

به نام خدا



دانشکده مهندسی برق

گزارش کتبی درس نوروساینس

بررسی فعالیت‌های پژوهشی آزمایشگاه LCN

و دکتر Wulfram Gerstner

استاد درس : دکتر کربلایی

نویسنده:

محمد امین بنائیان زاده - ۹۸۲۰۸۸۳۵

در این گزارش قصد داریم تا آزمایشگاه پژوهشی LCN (Laboratory of Computational Neuroscience) را معرفی کرده و فعالیت‌های پژوهشی اعضای آن را مورد بررسی قرار دهیم. این آزمایشگاه در دانشگاه EPFL سوییس، تحت نظارت دکتر Wulfram Gerstner، در حوزه‌های مختلفی از نوروساینس مشغول فعالیت است. از جمله این کارها می‌توان به مدل‌سازی دینامیک اسپایک زدن نورون‌ها، ارتباط دینامیک‌ها با فرآیند یادگیری ماشین و ... اشاره نمود. در ادامه این گزارش، ابتدا به معرفی دقیق‌تر آزمایشگاه و افراد آن پرداخته و سپس در بخش سوم حوزه‌های پژوهشی و اهداف تحقیقاتی آن را بیان می‌کنیم. در بخش بعد، چندین مورد از مقالات منتشر شده از این آزمایشگاه در چند سال اخیر را معرفی کرده و در نهایت، در بخش آخر منابع مورد استفاده در این گزارش ارجاع داده می‌شوند.

بخش دوم) معرفی آزمایشگاه و اهداف پژوهشی

آزمایشگاه LCN واقع در دانشگاه EPFL را می‌توان به عنوان یکی از برجسته‌ترین آزمایشگاه‌های پژوهشی در حوزه علوم اعصاب محاسباتی دانست. در قسمت اهداف پژوهشی این آزمایشگاه نوشته شده است:

«در این آزمایشگاه ما از مدل‌سازی عصبی استفاده می‌کنیم تا دینامیک‌های محاسباتی در ساختارهای مغزی آشکار شود. دینامیک‌های نورون‌ها و رویدادهای زمانی نقش بسیار مهمی در جابجایی اطلاعات در سطوح مختلف مدل‌سازی مغزی دارند. در سطح نورون‌ها، ما اطلاعاتی را بررسی می‌کنیم که در زمانبندی اسپایک زدن نورون‌ها کد شده‌اند. در سطوح بالاتر، یعنی بررسی رفتارهای مغز، ما بر روی دینامیک‌های منجر به مکان‌یابی در محیط‌های شناخته شده یا ناشناخته تمرکز می‌کنیم. به طور کلی شکی نیست که رفتارهای زمانی در همه سطوح مدل‌سازی، نقش خیلی مهمی در زمینه یادگیری مغز ایفا می‌کنند که به عنوان مثال در این زمینه می‌توان به spike-time dependent learning، یا reinforcement learning اشاره کرد.[1]»

در بخش‌های آینده، جزئیات فعالیت‌های این آزمایشگاه به طور دقیق‌تر شرح داده خواهد شد.

فعالیت‌های پژوهشی این آزمایشگاه زیر نظر دکتر گرستنر¹، از اعضای هیئت علمی دانشگاه EPFL، انجام می‌شوند. وی در رشته فیزیک دانشگاه توبینگن² و مونیخ³ تحصیل کرده و مدرک دکترای خود را از دانشگاه صنعتی مونیخ اخذ کرده است. پژوهش‌های ایشان در رشته نوروساینس محاسباتی زیر شاخه‌های متعددی را در بر می‌گیرد که از جمله این موارد می‌توان به مدل‌سازی دینامیک‌های نورون‌های اسپایکی، بررسی فرآیند آموزش مغز از طریق مدل‌سازی مبتنی بر اسپایک-زمان، بررسی کدینگ نهفته در سیگنال‌های متعلق به تک نورون‌ها یا جمعیتی از نورون‌ها و همچنین بررسی نقش spatial representation، در مکان‌یابی و جهت‌یابی ربات‌های خودکار مشابه موش اشاره نمود[2].

همچنین دکتر گرستنر نویسنده کتاب Neural Dynamics در سال 2014 است که یک کتاب برجسته در زمینه مدل‌سازی نورون‌ها و دینامیک‌های اسپایکینگ نورون‌ها محسوب می‌شود. موارد پوشش داده شده در این کتاب از مباحث کلاسیک نظیر معادلات Hodgkin-Huxley و مدل سازی Hopfield تا پیشرفت‌های نوین در این زمینه نظیر Generalized Linear Model یا تئوری‌ها تصمیم‌گیری را شامل می‌شود [3]. در بخش بعدی فعالیت‌های آزمایشگاه LCN را به طور دقیق‌تر و اهداف پژوهشی آن‌ها را با جزئیات فنی‌تر بررسی می‌کنیم.

بخش سوم) معرفی دقیق‌تر حوزه‌های تحقیقاتی

به طور کلی محورهای پژوهشی فعلی این آزمایشگاه را می‌توان در سه دسته خلاصه کرد:

دسته اول) مدل‌سازی نورون‌های اسپایکی

در مدل‌سازی متداول شبکه‌های اعصاب، نورون به عنوان یک سیستم مدل می‌شود که ورودی خود را با یک تابع انتقال غیرخطی به خروجی ارتباط می‌دهد. البته در واقعیت، نورون‌ها خیلی پیچیده‌تر رفتار می‌کنند. در واقع هر نورون با گرفتن یک اسپایک در ورودی خود، یک دنباله‌ای از پالس‌های الکتریکی در خروجی خود تولید کرده و به نورون‌های همسایه ارسال می‌کند. متخصصین بر این باورند که جزئیات دقیق زمانبندی و فاصله زمانی بین اعضای این دنباله، نقش مهمی در انتقال اطلاعات

¹ Wulfram Gerstner

² Munich

³ Tübingen

و بروز رفتارهای متفاوت در سیستم عصبی دارند. از جمله پرسش‌هایی که اعضای این آزمایشگاه در این زمینه به دنبال پاسخگویی به آن‌ها هستند، عبارتند از اینکه چه اطلاعاتی و چگونه بین جمعیت نورون‌ها جابجا می‌شوند، مدل‌سازی و توصیف اسپایکینگ نورون‌ها در چه سطحی باید انجام شود و چه دسته معادلات دیفرانسیلی برای توصیف دقیق رفتارها لازم است [4].

دسته دوم) قواعد یادگیری وابسته به زمان اسپایک^۱

قواعد یادگیری Hebbian یک مدل پذیرفته شده برای مدل‌سازی نحوه آموزش نورون‌ها به منظور تولید یک خروجی رفتاری خاص، تغییر وزن اتصالات بین سیناپسی است. در یک مدل دقیق‌تر، به نام spike-time dependency plasticity، عنوان می‌شود که اگر نورون‌های پیش‌سیناپسی و پس‌سیناپسی به طور "همزمان" فعال شوند، به مرور زمان اتصال بین این دو تغییر کرده و نورون گیرنده کم کم وزن بیشتر یا کمتری به نورون پیش‌سیناپسی اختصاص می‌دهد. استفاده از واژه همزمانی به این معناست که اسپایک زدن هر دو نورون، باید در پنجره زمانی خاصی به وقوع بپیوندد. در واقع به طور دقیق‌تر این تئوری پیش‌بینی می‌کند که این پنجره‌های زمانی دو فاز دارد؛ اگر نورون پیش‌سیناپسی در پنجره محدودی پیش از نورون پس‌سیناپسی اسپایک بزند، وزن بین سیناپسی این دو نورون تقویت می‌شود (LTP^۲) و اگر در پنجره‌ای بعد از آن اسپایک بزند، وزن بین سیناپسی این دو نورون کاهش می‌یابد (LTD^۳). قواعد ذکر شده چهارچوب‌های یک سیستم یادگیری را ترسیم می‌کنند و از جمله کارهایی که در این آزمایشگاه انجام می‌شود، مدل‌سازی همین قواعد یادگیری است. در واقع، پرسش‌هایی در این زمینه وجود دارد که هنوز به طور کامل پاسخی برای آن‌ها نیست: آیا قواعد ساده‌ای برای توصیف یادگیری در شرایط مختلف وجود دارد؟ مزایای مدل‌سازی آموزش نورون‌ها توسط قاعده spike-time dependency چه مزیتی بر روش‌های دیگر مدل‌سازی نظیر rate-based ها دارد؟ (rate-based مدل‌هایی هستند که تقویت یا تضعیف اتصال بین سیناپسی را تنها ناشی از فرکانس فعالیت نورون پیش‌سیناپسی و پس‌سیناپسی می‌دانند و نه جزئیات زمانبندی آن‌ها). قواعد یادگیری بهینه چیست؟ آیا فرمولاسیون بهینه‌ای برای یادگیری فعالیت‌های زمانی وجود دارد؟ [5]

پدیده دیگری که در این زمینه بررسی می‌شود، اثر neuromodulatorها می‌باشد. neuromodulatorها شبیه neurotransmitterها هستند که محل اثر آن‌ها در فضای بین سیناپسی است و باعث باز یا بسته شدن کانال‌های یونی بین سیناپسی می‌شوند. اما neuromodulatorها بر خلاف neurotransmitterها توسط سیناپس نورون پیشین تولید نمی‌شوند بلکه طی فرآیندهای شیمیایی داخل مغز، از قسمت‌های خاصی منتشر شده و روی یک جمعیت از نورون‌ها اثر می‌گذارند. از دیگر تفاوت‌ها آن است که تولید neuromodulatorها به صورت لحظه‌ای انجام نمی‌شود بلکه در مقیاس‌های زمانی بزرگتر تولید و اعمال می‌شوند. در واقع neuromodulatorها را می‌توان مانند یک هورمون کنترلی دید که در موقع خاص نظیر استرس، ترس، هیجان و ... تولید شده و روی جمعیت خاصی از نورون‌ها اثر کرده و باعث می‌شود این نورون‌ها رفتار ویژه‌ای از خود نشان دهند. neuromodulatorها می‌توانند به نوعی به صورت یک پیچ کنترلی روی فعالیت‌های نورون دید که با توجه به شرایط فعالیت نورون‌ها را ساکت کرده و یا باعث شود نورون‌ها شروع به فریاد زدن با نرخ بالا کنند [6]. از دیگر فعالیت‌های این آزمایشگاه بررسی اثر این عوامل در رفتار جمعیت نورون‌ها و همچنین ارتباط آن‌ها با بحث یادگیری می‌باشد. در واقع طی ادعاهای اخیر (و مقاله‌ای از همین آزمایشگاه که جلوتر آن را بررسی می‌کنیم) به نظر می‌رسد در نظر گرفتن اثر neuromodulatorها در فرآیند یادگیری، عامل سومی است که نظریه Hebbian را تکمیل می‌کند.

دسته سوم) مدل‌سازی مکانی و نمایش اطلاعات فضایی در هیپوکامپوس^۴

موش‌ها توانایی ویژه‌ای در جهت‌یابی و مکان‌یابی در محیط دارند. به عبارت دیگر موش‌ها می‌توانند مسیریابی را جهت رسیدن به یک هدف خاص (مثلاً غذا یا محل فرار) به سرعت انجام دهند. علت این مسئله آن است که در بخش hippocampus مغز این موجودات، سلول‌های خاصی پیدا شده که مکان فعلی موش و جهت حرکت آن را به خوبی کد می‌کنند. محققین بر این باورند که در مغز موش سلول‌های ویژه‌ای وجود دارد که به وی امکان می‌دهد تا نمایشی ویژه از محیط در ذهن خود ایجاد کند؛ این مسئله از این نظر جذابیت دارد که می‌تواند به عنوان پایه‌ای برای حل یک مسئله کامپیوتری یعنی یادگیری نمایش فضای سه بعدی استفاده شود. لذا برای ساخت ربات‌هایی با وظایف مشابه می‌توان از این ساختار کمک گرفت و قابلیت اجرای حرکاتی غیر بدیهی نظیر عبور از موانع، یافتن خانه، جستجوی هدف و ... را در ربات تعبیه کرد. بنابر اعلام صفحه رسمی آزمایشگاه، این دسته تحقیقاتی، در سال ۲۰۰۸ به انتها رسیده است و کار جدیدی روی آن انجام نمی‌شود لذا از توضیح مفصل‌تر آن پرهیز می‌کنیم. [7]

همچنین کارهای دیگری نظیر مدل‌سازی فرآیندهای زمانی در دستگاه شنوایی، یادگیری تقویتی مشروط و ... در دوره‌های قبلی در این آزمایشگاه صورت می‌گرفته که در حال حاضر دیگر دنبال نمی‌شوند لذا توضیح مفصل درباره آن‌ها ذکر نمی‌شود [8].

¹ Spike-timing dependent learning rules

² long term potentiation

³ long term depression

⁴ Spatial Representation and Models of the Hippocampus

در این بخش دو مقاله پرارجاع که زیر نظر دکتر گریستنر و توسط اعضای آزمایشگاه طی دو سال اخیر تالیف شده را به طور مختصر معرفی کرده و پیام کلی آن‌ها را به طور خلاصه ذکر می‌کنیم [9]:

1- Biologically plausible deep learning - But how far can we go with shallow networks? [10]

Neural Networks, 2019

روش Backpropagation که در حال حاضر برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق استفاده می‌شود، از نظر زیستی ناممکن به نظر می‌رسد. در یک شبکه عصبی مصنوعی در روش Backpropagation، بعد از تولید خروجی شبکه و مقایسه آن با هدف، یک مقدار خطا به دست می‌آید که توسط یک الگوریتم بازگشتی، سهم وزن هر نورون از انتها تا ابتدای شبکه در تولید این خطا مشخص شده و وزن آن نورون متناسب با این مقدار خطا آپدیت می‌شود. اما متخصصینی که در تلاش برای ایجاد ارتباط بین شبکه‌های مصنوعی عمیق با نورون‌های مغزی هستند، این کار را از نظر زیستی ناممکن می‌دانند. [11] لذا مدل‌هایی برای محاسبات عمیق معرفی شده‌اند که هم از نظر زیستی شدنی باشند و هم از نظر عملکرد روی دیتاست‌های مشهوری همچون MNIST یا CIFAR نتیجه قابل قبولی گرفته‌اند. دو روش مهمی که تاکنون در این زمینه معرفی شده‌اند، لایه‌های میانی را به صورت با ناظر^۱ آموزش نمی‌دهند و تنها لایه آخر^۲ را تحت عملیات نظارتی آموزش می‌دهند. به عبارت دیگر لایه‌های میانی یا به صورت رندوم انتخاب می‌شوند [12] یا توسط یک سری الگوریتم‌های غیرنظارتی^۳ از روی داده‌ها آموزش می‌بینند. همچنین مدل‌های مختلفی که برای شبکه‌های مغزی پیشنهاد شده است را می‌توان بر اساس مدلی که برای نورون‌ها پیشنهاد می‌دهند، به دو دسته rate و spike دسته بندی نمود. در این مقاله شبکه‌های مصنوعی مختلفی که از نظر زیستی قابلیت عملی شدن و آموزش داشته باشند، آورده شده و آن‌ها را از نظر قدرت عملکرد و دقت سنجیده و مقایسه می‌کند.

2- Eligibility Traces and Plasticity on Behavioral Time Scales: Experimental Support of NeoHebbian Three-Factor Learning Rules? [13]

frontiers in Neural Circuits, 2018

همانطور که در بخش سوم، زیر بخش دو از این گزارش توضیح داده شد، دسته جدیدی از ذرات که به تازگی در حوزه یادگیری نورون‌ها مورد علاقه واقع شده‌اند، neuromodulatorها نام دارند. وقتی که فردی در حال یادگیری انجام یک حرکت فیزیکی مثل تکان دادن دست‌ها به طور ماهرانه است، لازم است تا مسیری به خصوص در نورون‌های موتوری وی در مغز تشکیل و تقویت شود. طبق نظریه یادگیری Hebbian، و به طور دقیق‌تر STDP، زمانی اتصال نورون‌ها تقویت می‌شود که آن‌ها دائماً با هم اسپایک بزنند. اما مسئله‌ای که در اینجا به نظر می‌رسد نیاز به تامل بیشتری دارد، بحث تفاوت در مقیاس‌های زمانی است. رفتارهایی که از فرد بروز پیدا می‌کنند، مثل راه رفتن یا حرکت دست‌ها، در مرتبه زمانی ثانیه هستند در حالی که اسپایک زدن نورون‌ها در مقیاس میلی ثانیه اتفاق می‌افتد. نویسندگان این مقاله معتقدند عاملی که این اختلاف مقیاسی را تنظیم می‌کند neuromodulatorها می‌باشند.

در واقع یک نظریه جایگزین برای یادگیری معرفی می‌شود که neoHebbian یا Three factor learning rule نام دارد. بر طبق این نظریه، وقتی نورون‌های پیشین و پسین با یکدیگر به صورت موافق اسپایک می‌زنند، یک نشان^۴ در اتصال سیناپسی فعال می‌شود. اما این نشان نمی‌تواند به طور مستقیم باعث تقویت اتصال بین سیناپسی شود. برای تقویت ارتباط به عامل سومی نیاز است که همان neuromodulatorها هستند. به عبارت دیگر، این نشان صرفاً امکان تقویت ارسال را نشان می‌دهد، از این رو به آن eligibility trace هم گفته می‌شود اما برای اعمال تغییرات نیاز است تا رفتارهایی نظیر پاداش، مجازات یا سورپرایز اتفاق بیافتد و در اثر آن neuromodulatorها در سطح جمعیت نورون‌ها آزاد شوند. در این مقاله نویسندگان برای اثبات ادعاهای خود، چهار آزمایش یا مشاهده تجربی را عنوان کرده و عوامل یادگیری را در آن توضیح می‌دهند؛ این چهار پدیده عبارتند از Supervised Learning With Segregated Dendrites، Tagging-and-Capture و Synaptic Surprise-Based Learning. به دلیل کمبود فضا در این گزارش، نمی‌توان به صورت کامل جزئیات همه این موارد را مطرح کرد سعی می‌شود در بخش ارائه‌ها که به طور ویژه به بررسی مقالات تعلق دارد، این موارد را مطرح کرد.

¹ Supervised Learning

² Readout layer

³ Unsupervised Learning

⁴ Flag

- [1] "LCN - Laboratory of Computational Neuroscience,," [Online]. Available: <https://www.epfl.ch/labs/lcn/>.
- [2] "Gerstner's Homepage," [Online]. Available: <https://icwww.epfl.ch/~gerstner/>.
- [3] N. Dynamics. [Online]. Available: <https://neurondynamics.epfl.ch/book.html>.
- [4] "Models of spiking neurons," [Online]. Available: <https://www.epfl.ch/labs/lcn/activity-html/page-53747-en-html/>.
- [5] "Spike-timing dependent learning rules," [Online]. Available: <https://www.epfl.ch/labs/lcn/activity-html/page-53748-en-html/>.
- [6] "Neurotransmitters VS Neuromodulators," [Online]. Available: <https://www.therevisionist.org/bio-hacking/neurotransmitters-vs-neuromodulators/>.
- [7] "Spatial Representation and Models of the Hippocampus," [Online]. Available: <https://www.epfl.ch/labs/lcn/activity-html/page-53749-en-html/>.
- [8] "Research before 2000," [Online]. Available: <https://www.epfl.ch/labs/lcn/wp-content/uploads/2018/09/formerresearch99.html>.
- [9] "Wulfram GERSTNER publications, google scholar," [Online]. Available: https://scholar.google.com/citations?hl=en&user=dqBH37QAAAAJ&view_op=list_works&sortby=pubdate.
- [10] B. Illing, W. Gerstner and J. Brea, "Biologically plausible deep learning — But how far can we go with shallow networks?," *Neural Networks*, vol. 118, pp. 90-101, October 2019.
- [11] A. H. Marblestone, G. Wayne and K. P. Kording, "Toward an Integration of Deep Learning and Neuroscience," *frontiers in Computational Neuroscience*, 2016.
- [12] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu and C.-K. Siew, "Extreme learning machine: Theory and applications," *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1-3, pp. 489-501, December 2006,.
- [13] "Wulfram Gerstner; Marco Lehmann; Vasiliki Liakoni; Dane Corneil; Johanni Brea," *Front. Neural Circuits*, 2018.