

Ricerca di Sistema elettrico



Progettazione e sviluppo di modelli di predizione delle risorse
di generazione e carico di reti e microreti elettriche

Gianluca Sforza

Progettazione e sviluppo di modelli di predizione delle risorse di generazione e carico di reti e microreti elettriche

Gianluca Sforza (ENEA)

Dicembre 2024

Report Ricerca di Sistema Elettrico

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

Obiettivo 2: Digitalizzazione ed evoluzione delle reti

Progetto 2.3: Evoluzione, pianificazione, gestione ed esercizio delle reti elettriche

Linea di attività: 1,2: Progettazione e sviluppo di modelli di predizione delle risorse di generazione e carico di reti e microreti elettriche

Responsabile del Progetto: M. Valenti (ENEA)

Responsabile Linea di Attività: G. Sforza (ENEA)

Mese inizio previsto: luglio 2023

Mese inizio effettivo: luglio 2023

Mese fine previsto: dicembre 2024

Mese fine effettivo: dicembre 2024

Indice

1	Risultati attesi	5
2	Risultati ottenuti.....	5
3	Avanzamento della ricerca rispetto allo stato dell'arte internazionale con riferimento ai risultati ottenuti.....	5
4	Prodotti attesi	5
5	Prodotti ottenuti.....	5
6	Analisi degli scostamenti su attività e risultati.....	5
7	Sintesi delle attività svolte	6
8	Dettaglio delle attività svolte.....	6
	Stima della produzione elettrica rinnovabile	8
	8.1.1 Eolico	9
	8.1.2 Fotovoltaico.....	12
	8.1.3 Stima del carico elettrico	15
9	Contributo delle eventuali consulenze alle attività sopra descritte.....	18
10	Pubblicazioni scientifiche.....	18
11	Eventi di disseminazione	18
12	Contenuti aggiuntivi	19
	Tabelle	19
	Figure	21
	Formulazione modelli e pseudocodice	26
	12.1.1 Eolico.....	26
	12.1.2 Fotovoltaico	27
	12.1.3 Carico elettrico	28
13	Bibliografia.....	31

Indice delle figure

Figura 1 Generazione eolica stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, per lo scenario energetico PNIEC-Slow trasversale a tutti i periodi.....	10
Figura 2 Generazione eolica stimata da proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040.....	11
Figura 3 Generazione FV stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, per lo scenario energetico PNIEC-Slow.	13
Figura 4 Generazione FV stimata da proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040.....	14
Figura 5 Consumo orario di un edificio con un carico nominale di 30kW stimato dallo storico dei prelievi medi provinciali dei clienti domestici nella fascia 3-4.5kW negli anni 2021-23 e dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, per lo scenario energetico PNIEC-Slow.	16
Figura 6 Consumo orario di un edificio con un carico nominale di 30kW stimato dallo storico dei prelievi medi provinciali dei clienti domestici nella fascia 3-4.5kW negli anni 2021-23 e dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040.....	17
Figura 7 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, stagione invernale, per lo scenario energetico PNIEC-Slow.....	22
Figura 8 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040, stagione estiva.	23
Figura 9 Sovrapposizione delle curve di generazione fotovoltaica stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT, BAU) nell'anno 2040.....	24
Figura 10 Sovrapposizione delle curve di generazione eolica stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT, BAU) nell'anno 2040.....	24
Figura 11 Sovrapposizione delle curve di consumo orario di un edificio con un carico nominale di 30kW stimato dallo storico dei prelievi medi provinciali dei clienti domestici nella fascia 3-4.5kW negli anni 2021-23 e dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT, BAU) nell'anno 2040.	24
Figura 12 Sovrapposizione combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (DE-IT, BAU) nell'anno 2040.....	25
Figura 13 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (DE-IT, BAU) nell'anno 2040, stagione invernale.....	25

Figura 14 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (DE-IT, BAU) nell'anno 2040, stagione estiva.25

Indice delle tabelle

Tabella 1 Evoluzione capacità eolica di tipo onshore negli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT.....19

Tabella 2 Evoluzione capacità solare fotovoltaica di tipo distribuito negli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT.....19

Tabella 3 Evoluzione richiesta di elettricità ad uso civile negli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT.20

Tabella 4 Evoluzione capacità solare fotovoltaica nello scenario BAU.....20

Tabella 5 Evoluzione capacità eolica nello scenario BAU.20

Tabella 6 Evoluzione richiesta di elettricità ad uso civile nello scenario BAU.....20

1 Risultati attesi

- Metodo, modello e algoritmo di previsione della risorsa di generazione solare (fotovoltaico)
 - Metodo, modello e algoritmo di previsione della risorsa di generazione eolica
 - Metodo, modello e algoritmo di previsione della risorsa carico
- Le previsioni derivanti dall'applicazione dei tre modelli potranno essere aggregate in curve, in base alla risoluzione e all'orizzonte temporale.
- Rapporto tecnico descrittivo dei modelli sviluppati e dei test effettuati.
 - Dataset previsionali ottenuti dai modelli.

2 Risultati ottenuti

I risultati ottenuti coincidono con quelli attesi.

3 Avanzamento della ricerca rispetto allo stato dell'arte internazionale con riferimento ai risultati ottenuti

Sviluppo di un insieme di serie temporali a lungo termine (anni in avanti) e alta risoluzione spazio-temporale (≈ 2.2 km, 1 ora) di singole installazioni per la generazione rinnovabile e di consumo, guidato da proiezioni climatiche e scenari energetici in Italia, a fronte di una disponibilità limitata di dataset previsionali che coniugano variabili meteorologiche e climatiche con la generazione ed il consumo di energia.

Le serie temporali che scaturiscono dall'utilizzo di proiezioni di variabili meteorologiche in base a vari scenari climatici e la combinazione con scenari energetici possono fornire un valido supporto per l'analisi di sistemi energetici sul medio-lungo periodo, caratterizzate da notevole incertezza.

4 Prodotti attesi

- Algoritmi di previsione della risorsa di generazione solare, eolica e del carico
- Dataset previsionali delle tre risorse

5 Prodotti ottenuti

I prodotti ottenuti coincidono con i prodotti attesi.

6 Analisi degli scostamenti su attività e risultati

L'attività non ha presentato scostamenti.

7 Sintesi delle attività svolte

Lo studio si è focalizzato sullo sviluppo di serie temporali previsionali relative alla generazione di energia elettrica solare ed eolica di singole installazioni e al carico elettrico per un orizzonte temporale di lungo termine (anni in avanti).

Nello specifico, la metodologia progettata per modellare generazione e consumo all'interno della stessa area geografica è stata basata sull'integrazione di modelli fisici e data driven. Sono, quindi, stati sviluppati algoritmi di previsione delle risorse di generazione solare ed eolica e del carico, tramite i quali sono state costruite le serie temporali previsionali. Le previsioni derivanti dall'applicazione dei tre modelli potranno essere aggregate in curve, in base alla risoluzione e all'orizzonte temporale. Le serie sono state adattate per essere consistenti con gli scenari energetici futuri, previsti dalle leggi sul clima.

8 Dettaglio delle attività svolte

Questa LA si propone di indagare, progettare e sviluppare modelli di previsione della generazione di energia elettrica da FER (solare, eolica) e del carico elettrico, al fine di creare serie temporali realistiche in orizzonti temporali a lungo termine. Essendo il problema largamente condizionato dall'incertezza che caratterizza la variabilità meteorologica e climatica e le relative previsioni, che necessitano grandi quantità di dati, tali modelli sono dipendenti dallo specifico obiettivo di analisi. I risultati dei modelli sviluppati costituiscono parte degli input per le successive LA per valutazioni inerenti all'adeguatezza (LA1.5), anche in funzione delle anomalie dei componenti di rete (LA1.3).

La letteratura recente mostra l'importanza di includere serie di dati meteo di ampia estensione temporale nella pianificazione di sistemi energetici, specialmente per cogliere variabilità climatica ed eventi estremi [1] [2]. Nonostante il crescente interesse per lo studio dell'evoluzione di sistemi energetici con forte presenza di energia rinnovabile [3], la disponibilità di dataset di potenza generata e di carico previsti, che coniugano variabili meteorologiche e climatiche con la generazione ed il consumo di energia è ancora limitata; inoltre, di frequente troviamo dataset su larga scala spaziale [4] [5] o basati su dati climatici storici [6] [7]. Per supportare le analisi di adeguatezza condotte in altre LA, lo studio si focalizza sullo sviluppo di serie temporali a risoluzione oraria per singole installazioni nel contesto di reti di dimensioni cittadine, in un orizzonte temporale di lungo termine (anni in avanti). E' stata progettata una metodologia per modellare organicamente generazione di energia rinnovabile e consumo all'interno della stessa area geografica, che fosse flessibile ed applicabile a diverse aree geografiche, preservando la consistenza dei risultati prodotti. Oltre alla consistenza geografica, le serie sono state adattate per essere consistenti con gli scenari energetici futuri, previsti dalle leggi sul clima. Questa metodologia integra modelli fisici e data driven: il pattern "model chain", che consiste in una cascata di modelli fisici per convertire le variabili meteorologiche previste —radiazione solare e vento— in energia generata [8]; un modello di machine learning invece stima il consumo, utilizzando anche dati storici. La scelta di non impiegare modelli di machine learning per la previsione della produzione rinnovabile è legata all'indisponibilità di dati storici misurati nei contesti analizzati. Non sono disponibili infatti misure di produzione reale su cui allenare questi modelli, calibrarli, o validare le serie sviluppate. Pur riferendoci in questo studio ad un contesto urbano, in cui sono presenti

installazioni di tipo eolico e solare, e carichi residenziali, la metodologia elaborata è adattabile a contesti geografici allargati, e può essere estesa ad altre fonti rinnovabili.

Scenari clima ed energia. L'approccio seguito considera le traiettorie nel tempo di due fenomeni tra loro intrecciati: climatico ed energetico. L'evoluzione a livello climatico è rappresentata intrinsecamente nelle proiezioni climatiche usate, basate su scenari IPCC RCP4.5 e RCP8.5 che considerano gli effetti del cambiamento climatico dovuto alla concentrazione di gas a effetto serra negli anni a venire, assumendo diverse condizioni. Gli scenari RCP si basano su livelli variabili di forzante radiativo e sono divisi in 4 livelli, 2.6 4.5 6.0 e 8.5. Ad esempio, RCP8.5 assume un aumento nel forzante radiativo di 8.5 W/m^2 entro la fine del XXI secolo rispetto a condizioni pre-industriali [9]. RCP4.5 può essere considerato come scenario dipendente dalle azioni politiche correnti, mentre RCP8.5 come caso peggiore negli studi di impatto sul clima spesso detto Business As Usual (BAU) [10]. Questo studio perciò assume che lo scenario RCP4.5 richieda una correzione della capacità produttiva futura degli impianti rinnovabili e del carico che tenga conto degli effetti delle politiche ambientali (leggi sul clima). L'evoluzione a livello energetico invece si basa sugli scenari del Piano Nazionale Integrato Energia e Clima (PNIEC) ed altri preparati da Terna [11], che sono allineati agli scenari elaborati da ENTSO e considerano gli obiettivi europei FITfor55 sulle emissioni di gas a effetto serra negli anni a venire. Le serie temporali che scaturiscono dall'utilizzo di proiezioni di variabili meteorologiche da vari scenari climatici e la combinazione con scenari relativi a politiche energetiche possono fornire un valido supporto all'analisi di sistemi energetici sul medio-lungo periodo, caratterizzate da notevole incertezza.

Dati climatici. L'informazione climatica gioca un ruolo centrale nella previsione della potenza rinnovabile a lungo termine. L'output dei modelli climatici, fornendo proiezioni su scala multi-decennale, costituisce una fonte naturale di dati per questo tipo di analisi. Modelli climatici ad alta risoluzione spaziale consentono di analizzare localmente la variabilità della generazione rinnovabile, e sono capaci di analizzare fisicamente fenomeni meteo a scala più fine. Modelli climatici regionali si ottengono da tecniche di downscaling dinamico usando i modelli globali come input [12]. Inoltre modelli a risoluzione più alta possono catturare meglio processi atmosferici complessi, conducendo a simulazioni più accurate della generazione rinnovabile [13] e, potenzialmente, ad una rappresentazione più accurata di eventi estremi [14]. Ai fini dello studio è stato scelto VHR-PRO_It (Very High-Resolution PROjections for Italy) [10], un dataset open access di simulazioni climatiche fino al 2050 che copre l'intero territorio italiano con risoluzione spaziale di $\approx 2.2 \text{ km}$ e temporale di un'ora. Sia la risoluzione spazio-temporale quindi, che la copertura geografica ben si prestano all'applicazione esaminata. Si tratta di un modello climatico regionale con griglia a scala chilometrica ($< 4 \text{ km}$). Questi modelli stanno richiamando sempre maggior attenzione dalla comunità scientifica, anche per la loro sensibilità al cambiamento climatico. In un territorio complesso dal punto di vista orografico come quello italiano, una risoluzione spaziale maggiore permette a questi modelli di individuare eterogeneità sulla superficie (es. montagne, regioni costiere e aree urbane), e simulare l'interazione terra-atmosfera, necessaria per preservare o amplificare fenomeni estremi come precipitazioni abbondanti, siccità o ondate di calore estive. Il modello parte da osservazioni della composizione atmosferica negli anni 1989–2005 e considera due traiettorie di concentrazione di gas serra, IPCC RCP4.5 e RCP8.5. I dati storici del noto dataset ERA5 (la quinta generazione di reanalisi sviluppata dallo European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) non sono stati utilizzati per la maggiore risoluzione spaziale della griglia (30 km^2), potenzialmente meno adatta ad esaminare reti su scala cittadina.

Acquisizione e preparazione dataset clima. Nelle simulazioni effettuate è stato usato lo stesso dataset di dati climatici in input, così da portare a una miglior armonizzazione delle varie fasi di previsione di produzione e consumo. I dati sono stati recuperati in formato NetCDF (un formato usato per archiviare dati scientifici multidimensionali, specie dati climatici) dal Data Delivery System del Centro Euro-Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici tramite client scritto in linguaggio Python, utilizzando le API messe a disposizione [15]. Sono state scaricate le variabili meteorologiche: temperatura a 2m, componenti u e v del vento a 10m, radiazione solare media superficiale a onda corta per gli anni 2021-2023 considerati come proiezioni storiche, e per gli anni target 2030, 2035 e 2040. Per supportare l'analisi di adeguatezza di una rete di dimensione cittadina, son stati stimati produzione e consumo in tre città italiane, Milano Roma e Bari, rappresentative delle zone di mercato nord centro e sud, negli anni 2030 2035 e 2040 associati agli scenari energetici riportati da Terna. Queste città si trovano in due diverse aree climatiche nella classificazione di Köppen: Milano nella Cfa (Humid subtropical), mentre Roma e Bari nella Csa (Mediterranean hot summer)[16].

Acquisizione e preparazione scenari Terna su rinnovabili e consumi. I dati sull'evoluzione della capacità solare, eolica e dei consumi, estratti dai documenti di descrizione degli scenari elaborati da Terna [11] [17], sono stati inseriti in una struttura dati multidimensionale per rappresentare anno target, scenario energetico, tipo di produzione rinnovabile o di consumo, e per la produzione, zona di mercato elettrico nel territorio italiano. A partire da questi dati è stata calcolata la variazione percentuale tra il valore previsto per ciascuno scenario futuro rispetto al valore storico, e si è assunta uniforme all'interno dell'area, come nei documenti a cui si è fatto riferimento. Il valore dello scenario di policy per l'anno 2030 è coerente con quanto riportato nel PNIEC di giugno 2024. Gli scenari Distributed Energy Italia (DE-IT) e Global Ambition Italia (GA-IT) negli anni 2035 e 2040 rappresentano tappe intermedie ed alternative rispetto al traguardo "zero emissioni" individuato a livello europeo per il 2050. In contrasto con questi, lo scenario PNIEC Slow rappresenta una transizione più lenta verso i target di decarbonizzazione, mentre lo scenario BAU si caratterizza per una proiezione inerziale dei trend correnti.

Stima della produzione elettrica rinnovabile

Questo paragrafo descrive i modelli utilizzati per simulare serie temporali di energia rinnovabile e la loro variazione nel tempo. I modelli si basano principalmente su tre categorie di input: proiezioni climatiche RCP4.5 (caso mediano) e RCP 8.5 (caso pessimistico) a ~2.2km; variazione percentuale di capacità installata negli scenari futuri in base alla zona di mercato; specifiche dei sistemi energetici. L'utilizzo di una combinazione di proiezioni climatiche e scenari futuri rende l'approccio applicabile anche in assenza di dati storici. Al fine di sviluppare serie temporali di generazione eolica e fotovoltaica (FV) nelle località ed annualità selezionati, viene imposto uno stesso insieme di sistemi rinnovabili di dimensione "distribution scale" sulle variabili meteorologiche previste in ciascuna località. Questa procedura viene replicata in tutte e tre le località e annualità esaminate per renderne confrontabili i risultati, seppur approssimativi per il lungo periodo coperto e l'incertezza intrinseca nelle proiezioni climatiche. Considerando le proiezioni RCP 4.5 e 8.5 sino al 2050, in Italia non si attendono variazioni significative dell'efficienza di pannelli FV e turbine eoliche dovute alle variazioni del clima, che perciò è stata ritenuta una componente quasi stazionaria e tralasciata nello sviluppo delle serie [18][19].

Model chain. La simulazione di entrambe le fonti rinnovabili considerate sfrutta in modo unitario l'approccio model chain che consiste nella modellazione di un sistema FV o eolico tramite sequenza di modelli fisici riconosciuti in letteratura. Non sono dati infatti dei requisiti particolari da modellare oltre a capacità e posizione geografica del sistema, che questo approccio consente di configurare insieme ad altri parametri necessari alle simulazioni. Le caratteristiche di turbine eoliche e moduli FV utilizzati vengono ricavate da librerie open access [18] [19]. La conversione dei dati climatici in energia prodotta avviene attraverso modelli fisici standard, implementati nelle librerie open source windpowerlib [20][21] e pvlib-python [22] [23]. Entrambe le librerie forniscono un'interfaccia di alto livello per la modellazione model chain del sistema basandosi sulle specifiche fornite dall'utente, delle quali ne viene controllata l'integrità. Consentono di rappresentare impianti eolici/FV con una o più turbine/array di moduli, considerando possibili interazioni tra gli elementi (es. wake losses nel caso eolico). Nel seguito si descrivono sinteticamente i modelli sviluppati in questo studio.

8.1.1 Eolico

La variabile proiettata dai modelli climatici è la velocità del vento, da cui la potenza generata è derivata. La relazione tra queste due variabili è complessa [14] e viene espressa ad esempio elevando al cubo la velocità del vento o trasformandola tramite una curva di potenza specifica della turbina. Il modello climatico utilizzato fornisce le componenti u e v della velocità a 10m dal suolo a risoluzione oraria.

Il modello sviluppato per calcolare la generazione di un sistema eolico prevede le seguenti fasi:

1. Velocità del vento riportata ad altezza mozzo: la velocità del vento ad altezza mozzo è calcolata usando l'equazione di Hellman, assumendo che il profilo del vento segua una power law.
2. Calcolo potenza: la curva di potenza usata per convertire la velocità del vento in potenza generata dipende dal modello di turbina scelto; si assume che la potenza in uscita per venti sopra la soglia massima e sotto la soglia minima date dalla curva sia zero.
3. Correzione in base a scenari futuri, considerando la variazione della capacità stimata.

L'obiettivo della modellazione infatti non è cercare il layout ottimale di un sistema, ma di simulare l'andamento della produzione di energia nel tempo. Non essendoci inoltre un'installazione specifica da riprodurre, si è scelto un modello semplificato che rappresenta le variabili principali. Altre variabili quali l'effetto di scia, ovvero la riduzione della velocità del vento in un impianto eolico con più turbine, non sono state considerate.

A titolo esemplificativo delle serie temporali generate, in Figura 1 e Figura 2 si riporta il caso di un impianto onshore inserito teoricamente nelle tre località prescelte, composto da una turbina ATB 100.28 DD di potenza nominale di 100kW, altezza mozzo 37m, voltaggio 400V [18]. La Figura 1 mostra l'andamento della serie. I profili sono adattati secondo la variazione percentuale (var%) attesa in ciascun anno per lo stesso scenario. In Figura 2 si nota la maggiore ampiezza della curva in base alla variazione percentuale dello scenario.

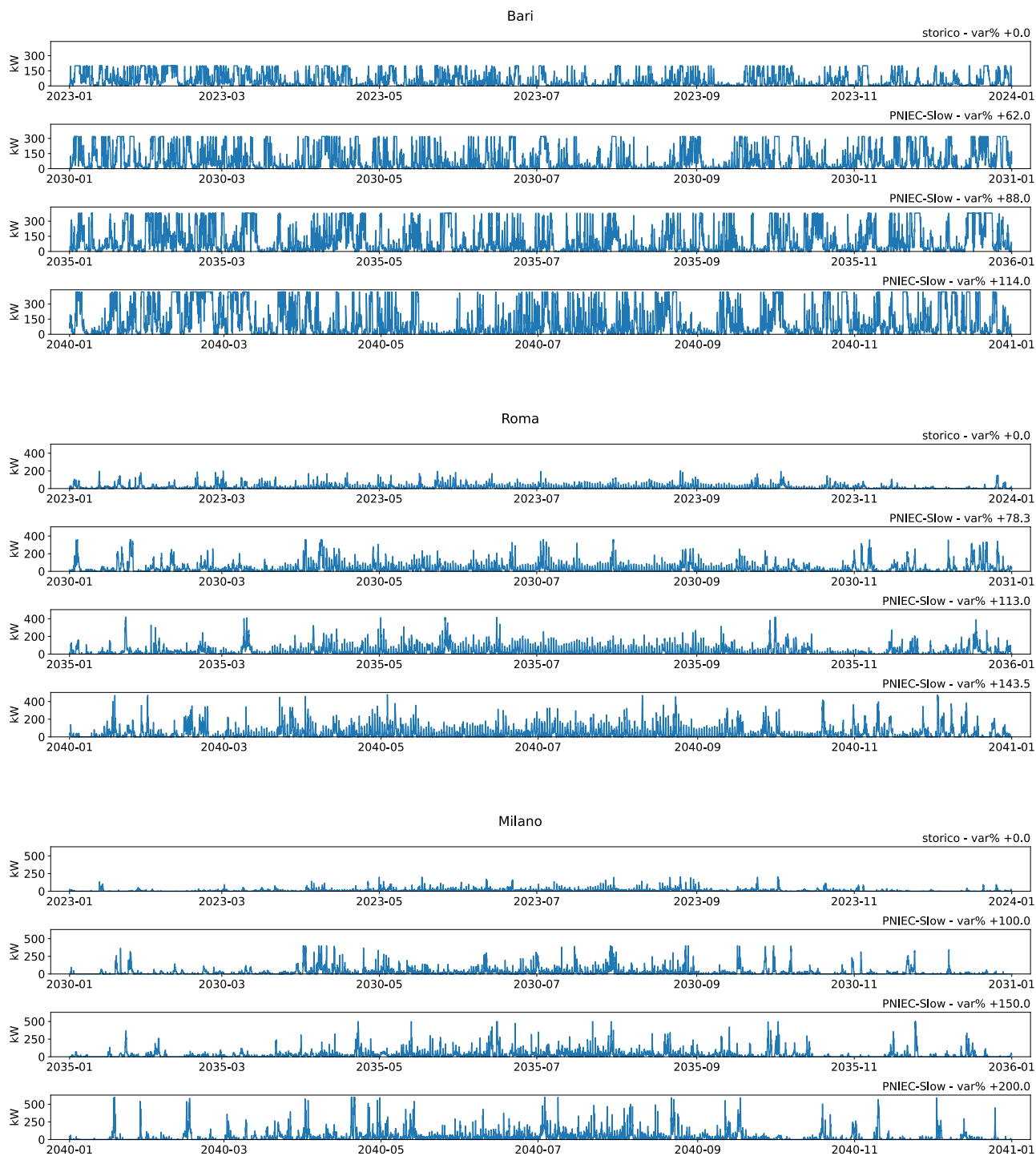


Figura 1 Generazione eolica stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, per lo scenario energetico PNIEC-Slow trasversale a tutti i periodi.

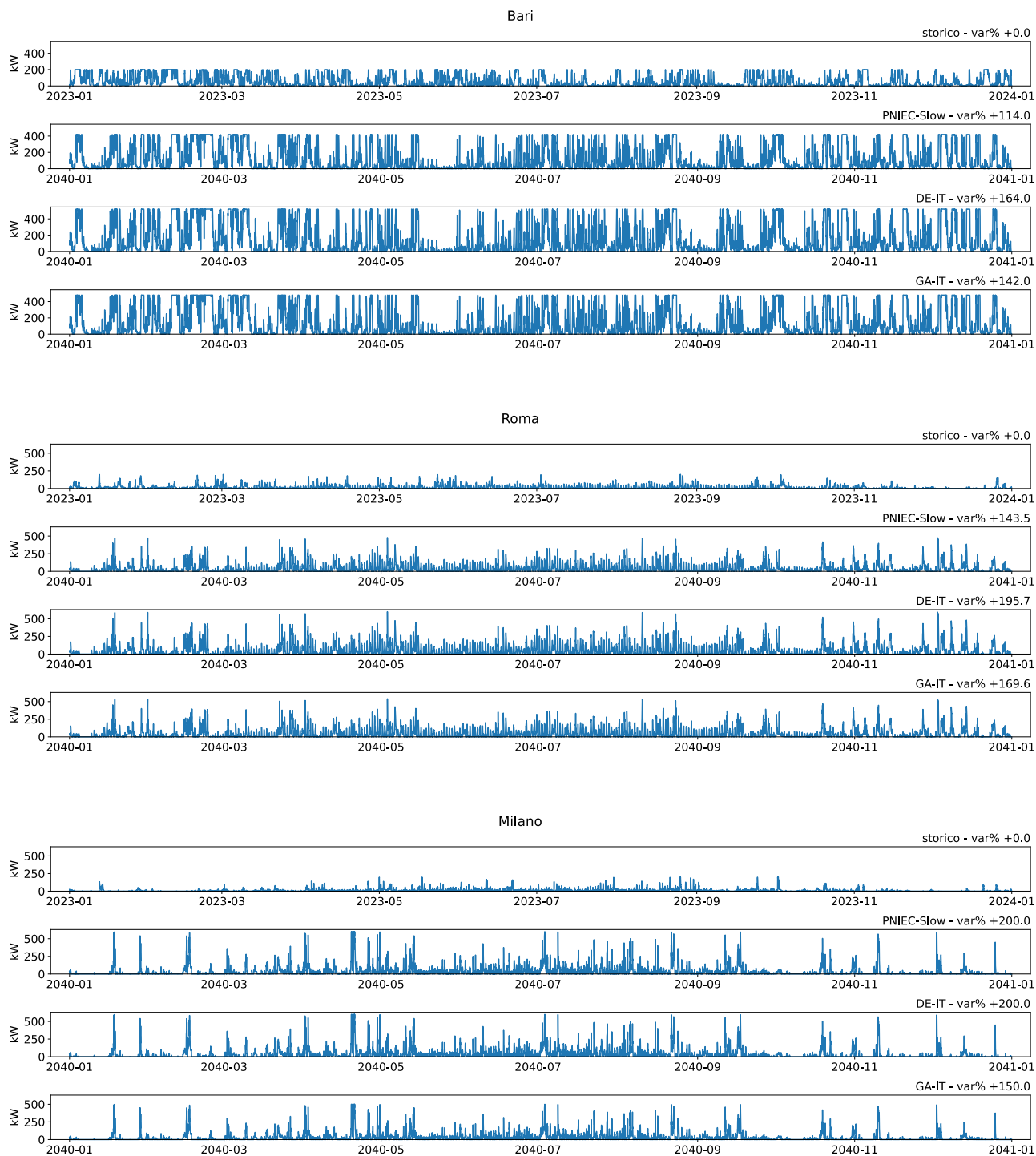


Figura 2 Generazione eolica stimata da proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040.

8.1.2 Fotovoltaico

I dati di radiazione solare, temperatura dell'aria e velocità del vento in periodi futuri sono stati usati per calcolare la potenza elettrica prodotta da un sistema FV. Nella conversione dell'irradianza globale (GHI) in potenza prodotta, la catena dei modelli coinvolti prevede:

1. Calcolo posizione del sole: la posizione del sole in un dato istante temporale e posizione geografica stimata secondo l'algoritmo NREL Solar position serve a calcolare l'angolo di incidenza dell'irradianza su un modulo FV in base alla sua inclinazione.
2. Decomposizione irradianza: l'algoritmo Direct Insolation Simulation Code separa la GHI nelle componenti diffusa (DHI) e diretta (DNI).
3. Trasposizione irradianza: il modello Hay-Davies calcola le componenti di irradianza sul piano dei moduli di un array FV in base a inclinazione e orientamento.
4. Temperatura celle: calcolata secondo il Sandia Photovoltaic Array Performance Model (SAPM)[24], è richiesta nel calcolo della curva IV del modulo.
5. Performance modulo FV (curva IV): il modello SAPM definisce cinque punti sulla curva IV usando coefficienti empirici specifici del modulo.
6. Inverter: Sandia Inverter Model [25] converte potenza e voltaggio DC in AC.
7. Correzione in base a scenari futuri, considerando la variazione della capacità stimata.

E' stata adottata una catena di modelli semplificata rispetto ad una catena standard completa [26], che non prevede modelli di ombreggiamento e perdite specifiche dei moduli, trattandosi di un sistema ipotetico. Inoltre, altri modelli, più o meno sofisticati di questi, possono essere impiegati nelle varie fasi della sequenza; tuttavia modelli più complessi non garantiscono maggiore accuratezza, ma sia modelli semplici che complessi si comportano in modo simile se gli vengono forniti input accurati [27].

A titolo esemplificativo delle serie temporali generate, in Figura 3 e Figura 4 si riporta il caso di un impianto FV la cui presenza è stata riprodotta nelle tre località prescelte. Per la simulazione è stato usato il pannello Silevo Triex U300, potenza nominale 300W, con 13 moduli per stringa, 4 stringhe, inclinazione 33° per Roma e Bari, 36° per Milano [28], orientati a sud e l'inverter Fronius Primo 15.0-1 240V, potenza nominale 15kW. Le caratteristiche fisiche dell'impianto diventano parametri del modello nella simulazione.

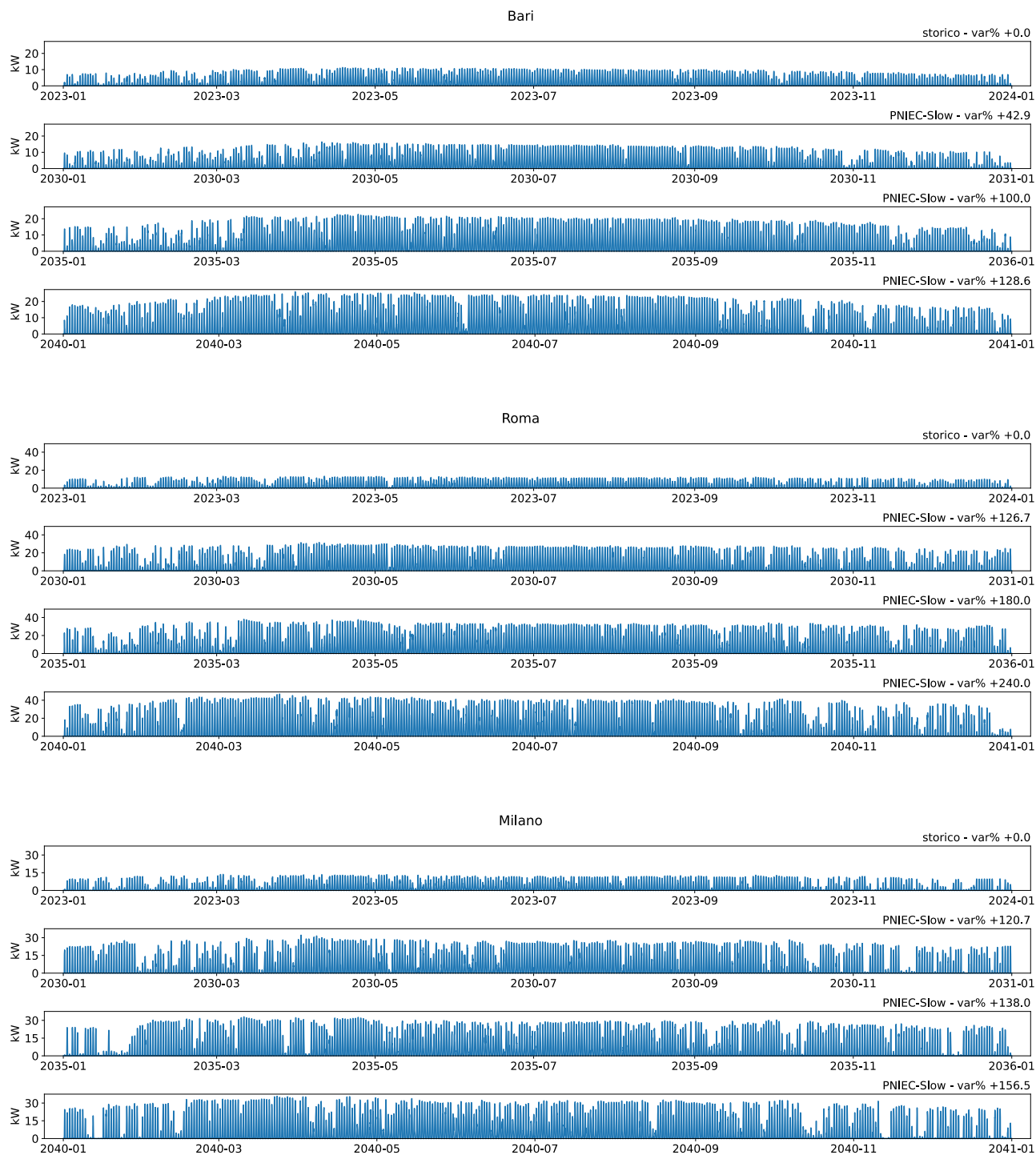


Figura 3 Generazione FV stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, per lo scenario energetico PNIEC-Slow.

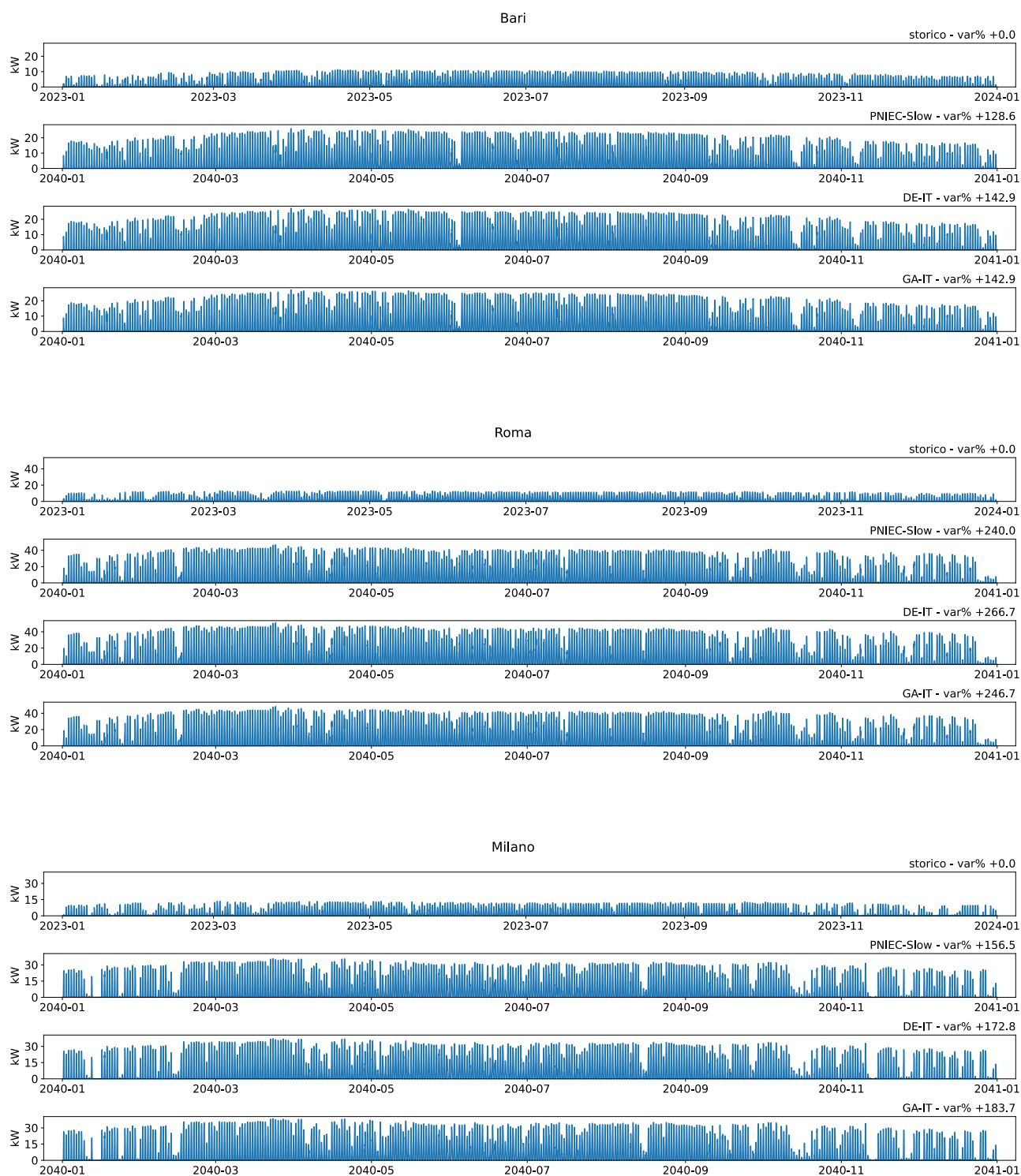


Figura 4 Generazione FV stimata da proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040.

8.1.3 Stima del carico elettrico

Il carico elettrico è influenzato dalle condizioni climatiche; ne sono un esempio il condizionamento dell'aria e il riscaldamento. Il modello disegnato utilizza tre input principali: dati storici di consumo medio domestico su scala provinciale [29]; proiezioni climatiche RCP4.5 (caso mediano) e RCP 8.5 (caso pessimistico) a ~2.2km; variazione percentuale di capacità installata derivata dagli scenari futuri a livello nazionale [11]. Per creare le proiezioni di carico elettrico sono stati utilizzati dati storici di consumo negli anni 2021-23, preprocessati per uniformarne il formato tra le serie temporali annuali e appaiati temporalmente con variabili climatiche legate al carico, per formare un unico dataset. Il dataset storico contiene un profilo giornaliero per tipologia di giorno della settimana (feriale, sabato, domenica).

Su questo dataset è stato allenato un modello di machine learning per creare profili giornalieri di carico a risoluzione oraria, ispirato al modello ENTSO-E che si basa sulla singular value decomposition dei carichi giornalieri [30]. Al posto di osservazioni o dati di reanalisi, il modello utilizza le previsioni climatiche di temperatura, radiazione solare e velocità del vento nei periodi corrispondenti alle serie storiche di consumo (previsioni climatiche storiche). Usare previsioni anche in periodi antecedenti a quello attuale consente al modello di disporre di dati consistenti per il training ed il test, provenendo dallo stesso modello di generazione. Il modello realizzato per stimare il carico elettrico si basa sulla principal component analysis, fatta sui consumi giornalieri per estrarre funzioni base ortogonali, ottimali per la ricostruzione del carico tramite combinazione lineare; i coefficienti di questa combinazione sono a loro volta calcolati come combinazione lineare delle feature climatiche e altre feature tra cui il tipo di giorno della settimana. A questo si aggiunge un passo di adattamento dei profili ottenuti agli scenari di evoluzione del carico base attesa in futuro [11].

A titolo esemplificativo delle serie temporali generate, in Figura 5 e Figura 6 si riporta il caso di un edificio residenziale con carico nominale di 30kW inserito in un contesto cittadino, nelle tre località prescelte. Sono stati considerati i dati storici di prelievo medio provinciale dei clienti domestici nella fascia 3-4.5kW, riscalati per raggiungere il valore di carico nominale desiderato. Il numero di componenti principali scelto copre il 95% della varianza totale.

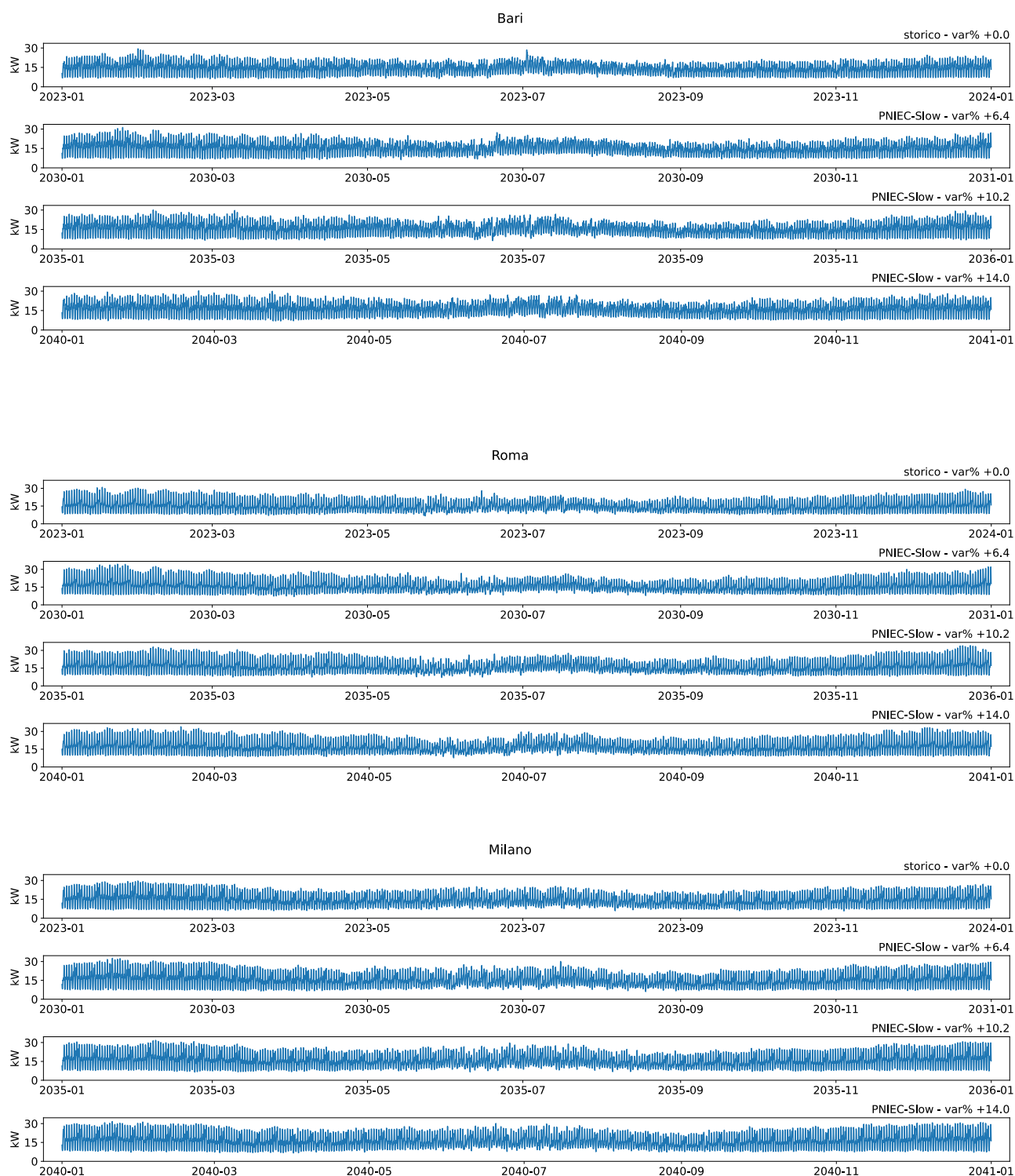


Figura 5 Consumo orario di un edificio con un carico nominale di 30kW stimato dallo storico dei prelievi medi provinciali dei clienti domestici nella fascia 3–4.5kW negli anni 2021–23 e dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, per lo scenario energetico PNIEC-Slow.

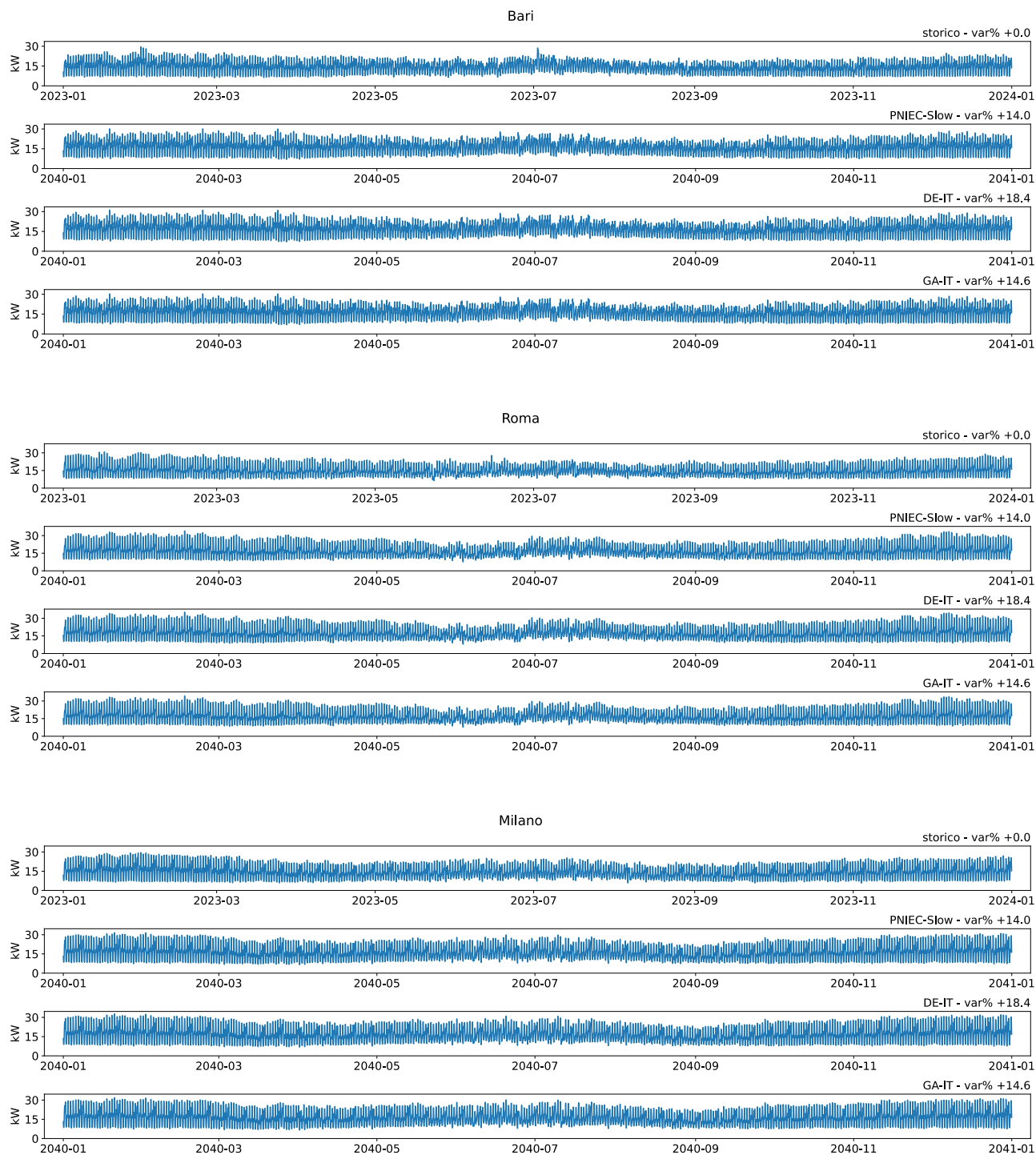


Figura 6 Consumo orario di un edificio con un carico nominale di 30kW stimato dallo storico dei prelievi medi provinciali dei clienti domestici nella fascia 3-4.5kW negli anni 2021-23 e dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040.

9 Contributo delle eventuali consulenze alle attività sopra descritte

L'attività non ha previsto il ricorso a consulenze.

10 Pubblicazioni scientifiche

Il Lavoro svolto per la pubblicazione di cui alla LA1.5 ha utilizzato gli output della LA1.2.

Ciavarella R., Buonanno A., Valenti M., Sforza G., Graditi G.: An Innovative Methodology for Evaluating Power System Adequacy, Integrating Analyses of Both the Reliability and Anomalous Behaviour of Components. Proceedings - 24th IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 8th I and CPS Industrial and Commercial Power Systems Europe, IEEEIC/I and CPS Europe 2024

11 Eventi di disseminazione

L'attività è stata presentata nel corso dell'evento finale di disseminazione del progetto 2.3 (3 dicembre 2024, Centro Ricerche di Portici).

12 Contenuti aggiuntivi

Tabelle

Le tabelle che seguono raccolgono i valori utilizzati in questo studio sull'evoluzione della capacità solare, eolica e dei consumi italiani negli anni target 2030, 2035, 2040, per gli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT [11] e BAU [17]. La variazione percentuale rispetto al dato storico è riportata tra parentesi. I dati in Tabella 1 e Tabella 2 sono relativi alle zone di mercato considerate nello studio; questa suddivisione non è presente per i dati in Tabella 3. I valori riportati in Tabella 4 Tabella 5 Tabella 6 per gli anni intermedi 2023 e 2035, non riportati nel documento riguardante lo scenario BAU, sono stati stimati tramite interpolazione lineare tra le due annualità vicine; in questo modo, il delta tra gli anni target e l'anno storico di riferimento è lo stesso per tutti gli scenari. Inoltre nello scenario BAU, i dati relativi alla produzione rinnovabile non sono suddivisi per tipologia.

Tabella 1 Evoluzione capacità eolica di tipo onshore negli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT.

eolico onshore [GW] (var%)	2023	2030		2035			2040		
	storico	PNIEC-Policy	PNIEC-Slow	DE-IT	GA-IT	PNIEC-Slow	DE-IT	GA-IT	PNIEC-Slow
nord	0.2	0.4 (100.0%)	0.4 (100.0%)	0.5 (150.0%)	0.5 (150.0%)	0.5 (150.0%)	0.6 (200.0%)	0.5 (150.0%)	0.6 (200.0%)
centro-sud	2.3	5.3 (130.4%)	4.1 (78.3%)	6.0 (160.9%)	5.7 (147.8%)	4.9 (113.0%)	6.8 (195.7%)	6.2 (169.6%)	5.6 (143.5%)
sud	5.0	10.3 (106.0%)	8.1 (62.0%)	11.8 (136.0%)	11.0 (120.0%)	9.4 (88.0%)	13.2 (164.0%)	12.1 (142.0%)	10.7 (114.0%)

Tabella 2 Evoluzione capacità solare fotovoltaica di tipo distribuito negli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT.

solare distribuito [GW] (var%)	2023	2030		2035			2040		
	storico	PNIEC-Policy	PNIEC-Slow	DE-IT	GA-IT	PNIEC-Slow	DE-IT	GA-IT	PNIEC-Slow
nord	9.2	21.4 (132.6%)	20.3 (120.7%)	23.3 (153.3%)	24.6 (167.4%)	21.9 (138.0%)	25.1 (172.8%)	26.1 (183.7%)	23.6 (156.5%)
centro-sud	1.5	3.7 (146.7%)	3.4 (126.7%)	4.6 (206.7%)	4.5 (200.0%)	4.2 (180.0%)	5.5 (266.7%)	5.2 (246.7%)	5.1 (240.0%)
sud	0.7	1.0 (42.9%)	1.0 (42.9%)	1.4 (100.0%)	1.5 (114.3%)	1.4 (100.0%)	1.7 (142.9%)	1.7 (142.9%)	1.6 (128.6%)

Tabella 3 Evoluzione richiesta di elettricità ad uso civile negli scenari PNIEC-Policy, PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT.

carico civile [TWh] (var%)	2023	2030		2035			2040		
	storico	PNIEC- Policy	PNIEC- Slow	DE-IT	GA-IT	PNIEC- Slow	DE-IT	GA-IT	PNIEC- Slow
tutte le zone di mercato	162.0	172.8 (6.7%)	172.3 (6.4%)	181.3 (11.9%)	178.1 (9.9%)	178.5 (10.2%)	191.8 (18.4%)	185.7 (14.6%)	184.7 (14.0%)

Tabella 4 Evoluzione capacità solare fotovoltaica nello scenario BAU.

solare [GW] (var%)	2017	2023	2030	2035	2040
	storico	storico-BAU	BAU		
tutte le zone di mercato	20.0	21.5	30.5 (41.9%)	39.0 (81.4%)	47.5 (120.9%)

Tabella 5 Evoluzione capacità eolica nello scenario BAU.

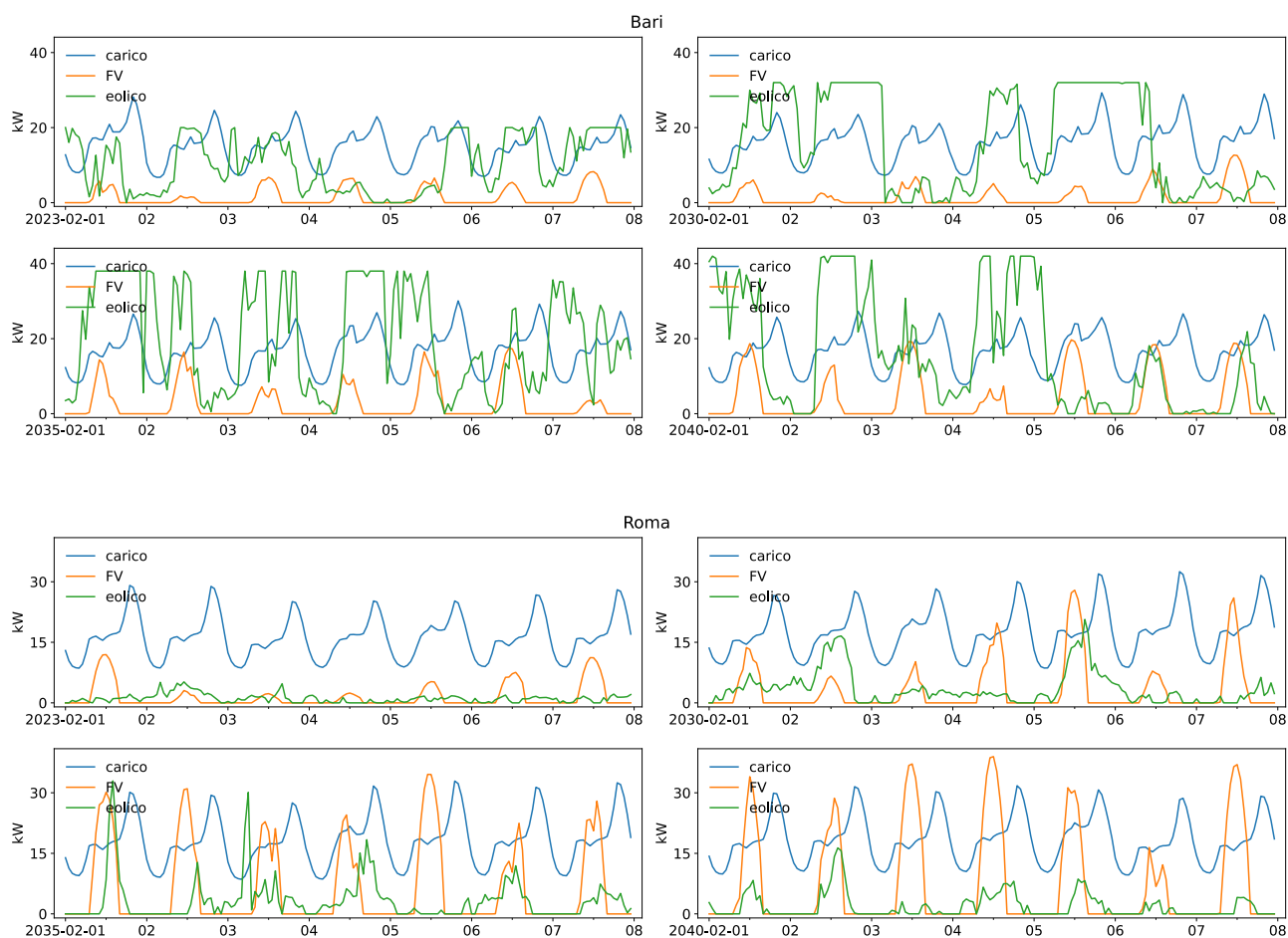
eolico [GW] (var%)	2017	2023	2030	2035	2040
	storico	storico-BAU	BAU		
tutte le zone di mercato	10.0	10.7	13.6 (27.1%)	15.6 (45.8%)	17.6 (64.5%)

Tabella 6 Evoluzione richiesta di elettricità ad uso civile nello scenario BAU.

carico civile [TWh] (var%)	2017	2023	2030	2035	2040
	storico	storico-BAU	BAU		
tutte le zone di mercato	165.1	165.2	169.8 (2.8%)	172.6 (4.5%)	175.4 (6.2%)

Figure

Questo paragrafo raccoglie a scopo illustrativo alcune viste sulle serie generate a una risoluzione temporale maggiore rispetto alle viste d'insieme dei paragrafi precedenti, e la combinazione delle variabili considerate. Il profilo eolico, avendo un ordine di grandezza maggiore, è stato diviso per 10 per migliorare la visualizzazione di Figura 6 e Figura 7. In Figura 8 è stata sovrapposta la variabile climatica utilizzata per la previsione; ancora per ragioni grafiche, nel caso del carico viene rappresentata solo la temperatura. Da Figura 9 a Figura 14 si riporta il caso BAU sovrapposto agli altri scenari, nelle condizioni simulate nei paragrafi precedenti.



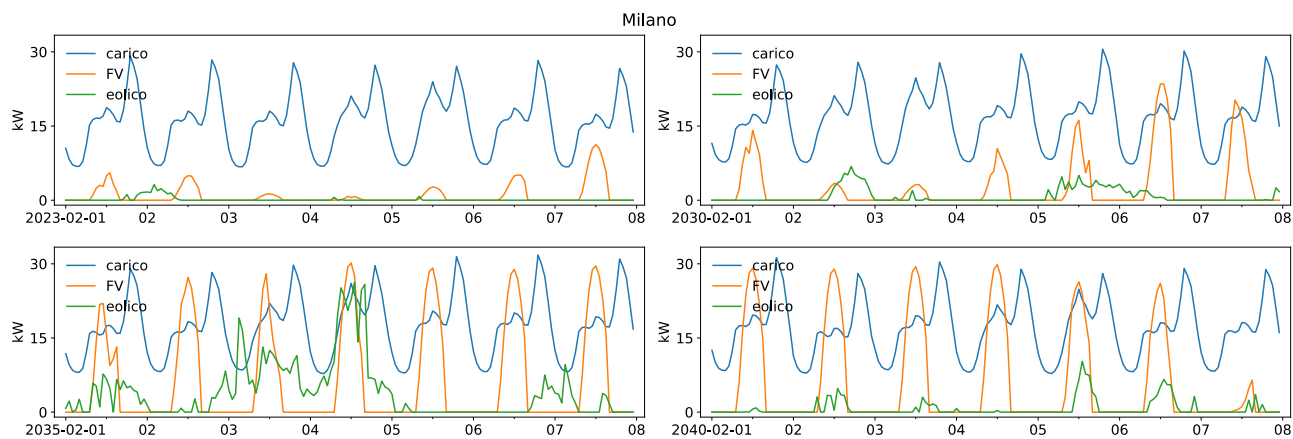
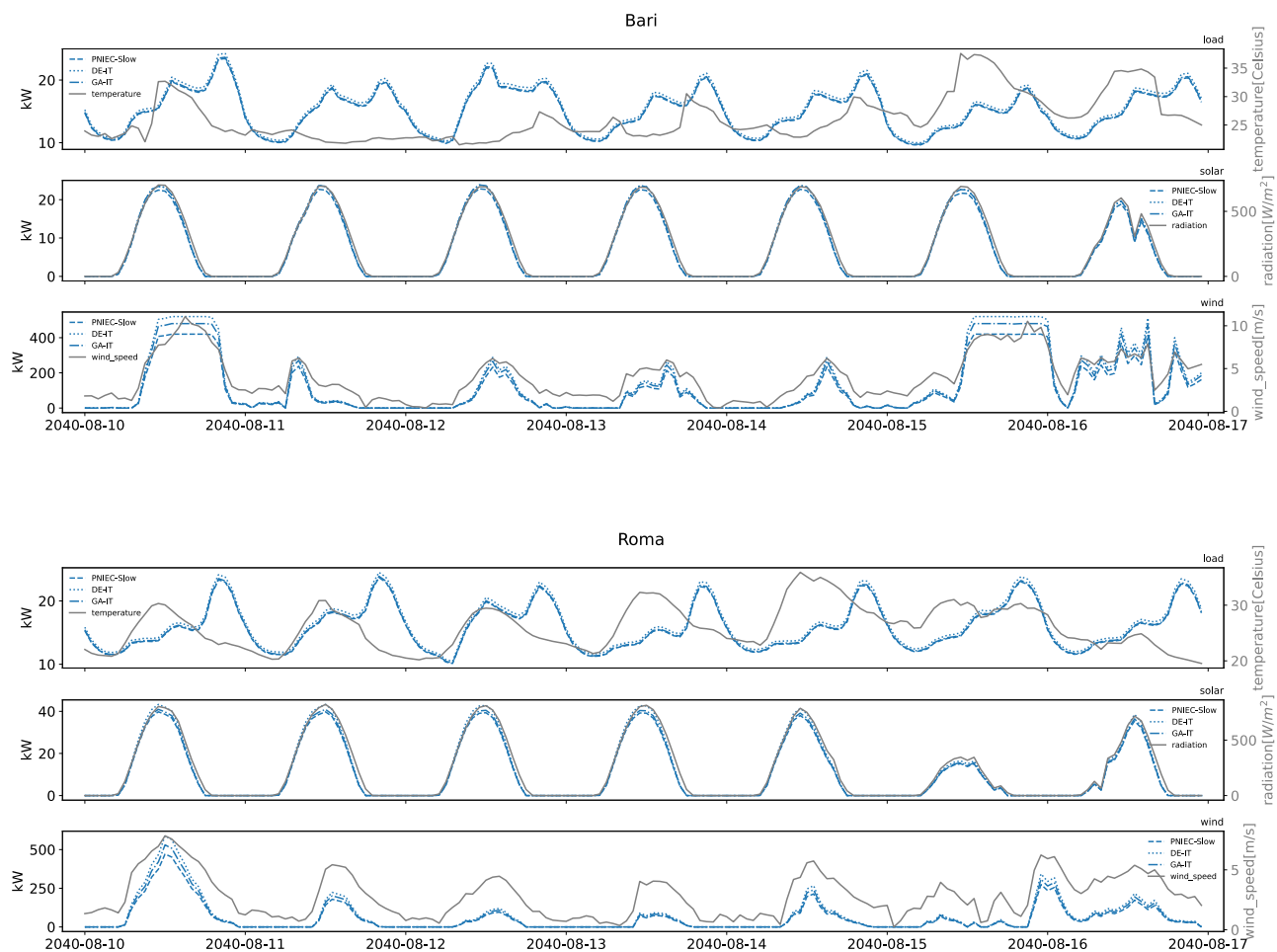


Figura 7 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 negli anni 2030 2035 2040, stagione invernale, per lo scenario energetico PNIEC-Slow.



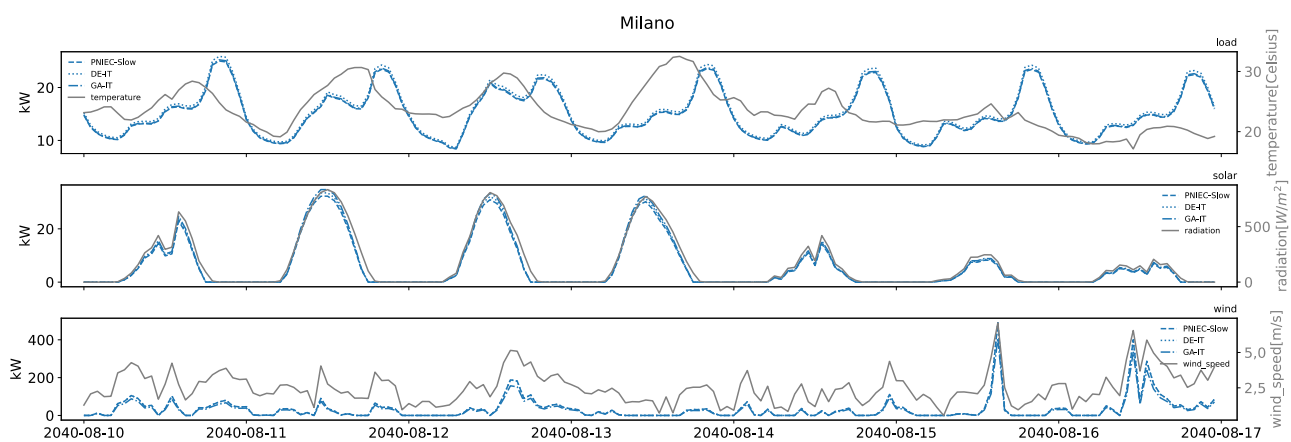


Figura 8 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT) nell'anno 2040, stagione estiva.

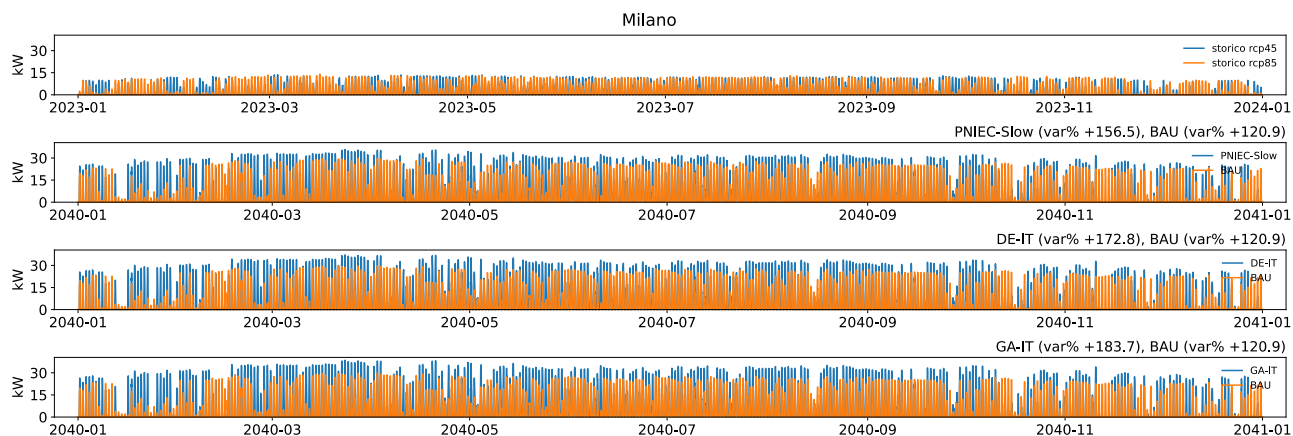


Figura 9 Sovrapposizione delle curve di generazione fotovoltaica stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT, BAU) nell'anno 2040.

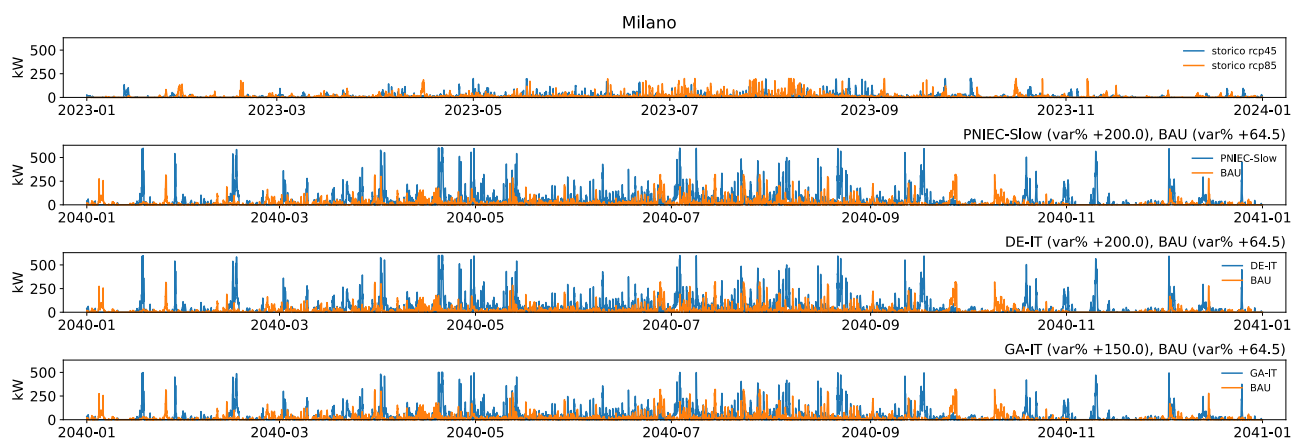


Figura 10 Sovrapposizione delle curve di generazione eolica stimata dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT, BAU) nell'anno 2040.

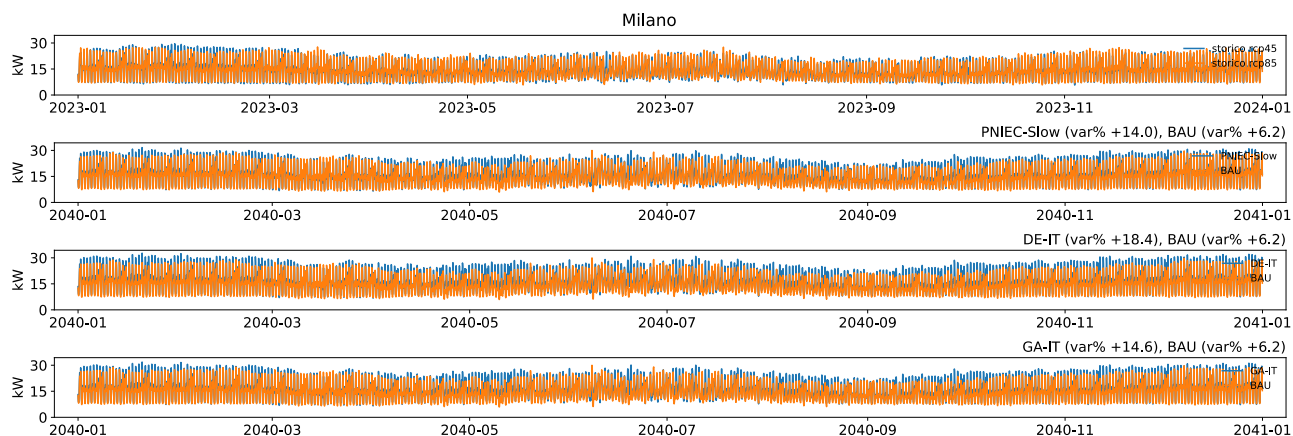


Figura 11 Sovrapposizione delle curve di consumo orario di un edificio con un carico nominale di 30kW stimato dallo storico dei prelievi medi provinciali dei clienti domestici nella fascia 3–4.5kW negli anni 2021–23 e dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (PNIEC-Slow, DE-IT, GA-IT, BAU) nell'anno 2040.

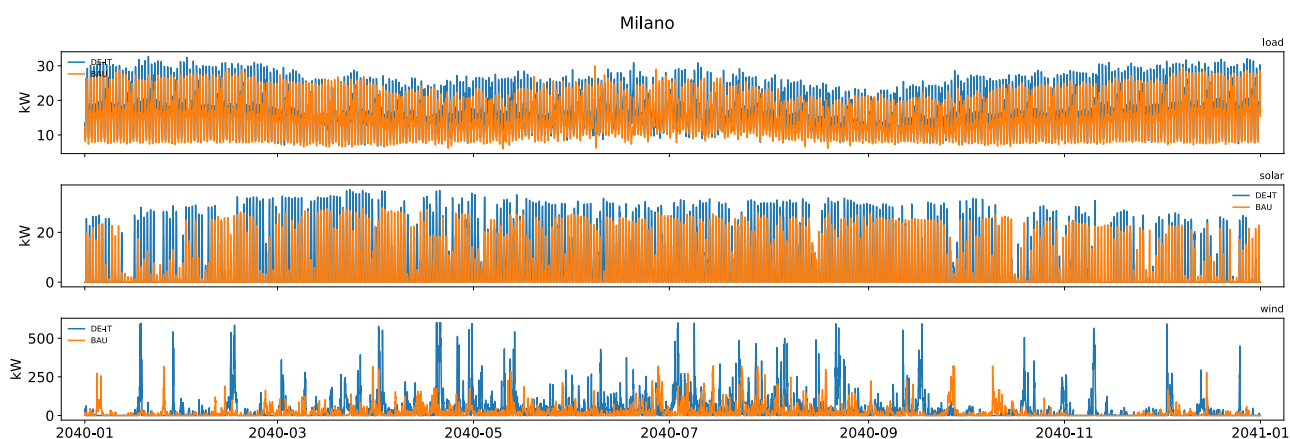


Figura 12 Sovrapposizione combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (DE-IT, BAU) nell'anno 2040.

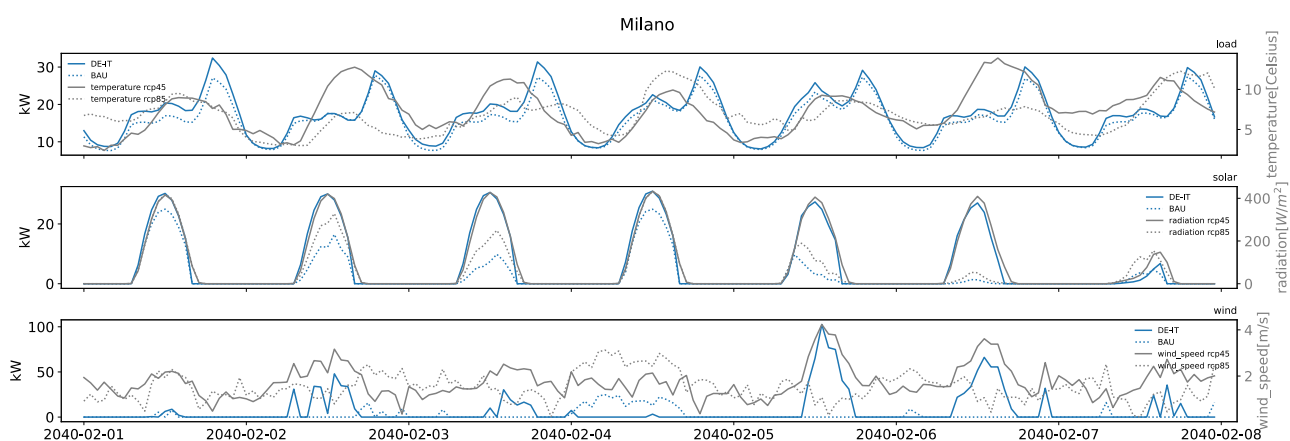


Figura 13 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (DE-IT, BAU) nell'anno 2040, stagione invernale.

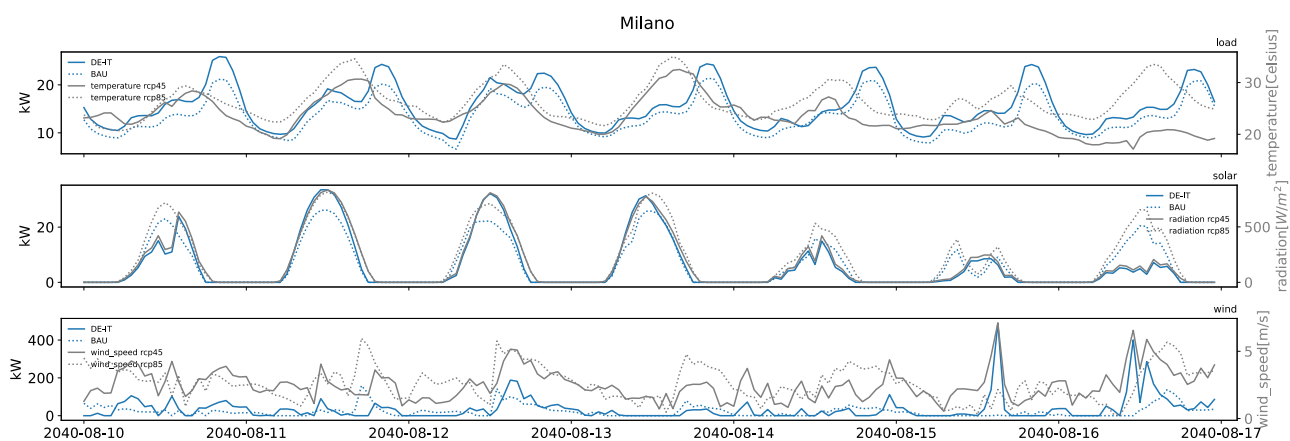


Figura 14 Vista settimanale combinata delle serie di generazione FV, eolica e carico stimate dalle proiezioni climatiche RCP 4.5 e 8.5 al variare dello scenario energetico (DE-IT, BAU) nell'anno 2040, stagione estiva.

Formulazione modelli e pseudocodice

12.1.1 Eolico

Se la velocità del vento $w = \sqrt{u^2 + v^2}$, il valore riportato ad altezza turbina è

$$w_{hub} = \left(\frac{h_{hub}}{h_0} \right)^\alpha w \quad (1)$$

dove $h_0 = 10$ l'altezza delle previsioni meteo, h_{hub} l'altezza della turbina, $\alpha = 1/7$ valore standard dell'esponente di Hellman nel caso onshore.

Indicando con $\hat{y} = P_w$ la potenza della turbina corrispondente ad una data velocità del vento w_{hub} , calcolata valutando w_{hub} sulla curva di potenza interpolante lineare $\hat{y} = pc_interp(w_{hub})$ della turbina, il valore della previsione $\hat{y}$ corretto con un coefficiente di variazione della capacità rinnovabile nello scenario futuro è

$$\hat{y}_{corr} = \hat{y} \, cvar_{scen, TY}, \quad (2)$$

con

$$cvar_{scen, TY} = \frac{v_{scen, TY}}{v_{storico}}, \quad (3)$$

dove $v_{storico}$ è il valore della capacità nell'anno di riferimento, $v_{scen, TY}$ è il valore della capacità stimata per lo scenario $scen$ nell'anno TY , e $(scen, TY) \in \{(PNIEC-Policy, 2030)\} \cup \{PNIEC-Slow, BAU\} \times \{2030, 2035, 2040\} \cup \{DE-IT, GA-IT\} \times \{2035, 2040\}$.

Si deriva che la variazione percentuale $var\%_{scen, TY} = (cvar_{scen, TY} - 1)100$. Nel caso eolico, l'evoluzione della capacità è suddivisa in zone di mercato per tutti gli scenari ad eccezione di BAU.

La serie oraria generata per un anno target è data quindi dall'insieme delle previsioni corrette in base allo scenario, $\hat{y}_{corr}(h, TY)$, $h \in 1, \dots, 8760$ e $TY \in 2030, 2035$ oppure da $\hat{y}_{corr}(h, TY)$, $h \in 1, \dots, 8784$, $TY = 2040$ perché anno bisestile.

La procedura impiegata per stimare la produzione eolica include le seguenti funzioni:

`get_wind_speed`: acquisisce una serie annuale con risoluzione oraria di proiezioni climatiche della velocità del vento da file .nc

`config_system`: configura sistema eolico da metadati

`power_law`: calcola velocità vento ad altezza hub, v. eq. (1)

`pc_interp`: interpolazione lineare sulla power curve

`get_capacity_variation`: acquisisce coefficiente di correzione da metadati

`adjust_estimate`: applica correzione al valore stimato, v. eq. 2,3

`procedure windpower_estimate(city, target_year, scenario):`

`u, v, hour_of_year <- get_wind_speed(target_year, city)`

`h_hub, power_curve <- config_system()`

 ForAll (u,v, hour_of_year):

```

#calcola potenza in uscita dal sistema
w_hub <- power_law(u, v, h_hub)
y_hat <- pc_interp(w_hub, power_curve)

#applica correzione al valore stimato
coeff_corr <- get_capacity_variation(scenario, city, target_year)
estimate[hour_of_year] <- adjust_estimate(y_hat, coeff_corr)

return estimate
end procedure

```

12.1.2 Fotovoltaico

SAPM è un modello empirico di tipo punto-valore, disegnato per predire uno o più punti sulla curva I-V come funzioni delle variabili ambientali (es. irradianza, temperatura, vento).

Il punto di massima potenza di un modulo FV, $P_{mp} = I_{mp} V_{mp}$ è definito da

$$I_{mp} = I_{mp0} (c_0 E_e + c_1 E_e^2) (1 + \alpha_{I_{mp}} (T_c - T_0)), \quad (4)$$

$$V_{mp} = V_{mp0} + c_2 n_c \delta \ln(E_e) + c_3 n_c (\delta \ln(E_e))^2 + \beta_{V_{mp}} (T_c - T_0), \quad (5)$$

dove I_{mp0} e V_{mp0} sono rispettivamente corrente e voltaggio del modulo nel punto di massima potenza in condizioni standard, c è un vettore di coefficienti derivati empiricamente da test sul modulo, $\alpha_{I_{mp}}$ e $\beta_{V_{mp}}$ sono i coefficienti di temperatura per la corrente I_{mp} e il voltaggio V_{mp} , δ è il voltaggio termico per una cella alla temperatura T_c , n_c il numero di celle in serie, E_e l'irradianza effettiva, T_0 temperatura di riferimento della cella (25°C).

La temperatura della cella nel modulo, T_c è data da

$$T_c = T_m + \frac{E_m}{E_0} \Delta T, \quad (6)$$

dove T_m è la temperatura del modulo, E_m l'irradianza solare incidente sul modulo, E_0 l'irradianza di riferimento (1000 W/m²), ΔT un parametro che definisce la differenza tra temperatura del modulo e della cella. La stima di T_m dipende da E_m , dalla temperatura ambiente e dalla velocità del vento. I valori dei parametri delle funzioni sono stati estratti dal database dei moduli FV incluso in pvlib.

Indicando con $\hat{y} = P_{ac}$ la potenza AC ottenuta dalla conversione della potenza DC prodotta da tutti i moduli del sistema insieme, $P_{ac} = ac_conv(P_{mp,tot})$, fase in cui avvengono perdite di energia che dipendono dall'efficienza dell'inverter, il valore della previsione $\hat{y}$ corretto con un coefficiente di variazione della capacità rinnovabile nello scenario futuro è dato dalle eq. 2 e 3. Nel caso fotovoltaico, l'evoluzione della capacità è suddivisa in zone di mercato per tutti gli scenari ad eccezione di BAU.

La serie oraria generata per un anno target è data quindi dall'insieme delle previsioni corrette in base allo scenario, $\hat{y}_{corr}(h, TY)$, $h \in 1, \dots, 8760$ e $TY \in 2030, 2035$ oppure da $\hat{y}_{corr}(h, TY)$, $h \in 1, \dots, 8784$, $TY = 2040$ perché anno bisestile.

La procedura impiegata per stimare la produzione fotovoltaica include le seguenti funzioni:

`get_climate_data`: acquisisce una serie annuale con risoluzione oraria di proiezioni climatiche di radiazione solare, temperatura ambiente e velocità vento da file .nc

`config_system`: configura sistema fotovoltaico da metadati

`get_weather_decomposed`: calcola componenti della radiazione solare

`pv_module_conversion`: calcola potenza stimata in DC, v. eq. 4, 5

`ac_conversion`: calcola potenza AC stimata in uscita dall'inverter

`get_capacity_variation`: acquisisce coefficiente di correzione da metadati

`adjust_estimate`: applica correzione al valore stimato, v. eq. 2,3

variabile composte:

`system_features`: inclinazione, orientamento, numero moduli per stringa, numero stringhe

`radiation_components`: ghi, dhi, dni

`climate_var`: radiazione solare, temperatura, velocità vento

`procedure solarpower_estimate(city, target_year, scenario)`:

```
  climate_var, hour_of_year <- get_climate_data(target_year, city)
```

```
  system_features, module_type, inverter_type <- config_system()
```

```
  ForAll (climate_var, ts):
```

```
    #calcola potenza in uscita dal sistema
```

```
    radiation_components <- get_rad_decomposed(rad)
```

```
    y_dc <- pv_module_conversion(radiation_components, system_features, module_type )
```

```
    y_hat <- ac_conversion(y_dc, inverter_type)
```

```
    #applica correzione al valore stimato
```

```
    coeff_corr <- get_capacity_variation(scenario, city, target_year)
```

```
    estimate[hour_of_year] <- adjust_estimate(y_hat, coeff_corr)
```

```
  return estimate
```

```
end procedure
```

12.1.3 Carico elettrico

Dato un insieme di funzioni base in forma matriciale Φ con dimensione $24 \times B$, dove B è il numero di funzioni e 24 le ore del giorno, il carico previsto per il giorno d è

$$\hat{\mathbf{y}}_d = \Phi \mathbf{a}_d, \quad (7)$$

$\hat{\mathbf{y}}_d \in \mathbb{R}^{24}$, dove $\mathbf{a}_d = [a_{d,0}, \dots, a_{d,B-1}]^T$ è il vettore dei pesi.

Sia $\mathbf{a}_d$ funzione delle feature climatiche tale che

$$a_{d,i} = f_i(\mathbf{x}_d) \quad (8)$$

dove $\mathbf{x}_d = [x_{d,0}, \dots, x_{d,P-1}]^T$ è il vettore di feature di P elementi, in cui ci sono radiazione solare, vento, temperatura e tipo di giorno della settimana.

Sia f_i una combinazione lineare delle feature $\mathbf{x}_d$,

$$a_{d,i} = f_i(\mathbf{x}_d) = \mathbf{x}_d^T \mathbf{c}_i \quad (9)$$

Sia $\mathbf{y}_d \in \mathbb{R}^{24}$ il vettore del carico reale e la loss function data dalla media sul numero di giorni dei mean square error giornalieri

$$\mathcal{L}(\mathbf{c}_0, \dots, \mathbf{c}_{B-1}) = \frac{1}{24N} \sum_{d=0}^{N-1} (\mathbf{y}_d - \sum_{i=0}^{B-1} \Phi_i \mathbf{x}_d^T \mathbf{c}_i)^T (\mathbf{y}_d - \sum_{i=0}^{B-1} \Phi_i \mathbf{x}_d^T \mathbf{c}_i) \quad (10)$$

La loss function può essere minimizzata con metodi iterativi come la discesa del gradiente oppure derivando $\mathcal{L}$ rispetto a $\mathbf{c}_k$ e imponendo la derivata uguale a zero, nel qual caso si ha

$$\sum_{j=0}^{B-1} \sum_{d=0}^{N-1} \mathbf{x}_d \Phi_k^T \Phi_j \mathbf{x}_d^T \mathbf{c}_j = \sum_{d=0}^{N-1} \mathbf{x}_d \Phi_k^T \mathbf{y}_d, \forall k = 0, \dots, B-1 \quad (11)$$

Questa equazione può essere risolta come sistema lineare $\mathbf{A}\mathbf{c} = \mathbf{b}$ per ricavare il vettore di coefficienti $\mathbf{c}$ che minimizza la loss. Le funzioni base Φ sono estratte dalle prime $B-1$ componenti principali calcolate con la principal component analysis sulla matrice dei carichi $24 \times N$, e un vettore costante.

Infine i valori previsti vengono corretti con la variazione percentuale dello scenario futuro

$$\hat{\mathbf{y}}_{corr,d} = \hat{\mathbf{y}}_d \text{ cvar}_{scen,TY}, \quad (12)$$

con cvar definito nella eq. 3.

La serie oraria generata per un anno target è data quindi dall'insieme delle previsioni corrette in base allo scenario, $\hat{\mathbf{y}}_{corr,d}(TY), d \in 1, \dots, 365$ e $TY \in 2030, 2035$ oppure da $\hat{\mathbf{y}}_{corr,d}(TY), d \in 1, \dots, 366, TY = 2040$ perché anno bisestile.

La procedura per la stima del carico elettrico include le seguenti funzioni:

get_climate_histdata: acquisisce una serie storica con risoluzione oraria di proiezioni climatiche di radiazione solare, temperatura ambiente e velocità vento da file .nc

get_climate_data: acquisisce una serie annuale con risoluzione oraria di proiezioni climatiche di radiazione solare, temperatura ambiente e velocità vento da file .nc

get_load_histdata: acquisisce una serie storica di consumi con risoluzione oraria da file .csv

prepare_data: prepara train set di feature suddivise in blocchi giornalieri

reformat_data: suddivide serie oraria in blocchi giornalieri

get_basis: calcola funzioni base tramite principal component analysis

calculate_coefficients: calcola coefficienti, v. eq. 11

predict: calcola carico previsto, v. eq. 7

get_capacity_variation: acquisisce coefficiente di correzione da metadati

adjust_estimate: applica correzione al valore stimato, v. eq. 12,3

variabili composte:

x_hist: radiazione solare, temperatura, velocita' vento

procedure load_estimate(city, target_year, scenario, past_years):

```
x_hist, timestamp <- get_climate_histdata(past_years, city)
```

```
y_hist, timestamp <- get_load_histdata(past_years, city)
```

```
x, y <- prepare_data(x_hist, y_hist, timestamp)
```

```
#train
```

```
Phi <- get_basis(y, B)
```

```
c <- calculate_coefficients(y, x, Phi)
```

```
#predict
```

```
x_future, hour_of_year <- get_climate_data(target_year, city)
```

```
x_future_chunck, day_of_year <- reformat_data(x_future)
```

```
ForAll(x_future_chunck, day_of_year):
```

```
  y_hat <- predict(Phi, x_future_chunck, c)
```

```
  #applica correzione al valore stimato
```

```
  coeff_corr <- get_capacity_variation(scenario, target_year)
```

```
  estimate[day_of_year] <- adjust_estimate(y_hat, coeff_corr)
```

```
  return estimate
```

```
end procedure
```

13 Bibliografia

- [1] T. H. Ruggles et al., «Planning reliable wind- and solar-based electricity systems,» *Advances in Applied Energy*, vol. 15, 2024.
- [2] M. J. Koivisto et al, «Using time series simulation tool for assessing the effects of variable renewable energy generation on power and energy systems,» *Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment*, vol. 8, 2019.
- [3] C. Carà, P. Marocco, R. Novo, M. Koivisto, M. Santarelli e G. Mattiazzo, «Modeling the long-term evolution of the Italian power sector: The role of renewable resources and energy storage facilities,» *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 59, 2024.
- [4] E. G. A. Antonini, A. Di Bella, I. Savelli, L. Drouet e M. Tavoni, «Weather- and climate-driven power supply and demand time series for power and energy system analyses,» *Scientific Data*, vol. 11, 2024.
- [5] J. Hörsch, F. Hofmann, D. Schlachtberger e T. Brown, «PyPSA-Eur: An open optimisation model of the European transmission system,» *Energy Strategy Reviews*, vol. 22, 2018.
- [6] «Renewable Ninja,» [Online]. Available: <https://www.renewables.ninja/>.
- [7] «Demand Ninja,» [Online]. Available: <http://demand.ninja>.
- [8] N. Horat, S. Klerings e S. Lerch, «Improving Model Chain Approaches for Probabilistic Solar Energy Forecasting through Post-processing and Machine Learning,» *Advances in Atmospheric Sciences*, 2024.
- [9] D. P. van Vuuren et al, «The Representative Concentration Pathways: An Overview,» *Climatic Change*, vol. 109, 2011.
- [10] M. Raffa et al., «Very High Resolution Projections over Italy under different CMIP5 IPCC scenarios,» *Scientific Data*, vol. 10, 2023.
- [11] Terna, «Documento di Descrizione degli Scenari 2024,» ottobre 2024. [Online]. Available: <https://www.terna.it/it/sistema-elettrico/programmazione-territoriale-efficiente/piano-sviluppo-rete/scenari>.
- [12] R. Vautard et al., «Evaluation of the large EURO-CORDEX regional climate model ensemble,» *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 126, n. 17, 2021.
- [13] M. Koivisto, K. Plakas, E. R. H. Ellmann, N. Davis e P. Sørensen, «Application of microscale wind and detailed wind power plant data in large-scale wind generation simulations,» *Electric Power Systems Research*, vol. 190, 2021.

- [14] S. Morelli, N. Effenberger, L. Schmidt e N. Ludwig, «Climate data selection for multi-decadal wind power forecasts,» *arXiv*, vol. 2411.11630, 2024.
- [15] «Climate Projections RCP4.5 and RCP 8.5 downscaled @2.2 km over Italy,» Centro Euro-Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici (CMCC), luglio 2022. [Online]. Available: <https://dds.cmcc.it/#/dataset/climate-projections-rcp85-downscaled-over-italy/rcp45>.
- [16] A. J. Arnfield, «Köppen Climate Classification,» *Encyclopædia Britannica*, 2020. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/science/Koppen-climate-classification>.
- [17] Terna, «Documento di Descrizione degli Scenari - 2019,» settembre 2019. [Online]. Available: <https://www.terna.it/it/sistema-elettrico/programmazione-territoriale-efficiente/piano-sviluppo-rete/scenari>.
- [18] The Wind Power, [Online]. Available: <https://www.thewindpower.net/>.
- [19] National Renewable Energy Laboratory, [Online]. Available: <https://github.com/NREL/SAM/tree/develop/deploy/libraries>.
- [20] S. Haas et al, «wind-python/windpowerlib: Update release,» Zenodo, febbraio 2024. [Online]. Available: <https://zenodo.org/records/10685057>.
- [21] oemof developer group, «windpowerlib api,» [Online]. Available: <https://windpowerlib.readthedocs.io/en/stable/modules.html>.
- [22] K. Anderson, C. Hansen, W. Holmgren, A. Jensen, M. Mikofski e A. Driesse, «pvlib python: 2023 project update,» *Journal of Open Source Software*, vol. 8, n. 92, 2023.
- [23] pvlib python Contributors, [Online]. Available: <https://pvlib-python.readthedocs.io/en/stable/reference/index.html>.
- [24] D. King, J. Kratochvil e W. Boyson, «Sandia Photovoltaic Array Performance Model,» Sandia National Laboratories, 2004.
- [25] D. King, S. Gonzalez, G. Galbraith e W. Boyson, «Performance Model for Grid-Connected Photovoltaic Inverters,» Sandia National Laboratories, 2007.
- [26] M. J. Mayer e G. Gróf, «Extensive comparison of physical models for photovoltaic power forecasting,» *Applied Energy*, vol. 283, 2021.
- [27] L. Deville, M. Theristis, B. King, T. Chambers e J. Stein, «Open-source photovoltaic model pipeline validation against well-characterized system data,» *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 32, n. 5, 2024.
- [28] N. Matera, D. Mazzeo, C. Baglivo e P. Congedo, «Will Climate Change Affect Photovoltaic Performances? A Long-Term Analysis from 1971 to 2100 in Italy,» *Energies*, vol. 15, 2022.

- [29] ARERA, «Analisi dei consumi dei clienti domestici,» [Online]. Available: <https://www.arera.it/dati-e-statistiche/dettaglio/analisi-dei-consumi-dei-clienti-domestici>.
- [30] ENTSO-E, «ERAA 2022 Downloads,» [Online]. Available: <https://eepublicdownloads.azureedge.net/clean-documents/sdc-documents/ERAA/2022/data-for-publication/Demand%20Forecasting%20ERAA22.pdf>.
- [31] R. Bonanno, F. Viterbo e G. M. Riva, «Climate change impacts on wind power generation for the Italian peninsula,» *Regional Environmental Change*, vol. 23, 2023.