

DEEP NEURAL NETWORKS PER LA DISAGGREGAZIONE DEL CARICO

E. Principi, R. Bonfigli, M. Fagiani, M. Severini, S. Squartini, F. Piazza

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, Università Politecnica delle Marche
Via Brecce Bianche 12, 60131, Ancona, Italy, e-mail s.squartini@univpm.it

La disaggregazione del carico, definita in letteratura con il termine *Non-Intrusive Load Monitoring (NILM)*, è il problema dell'estrazione dell'energia consumata dai singoli carichi da un singolo punto di misura del consumo elettrico [1].

Nella presente ricerca, il NILM è stato formalizzato come un problema di eliminazione del rumore: il segnale aggregato viene visto come la somma dei consumi dei carichi più rilevanti, oltre ad un termine di rumore, quindi la disaggregazione viene vista come l'estrazione del consumo del rispettivo elettrodomestico dal dato aggregato, tramite la rimozione dei restanti contributi dallo stesso. Tra gli approcci proposti nella letteratura del Machine Learning, è stata dedicata particolare attenzione alle *Deep Neural Networks (DNN)*. In questa ricerca, il problema del NILM viene affrontato usando una tipologia di rete denominata *Denoising AutoEncoder (dAE)*. Questo approccio è stato inizialmente esplorato in [2], dove viene definita una rete per ogni elettrodomestico, addetta alla ricostruzione del rispettivo profilo disaggregato. Il target della rete viene prelevato dalla traccia di consumo reale (*ground truth*), mentre in ingresso viene considerato la rispettiva porzione temporale nel segnale aggregato. La rete è composta da strati convoluzionale (CNN), seguiti da strati di pooling/upsampling, con una porzione centrale di strato totalmente connesso (MLP). L'obiettivo della presente ricerca [3] è quella di esplorare in maniera più approfondita l'architettura di rete.

Nonostante nella maggior parte dei metodi presenti in letteratura venga considerata la potenza attiva come segnale in analisi, nella presente ricerca [4] è stato analizzato l'impatto dell'introduzione della potenza reattiva, come grandezza di analisi aggiuntiva, come già analizzato in altri metodi [5]. Per fare questo, il dAE è stato configurato con una struttura asimmetrica, dove in ingresso vengono analizzati entrambi i segnali di potenza attiva e reattiva, mentre l'uscita prodotta rappresenta il solo segnale disaggregato di potenza attiva. Sono stati condotti procedure di ottimizzazioni indipendenti nelle due campagne, dove sono stati ricercati i valori ottimi dei seguenti parametri: dimensione e numero di kernels negli strati CNN, dimensione della finestra di pooling, numero di unità nella porzione MLP. La dimensione dell'ingresso e dell'uscita della rete è stata scelta in base alla lunghezza dell'attivazione del rispettivo elettrodomestico. L'allenamento della rete sfrutta l'algoritmo *Stochastic Gradient Descent (SGD)* con una procedura di early-stopping. Il test viene eseguito tramite una tecnica di finestra scorrevole, con porzioni sovrapposte. I campioni appartenenti a tali porzioni vengono ricombinati tramite un filtraggio di tipo mediano.

L'approccio proposto è stato valutato su due dataset pubblici: il *Almanac of Minutely Power dataset (AMPds)* [6] ed il *UK Domestic Appliance-Level Electricity (UK-DALE)* [7]. Nel primo dataset, sono disponibili solo dati appartenenti ad un edificio, mentre il secondo dataset è composto da più edifici, quindi è stato possibile valutare i risultati dell'applicazione di una rete su un edificio utilizzato nella fase di training (*seen*) o non utilizzato (*unseen*). Le prestazioni dell'algoritmo sono state valutate tramite la metrica *F-score*. In Tab.1 sono mostrati i risultati secondo i vari metodi proposti. In Fig. 1 viene mostrato un esempio di segnale disaggregato, confrontato con il rispettivo *ground truth*. L'introduzione della componente reattiva comporta un miglioramento globale delle prestazioni del 8.1% per AMPds, 8.4% per UK-DALE nel caso *seen*, e 4.9% nel caso *unseen*. Gli sviluppi futuri sono orientati verso l'introduzione della potenza reattiva come target aggiuntivo per il dAE, al fine di esplorare la completa simmetria della rete.

Figura 1: Segnale aggregato, ground truth e segnale disaggregato in UK-DALE.

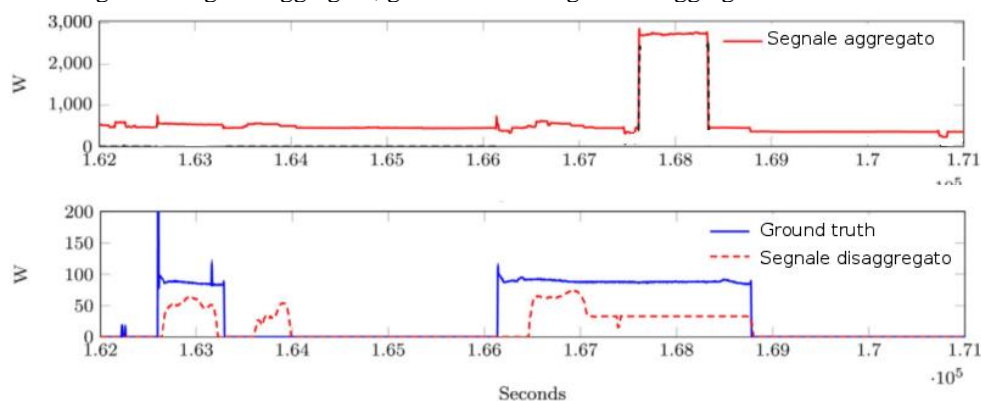


Tabella 1: Risultati della disaggregazione, valutati con la metrica F-score (%).

Carico	AMPds		Carico	UK-DALE			
	Attiva	Attiva+Reattiva		seen		unseen	
				Attiva	Attiva+Reattiva	Attiva	Attiva+Reattiva
Lavastoviglie	62.9	77.5	Lavastoviglie	71.6	83.3	44.3	50.6
Frigorifero	37.4	43.4	Frigorifero	68.5	70.8	68.9	76.7
Forno	66.3	65.0	Bollitore	89.0	89.9	82.1	80.2
PDC	72.7	76.3	Microonde	64.4	80.7	37.0	67.9
Asciugatrice	94.8	95.5	Lavatrice	35.5	49.8	5.4	23.3
Lavatrice	34.3	59.5					
totale	62.1	70.2	totale	67.7	76.1	58.0	62.9

BIBLIOGRAFIA

- [1] R. Bonfigli, S. Squartini, M. Fagiani, and F. Piazza, “Unsupervised algorithms for non intrusive load monitoring: An up-to-date overview,” in Proc. of the IEEE Int. Conf. on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), June 2015, pp. 1175–1180.
- [2] J. Kelly and W. Knottenbelt, “Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation,” in Proc. of the 2nd ACM International Conf. on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments. New York, USA, 2015, pp. 55–64.
- [3] R. Bonfigli, A. Felicetti, E. Principi, M. Fagiani, S. Squartini, and F. Piazza, “Denoising autoencoders for non-intrusive load monitoring: Improvements and comparative evaluation,” Energy and Buildings, vol. 158, pp. 1461 – 1474, 2018.
- [4] M. Valenti, R. Bonfigli, E. Principi, and S. Squartini, “Exploiting the reactive power in deep neural models for non-intrusive load monitoring,” in Proc. of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2018, to appear.
- [5] R. Bonfigli, E. Principi, M. Fagiani, M. Severini, S. Squartini, and F. Piazza, “Non-intrusive load monitoring by using active and reactive power in additive factorial hidden markov models,” Applied Energy, vol. 208, pp. 1590 – 1607, 2017.
- [6] S. Makonin, F. Popowich, L. Bartram, B. Gill, and I. V. Bajic, “AMPds: A public dataset for load disaggregation and eco-feedback research,” in Proceedings of the 2013 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC), 2013.
- [7] J. Kelly, W. Knottenbelt, “The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes,” Scientific data, vol. 2, 2015.