Abstract in English

The growing integration of Photovoltaic (PV) power production continuously stresses electricity networks due to its unpredictable and unstable nature. The impacts are more critical, particularly for highly PV-penetrated power systems. Accurate multistep prediction can help utility companies to handle the PV intermittency issue and balance the supply and demand more effectively. However, achieving precise multistep prediction remains a significant challenge, particularly for real-world datasets. In real-world datasets, PV power output is influenced by complex, unpredictable, and nonlinear variables, including solar irradiance, wind speed, cloud movements, temperature, seasonal changes, and PV operational conditions. All these factors change over time, resulting in highly unpredictable and non-stationary patterns of power production, making the accurate prediction of real-world PV datasets extremely challenging. To overcome these challenges, this thesis explores the efficiency of a deep learning-based method for multistep PV power forecasting.

The proposed framework employed an adaptive Harris Hawk-optimized dual-stream attention-based hybrid deep learning model capable of capturing short- and long-term dependencies in a real-world PV power dataset. By integrating local feature extraction, temporal modeling, dynamically assigning weights, and improved optimization capabilities, the proposed method can learn intricate nonlinear and complex relationships in historical PV power datasets. A direct multi-step forecasting method is used, which predicts future time steps using historical data, reducing error transmission and improving long-term prediction accuracy.

The proposed model is validated using two real-world datasets acquired from Alice Springs, Australia, and ENEA in Anguillara Sabazia, Italy. For the Alice Springs dataset, the proposed method is evaluated using 1-step, 3-step, and 6-step forecasting horizons to determine its ability to maintain reliability and precision as the prediction window increases. Conversely, the ENEA dataset is employed to assess the model's capability for real-time forecasting, with an emphasis on both accuracy and computational efficiency. The experimental findings demonstrate that the proposed model outperforms the baseline models in terms of forecasting accuracy and performance on the Alice Springs dataset. Additionally, on the ENEA dataset, the proposed model demonstrated high forecasting precision with low computational expenses, which are the main requirements for real-time forecasting. The results validate the applicability and usefulness of the proposed model for intricate multistep and real-time PV power forecasting problems. Hence, the proposed design is robust and adaptable, making it ideal for energy predictions, complex engineering design, deep learning parameter tuning, and various other real-world problems.

Abstract in Italian

La crescente integrazione della produzione di energia fotovoltaica (fv) sottopone a continuo stress le reti elettriche a causa della sua natura imprevedibile e instabile. Gli impatti sono più critici, in particolare per i sistemi elettrici ad alta penetrazione fv. Una previsione multi-step accurata può aiutare le aziende di servizi pubblici a gestire il problema dell'intermittenza del fv e a bilanciare domanda e offerta in modo più efficace. Tuttavia, ottenere una previsione multi-step precisa rimane una sfida significativa, in particolare per i set di dati reali. Nei set di dati reali, la produzione di energia fotovoltaica è influenzata da variabili complesse, imprevedibili e non lineari, tra cui l'irradiazione solare, la velocità del vento, i movimenti delle nuvole, la temperatura, i cambiamenti stagionali e le condizioni operative del fv. Tutti questi fattori cambiano nel tempo, determinando modelli di produzione di energia altamente imprevedibili e non stazionari, rendendo estremamente complessa la previsione accurata dei set di dati fv reali. Per superare queste sfide, questa tesi esplora l'efficienza di un metodo basato sul deep learning per la previsione multi-step della potenza fotovoltaica.

Il framework proposto ha utilizzato un modello di deep learning ibrido basato sull'attenzione, dual-stream e ottimizzato con una Harris hawk adattativa, in grado di catturare dipendenze a breve e lungo termine in un set di dati di potenza fotovoltaica reale. Integrando l'estrazione di feature locali, la modellazione temporale, l'assegnazione dinamica di pesi e funzionalità di ottimizzazione migliorate, il metodo proposto è in grado di apprendere complesse relazioni non lineari e complesse in set di dati storici di potenza fotovoltaica. Viene utilizzato un metodo di previsione diretto multi-step, che prevede i futuri intervalli temporali utilizzando i dati storici, riducendo la trasmissione degli errori e migliorando l'accuratezza delle previsioni a lungo termine.

Il modello proposto è validato utilizzando due set di dati reali acquisiti da Alice Springs, Australia, e dall'ENEA di Anguillara Sabazia, Italia. Per il set di dati di Alice Springs, il metodo proposto viene valutato utilizzando orizzonti di previsione a 1, 3 e 6 step per determinarne la capacità di mantenere affidabilità e precisione all'aumentare della finestra di previsione. AI contrario, il set di dati enea viene utilizzato per valutare la capacità del modello di effettuare previsioni in tempo reale, con particolare attenzione sia all'accuratezza che all'efficienza computazionale. I risultati sperimentali dimostrano che il modello proposto supera i modelli di base in termini di accuratezza e prestazioni delle previsioni sul set di dati di Alice Springs. Inoltre, sul set di dati enea, il modello proposto ha dimostrato un'elevata precisione di previsione con bassi costi computazionali, che rappresentano i requisiti principali per le previsioni in tempo reale. I risultati convalidano l'applicabilità e l'utilità del modello proposto per complessi problemi di previsione della potenza fotovoltaica multistep e in tempo reale. Pertanto, il progetto proposto è robusto e adattabile, rendendolo ideale per previsioni energetiche, progettazione ingegneristica complessa, ottimizzazione dei parametri tramite deep learning e vari altri problemi del mondo reale.