

Smart Home Energy Demand Prediction

Un'applicazione IoT per la previsione del consumo energetico

Autori: Mara Montinari , Giuseppe Ruberto

Corso: Internet of Things

Docente: Prof. Luigi Patrono

Tutor: Giuseppe Del Fiore



INTRODUZIONE

Contesto: Crescente bisogno di ottimizzazione energetica nelle abitazioni.

Problema: Come prevedere il consumo energetico giornaliero di una casa?

Obiettivo: Sviluppare un sistema basato su Machine Learning per stimare la domanda energetica e supportare decisioni consapevoli.



RELATED WORKS

Soluzioni simili:

- consultazione di paper all'interno della letteratura scientifica:
 - **Pokharel & Ghimire (2023)** – *Una casa a basso consumo in Belgio*
Evidenziano l'importanza di integrare dati esterni
 - **Hosamo & Mazzetto (2024)** – *Ottimizzazione funzionale dell'edificio*
Mostrano come i modelli a insiemi di alberi ottimizzano i consumi (ha guidato la scelta di XGBoost, CatBoost, Random Forest).
 - Eddaoudia et al. (2024), «**A Brief Review of Energy Consumption Forecasting Using Machine Learning Models**»
Review che conferma l'efficacia dei modelli ML per la previsione energetica (supporto teorico alle nostre scelte)

Analogie:

- Utilizzo di dataset storici;
- Integrazione di dataset esterni: Kaggle, Umass;
- Utilizzo di modelli predittivi (RandomForest, XGBoost, CatBoost)

Differenze:

- Integrazione con dati meteorologici (API Tomorrow.io)

ANALISI DEI REQUISITI

Requisiti Funzionali:

- ☐ Previsione del consumo giornaliero;
- ☐ Acquisizione dati in tempo reale e storici.
- ☐ Pulizia e trasformazione dei dati.
- ☐ Valutazione delle prestazioni dei modelli di M.L.
- ☐ Predizione del consumo energetico tramite un modello di M.L.
- ☐ Visualizzazione interattiva dei risultati.

ANALISI DEI REQUISITI

Requisiti Non Funzionali:

- ☐ Accuratezza del modello ($R^2 > 0.8$)
- ☐ Tempi di risposta rapidi per le previsioni
- ☐ Interfaccia utente semplice e intuitiva.

TECNOLOGIE

- ❑ **Framework:** Streamlit per la creazione dell'interfaccia utente.
- ❑ **Linguaggio di Programmazione:** Python
- ❑ **Librerie per Data Science:**
 - **pandas:** Per la manipolazione e l'analisi dei dati.
 - **numpy:** Per il calcolo numerico e la gestione di array.
 - **XGBoost:** L'algoritmo di machine learning specifico utilizzato per le previsioni.
 - **joblib:** Per salvare e caricare il modello pre-addestrato.
 - **scikit-learn:** Per la pre-elaborazione dei dati e la selezione dei modelli.

Deploy

Dati Istantanei dalla Casa (Home Assistant)

	Parametro	Valore	Unità
0	sensor.termostat_temperature	26.6	°C
1	sensor.termostat_humidity	63.1	%
2	sensor.quadro_primo_terra_channel_1_power	89.41	W

Scarica Dati Storici da API

Scegli il parametro da analizzare:

Consumo abitazione (W)

Data inizio: 2025/09/23

Data fine: 2025/09/23

Scarica dati

PROPOSTA

Modulo di Acquisizione Dati:

- Dati storici (dataset fornito).
- Dati in tempo reale (API Home Assistant).
- Dati meteorologici (API Tomorrow.io).

Modulo di Pre-elaborazione:

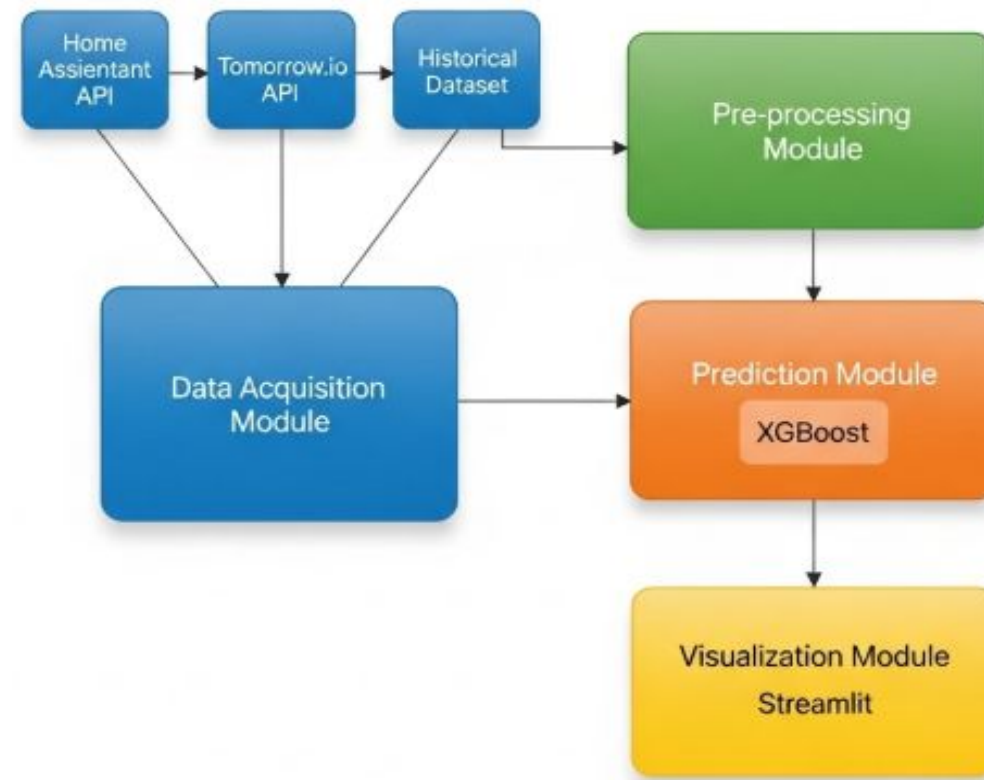
- Pulizia e integrazione dei dati utilizzando datasets esterni:
- Feature Engineering.

Modulo di Predizione:

- Addestramento dei modelli di M.L. (RandomForest, XGBoost, CatBoost)

Modulo di Visualizzazione:

- Interfaccia utente realizzata con Streamlit.
- Visualizzazione delle metriche dei 3 modelli e scelta del modello migliore.
- Valutazione delle previsioni.



INTEGRAZIONE DATASET ESTERNI

Integrazione di dataset esterni:

- Smart Home Energy Consumption Optimization;
- Energy Weather Raw Data
- Energy-consumption-prediction
- Smart Home Energy Consumption
- Dataset Smart Home (2013–2017)

Colonna	Descrizione
Datetime	Timestamp (ora)
EnergyConsumption	Consumo (W)
Temperature	Temperatura (°C)
Humidity	Umidità (%)
Hour	Ora del giorno in cui è stato rilevato il consumo
Day_of_week	Giorno della settimana in cui è stato rilevato il consumo: – 0 = Lunedì. – 6 = Domenica
Month	Mese in cui è stato rilevato il consumo
Day_of_year	Giorno dell'anno in cui è stato rilevato il consumo (da 1 a 365)
Week_of_year	Settimana dell'anno in cui è stato rilevato il consumo (da 1 a 52)
Is_weekend	Campo binario che indica se il giorno in cui è stato rilevato il consumo è un weekend(1) o no(0): – Weekend = giorno della settimana tra 4, 5, 6.

FONTE DATI	ABITAZIONI	LOCALIZZAZIONE	PERIODO COPERTO	RECORD DOPO CLEANING
Dataset fornito (abitazione Lecce)	1	Lecce	2023 - 2024	~8.000
Smart Home Energy Consumption Optimization	10	Vari stati Europei	2020	~40.000
Energy Weather Raw Data	1	Messico	Novembre 2022 – Febbraio 2024	~20.000
Energy-consumption-prediction	10	Vari stati Europei	2019	~15.000
Smart Home Energy Consumption	39	USA	2018	~100.000
UMass Smart* (A–H)	8	USA	2013 – 2017	~200.000

Data pre-processing:

- Pulizia, accorpamento, ridenominazione dei dati e colonne dei vari dataset utilizzati.
- Creazione di un dataset unico (**file_ripulito.csv**) utilizzato come input per i modelli

DETTAGLI

Data Fusion:

- Combinazione dei dati da diverse fonti.

Modellazione: Addestramento e validazione di tre modelli:

- Random Forest;
- XGBoost;
- CatBoost

Salvataggio del modello:

- Il modello addestrato e testato migliore, viene salvato utilizzando joblib per essere riutilizzato.

VALIDAZIONE e METRICHE

Metriche di performance:

- Addestramento e validazione dei modelli con il singolo file fornito;
- Addestramento e validazione dei modelli utilizzando il file_ripulito.csv

MODELLO	R ²	MSE (kW)	RMSE (kW)	MAPE
Random Forest	0.4750	27.72	5.26	3.77
XGBoost	0.4551	28.77	5.36	3.87
CatBoost	0.4472	29.18	5.40	3.90

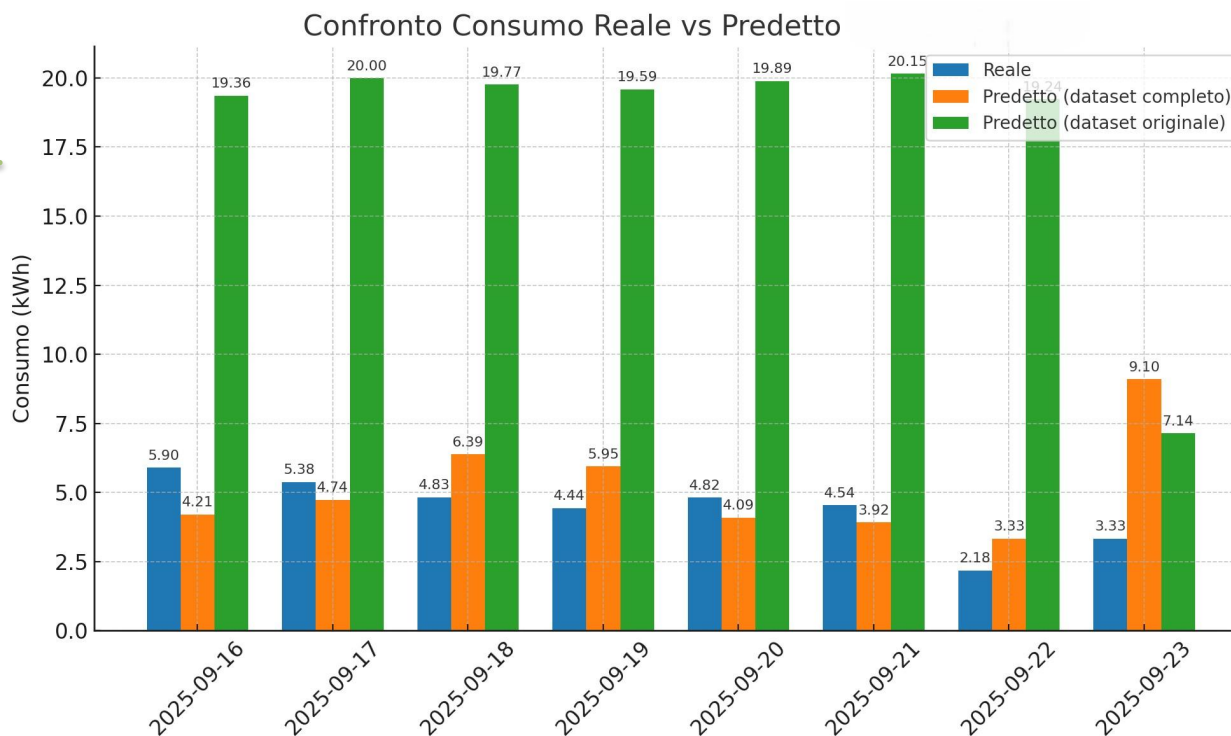
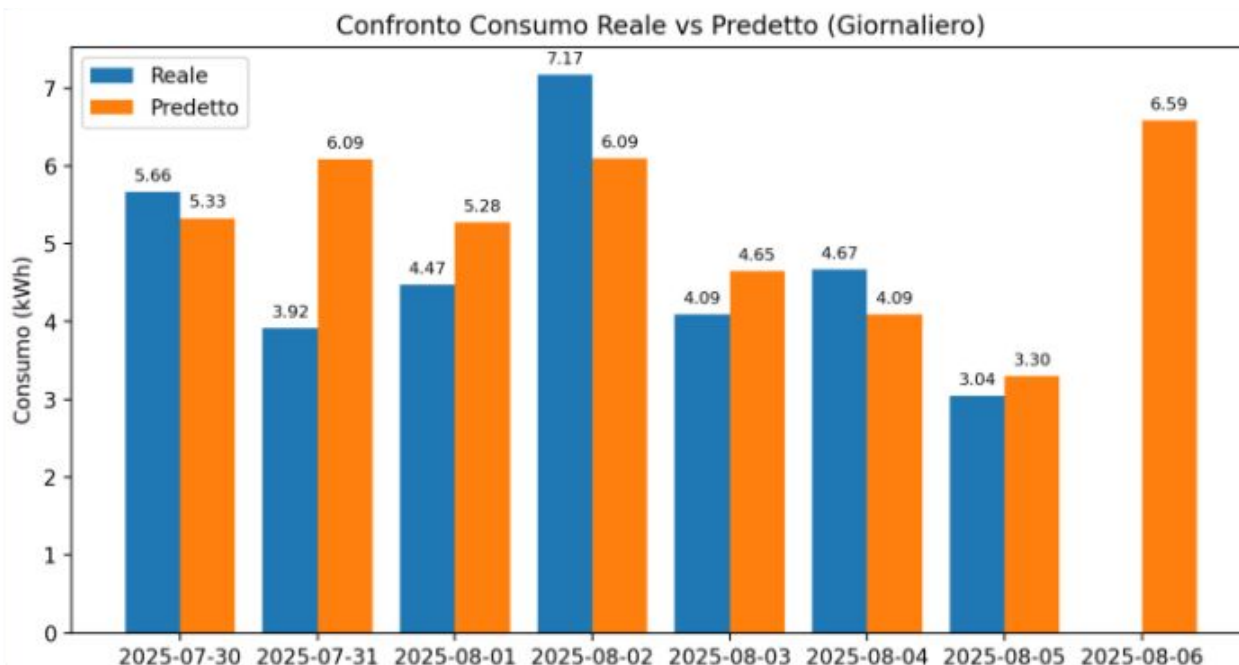
MODELLO	R ²	MSE (kW)	RMSE (kW)	MAPE
Random Forest	0.8226	3.81	1.97	0.19
XGBoost	0.8302	3.71	1.93	0.19
CatBoost	0.8277	3.76	1.94	0.22

- **Risultati attesi:** R² superiore a 0.8, in linea con i requisiti non funzionali.

VALIDAZIONE e METRICHE

Metriche di performance:

- Risultati di previsione ottenuti dal modello addestrato con il solo file fornito



- Risultati di previsione ottenuti dal modello addestrato con il file_ripulito.csv

INTERFACCIA GRAFICA E DASHBOARD

Interfaccia grafica:

Predizione Consumo Energetico Manuale

Inserisci i dati medi giornalieri per la previsione:

Temperatura media (°C)

22,00 - +

Temperatura minima (°C)

18,00 - +

Temperatura massima (°C)

26,00 - +

Umidità media (%)

50,00 - +

Umidità minima (%)

40,00 - +

Umidità massima (%)

60,00 - +

Data per la previsione

2025/09/23

Predici Consumo Giornaliero

Consumo energetico previsto per il 2025-09-23: 6.87 kWh

Predizione Consumo Energetico da Meteo Città (Giornaliera)

Inserisci il nome della città

Lecce

Data inizio

2025/09/23

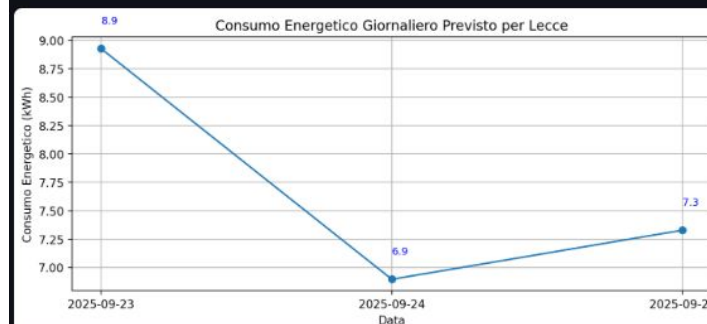
Data fine

2025/09/25

Predici Consumo Energetico Giornaliero

Risultati Predizione Giornaliera

	Date	PredictedEnergyConsumption
0	2025-09-23	8.9278
1	2025-09-24	6.8961
2	2025-09-25	7.3284



Previsione Consumo Giornaliero

Seleziona quanti giorni visualizzare (massimo 7)

1 4 7

Seleziona quanti giorni futuri predire

1 3

Consumo Giornaliero (ultimi 4 giorni selezionati): Reale vs Predetto

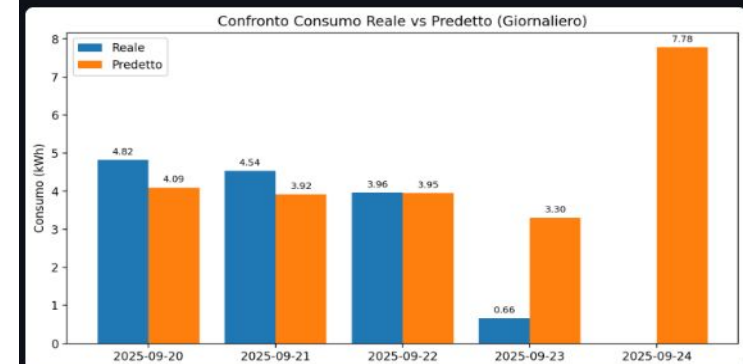


Tabella Consumo Giornaliero (ultimi 4 giorni selezionati)

	Data	Consumo Reale (kWh)	Consumo Predetto (kWh)
0	2025-09-20	4.823	4.0942
1	2025-09-21	4.5358	3.9151
2	2025-09-22	3.9598	3.9506
3	2025-09-23	0.6622	3.2999
4	2025-09-24	None	7.7794

CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

Conclusioni:

- Il progetto ha dimostrato l'efficacia del Machine Learning e dell'IoT per la gestione energetica domestica.
- L'integrazione di dati in tempo reale migliora la precisione delle previsioni.

Sviluppi futuri:

- Sviluppo di un sistema di notifiche per avvisi in tempo reale.
- Integrazione con altri tipi di sensori (es. vento, luminosità, numero di occupanti...).
- Ottimizzazione del modello per prestazioni ancora migliori.

Grazie per l'attenzione

