

# Continuous-Time Neural Networks: paradigm and applications

Mario Salerno, Gianluca Susi, Alessandro Cristini

Dipartimento di Ingegneria Elettronica, Università degli Studi di Roma "Tor Vergata", Via del Politecnico 1, Roma  
e-mail [alessandro.cristini84@gmail.com](mailto:alessandro.cristini84@gmail.com)

**Parole chiave:** Spiking Neural Networks, Continuous-Time Approach, Spike Latency

La linea di ricerca seguita da questa Unità è focalizzata allo sviluppo e alla simulazione di Spiking Neural Networks (SNNs). L'interesse verso questo tipo di reti neurali è sempre più crescente, soprattutto per le loro peculiarità di ispirazione biologica, che le rendono adatte ad affrontare situazioni in cui il nostro cervello è notoriamente superiore a qualunque macchina digitale [1], [2], [3]. La precisione temporale è un requisito fondamentale nell'emulazione di un sistema brain-like. Per tale motivo si è scelto di operare attraverso un metodo event-driven nella simulazione della rete proposta [4], [5], [6]. Il comportamento tempo-continuo nella generazione dello spike, in particolare della spike latency [7], richiede altresì un metodo che non sia clock-driven. Quest'ultimo infatti provocherebbe numerosi errori di computazione a causa dell'allineamento degli spike ad una griglia temporale; ad esempio, alcuni spike potrebbero non essere computati (implicando una evoluzione completamente differente della rete), oppure l'aggiornamento dello stato verrebbe valutato solo in determinati istanti di tempo e quindi non sarebbe possibile stabilire l'attraversamento della soglia in un generico istante [8].

Scopo della presente linea di ricerca è stato quello di proporre un modello di neurone che permetta di emulare con delle semplici equazioni le caratteristiche base di un neurone biologico: subthreshold decay, spiking threshold, spike latency, excitatory- e inhibitory effects. In particolare, nel modello proposto, tali grandezze sono quantità normalizzate. Lo stato interno del neurone,  $S$ , indica il potenziale di membrana della controparte biologica. Questo può subire cambiamenti in relazione ad eventi di spike in input di ampiezza pari a  $P_r$  (quantità in genere fissa, detta "peso presinaptico"), opportunamente modulati dai "pesi postsinaptici",  $P_w$ . Per neuroni inibitori la quantità  $P_r$  risulta negativa. Al di sotto di una data quantità, detta spiking threshold  $S_{th}$ , il neurone è in *modalità passiva* e quindi soggetto ad un subthreshold decay (nel modello è stato scelto un decadimento lineare). In *modalità attiva*, il neurone è pronto a generare lo spike, ma ciò non avviene istantaneamente. Viene così introdotta una quantità specifica, indicata come *time-to-fire*, che tenga conto del tempo di latenza nella generazione dello spike (Fig. 1).

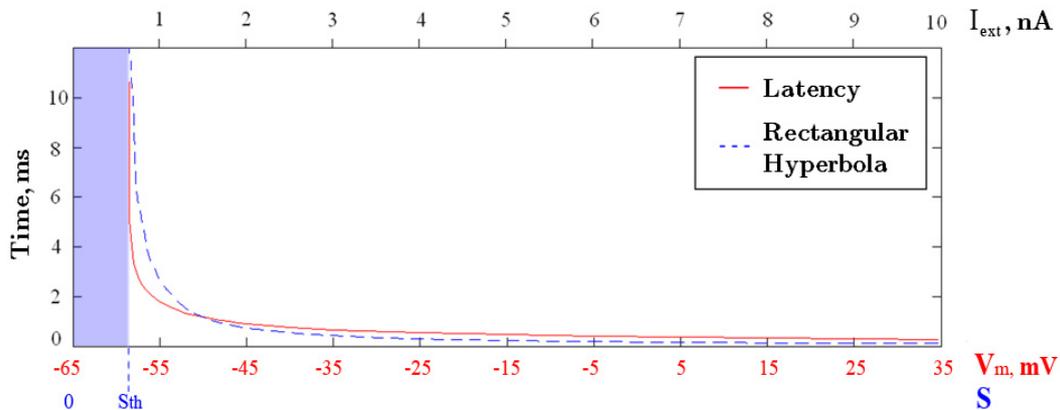


Fig. 1: La curva in rosso rappresenta l'andamento della spike latency in funzione del potenziale di membrana  $V_m$ , o, alternativamente, in funzione della corrente esterna  $I_{ext}$ . La curva tratteggiata in blu rappresenta un ramo di iperbole equilatera, la quale è stata utilizzata al fine di formulare una semplice relazione tra stato del neurone e time-to-fire, che

qualitativamente è paragonabile alla spike latency. Infine, è stato riportato un asse (in blu) indicante lo stato del neurone. Si noti che al di sotto di  $S_{th}$  nessuno spike può essere generato (area evanescente in blu).

Il valore del *time-to-fire* è suscettibile di variazioni dovute a nuovi input in ingresso al neurone: in presenza di ingressi eccitatori tale quantità risulta ridotta, in presenza di inibitori essa può risultare aumentata oppure del tutto rimossa, se tali inibitori sono di ampiezza tale da riportare il neurone nella modalità passiva. Questa peculiarità, riscontrabile in modelli complessi di neurone (ad esempio, il modello Hodgkin-Huxley [9]), consente di ottenere dinamiche tempo-continuo rilevanti nella emulazione di comportamenti brain-like.

Nei nostri lavori scientifici, sono stati introdotti modelli di neuroni con le caratteristiche suddette. Essi possono essere interconnessi nelle seguenti tipologie: feedforward, CNN-like (Cellular Neural Networks [10]) o strutture *ad-hoc* per assolvere a particolari task. Inoltre, a tali connessioni viene associato un peso che può essere soggetto a plasticità sinaptica [11]; quest'ultima esprime la capacità della rete di "memorizzare" gli stimoli a cui è sottoposta.

Dallo studio di reti feedforward è emersa la capacità dei modelli introdotti di ridurre, sotto opportune condizioni (cioè, bassi valori per i pesi sinaptici ed elevato numero di interconnessioni per neurone), il "jitter" nei segnali di input (si è considerato un jitter di input di tipo Gaussiano) [12].

Nel caso in cui le configurazioni introdotte erano di tipo CNN, è stata evidenziata la formazione e il mantenimento di gruppi neuronali [13], come appare nella ben nota teoria della selezione dei gruppi neuronali di Edelman [14].

Infine, con particolari tipi di strutture *ad-hoc* è possibile realizzare degli *spike sequence detectors* utili per realizzare classificatori [15].

## BIBLIOGRAFIA

- [1] W. Maass (1997); "Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models". *Neural Networks*.
- [2] E.M. Izhikevich (2004); "Which Model to Use for Cortical Spiking Neurons?". *IEEE Transaction on Neural Networks*.
- [3] F. Ponulak, A. Kasiński (2011); "Introduction to spiking neural networks: Information processing, learning and applications". *Acta Neurobiol Exp*.
- [4] M. Mattia, P. Del Giudice (2000); "Efficient event-driven simulation of large networks of spiking neurons and dynamical synapses". *Neural Computation*.
- [5] E. Ros, R. Carrillo, E. M. Ortigosa, B. Barbour, R. Agís (2006); "Event-Driven Simulation Scheme for Spiking Neural Networks Using Lookup tables to Characterize Neuronal Dynamics". *Neural Computation*.
- [6] M. D'Haene, B. Schrauwen, J. Van Campenhout, D. Stroobandt (2009); "Accelerating Event-Driven Simulation of Spiking Neurons with Multiple Synaptic Time Constants". *Neural Computation*.
- [7] R. FitzHugh (1955); "Mathematical models of threshold phenomena in the nerve membrane". *Bull. Math. Biophys.*
- [8] R. Brette et al. (2007); "Simulation of networks of spiking neurons: A review of tools and strategies". *J. Comput. Neurosci.*
- [9] A. Hodgkin, A. Huxley (1952); "A quantitative description of membrane current and application to conduction and excitation in nerve". *J. Physiol.*
- [10] L. Chua, L. Yang (1988); "Cellular Neural Networks: Theory". *IEEE Transaction on Circuits and Systems*.
- [11] A. Citri, R.C. Malenka (2008); "Synaptic plasticity: multiple forms, functions, and mechanisms". *Neuropsychopharmacology*.
- [12] G.C. Cardarilli, A. Cristini, L. Di Nunzio, M. Re, M. Salerno, G. Susi (2013); "Spiking Neural Networks based on LIF with Latency: Simulation and Synchronization Effects". *Asylomar Conference on Signals, Systems and Computers*.
- [13] M. Salerno, G. Susi, A. Cristini (2011); "Accurate Latency Characterization for Very Large Asynchronous Spiking Neural Networks." In *Proc. of the 4th Int. Conf. on Bioinformatics Models, Methods and Algorithms*.
- [14] G.M. Edelman (1987), *Neural Darwinism: The Theory of Neuronal Group Selection*, Basic Book Inc., New York.
- [15] M. Salerno, G. Susi, A. Cristini, Y. Sanfelice, A. D'Annessa (2013); "Spiking Neural Networks As Continuous-Time Dynamical Systems: Fundamentals, Elementary Structures And Simple Applications," *ACEEE Int. J. on Information Technology*.