

PREVISIONE DELL'ENERGIA RINNOVABILE TRAMITE DECOMPOSIZIONE SPETTRALE, ENTROPIA E AI

F. La Foresta, M. Versaci, Z. Zemali

Università Mediterranea degli Studi di Reggio Calabria
Dipartimento DICEAM
Via R. Zehender (ex Via Graziella Feo di Vito), 89122 Reggio Calabria (Italy)

La presente memoria descrive lo sviluppo di un modello per la previsione a breve termine dell'energia rinnovabile, in particolare la radiazione solare e la velocità del vento secondo quanto richiesto dalle direttive principali del Progetto Next Generation EU - Italian NRRP, Mission 4, Component 2, Investment 1.5, call for the creation and strengthening of 'Innovation Ecosystems', building 'Territorial R&D Leaders' (Directorial Decree n. 2021/3277)---project Tech4You---Technologies for climate change adaptation and quality of life improvement, n. ECS0000009 (action 9 of Spoke 2---Goal 2.1---Pilot Project 1). L'obiettivo è migliorare l'accuratezza delle previsioni integrando tecniche di decomposizione del segnale, selezione automatica delle componenti rilevanti attraverso misure di entropia e modelli predittivi basati su intelligenza artificiale. Le previsioni generate dai singoli modelli vengono combinate tramite una strategia di regressione ai minimi quadrati per ottenere una stima finale più stabile e precisa. Il primo passaggio del processo consiste nella decomposizione del segnale originario, che rappresenta una serie temporale di una variabile fisica, come la radiazione solare globale o la velocità del vento. Due tecniche sono impiegate per tale scopo: la Variational Mode Decomposition (VMD) e l'Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (ICEEMDAN). Entrambe consentono di scomporre il segnale in componenti modali (IMF, Intrinsic Mode Functions) ciascuna associata a specifiche frequenze. Il primo passaggio consiste nella decomposizione del segnale originario $f(t)$, con tempo t in, ad esempio radiazione solare in $W \cdot m^2$, o velocità del vento in m/sec . Due tecniche sono utilizzate: Variational Mode Decomposition (VMD) e Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (ICEEMDAN). Nel caso della VMD, il segnale viene scomposto in K componenti $u_k(t)$, ciascuna associata a una frequenza centrale ω_k (rad/sec). Il problema di ottimizzazione risultante assume la forma

$$\min_{u_k, \omega_k} \sum_{k=1}^K \left\| \frac{\partial}{\partial t} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|^2, \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t), \quad (1)$$

in cui $\delta(t)$ è la delta di Dirac, j è l'unità immaginaria e $*$ denota la convoluzione tra funzioni. Il termine ω_k rappresenta la frequenza centrale della k -esima componente e regola la modulazione del segnale nel dominio della frequenza. Dopo la decomposizione, applicando la sample entropy (SE), selezioniamo automaticamente le componenti più informative. Sia $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ una serie temporale, di lunghezza N , dove ciascun valore x_i è misurato nella stessa unità del segnale originale. Allora $SE(m, r, N) = -\ln \left(\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right)$ dove m è la dimensione dell'embedding (adimensionale), r è la soglia di similitudine, $B^m(r)$ e $B^{m+1}(r)$ sono le probabilità di occorrenza di sotto-sequenze simili. Le componenti selezionate rappresentano gli input di tre modelli predittivi. Il primo è una rete neurale Bi-LSTM, progettata per catturare relazioni temporali in sequenze sia nel verso cronologico che inverso. L'input della rete è costituito da vettori temporali $x(t)$, e la previsione generata è una variabile $\hat{y}(t)$ nelle stesse unità della variabile target. Il secondo modello è l'Extreme Learning Machine (ELM), una rete

neurale a strato singolo con un modello descritto da $y = g(Wx + b)\beta$, in cui $W \in \mathbb{R}^{M \times d}$ rappresentano i pesi, b è il bias, $g(\cdot)$ è una funzione di attivazione (sigmoide) e β è il vettore dei pesi di output. Il terzo è un Support Vector Regression (SVR) utilizza una funzione di regressione basata su kernel $f(x) = \sum_{i=1}^m \beta_i K(x, x_i) + b$ in cui β_i sono coefficienti di Lagrange adimensionali, b è un termine costante adimensionale, e x, x_i sono vettori di input. La combinazione finale delle previsioni è effettuata tramite regressione lineare ai minimi quadrati. Dato un insieme di M previsioni da modelli diversi per N osservazioni, la stima finale $\hat{y}(t)$ in unità della variabile target si calcola come $\hat{y} = Xw + b$ dove $X \in \mathbb{R}^{N \times M}$ è la matrice delle previsioni individuali, $w \in \mathbb{R}^M$ è il vettore dei pesi adimensionali e $b \in \mathbb{R}$ è il termine di bias adimensionale.

I dati sperimentali sono stati raccolti presso il sito sperimentale dell'Università Mediterranea degli Studi di Reggio Calabria. Le misurazioni includono valori della radiazione solare globale, in W/m^2 , e della velocità del vento, in m/s , campionati a intervalli regolari. Il dataset è stato suddiviso in una parte di addestramento pari al 70% del totale e una parte di test pari al 30%. Per la valutazione delle prestazioni predittive sono state impiegate le seguenti metriche: l'errore medio assoluto (MAE), la radice quadrata dell'errore quadratico medio (RMSE), l'RMSE normalizzato (NRMSE), tutti in unità della variabile prevista, e il coefficiente di determinazione R^2 (adimensionale).

Dai risultati ottenuti è emersa una netta riduzione degli errori di previsione, fino al 30% rispetto ai metodi tradizionali, e valori di R^2 prossimi a 0.999. La tecnica ICEEMDAN ha mostrato una lieve superiorità in termini di accuratezza rispetto alla VMD, a fronte di un maggiore costo computazionale. I tempi di esecuzione complessivi per dataset di 10.000 campioni si sono mantenuti al di sotto dei 35 secondi, rendendo l'approccio proposto idoneo ad applicazioni operative in ambito energetico. Il modello complessivo dimostra quindi l'efficacia di una strategia predittiva che integra decomposizione spettrale, misure di complessità e modelli di apprendimento automatico per la gestione intelligente delle fonti rinnovabili. Oltre alla riduzione degli errori di previsione fino al 30% e ai valori di R^2 prossimi a 0.999, i risultati hanno evidenziato una notevole stabilità e adattabilità del modello anche in condizioni meteorologiche variabili. L'uso della Sample Entropy ha migliorato la selezione delle componenti rilevanti, mentre la combinazione di Bi-LSTM, ELM e SVR ha permesso di catturare sia le dipendenze temporali sia le non linearità del segnale. La strategia di fusione ha garantito un'integrazione efficace delle previsioni parziali, con errori contenuti su tutti i dataset. Il modello ha mostrato anche una buona scalabilità e tempi di calcolo compatibili con applicazioni operative.

BIBLIOGRAFIA

- Versaci, M., La Foresta, F. Fuzzy approach for managing renewable energy flows for DC-microgrid with composite PV-WT generators and energy storage system. *Energies*, 2024, 17(2), 402.
- [1] Versaci, M. La Foresta, F., Laganà, F., Morabito, F.C. Stand-Alone DC-MSs & TS Fuzzy Systems for Regenerative Urban Design. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM: New Metropolitan Perspectives. Springer, Cham, 2024. p. 36-48.
- [2] L. Xiao, F. Qian, and W. Shao, Multi-step wind speed forecasting based on a hybrid forecasting architecture and an improved bat algorithm, *Energy Convers. Manag.*, vol. 143, pp. 410–430, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.04.012.
- [3]