

# PIACER

Piattaforma  
Progettazione  
Gestione

Comunità  
Energetiche  
Rinnovabili

Meeting di progetto

SAL 1



## Sviluppo tool di forecast e ottimizzazione distribuita

PR FESR 2021-2027 AZIONE 1.1.2 BANDO PER PROGETTI DI RICERCA INDUSTRIALE  
STRATEGICA RIVOLTI AGLI AMBITI PRIORITARI DELLA STRATEGIA DI  
SPECIALIZZAZIONE INTELLIGENTE



17/07/2024

*M. Zatti, M. Gabba, G. Martoriello, L. Saguatti*



## Forecasting – di cosa?

Per la natura stessa della **CER**, al fine di garantirne il corretto funzionamento è fondamentale poter **prevedere** accuratamente:

- La **produzione di energia** da parte dei **prosumer**
- I **profili di domanda** da parte dei **consumer**

Durante questi primi mesi di lavoro, ci siamo focalizzati sulla previsione di **domanda di raffrescamento**, molto importante dal punto di vista delle CER perché (i) è tendenzialmente **sovrapposto alla produzione** da pannelli fotovoltaici e quindi **contributo importante all'energia condivisa** e (ii) è un **carico elastico**, cioè può essere **modulato sfruttando l'inerzia termica degli edifici** per offrire **servizi alle reti** pur mantenendo il comfort degli abitanti, abilitando nuove fonti di ricavo per la CER.

I dati per gli studi preliminari sono stati forniti dal **Politecnico di Milano** (sono relativi all'Edificio 26) e, come spesso accade, il **consumo elettrico associato alla domanda di raffrescamento è annidato nel consumo elettrico complessivo**. È stato quindi utilizzato un **profilo sintetico** calcolato sottraendo al consumo complessivo dei mesi estivi il consumo medio registrato nel mese di aprile, assumendo quindi che l'extra consumo sia legato alla domanda di raffrescamento.

## Forecasting – come?

Sulla base dei dati disponibili, sono state selezionate per i modelli le seguenti **feature** che vanno a formare ciascun **record** del dataset di training:

- Datetime
- Radiazione solare
- Temperatura
- Giorno della settimana (nome)
- Classificazione lavorativo/non\_lavorativo
- Domanda di raffrescamento 1g, 7gg, 14gg e 21gg prima
- Temperatura 1h, 2h, 3h prima
- Radiazione solare 1h,2h,3h prima
- Datetime suddiviso in colonne (anno,mese,minuto,ora)
- Orario espresso in termini di seno e coseno

Il modello non viene addestrato una sola volta su un grande numero di dati storici, ma **viene addestrato ogni giorno** sulla base dei **record** relativi ai **14 gg precedenti** (necessitando quindi di dati relativi fino a 35gg prima)

Questa scelta è stata fatta alla luce delle caratteristiche stesse del fenomeno previsto.

Sono stati confrontati **5 metodi previsionali**:

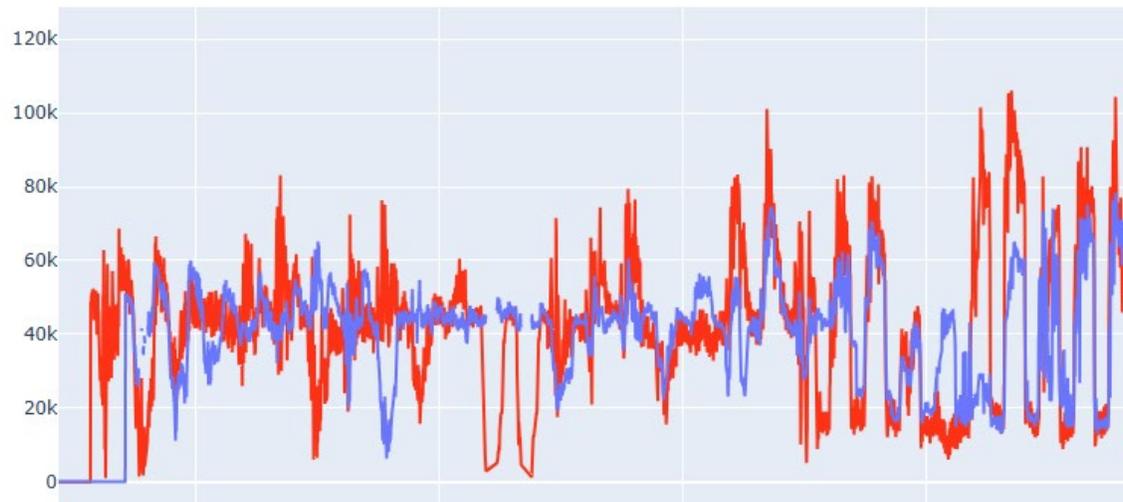
- Persistenza (benchmark)
- Random Forest
- Support Vector Regression (SVR)
- Extreme Gradient Boosting (XGBoost)
- Artificial Neural Network (ANN) - **preliminare**

## Forecasting – come?

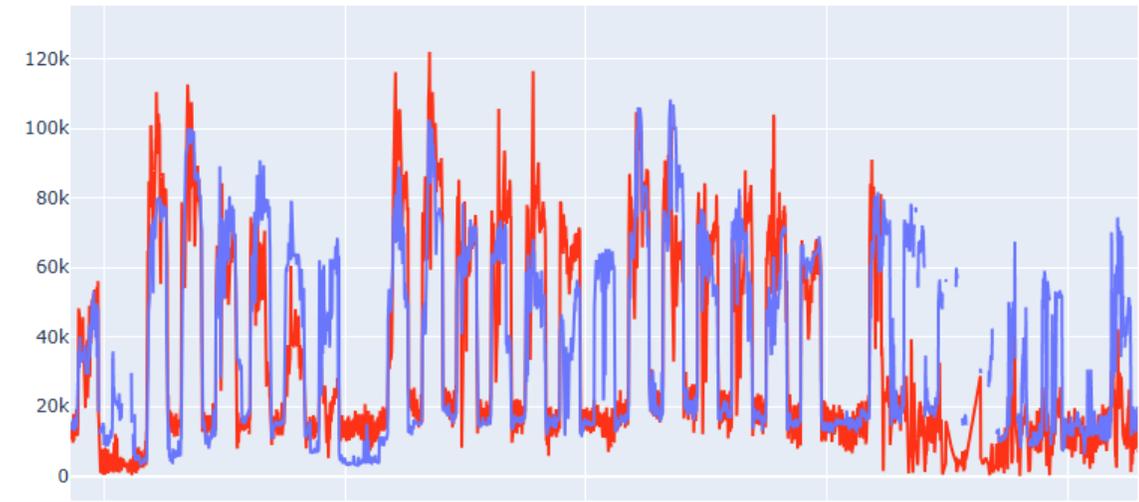
I risultati ottenuti con dati relativi all'anno 2023 mostrano quindi che l'algoritmo di Random Forest potrebbe permettere di ottenere previsioni con MAE < 10%

Metodo considerato	Training days	N Features	RMSE	MAE	MBE	nRMSE [%]	nMAE [%]	nMBE [%]
RForest	14d	all	16763.15	11071.85	-67.1	13.75	9.08	-0.06
XGBoost	14d	all	17839.78	11644.06	76.51	14.63	9.55	0.06
SVR	14d	all	18110.49	13222.71	914.31	14.85	10.85	0.75
Persistence	1d	1f	22241.1	13969.55	1777.87	18.24	11.46	1.46

### Esempio previsioni Giugno 2023 (rosso = dati reali; blu = RF)



### Esempio previsioni Luglio 2023 (rosso = dati reali; blu = RF)



## Forecasting – prossimi passi?

Prevediamo avanzamenti del lavoro su diversi fronti:

- **Raccolta dati:** Politecnico di Milano ha recentemente installato dei misuratori per individuare in maniera esatta il carico elettrico associato alla domanda frigorifera; per i mesi di Luglio e Agosto 2024 potremmo quindi avere a disposizione consumi reali, non consumi sintetici stimati. Inoltre, al fine di iniziare a implementare anche metodi di apprendimento federato, saranno messi a disposizione dati relativi ad altri edifici.
  - **Domanda ai partner: ci sono altri siti per cui sono disponibili dati (consumi elettrici, produzione FV, ecc.) su cui potremmo applicare lo strumento?**
- **Evoluzione e selezione degli algoritmi:** l'obiettivo, una volta ottenuti i dati più precisi, è approfondire ulteriori algoritmi di previsione e il loro utilizzo in modalità federata; da questo punto di vista ci sono due strade percorribili (non esclusive):
  - Approfondire l'utilizzo di Reti Neurali Artificiali, per le quali esistono già librerie che permettono la scrittura e implementazione di Modelli Federati (e.g., TensorFlow Federated).
  - Approfondire l'utilizzo di framework che permettano di utilizzare gli altri algoritmi previsionali esaminati in un contesto Federato (e.g., Flower Framework).

## Perché ottimizzazione distribuita?

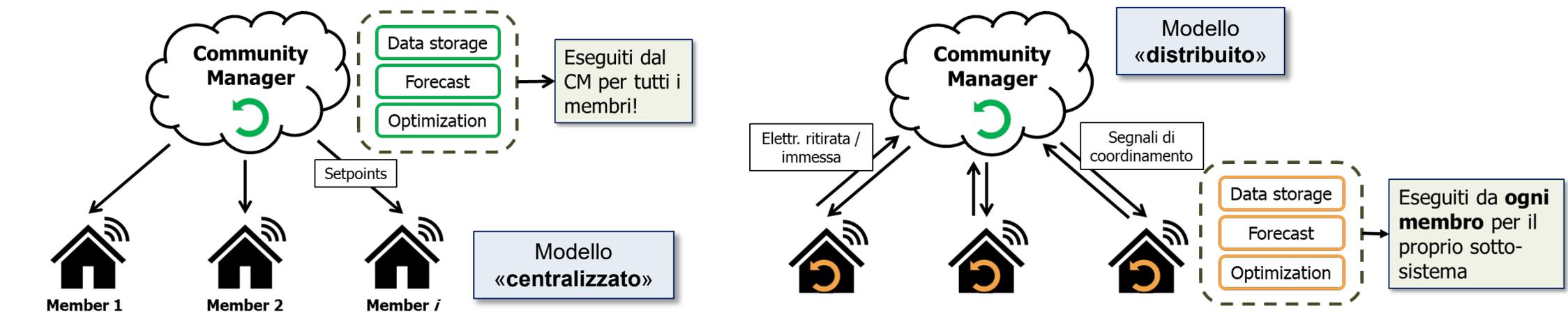
- Per massimizzare i ricavi di una CER dovuti a (i) vendita di energia alla rete, (ii) incentivo su energia condivisa, è necessario **ottimizzare la gestione** degli asset flessibili (e.g., carichi spostabili/modulabili, sistemi di accumulo, ecc.) che appartengono ai suoi membri.
- Tale ottimizzazione deve avvenire in maniera **coordinata tra i membri della CER**, poiché, in generale, l'ottimo del singolo potrebbe non coincidere con l'ottimo della comunità.
- È possibile calcolare l'ottimo globale derivante dal coordinamento dei membri risolvendo un **problema di ottimizzazione di comunità**, la cui funzione obiettivo include:
  - La somma dei **costi di approvvigionamento** energetico di ciascun membro, più
  - I ricavi derivanti dall'**incentivo previsto per l'energia condivisa**. Questo termine **lega le decisioni di tutti i membri**, permettendo di determinare una strategia di gestione coordinata che migliori i benefici economici per l'intera comunità.
- **Problema:** questa gestione «centralizzata» si scontra con le necessità di **autonomia** e **privacy** dei membri, in quanto richiede un «**Community Manager**» (CM) che:
  - Sia in possesso delle informazioni di ciascun membro (e.g., profili di produzione, abitudini di consumo, contratti di fornitura);
  - Eventualmente, possa controllare da remoto gli asset dei membri (in una CER «smart»).

## Perché ottimizzazione distribuita?

**Soluzione:** applicare **tecniche di scomposizione**, che permettono di:

- Scomporre il problema globale in un **sotto-problema di ottimizzazione per ogni membro della CER**;
- Approssimare la soluzione ottima globale, coordinando i sotto-problemi grazie ad un **approccio iterativo-collaborativo** (ottimizzazione distribuita), basato sullo scambio di un limitato quantitativo di informazioni e sulla supervisione da parte del CM.

In particolare, per l'ottimizzazione della CER è stato adottato l'algoritmo **Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM)**, un algoritmo di scomposizione «duale» la cui popolarità è dovuta al fatto che può essere applicato ad una vasta gamma di problemi (più ampia rispetto ad altre tecniche della stessa famiglia).



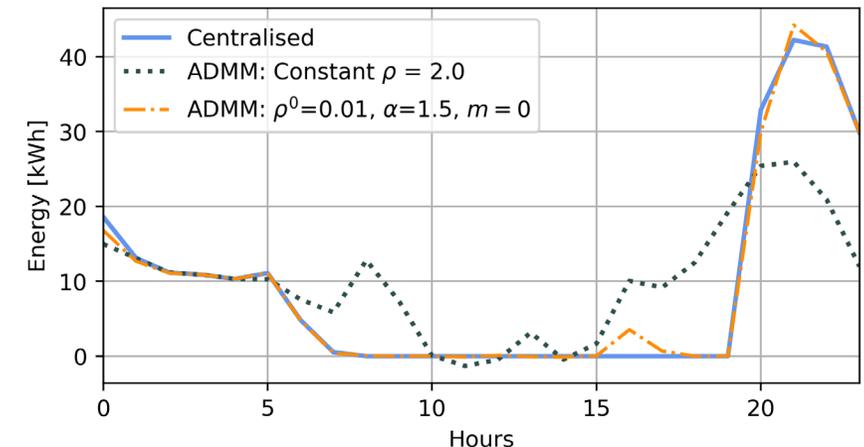
## Risultati del modello

Ottimizzazione distribuita applicata ad un caso studio (fittizio): **CER con 78 membri** (i.e., PODs):

- 72 utenze del tipo “**consumatori puri**” per le quali si è ipotizzata la possibilità di deviare dal profilo di domanda;
- **6 impianti FV dotati di accumulo**, montati sui tetti dei condomini della CER (per i quali l’autoconsumo fisico è piuttosto basso e la maggior parte dell’elettricità prodotta viene immessa in rete).
- Per i profili di consumo sono stati sfruttati profili-tipo ricavati per diverse tipologie di utenze residenziali (famiglie con bambini, coppie di giovani, coppie di anziani...).

N.B.: il problema globale di comunità è non-convesso. Per questo, l’algoritmo riesce a raggiungere solo **ottimi locali**, la cui qualità dipende dalla scelta dei parametri che governano l’algoritmo.

Per migliorare le performance dell’algoritmo è stata applicata perciò una procedura di aggiornamento di tali parametri ad ogni iterazione.



*Esempio del miglioramento delle prestazioni del modello, in termini di **scostamento dal profilo ottimo globale di scambio elettrico CER-rete (azzurro)**, ottenuto incrementando il «penalty parameter» dell’algoritmo ad ogni iterazione, rispetto al caso in cui sia tenuto costante.*

## Prospettive future

Possibili fronti di avanzamento riguardano:

- **Modellazione delle forme di coordinamento tra i membri.** Variabili addizionali che legano tra loro le decisioni dei membri possono essere sfruttate per **ottimizzare diversi comportamenti coordinati**, oltre la semplice massimizzazione dell'energia condivisa: ad esempio, la partecipazione della CER a mercati locali di flessibilità, che in futuro potranno rappresentare un'ulteriore possibilità di ricavi.
- **Modellazione dei sotto-problemi.** Al livello inferiore della gerarchia dell'algoritmo ci sono dei sotto-problemi di ottimizzazione, che riguardano il sistema energetico del singolo membro della CER. Nel modello che abbiamo testato, i sotto-problemi sono molto semplificati, ma è di interesse adottare **modellazioni più precise e complesse** che includano **più vettori energetici** e che siano riferite **non solo ad utenze residenziali** (e.g., includere la modellazione di stazioni di ricarica di veicoli elettrici).

# *Sviluppo tool di forecast e ottimizzazione distribuita per le CER*

*M. Zatti, M. Gabba, G. Martoriello, L. Saguatti*

