermente l'incertezza e portare lo scostamento verso valori stimabili tra il 2% e il 5%.
- **Assunzioni tecniche:** il simulatore opera in condizioni di linearità, non considerando la degradazione termica delle celle, le perdite di conversione

variabili o, soprattutto, la *latenza delle comunicazioni*. Nella realtà, il ritardo tra la lettura dello *smart meter* e l'attuazione dell'inverter introduce micro-disallineamenti che qui sono stati trascurati.

### 7.3.3 Conclusioni sulla validità del modello

In conclusione, lo scostamento dello 0,47% valida inequivocabilmente l'architettura proposta. Sebbene nel mondo reale fattori come la latenza di rete e la diversità comportamentale non scalata possano erodere parte di questo margine, il test conferma che la sinergia tra *Deep Learning* e ottimizzazione MILP è in grado di garantire una redditività estremamente vicina ai massimi teorici.

## Capitolo 8

# Conclusioni e sviluppi futuri

Il presente lavoro di tesi si è proposto di esplorare la fattibilità tecnico-economica di una Comunità Energetica Rinnovabile (CER), focalizzandosi su una specifica configurazione di grande rilevanza strategica per lo sviluppo dei territori: una CER promossa e istituita da un'entità pubblica, come un'Amministrazione Comunale. Il modello analizzato presuppone che sia la stessa CER a sostenere l'investimento per la realizzazione di un impianto fotovoltaico *stand-alone* da 1 MWp e di un sistema di accumulo (BESS). In questo quadro, l'obiettivo primario del soggetto CER è generare ricavi sufficienti a coprire i costi di investimento e di gestione, mentre l'obiettivo per i membri è ricevere un beneficio economico dalla redistribuzione degli incentivi.

La tesi ha superato un approccio statico per investigare l'elemento più critico per il successo del progetto: la gestione dinamica dell'energia. Attraverso la simulazione di scenari operativi eterogenei e l'applicazione di modelli di ottimizzazione avanzati, si è cercato di rispondere a domande fondamentali: qual è il reale valore aggiunto del sistema di accumulo? Quale strategia di controllo massimizza i benefici complessivi? E come possono le tecniche di intelligenza artificiale abilitare una gestione proattiva ed efficiente?

Questo capitolo finale intende tirare le somme del percorso di ricerca, sintetizzando i risultati chiave emersi, fornendo una risposta puntuale agli obiettivi prefissati e discutendo i limiti dello studio, per poi delineare le promettenti prospettive di sviluppo futuro.

### 8.1 Sintesi dei risultati chiave

L'analisi comparativa dei diversi scenari operativi ha prodotto una serie di risultati significativi, che offrono una visione chiara delle dinamiche economiche di una CER a impianto centralizzato.

**Lo scenario senza accumulo.** L'analisi dello scenario base (impianto da 1 MWp senza BESS) ha dimostrato che la CER può generare un ricavo annuo lordo di circa € 291.700. Questo flusso di cassa, a disposizione del soggetto CER, si dimostra molto robusto, garantendo un rientro dell'investimento (Payback Period) in soli 3,1 anni. Questo risultato è guidato dalla forte contemporaneità naturale tra la produzione fotovoltaica e i carichi diurni dell'industria e delle utenze residenziali. In questo modello, la quota di incentivi da distribuire ai membri è significativa, ma il sistema non è in grado di valorizzare i picchi di consumo serali.

**Il BESS per autoconsumo: più incentivi per i membri, ma un ritorno più lento per la CER.** L'introduzione di un BESS da 760 kWh gestito per massimizzare l'autoconsumo aumenta l'energia condivisa del 14%, portando il ricavo annuo lordo della CER a € 313.842. Questo si traduce in una maggiore quantità di incentivi da distribuire ai membri. Tuttavia, l'analisi finanziaria rivela che l'extraricavo generato non è sufficiente a compensare rapidamente l'importante costo di investimento della batteria. Di conseguenza, il Payback Period per la CER si allunga a 3,9 anni. Questo evidenzia un trade-off fondamentale: la massimizzazione del beneficio per i membri non sempre coincide con la strategia finanziaria più efficiente per il soggetto investitore (la CER).

**La strategia di arbitraggio: un modello non adatto a questo contesto.** Lo scenario basato sull'arbitraggio, che utilizza la batteria per speculare sui prezzi di mercato, si è rivelato il meno performante, con un ricavo totale di € 297.316. Sacrificando una quota importante di energia condivisa (e quindi di incentivi per i membri) in favore della vendita di energia, questa strategia si dimostra economicamente svantaggiosa. Il Payback Period, pari a 4,2 anni, è il più lungo tra tutti gli scenari, confermando che la valorizzazione tramite incentivi è, in questo contesto normativo, più redditizia della pura speculazione sui prezzi.

**L'ottimizzazione MILP: la sintesi strategica superiore per la CER.** Il modello di Ottimizzazione Lineare a Numeri Misti ha fornito il risultato più importante. Trovando la strategia di dispacciamento ottimale ora per ora, l'algoritmo ha identificato la soluzione che massimizza il ricavo lordo totale per la CER, portandolo a € 328.614 all'anno. L'analisi delle heatmap operative ha rivelato la natura "intelligente" di questa strategia: un ibrido che bilancia la massimizzazione dell'energia condivisa (per aumentare gli incentivi distribuibili) con la vendita di energia nei momenti a più alto prezzo (per aumentare i ricavi propri della CER). Con un Payback Period di 3,7 anni, questo scenario, sebbene più lento del caso base senza accumulo, rappresenta il miglior compromesso tra redditività per la CER e massimizzazione dei benefici totali generati.

**Il Machine Learning come tassello abilitante.** L'analisi condotta con tecniche di *Machine Learning* ha dimostrato la fattibilità concreta di modellare e prevedere la domanda energetica con elevata accuratezza. L'identificazione esplorativa di "giorni tipo" tramite clustering e la loro predizione attraverso alberi decisionali ha fornito una prima, fondamentale prova di concetto: le dinamiche macroscopiche sono prevedibili basandosi su variabili esogene. Il successivo sviluppo di un modello a Rete Neurale Artificiale (MLP) ha elevato questa capacità a un livello di risoluzione oraria continua ( $R^2 > 0.75$ ), mentre l'analisi di *Explainable AI* (SHAP) ha garantito la totale trasparenza e coerenza fisica delle logiche predittive apprese dall'algoritmo.

L'efficacia applicativa di tale approccio è stata validata empiricamente tramite il test di robustezza: l'eccezionale precisione della Rete Neurale nel prevedere l'insorgenza temporale dei picchi di carico (minimizzazione dell'errore di fase) ha permesso a una strategia di gestione *Open-Loop* di operare con uno scostamento economico inferiore allo 0,5% rispetto al limite teorico ideale (*Perfect Foresight*). Questi risultati colmano definitivamente il divario tra un'ottimizzazione matematica a posteriori su dati noti e una reale implementazione sul campo, dimostrando che disporre di un profilo predittivo altamente affidabile rappresenta il vero prerequisito tecnologico per la bancabilità e l'efficienza operativa del progetto.

## 8.2 Limiti dello studio e prospettive future

Per una corretta contestualizzazione ingegneristica, è doveroso evidenziare i limiti e le ipotesi fondanti di questo studio, i quali aprono al contempo a interessanti e necessari sviluppi futuri:

- **Specificità della configurazione:** l'analisi si concentra su un modello di CER con un unico impianto di produzione *stand-alone* di proprietà della comunità. I membri sono unicamente consumatori (*consumer*) e beneficiano della sola redistribuzione degli incentivi, senza risparmio diretto in bolletta (autoconsumo fisico). Questa scelta, adottata per focalizzare l'analisi sulla gestione centralizzata del BESS, rappresenta solo uno dei possibili modelli di CER.
- **Utenza passiva e carico rigido:** il modello attuale considera il profilo di carico degli utenti come un dato esogeno e inalterabile. Non sono state modellate dinamiche di interazione attiva dei consumatori con la rete o strategie di modulazione volontaria della domanda.
- **Effetto di scaling e idealità della simulazione:** come evidenziato nell'analisi critica, il profilo aggregato residenziale è stato ottenuto tramite *scaling* di un campione ridotto, il che potrebbe aver sottostimato la reale variabilità caotica di una comunità estesa. Tentativi preliminari di mitigare tale limite

tramite la generazione di dati sintetici con *Generative Adversarial Networks* (GANs) hanno evidenziato, a fronte della ridotta cardinalità del dataset, l'insorgere di fenomeni di *Mode Collapse*, confermando l'approccio di scaling lineare come il più stabile per le finalità dello studio. Inoltre, il simulatore ha operato in condizioni ideali, trascurando fattori fisici ineludibili nel mondo reale, quali la degradazione termica delle celle dell'accumulatore, le inefficienze variabili degli inverter e, soprattutto, la latenza di comunicazione telematica tra gli *smart meter* e il server centrale dell'EMS.

Questi limiti non inficiano la validità metodologica del framework proposto, bensì suggeriscono le direzioni per future evoluzioni tecnologiche e di ricerca. Le prospettive più promettenti includono:

1. **Implementazione del Model Predictive Control (MPC):** sebbene la strategia *Open-Loop* abbia mostrato performance eccellenti in sede di simulazione, l'integrazione di ottimizzazione e previsione in tempo reale tramite logiche *Closed-Loop* rappresenta l'evoluzione industriale necessaria. Un'architettura MPC ad orizzonte scorrevole permetterebbe all'EMS di compensare attivamente i disturbi non modellati (es. latenze di rete o derive comportamentali "out-of-distribution"), aggiornando il piano di carica/scarica sulla base del reale stato fisico della batteria e garantendo la massima resilienza economica anche in scenari ad alta volatilità.
2. **Flessibilità energetica e Demand Response:** per far fronte alle sfide della transizione energetica, il paradigma si sta spostando verso la gestione attiva della domanda. Future implementazioni dell'EMS potrebbero sfruttare la flessibilità intrinseca degli edifici tramite strategie di *Demand-Side Management* (DSM), quali *load shifting* o *peak clipping*. Questo trasformerebbe il settore edilizio in un'architettura interconnessa, abilitando i servizi di flessibilità promossi a livello europeo dallo *Smart Readiness Indicator* (SRI).
3. **Profilazione automatica di nuovi utenti (*Customer Classification*):** per supportare la scalabilità della comunità, algoritmi di classificazione simili a quelli qui implementati potrebbero profilare un nuovo potenziale membro disponendo unicamente dei suoi dati storici aggregati (es. bollette mensili). Il modello assegnerebbe l'utente a un *cluster* comportamentale noto, ricostruendone il profilo di carico atteso e integrandolo istantaneamente nell'EMS, facilitando l'espansione della CER senza costose campagne di misurazione.
4. **Manutenzione predittiva e rilevamento anomalie:** le reti neurali addestrate forniscono una *baseline* dinamica altamente affidabile del consumo atteso. Confrontando in tempo reale questa previsione con i consumi fisici misurati, l'EMS potrebbe identificare tempestivamente derive energetiche,

guasti impiantistici o furti di energia, abilitando logiche di diagnostica e manutenzione predittiva.

5. **Analisi di configurazioni distribuite (*Prosumers*):** la metodologia sviluppata può essere estesa all'analisi di CER composte da molteplici impianti di produzione distribuiti (es. fotovoltaico sui tetti dei singoli membri), trasformando gli utenti in *prosumer* attivi all'interno di *grid-interactive efficient buildings*.
6. **Ottimizzazione multi-obiettivo:** l'attuale modello MILP massimizza il solo profitto economico. Sviluppi futuri potrebbero includere frontiere di Pareto per esplorare i compromessi tra sostenibilità economica (ricavi), sostenibilità ambientale (minimizzazione della *carbon footprint*) e fornitura di servizi di dispacciamento per la stabilità della rete elettrica nazionale.

In conclusione, questo lavoro di tesi ha dimostrato la forte potenzialità tecnico-economica di una Comunità Energetica Rinnovabile, evidenziando in modo rigoroso come il suo successo non risieda nella mera installazione di hardware (pannelli e batterie), quanto nell'intelligenza software con cui tale infrastruttura viene gestita. L'integrazione di algoritmi di intelligenza artificiale per il *forecasting* e modelli di ottimizzazione matematica non è più un semplice esercizio accademico, ma si configura come lo strumento industriale indispensabile per trasformare una CER da un agglomerato di utenti passivi a un attore energetico flessibile, efficiente e profittevole.

# Bibliografia

- [1] International Energy Agency. *World Energy Outlook 2023*. Disponibile su <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>. 2023 (cit. a p. 1).
- [2] ARERA - Autorità di Regolazione per Energia Reti e Ambiente. *Delibera 27 dicembre 2022, 727/2022/R/eel*. Testo Integrato Autoconsumo Diffuso (TIAD). 2022 (cit. alle pp. 6, 11).
- [3] MASE - Ministero dell’Ambiente e della Sicurezza Energetica. *Decreto Ministeriale 7 dicembre 2023, n. 414*. Configurazioni di Autoconsumo per la Condivisione dell’Energia Rinnovabile (CACER). 2023 (cit. alle pp. 6, 10, 16).
- [4] GSE - Gestore dei Servizi Energetici. *DECRETO CACER e TIAD – Regole operative per l’accesso al servizio per l’autoconsumo diffuso e al contributo PNRR*. Versione del 16 luglio 2025. Regole per l’attuazione del Decreto CACER e del TIAD per la valorizzazione e l’incentivazione dell’energia elettrica condivisa. 2025 (cit. alle pp. 6–8, 16).
- [5] GSE - Gestore dei Servizi Energetici. *Ritiro Dedicato (RID)*. Servizio per la commercializzazione dell’energia elettrica prodotta e immessa in rete. La remunerazione è basata sui Prezzi Zonali Orari. Informazioni disponibili sul sito istituzionale del GSE. 2025 (cit. a p. 11).
- [6] Registro AEE. *Registro Nazionale dei produttori di Apparecchiature Elettriche ed Elettroniche*. Disponibile su <https://www.registroaee.it/>. 2025 (cit. a p. 31).
- [7] GME - Gestore dei Mercati Energetici. *Dati Statistici - Prezzi Zonali sul Mercato del Giorno Prima (MGP)*. Dati pubblici disponibili su <https://www.mercatoelettrico.org>. 2025 (cit. a p. 39).
- [8] Languang Lu, Xueshan Han, Jianhui Li, Jianfeng Hua e Minggao Ouyang. «A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles». In: *Journal of Power Sources* 226 (2013). Sebbene focalizzato sui veicoli elettrici, questo articolo di rassegna molto citato descrive in dettaglio

- le strategie fondamentali di gestione delle batterie, inclusi peak shaving e arbitraggio. (cit. a p. 40).
- [9] Alireza Soroudi. *Power System Optimization Modeling in GAMS*. Vol. 253. Springer International Series in Operations Research & Management Science. Springer, 2017 (cit. a p. 50).
- [10] Leland T. Blank e Anthony J. Tarquin. *Engineering Economy*. 8th. McGraw-Hill Education, 2017 (cit. a p. 58).
- [11] Capozzoli, Alfonso. *Energy saving strategies enabled by a BACS and TBM functionalities (ISO 52120)*. Materiale didattico del corso "Gestione energetica e automazione negli edifici", Politecnico di Torino. A.A. 2025/2026, BAEDA Lab. 2025 (cit. a p. 69).
- [12] OASIS. *MQTT Version 5.0*. <http://docs.oasis-open.org/mqtt/mqtt/v5.0/os/mqtt-v5.0-os.html>. Standard ufficiale del protocollo MQTT. 2019 (cit. a p. 70).
- [13] Capozzoli, Alfonso. *Data-driven approaches for building energy prediction*. Materiale didattico del corso "Gestione energetica e automazione negli edifici", Politecnico di Torino. A.A. 2025/2026, BAEDA Lab. 2025 (cit. a p. 71).
- [14] Han, Jiawei and Kamber, Micheline and Pei, Jian. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd. Morgan Kaufmann, 2011 (cit. a p. 72).
- [15] Alfonso Capozzoli, Tania Cerquitelli e Marco Savino Piscitelli. «Enhancing energy efficiency in buildings through innovative data analytics technologies». In: *Pervasive Computing: Next Generation Platforms for Intelligent Data Collection*. A cura di Ciprian Dobre e Fatos Xhafa. Elsevier, 2016 (cit. a p. 72).
- [16] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006 (cit. a p. 73).
- [17] Pang-Ning Tan, Michael Steinbach e Vipin Kumar. *Introduction to Data Mining*. Pearson Addison-Wesley, 2006 (cit. a p. 74).
- [18] G. Chicco, R. Napoli e F. Piglione. «Comparisons among clustering techniques for electricity customer classification». In: *IEEE Transactions on Power Systems* 21.2 (2006). Un lavoro di riferimento sull'applicazione di diverse tecniche di clustering per la classificazione dei clienti elettrici. (cit. a p. 74).
- [19] C. Deb, F. Zhang, J. Yang, S.E. Lee e K.W. Shah. «A review on time series forecasting techniques for building energy consumption». In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 74 (2017) (cit. a p. 74).
- [20] Peter J. Rousseeuw. «Silhouettes: a Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis». In: *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20 (1987) (cit. a p. 75).

- [21] David L Davies e Donald W Bouldin. «A cluster separation measure». In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 2 (1979), pp. 224–227 (cit. a p. 75).
- [22] Leo Breiman, Jerome H. Friedman, Richard A. Olshen e Charles J. Stone. *Classification and Regression Trees*. Wadsworth e Brooks, Cole, 1984 (cit. a p. 79).
- [23] T. Ahmad, H. Chen, J. Wang e Y. Guo. «A comprehensive overview on the data-driven and hybrid models for building energy forecasting». In: *Energy and Buildings* 228 (2020) (cit. a p. 88).
- [24] H. K. Alfares e M. Nazeeruddin. «Electric load forecasting: literature survey and classification of methods». In: *International Journal of Systems Science* 33.1 (2002). Una rassegna classica e molto citata sulle tecniche di previsione dei carichi a breve termine. (cit. a p. 88).
- [25] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio e Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016 (cit. alle pp. 89, 90).
- [26] Y. Sun, F. Haghghat e B. C. M. Fung. «A review of the-state-of-the-art in data-driven approaches for building energy prediction». In: *Energy & Buildings* 221 (2020) (cit. a p. 89).
- [27] Christoph Molnar. *Interpretable Machine Learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Independently published, 2020 (cit. a p. 96).
- [28] Scott M Lundberg e Su-In Lee. «A Unified Approach to Interpreting Model Predictions». In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 30. Curran Associates, Inc., 2017, pp. 4765–4774 (cit. a p. 96).
- [29] Lloyd S Shapley. «A value for n-person games». In: *Contributions to the Theory of Games (AM-28), Volume II*. Princeton University Press, 1953, pp. 307–318 (cit. a p. 96).