

ALGORITMI DI MACHINE E DEEP LEARNING APPLICATI ALLA PREVISIONE DI PROFILI DI CONSUMO ENERGETICO E ALL' ANALISI DEI FENOMENI DI SCARICA PARZIALE IN ALTA TENSIONE

S. Licciardi, G. Ala, M. Alqtish, A. Imburgia, A. Di Fatta P. Romano, H. Samadi, F. Viola

DI – Dipartimento di Ingegneria, Università degli Studi di Palermo
Viale delle Scienze, Edificio 9, 90128 Palermo.

Parole chiavi: *Machine e Deep Learning, Algoritmi di Regressione e Classificazione, Predizione di profili energetici, Scariche parziali in alta tensione, Isteresi Magnetica.*

L'attività di ricerca è attualmente incentrata sulla creazione e l'ottimizzazione di algoritmi per la regressione e la classificazione in ambito di Machine e Deep Learning (ML, DL). In particolare è in fase di definizione l'articolo in [8], in cui modelli per la regressione quali LSBoost, Random Forest, Decision Tree e Support Vector Machine sono stati ottimizzati per riprodurre i profili di consumo energetico di alcune tipologie di edifici in alcune città selezionate (Palermo, Stoccolma, Kuwait City). Come dataset su cui allenare tali modelli, sono stati utilizzati i setting di Demand Response degli edifici (temperatura esterna, umidità, affollamento, tipologia di edifici, livelli di accensione e spegnimento degli impianti, scambio termico attraverso le pareti esterne, il tetto, il suolo, etc.), e i relativi output ricavati tramite il software TRNSYS. Lo studio ha previsto una fase di preprocessing dei dati in cui sono state inizialmente selezionate le features più rilevanti (da 22 a 14) in accordo con la matrice di correlazione e, successivamente, nelle fasi di ottimizzazione (in base al modello matematico: scelta dei parametri, numero di cicli, numero di foglie e così via), sono state aggiunte features corrispondenti alle relative estrazioni di medie, mediane e differenze tra valori consecutivi e differenze consecutive (da 14 a 99). Si è visto infatti come, in serie di tipo temporale come quelle inerenti un profilo annuale di consumo energetico, ai fini di una regressione accurata e di una adeguata individuazione dei picchi, sia utile considerare tali tipi di statistiche, in grado di catturare comportamenti ricorrenti, anche in presenza di anomalie. Mentre, infatti, gli algoritmi utilizzati ottimizzati hanno raggiunto un errore percentuale (MAPE) tra il 5% e l'8% (a seconda delle peculiarità dei vari algoritmi), l'ottimizzazione delle features ha fornito un errore tra il 2% e il 4%, (in Fig. 1 è possibile osservare il confronto tra l'output di training e quello ottenuto tramite LSBoost). L'ottimizzazione dei modelli ha previsto tecniche di ottimizzazione bayesiana.

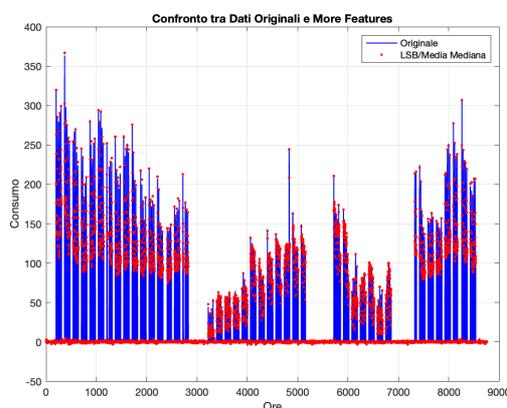


Fig. 1. Confronto tra a) profilo annuale di consumo energetico di un edificio nel Campus di Palermo ottenuto con TRNSYS e b) profilo ottenuto tramite l'algoritmo regressivo LSBoost (MAPE = 2%).

Il lavoro citato è in fase di completamento ma i modelli così ottenuti stanno già permettendo di creare profili di consumi partendo da diversi setting degli edifici. In tal modo si sta realizzando un dataset sintetico, ma costruito a partire da setting realistici, che sarà possibile utilizzare per un

ulteriore lavoro in progress sulla classificazione [9]. Quest'ultimo è infatti l'estensione del proceedings (vedi [2]) pubblicato a seguito della partecipazione alla conferenza RTSI 2024, tenutasi a Lecco, in cui sono stati presentati algoritmi di classificazione del DL (LSTM) applicati a serie temporali "aumentate" di tipo simil-periodico. Il dataset, proveniente dai profili ottenuti con i modelli regressivi, sarà quindi assimilabile ai profili di consumo realistici derivanti da diverse condizioni sia esterne che interne all'edificio e sarà utilizzato per gli algoritmi di classificazione quali le reti ricorrenti (RNN) del DL o quelli del ML come, tra gli altri, i Decision Tree e le Discriminant Analysis. Tali modelli sono stati ottimizzati e già utilizzati per applicazioni sulle scariche parziali in alta tensione ottenute da esperimenti condotti nei laboratori di Palermo. I risultati così ottenuti sono stati inclusi nel proceedings della conferenza Compumag 2025 [3], che si terrà il prossimo Giugno, e per cui sarà possibile una estensione dell'articolo da pubblicare in Transactions on Magnetics (in Fig. 2a è possibile vedere il tipo di segnali utilizzati e in Fig. 2b le confusion matrices ottenute su dati non appartenenti al training. Nella diagonale principale i segnali classificati correttamente).

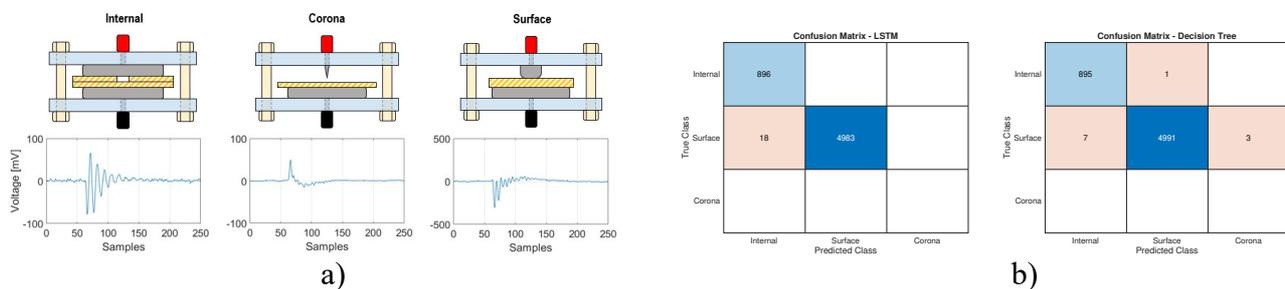


Fig. 2. a) Tipi di segnali di scarica parziale acquisiti: interni, superficiali, corona. b) Confusion matrices ottenute da segnali che non appartengono al set di training con I) rete neurale LSTM e II) algoritmo di albero decisionale.

Infine, è stato pubblicato un articolo sull'analisi e il confronto di diverse architetture neurali utilizzate in letteratura e atte alla previsione di cicli di isteresi magnetica in alcuni materiali ferromagnetici [1]. I modelli di isteresi più comuni, come quelli di Preisach o di Prandtl–Ishlinskii vengono considerati per confrontarne i risultati ottenuti. Le reti di maggiore interesse e utilizzo, oltre le Feedforward (FNN) (predilette rispetto alle multi-layer perceptron (MLP) perchè più celeri nella fase di learning) sono state quelle di tipo ricorrente (RNN, LSTM) e le Diagonal RNN, in cui ciascuna unità ricorrente riceve in input solo i propri output precedenti e non quelli delle altre unità ricorrenti. Ancora le Extended Preisach NN, le CNN, le Temporal CNN e le Generative NN (GAN) sono state oggetto di confronto e studio, non solo per l'applicazione magnetica citata ma anche per scopi puramente elettrici o in ambito di produzione o consumo energetico.

BIBLIOGRAFIA

1. S. Licciardi, G. Ala, E. Francomano, F. Viola, M. Lo Giudice, A. Salvini, F. Sargeni, V. Bertolini, A. Di Schino, A. Faba; "Neural Network Architectures and Magnetic Hysteresis: Overview and Comparisons", MDPI, Mathematics, 12, 3363, 2024, Special Issue Mathematical Applications in Electrical Engineering, doi.org/10.3390/math12213363.
2. S. Licciardi, G. Ala, E. Francomano, P. Catrini, M. La Villetta, R. Musca, A. Piacentino, E. Riva Sanseverino, H. Samadi; "Long Short Term Memory Neural Network and Energy Applications in the Smart Grid Framework", 2024 IEEE 8th Forum on Research and Technologies for Society and Industry Innovation (RTSI), Lecco, Italy, 2024, pp. 36-41, doi: 10.1109/RTSI61910.2024.10761755.
3. S. Licciardi, A. Di Fatta, G. Ala, P. Romano, A. Imburgia; "Classification algorithms for the recognition of partial discharge pulses by different sources", accepted for the Compumag 2025 proceedings.
4. M. Lo Giudice, A. Salvini, M. Stella, F. Sargeni, S. Licciardi, G. Ala, P. Romano, V. Bertolini, A. Faba; "Efficient Hysteresis Characterization and Prediction in 3D-Printed Magnetic Materials Using Deep Learning", IET Science, Measurement & Technology, 2025.
5. H. Samadi, G. Ala, A. Imburgia, S. Licciardi, P. Romano, F. Viola; "Evaluating the Role of Vehicle-Integrated Photovoltaic (VIPV) Systems in a Disaster Context", World Electric Vehicle Journal (WEVJ), 16, 190, 2025, (special issue Power and Energy Systems for E-mobility).
6. M. La Villetta, S. Licciardi, R. Musca, P. Catrini, A. Piacentino, E. Riva Sanseverino, G. Ala, M.G. Ippolito; "Development of a dynamic co-simulation platform for buildings-thermal plants and electric network", submitted to the conference SDEWES 2024, September, Rome.
7. S. Licciardi, M. La Villetta, R. Musca, G. Ala, E. Francomano, A. Piacentino, E. Riva Sanseverino, "On the Regression by Machine Learning. Applications to Power Consumption Forecasting", in progress.
8. S. Licciardi, G. Ala, E. Francomano, P. Catrini, M. La Villetta, R. Musca, A. Piacentino, E. Riva Sanseverino, H. Samadi; "Demand Response Analysis by Artificial Learning processes", in progress for IEEE Transactions on Industry Applications (TIA).
9. S. Licciardi, A. Di Fatta, G. Ala, P. Romano, A. Imburgia; "Comparing Recurrent and Non-Recurrent Models for Partial Discharge Pulse Identification", in progress for Trans. and Magn.