

انتخاب تاخیر زمانی‌های سیناپسی با قاعده STDP در شبکه پیش‌خوردی و تاثیر آن بر انتقال سیگنال

قدیری، علی^۱؛ ولی‌زاده، علیرضا^۱

^۱گروه فیزیک، دانشگاه تحصیلات تکمیلی زنجان، زنجان

چکیده

در یک شبکه چند لایه پیش‌خوردی با تحریک خارجی در زمان‌های تصادفی به تعدادی از نورون‌های تحریکی اولین لایه، تعداد زیادی از این نورون‌ها به صورت تقریباً هم‌زمان به این محرک پاسخ می‌دهند. و این فعالیت به عنوان ورودی تحریکی به نورون‌های تحریکی لایه دوم اعمال می‌شود. در شبکه ما چهار لایه با همین ساختار ارتباطات وجود دارد که تاخیر زمانی‌های سیناپسی بین هر دو لایه در این شبکه پیش‌خوردی از تابع توزیع نرمال پیروی می‌کند. همچنین ارتباطات تحریکی بین لایه‌ها از قاعده STDP پیروی میکند که منجر به شکل‌پذیری سیناپسی می‌شود. نتایج ما نشان می‌دهد که همیشه میانگین توزیع نهایی تاخیر زمانی‌های ارتباطات پیش‌خوردی از میانگین توزیع اولیه تاخیر زمانی‌ها، مقدار کوچکتری دارد. این اتفاق باعث می‌شود سرعت انتقال اطلاعات بیشتر شود و همچنین باعث انتشار سیگنال در لایه‌های بیشتری می‌شود. واژگان کلیدی: شبکه پیش‌خوردی، شکل‌پذیری سیناپسی وابسته به زمان اسپایک، تاخیر زمانی.

Delay selection by spike-timing-dependent plasticity in FFN network and its effect on signal transmission

Ghadiri, Ali¹, Valizadeh, Alireza¹

¹ Department of Physics, Institute for Advanced Studies in Basics Sciences, Zanjan

Abstract

The crucial role of dynamic synapses within feedforward multi-layered networks remains incompletely understood. Our findings demonstrate that in feedforward connections undergoing Spike-Timing-Dependent-Plasticity (STDP), synapses with shorter delays are potentiated while other synapses with long delays are depressed. These results play a significant function in neural networks by enhancing signal propagation and increasing propagation speed.

Keywords: Feedforward networks, STDP, Time delay.

29th Annual IASBS Meeting on Condensed Matter Physics

مقدمه

شد، بیانگر این مفهوم است که فعالیت همزمان گروهی از نورون‌ها منجر به تحریک لایه بعدی می‌شود که اساساً با نوسان منسجم آن‌ها مشخص می‌گردد. چند دهه بعد، مش‌ابلیز^۳ با طرح

ایده جمعیت نورونی برای نخستین بار توسط ویلیام جیمز^۱ مطرح شد [1]. این ایده که بعدها با نام باز-فراخوانی^۲ شناخته

^۱ William James
^۲ recall

^۳ Moshe Abeles

ایده زنجیره هم‌آتش^۴ از جمعیت نورونی که پشت سر هم فعال می‌شوند و به صورت گروهی از نورون‌ها با اتصالات همگرا-واگرا می‌باشند [2]، سعی کرد نحوه بروز پدیده تکرار شدن الگوهای آتش در قشر مغز را که با فاصله زمانی چند میلی ثانیه از هم رخ می‌دادند [3]، شرح دهد. این ایده در چندین مقاله به صورت کامل مورد بررسی قرار گرفته است [4-6]. یک زنجیره هم آتش اساساً یک شبکه پیش‌خوردی است، به این معنی که هر نورون در هر جمعیت نورونی با احتمال مشخصی به نورون‌های جمعیت بعدی متصل است. هرگاه در چنین شبکه‌های لایه‌ای پیش‌خوردی، فعالیت به صورت اسپایک‌های همزمان باشد، و از لایه‌ای به لایه‌ای دیگر منتشر گردد، شبکه را زنجیره هم‌آتش می‌نامیم.

شکل پذیری سیناپسی با قاعده STDP

قواعد شکل‌پذیری سیناپسی وابسته به زمان اسپایک‌ها سال‌ها پیش براساس مشاهدات تجربی معرفی شد [7] و تا کنون مورد علاقه بسیاری قرار گرفته است. این قاعده در ساده‌ترین حالت برهمکنش تنها یک جفت اسپایک، یکی مربوط نورون پیش‌سیناپسی و دیگری مربوط به نورون پس‌سیناپسی، را در تحول وزن سیناپسی در نظر می‌گیرد. به این صورت که هرگاه نورون پیش‌سیناپسی زودتر از نورون پس‌سیناپسی اسپایک بزند، تقویت سیناپسی خواهیم داشت و اگر ترتیب زمانی اسپایک‌ها خلاف این باشد سیناپس بین این دو نورون تضعیف خواهد شد [7].

این قواعد در شبکه‌های متعادل^۵ نیز به کار گرفته می‌شود، چنین شبکه‌ای به خوبی می‌تواند رژیم ناهمنواز نامنظم^۶ را نمایش دهد، اما ممکن است پاسخ به تحریک بیرونی همراه با یک رفتار انفجاری باشد که بر خلاف پاسخ شبکه ایستا با گذشت زمان میرا نمی‌شود بلکه شبکه را به سمت حالت

غیرعادی با نرخ فعالیت بالا سوق می‌دهد. از طرفی، اگر تحریک ضعیف‌تری به شبکه اعمال شود، قابلیت انتشار به سایر لایه‌های شبکه را نخواهد داشت [8].

روش‌ها

مدل نورون

در این‌جا از مدل نورونی افراز-آتش استفاده می‌کنیم. معادله ۱ تحول زمانی ولتاژ غشای نورون را نشان می‌دهد:

$$C_m \dot{V} = -G_{leak}[V_m(t) - V_r] + I_{syn}(t) \quad (1)$$

که در آن V_m پتانسیل غشای نورون، C_m ظرفیت غشای نورون، G_{leak} رسانش نشتی غشا، V_r ولتاژ استراحت، و I_{syn} کل جریان سیناپسی عبوری از غشای نورون می‌باشد. پارامترهای مورد استفاده مطابق جدول ۱ است.

جدول ۱- پارامترهای مدل نورونی

پارامتر	T_{ref} (ms)	V_r (mV)	V_{th} (mV)	G_{leak} (nS)	C_m (pF)
مقدار	۲	-۷۰	-۵۴	۱۶/۶۷	۲۵۰

مدل سیناپس

مدل سیناپسی رسانشی^۷ براساس معادله ۲ است:

$$I_{syn}(t) = G_{syn}(t)(V_m(t) - E_{syn}) \quad (2)$$

که E_{syn} پتانسیل تعادلی سیناپس است که برای سیناپس تحریکی و مهاری به صورت جداگانه تعریف می‌شود.

تحول زمانی رسانش سیناپس با یک معادله نمایی تعریف می‌شود:

$$G_{syn}(t) = G_{syn} \exp\left(-\frac{(t - t_s)}{\tau_{syn}}\right) \quad (3)$$

که در آن G_{syn} دامنه پتانسیل ایجاد شده در نورون پس‌سیناپسی است و τ_{syn} نرخ افت این دامنه در طول زمان را نشان می‌دهد. وزن‌های ارتباطات بین لایه‌ای براساس معادله ۴ تغییر می‌کنند.

^۴ Synfire chain

^۵ Balance network

^۶ Asynchronous irregular

^۷ Conductance based synaptic model

به این ترتیب برای هر لایه بردار $SCV(t)$ با شمارش تعداد اسپایک‌ها در هر پنجره به دست می‌آید.

فانو جمعی

معیاری برای تمایز بین فازهای مختلف در شبکه تعریف می‌شود که از رابطه ۵ می‌توان آن را محاسبه کرد:

$$pFF = \frac{\text{Var}[SCV(t)]}{\text{Mean}[SCV(t)]} \quad (5)$$

در واقع این فاکتور نسبت واریانس فعالیت نورون‌های تحریکی به میانگین نرخ فعالیت آن‌ها است.

نسبت سیگنال به نویز

معیاری برای درصد موفقیت انتشار سیگنال است که از رابطه ۶ به دست می‌آید:

$$SNR = \frac{\text{Var}[SCV^{stim}(t)]}{\text{Var}[SCV^{ongoing}(t)]} \quad (6)$$

شبیه‌سازی

همه محاسبات و نتایج در پکیج NEST انجام شده است. در این پکیج برای حل معادلات دیفرانسیل، از روش عددی رانگ-کوتا مرتبه ۴ با گام زمانی ۰/۱ میلی‌ثانیه استفاده شده است.

نتیجه‌گیری

برای شروع، ابتدا به دینامیک یک لایه می‌پردازیم و فعالیت زمینه شبکه را بررسی می‌کنیم. در شکل ۱ الف با تغییر سیستماتیک نرخ جریان پواسونی ورودی به نورون‌های تحریکی و مهارتی مقدار فانو جمعی محاسبه شده است و تغییر فاز از حالت ناهمنواز نامنظم به هم‌نواز منظم نشان داده است. ستاره قرمز پارامترهای انتخابی ما است، زیرا که شبکه در حالت نامنظم ناهمنواز است و برای انتشار پالس ورودی مناسب است. همچنین با تغییر پارامترهای ذکر شده، میانگین نرخ فعالیت نورون‌های تحریکی محاسبه شده است. (شکل ۱ ب)

$$\Delta\omega = \begin{cases} -\lambda\alpha \exp(-\frac{\Delta t}{\tau_-}) & \Delta t < 0 \\ \lambda \exp(-\frac{\Delta t}{\tau_+}) & \Delta t \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

که در آن $\Delta t = t_{\text{post}} - t_{\text{pre}}$ اختلاف زمانی اسپایک دو نورون

پیش و پس سیناپسی است. ثابت زمانی τ بزرگی پنجره یادگیری است که برای تقویت و تضعیف جداگانه تعریف می‌شود.

نرخ یادگیری ($\lambda < 1$) بزرگی تغییرات وزن سیناپسی را مشخص می‌کند.

نرخ یادگیری $\lambda = 0/05$ ، ثابت زمانی‌ها برای تقویت و تضعیف به ترتیب ۱۵/۹، ۱۹/۳ میلی‌ثانیه در نظر گرفته شده است.

ساختار شبکه

شبکه‌ای با ۴ لایه که هر کدام متشکل از ۲۰۰ نورون تحریکی و ۵۰ نورون مهارتی است. همه ارتباطات داخل لایه‌ای، تصادفی با احتمال ۰/۲ است؛ و ارتباطات پیش‌خوردی بین لایه‌ای فقط تحریکی و بر اساس قاعده STDP تغییر می‌کنند.

تحریک خارجی

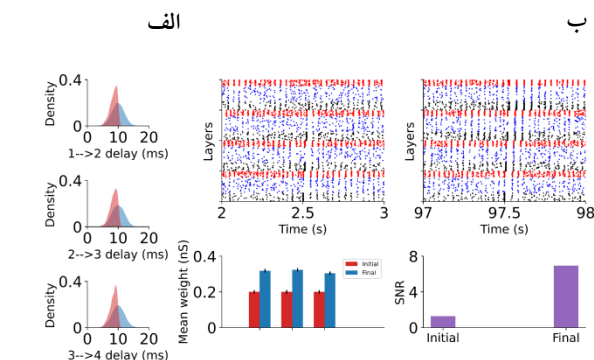
هر نورون تحریکی در هر لایه با ۶۷۰۰ قطار اسپایکی مستقل پواسونی، که هر کدام میانگین نرخ ۱ اسپایک بر ثانیه دارند، تحریک شده است. همچنین هر نورون مهارتی به همین صورت با ۴۰۰۰ قطار اسپایکی مستقل پواسونی تحریک شده است؛ که این ورودی‌ها فعالیت زمینه شبکه را تشکیل می‌دهند.

همچنین بسته‌های پالسی متشکل از تعداد مشخصی اسپایک، به ۷۰ نورون تحریکی در اولین لایه اعمال شده است و انتشار این سیگنال به لایه‌های دیگر بررسی خواهد شد.

آنالیز داده

برای تحلیل داده‌ها از بردار شمارش اسپایک $^A(SCV(t))$ برای نورون‌های تحریکی استفاده می‌کنیم. برای ساخت این بردار ابتدا زمان را به بازه‌هایی به عرض ۵ میلی‌ثانیه تقسیم می‌کنیم، و

از این ذکر شد شبکه به ورودی‌های همگام پاسخ بهتری می‌دهد (شکل ۳ ب).



شکل ۳- الف) توزیع تاخیر زمانی‌های سیناپس‌های بین لایه‌ها (آبی: توزیع اولیه، قرمز: توزیع نهایی). ب-بالا) نمودار فعالیت نورون‌های لایه‌های مختلف بر حسب زمان در ابتدا و انتهای شبیه‌سازی. در ابتدای شبیه‌سازی، بسته پالسی در زمان $t = 2.5$ s به لایه اول وارد شده است که این سیگنال به لایه چهارم نرسیده است، اما در انتهای شبیه‌سازی در زمان $t = 97.5$ s بسته پالسی به لایه اول وارد شده که به لایه چهارم نیز رسیده است و باعث افزایش نسبت سیگنال به نویز در پایان شبیه‌سازی شده است. ب-پایین) میانگین وزن سیناپسی بین لایه‌ها در ابتدا (قرمز) و انتهای (آبی) شبیه‌سازی و نسبت سیگنال به نویز در ابتدا و انتهای شبیه‌سازی. همان‌طور که مشخص است، نسبت سیگنال به نویز در پایان شبیه‌سازی به صورت قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است.

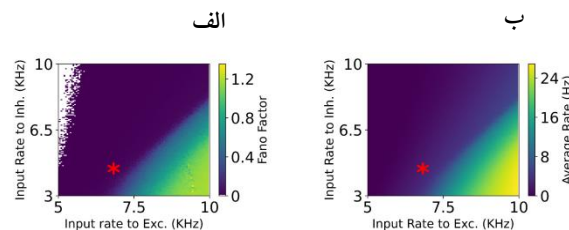
بعد از هر بسته پالس، نورون‌های تحریکی لایه اول که از آن ورودی می‌گیرند تقریباً به صورت همگام اسپایک می‌زنند. فعالیت نورون‌های لایه بعدی به توزیع اولیه تاخیر سیناپسی بین لایه‌ای بستگی دارد. دلیل تضعیف سیناپس با تاخیر زمانی‌های بزرگ‌تر این است که سیناپس با تاخیر زمانی‌های کوچک‌تر قبل از سیناپس با تاخیر زمانی‌های بزرگ‌تر منجر به اسپایک در لایه بعدی می‌شوند، بنابراین سیناپس با تاخیر زمانی‌های بزرگ‌تر بعد از اسپایک نورون پس‌سیناپسی، باعث ایجاد پتانسیل پس‌سیناپسی می‌شوند اما با توجه به کم بودن تعداد سیناپس با تاخیر زمانی‌های بزرگ نورون‌های پس‌سیناپسی اسپایک نمی‌زنند، در نتیجه طبق قاعده STDP این سیناپس‌ها تضعیف می‌شوند. (شکل ۳ الف)

مراجع

[1] James, W. Psychology: The briefer course. 1890.

[2] Abeles, M. Corticonics: Neural circuits of the cerebral cortex. Cambridge University Press, Cambridge, 1991.

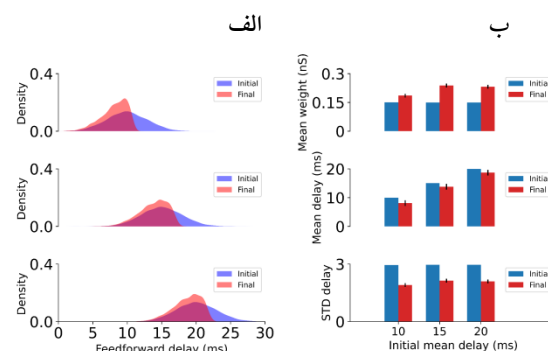
[3] Abeles, M. Spatiotemporal firing patterns in the frontal cortex of behaving monkeys. J Neurophysiol, 70:1629–1638, 1993.



شکل ۱- فانو جمعی و میانگین نرخ آتش نورون‌های تحریکی بر حسب نرخ ورودی پواسونی.

در ادامه با اعمال بسته پالس به لایه اول، انتشار سیگنال در طول لایه‌ها بررسی می‌شود. همچنین وزن سیناپسی ارتباطات بین لایه‌ای در شبکه پیش‌خوردی، طبق قاعده STDP تغییر می‌کنند. تاخیر زمانی سیناپس بین لایه‌ای از تابع توزیع نرمال با میانگین ۱۰ و انحراف از معیار ۳ پیروی می‌کنند.

ما نشان دادیم که در شبکه پیش‌خوردی همیشه سیناپس‌های با تاخیر زمانی‌های کوچک تقویت می‌شوند و آن سیناپس‌هایی که تاخیر زمانی بزرگ‌تر از میانگین توزیع اولیه دارند، تضعیف و از شبکه حذف می‌شوند (شکل ۲ الف). و همیشه میانگین و انحراف از معیار توزیع نهایی از توزیع اولیه کوچک‌تر است (شکل ۲ ب).



شکل ۲- الف) توزیع تاخیر زمانی سیناپس‌ها با مقادیر میانگین مختلف. توزیع با رنگ آبی و قرمز به ترتیب مربوط به توزیع اولیه و نهایی تاخیر زمانی‌ها است. ب) میانگین وزن‌ها، میانگین و انحراف از معیار تاخیر زمانی‌ها برای ابتدا و انتهای شبیه‌سازی.

انتشار سیگنال در شرایط اولیه و قبل از شکل‌پذیری سیناپسی به لایه‌های بعدی ضعیف است اما بعد از شکل‌پذیری سیناپسی انتشار تسهیل می‌یابد. این اتفاق به دلیل این است که انحراف از معیار توزیع نهایی تاخیر زمانی‌ها همیشه کوچک‌تر است در نتیجه اسپایک‌های لایه بعدی همگام‌تر خواهند بود. همان‌طور که پیش

- [4] Reyes, A D. Synchrony-dependent propagation of firing rate in iteratively constructed networks in vitro. *Nature Neurosci*, 6:593–599, 2003.
- [5] Diesmann, M, Gewaltig, M, and Aertsen, A. Stable propagation of synchronous spiking in cortical neural networks. *Nature*, 402:529–533, 1999.
- [6] van Rossum, M C, Turrigiano, G G, and Nelson, S B. Fast propagation of firing rates through layered networks of noisy neurons. *J Neurosci*, 22:1956–1966, 2002.
- [7] Bi, G Q and Poo, M M. Synaptic modification by correlated activity: Hebb’s postulate revisited. *Annu Rev Neurosci*, 24:139–166, 2001.
- [8] Mehring, C, Hehl, U, Kubo, M, Diesmann, M, and Aertsen, A. Activity dynamics and propagation of synchronous spiking in locally connected random networks. *Biol Cybern*, 88:395–408, 2003.