

مطالعه همگامی در شبکه‌های عصبی

محسن مهرانی - استاد راهنما: دکتر سامان مقیمی عراقی

فهرست مطالب

۳	۱	سخن نخست
۳	۲	مقدمه
۳	۳	شبکه انباشت و شلیک
۴	۱.۳	آهنگ تیزه زدن
۴	۲.۳	نشانگر تشخیص فاز همگامی
۵	۳.۳	مسائل پیشروی پیاده سازی شبیه سازی
۵	۱.۳.۳	تابع بی کران دلتا
۶	۲.۳.۳	ثبت تاریخ تیزه زدن‌ها
۶	۴.۳	نتایج
۷	۱.۴.۳	انحراف از معیار میدان
۷	۲.۴.۳	نورون‌های خاموش
۸	۳.۴.۳	توزیع تناوب زمانی تیزه‌ها
۸	۵.۳	پهن کردن قالی صفحه‌ی فاز
۹	۱.۵.۳	قالی انحراف از معیار میدان
۹	۴	شبکه‌ی نورون‌های چرخنده
۱۰	۱.۴	آهنگ تیزه زدن
۱۱	۲.۴	نشانگر توسعه یافته‌ی تشخیص همگامی
۱۲	۳.۴	شبیه‌سازی
۱۲	۴.۴	نتایج
۱۲	۱.۴.۴	در جستجوی تغییر فاز
۱۲	۲.۴.۴	فاصله زمانی بین تیزه‌ها
۱۴	۳.۴.۴	فعالیت شبکه
۱۵	۵.۴	پهن کردن قالی صفحه‌ی فاز
۱۵	۱.۵.۴	قالی انحراف از معیار میدان

۱۵	شبکه نوروهای ساده	۵
۱۶	شبیه سازی	۱.۵
۱۷	نتایج	۲.۵
۱۷	در جستجوی تغییر فاز	۱.۲.۵
۱۸	تلاش برای توصیف	۶
۱۹	حل معادله‌ی شبکه‌ی ساده	۱.۶
۱۹	روش بازگشتی	۱.۱.۶
۲۰	روش اختلال	۲.۱.۶

۱ سخن نخست

مطالعه فعالیت شبکه‌های عصبی برای تحقیق و بررسی کارکردهای مغز اهمیت زیادی دارد. همه بر این باوریم که مغز محمل اندیشه و تفکر است. ما کنجکاو هستیم که چگونه همکاری بین نورون‌های آن باعث می‌شود تا حافظه، کشف و پردازش صورت گیرد. هر کدام از نورون‌های مغز می‌تواند در حالت فعال [روشن] یا غیرفعال [خاموش] قرار گیرد. هم اکنون شواهدی وجود دارد که کارکردهایی طلایی یاد شده مغز در زمان‌هایی رخ می‌دهند که الگوی خاموش و روشن شدن نورون‌های آن باهم «هم‌گامی» دارند. هم‌گامی به این معناست که جمعیت بزرگی از نورون‌ها هم باهم خاموش و روشن می‌شوند و یک الگوی تکرار شونده‌ای را دنبال می‌کنند. تو گویی که باهم هم‌آهنگ یا هم‌گام شده‌اند.

بی‌تردید دستیابی به تمام جزئیات مغز برای ما میسر نیست و به آن به عنوان یک «جعبه‌ی سیاه» نگاه می‌کنیم که مدت‌هاست به دنبال ارائه مدلی هستیم که رابطه‌ی بین ورودی‌ها و خروجی‌های ثبت شده را بازتولید کند. کاری که در این پژوهش انجام خواهیم داد تلاشی است برای پیشنهاد دادن یک مدل برای این جعبه‌ی سیاه که رفتار نسبتاً مشابهی را میان ورودی و خروجی‌های این جعبه سیاه و یا مغز ایجاد می‌کند.

۲ مقدمه

مدل‌های زیادی برای شبکه‌های عصبی ارائه شده است که توانایی تولید رفتار هم‌گام شدن نورون‌ها را در آن‌ها می‌توانیم جستجو کنیم. یکی از این مدل‌ها که در تمام فصول شبیه‌سازی از آغاز تا کنون از آن بهره برده شده است؛ مدل انباشت و شلیک است [۱]. در این جستار ابتدا با مدل انباشت و شلیک شروع می‌کنیم و سپس مدلی توسعه یافته که آن را «چرخنده» صدا خواهیم کرد؛ می‌پردازیم. متن اصلی این جستار شامل معرفی این مدل‌ها و پویایی آن‌ها در زمان و نتایج ضبط شده از نشانگرهایی است که برای آشکارسازی هم‌گامی تعبیه شده‌اند.

۳ شبکه انباشت و شلیک

در این نوشتار [۱] نویسندگان تلاش می‌کنند تا هم‌گامی را برای شبکه‌ی نورون‌های مهاری رصد کنند. این نورون‌ها به گونه‌ای باهم مرتبط هستند که تیزه زدن هر نورون منجر به مهار پتانسیل دیگر نورون‌ها می‌شود. تک‌تک نورون‌های این شبکه از تحول انباشت و شلیک تبعیت می‌کند. معادله تحول اختلاف پتانسیل هر کدام از نورون‌ها با محیط بیرونش از رابطه زیر داده می‌شود:

$$\dot{v}_i = a_i - v_i - \frac{g}{N} \sum_{n|t_n < t} S_{i,l(n)} \delta(t - t_n - t_d) \quad (1)$$

- g : ضریب اتصال هر جفت نورون. از آنجا که همه‌ی نورون‌ها در این مطالعه مهاری هستند؛ باید این کمیت مثبت انتخاب شود تا تاثیر جمله‌ی پایانی در نهایت منفی باشد.

- S : ماتریس همسایگی. این کمیت نشان می‌دهد که آیا دو نورون به هم متصل و تاثیرگذار هستند یا خیر.

- t_d : زمان تاخیر میان زدن تیزه هر نورون و تاثیر آن روی نورون‌های دیگر.

- a_i : یک پتانسیل تحریکی و خارجی. در این مطالعه این مقدار برای هر نورون به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و تا پایان شبیه‌سازی ثابت باقی می‌ماند.

- N : تعداد نورون‌های در شبکه

۱.۳ آهنگ تیزه زدن

پیش از آن که به شبیه‌سازی یک شبکه از نورون‌ها بپردازیم؛ خوب است تا یک نورون تنها را مطالعه کنیم. یک نورون تنها که پویایی از جنس مدل انباشت و شلیک دارد؛ دوره تناوب تیزه‌زدن آن از رابطه‌ی زیر قابل محاسبه است.

$$\dot{v}_i = I - v_i \rightarrow \frac{dv_i}{I - v_i} = dt \quad (2)$$

$$\rightarrow T = \ln\left(\frac{I}{I-1}\right) \quad (3)$$

این رابطه نشان می‌دهد که بسامد تیزه‌زدن یک نورون با افزایش مجموع جریان‌های ورودی آن به صورت لگاریتمی افزایش می‌یابد.

۲.۳ نشانگر تشخیص فاز هم‌گامی

برای آن که متوجه شویم که شبکه در حالت هم‌گامی یا ناهم‌گامی است نیاز است تا آشکارسازی را تعبیه کنیم که باتوجه به رفتار سامانه، هم‌گامی یا ناهم‌گامی را با عقربه‌ی خود نشان دهد. برای این منظور ابتدا مفهوم میدان (E) را تعریف می‌کنیم که بیانگر شدت فعالیت نورون‌های شبکه است. انحراف از معیار این کمیت در طول زمان، پارامتر مناسبی است که به کمک آن هم‌گامی را تشخیص دهیم.

$$\ddot{E} + \gamma \alpha \dot{E} + \alpha^2 E = \frac{\alpha^2}{N} \sum_{n|t_n < t} \delta(t - t_n - t_d) \quad (4)$$

$$\sigma^2 = \langle E^2 \rangle_t - \langle E \rangle_t^2 \quad (5)$$

* دقت کنیم که شدت میدان با تعداد تیزه زدن‌ها رفتاری ملایم دارد. به عنوان مثال اگر تیزه‌ها متوقف شوند؛ شدت میدان پس از لحظاتی چند [متناسب با α] صفر می‌شود.

در طول زمان میدان E و σ را رصد می‌کنیم. برای دریافت شهودی عملکرد مناسب این پارامتر نظم، فرض کنید که شبکه در حالتی است که جمعیت بزرگی از آن در حال خاموش و روشن شدن هم‌گام است. پس مشاهده خواهیم کرد که میدان که شدت فعالیت نورون‌ها را نشان می‌دهد در حال ضربان رفت و برگشتی است. این افت‌وخیز با تقویت هم‌گامی دامنه‌ی بزرگتر پیدا می‌کند به طوری که انحراف آن از میانگین پهنای قابل توجهی کسب می‌کند. از این رو انحراف معیار میدان، کمیت مناسبی است که میزان هم‌گامی را گزارش کند.

۳.۳ مسائل پیشروی پیاده سازی شبیه سازی

۱.۳.۳ تابع بی‌کران دلتا

یکی از مشکلات شبیه سازی معادلات دیفرانسیلی حضور تابع دلتای دیراک است. این تابع در نقطه صفر خود دارای مقداری بینهایت است. معرفی چنین تابعی به رایانه کاری دشوار است و همانندی محاسباتی ندارد. حال برای برطرف کردن این مشکل چه باید کرد؟ نکته در این جا نهفته است که چون ما برای حل عددی معادله دیفرانسیلی خود از زمان پیوسته استفاده نمی‌کنیم و از گام‌هایی با طول مثبت Δt استفاده می‌کنیم این مشکل به صورت زیر مدیریت می‌شود.

$$v_i(t + \Delta t) = v_i(t) + \int_t^{t+\Delta t} \dot{v}_i dt \quad (6)$$

$$= v_i(t) + \int_t^{t+\Delta t} \left[a_i - v_i - \frac{g}{N} \sum_{n|t_n < t} S_{i,l(n)} \delta(t - t_n - t_d) \right] dt \quad (7)$$

$$\approx v_i(t) + [a_i - v_i(t)] \Delta t - \frac{g}{N} \sum_{n|t_n < t} S_{i,l(n)} \int_t^{t+\Delta t} \delta(t - t_n - t_d) dt \quad (8)$$

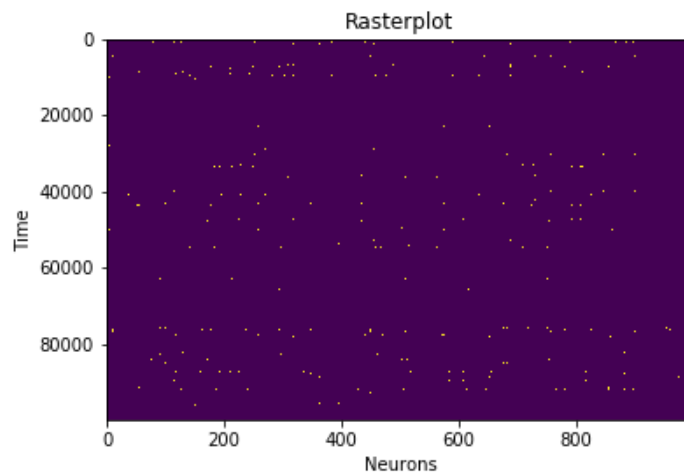
$$\approx v_i(t) + [a_i - v_i(t)] \Delta t - \frac{g}{N} \sum_{n|t_n < t} S_{i,l(n)} H(t + \Delta t - t_n - t_d) \quad (9)$$

حالا تابع پله کاملاً برای ما آشنا و قابل مدلسازی است. دقت شود که تابع پله یاد شده فقط در

محدوده $t, t + \Delta t$ زندگی می‌کند و پس از آن اعتبار ندارد. معادله ۹ می‌گوید که باید برای تحول پتانسیل نرون i ام بررسی کنیم که آیا نرونی در همسایگی آن تیزه زده است یا نه. اگر چنان باشد؛ یک واحد به جمع تیزه زدگان اضافه کنیم.

۲.۳.۳ ثبت تاریخ تیزه زدن‌ها

برای محاسبه تحول پتانسیل در رابطه ۹ چنان که توضیح داده شد نیاز به دانستن تاریخ تیزه زدن‌ها داریم. اگر بخواهیم برای تمامی نرون‌ها در هر گام زمانی تیزه‌زدن آن را به صورت مجزا ثبت کنیم؛ یک آرایه مربعی خواهیم داشت که شماره سطر آن می‌تواند معرف زمان باشد و ستون نماد شماره نرون - شکل شماره (۱). اما مشکلی که برای این شبیه سازی رخ خواهد داد. در صورت افزایش تعداد نرون‌ها و زمان شبیه



شکل (۱) ثبت لحظه‌ای تیزه زدن هر نرون به صورت مجزا - در این نمودار ضریب تاثیر هر نرون روی همسایه‌هایش $g = 5$ بوده است. چنان که انتظار می‌رفت شاهد هم‌گامی هستیم.

سازی با یک ابر آرایه روبرو خواهیم شد که امکان دارد در ذخیره سازی آن دچار مشکل شویم. به همین خاطر در شبیه سازی انجام شده تنها مجموع تیزه زدن‌ها را ذخیره کردیم تا یک آرایه یک ستونه داشته باشیم و در ذخیره‌سازی به مشکل نخوریم.

۴.۳ نتایج

اندازه‌ی پارامترهایی که برای این شبیه‌سازی انتخاب کردیم؛ کاملاً از صورت مقاله یاد شده برداشته شده و به قرار زیر است.

$$\alpha = 20 s^{-1} *$$

* جریان‌های تصادفی خارجی نوروها از اعضای بازه‌ی (۱/۲, ۲/۸) انتخاب می‌شوند.

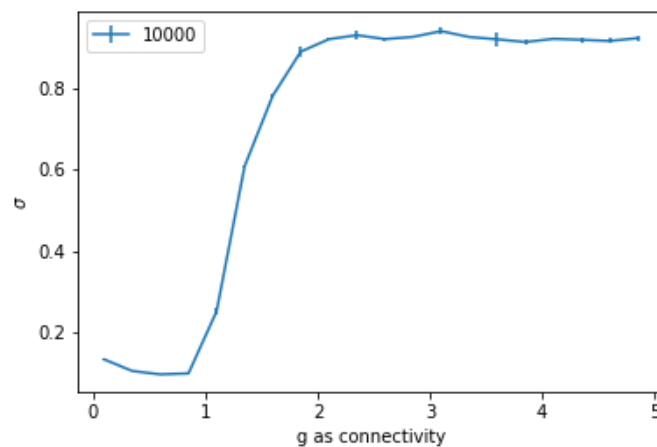
$$N = 10000 *$$

$$t_d = 0.1 s *$$

این شبیه‌سازی برای ۱۰۰۰ ثانیه اجرا شده است که در آن هر گام زمانی برابر ۰/۰۱ ثانیه گرفته شده است. کد شبیه‌سازی در پوشه مسئله همگامی برای مدل انباشت و شلیک قابل مشاهده است.

۱.۴.۳ انحراف از معیار میدان

مهم‌ترین شاخصه ما برای ردگیری همگامی، انحراف معیار میدان E است که با زیگما σ نمایش می‌دهیم. جهش به وجود آمده در شکل (۲) به این معنی است که سامانه از حالت ناهم‌گامی به هم‌گامی تغییر فاز داده است.

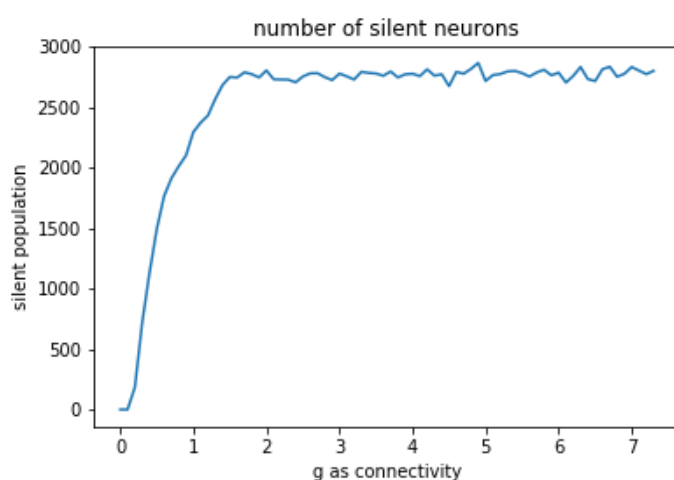


شکل (۲) تغییر فاز از ناهم‌گامی به هم‌گامی برای ۱۰۰۰ نرون

۲.۴.۳ نوروهای خاموش

بی‌تردید میدان داخلی نوروها کاملاً تابعی است از آمارتیزه‌های درون سامانه. نوروهایی که گاهی برای تیزه زدن به پیش می‌روند و گاه به علت حضور میدان داخلی مهار به عقب برمی‌گردند. خوب است پرسیم که برآیند این رفت و برگشت برای هر نرون چگونه است. آیا این رفت و برگشت منجر به رسیدن به آستانه‌ی تیزه زدن می‌شود و یا نرون در برآیند اصلاً پیشروی نمی‌کند و هیچگاه به آستانه نمی‌رسد و خاموش می‌ماند.

در شکل ۳ شمار نورون‌هایی که هیچگاه در سامانه تیزه نمی‌زنند را آورده‌ایم و این که چگونه با افزایش ضریب تاثیر مهاری میدان این آمار رشد می‌کند. این مشاهده نشان می‌دهد که در فاز هم‌گام، تقریباً ۲۵ درصد نورون‌ها خاموش هستند و نقشی در برقراری جریان داخلی ندارند. قابل حدس است که نورون‌هایی خاموش هستند که جریان‌های تصادفی خارجی پایین دست را داشته‌اند. به این معنی که اگر بازه‌ی جریان تصادفی را تنگ‌تر می‌گرفتیم [مثلاً از $1/6$] شروع می‌کردیم؛ سامانه در فاز هم‌گام تفاوت رفتاری نمی‌داشت. همچنین جالب است که تغییر فاز مشاهده شده در تعداد نورون‌های خاموش - شکل ۳ - در حالتی در همسایگی و متمایز از تغییر فاز شکل ۲ نشان می‌دهد.



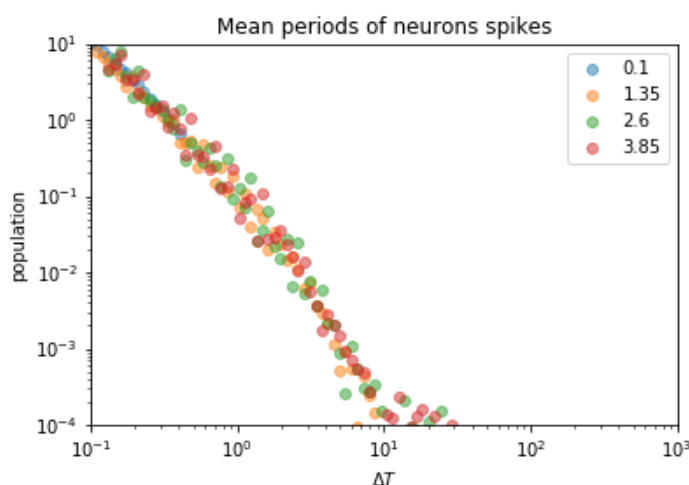
شکل (۳) آمار نورون‌های خاموش درون سامانه

۳.۴.۳ توزیع تناوب زمانی تیزه‌ها

شبکه‌ی ما متشکل از نورون‌هایی است که مدام در حال تیزه زدن و فعال نگه‌داشتن شبکه هستند. برخی با بسامد بیشتری تیزه می‌زنند و برخی آهسته‌تر. اگر کنجکاو باشیم که جمعیت کل نورون‌های ما چگونه میان دسته‌های مختلف با تناوب‌های متفاوت توزیع شده است؛ لازم است تا توزیع فراوانی آن‌ها را یکجا رسم کنیم - شکل ۴. همان طور که می‌بینید به ظاهر این توزیع رفتاری توانی دارد و اگر کنجکاو باشیم می‌توانیم شیب این نمودار تمام لگاریتمی آن را جهت محاسبه‌ی نمای توزیع بدست آوریم - شکل ۵.

۵.۳ پهن کردن قالی صفحه‌ی فاز

در قسمت‌های پیشین تنها به مطالعه‌ی تاثیر ضریب اتصال در تغییر فاز پرداختیم و زمان تاخیر را تنها در $t_d = 0/1s$ خلاصه کردیم. حال اجازه دهید تا به تاخیر نیز اجازه‌ی تغییر دهیم. در ادامه‌ی این قسمت از نوشتارمان، به فرش کردن صفحه‌ی فاز خود خواهیم پرداخت. امید است که چهره‌ی تمام



شکل (۴) توزیع بسامدی شبکه‌های ۱۰۰۰ نرونی که هر کدام قدرت اتصال متفاوتی دارند.

نمای سامانه بر صورت این قالی نقش بندد.

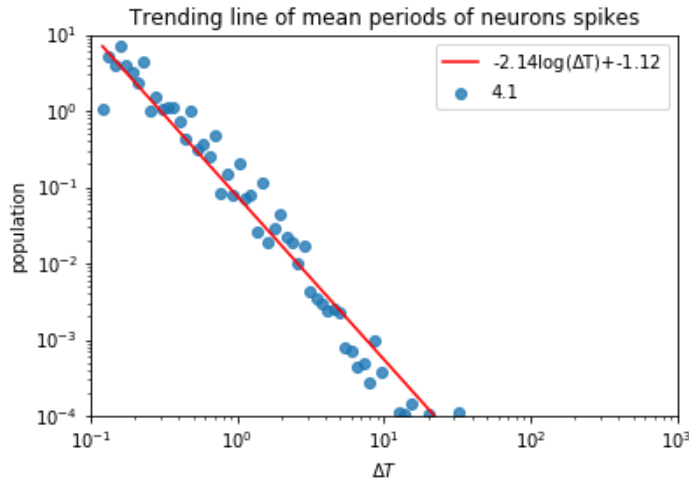
۱.۵.۳ قالی انحراف از معیار میدان

در شکل ۶ مشاهده می‌کنیم که شدت هم‌گامی در هر کدام از هنگردهای سامانه چقدر است. بنظر می‌رسد که با افزایش زمان تاخیر و ضریب تاثیر همگامی قدرت پیدا می‌کند و هر دو در ظهور این رفتار شریک هستند. اگر چه تاخیر در جابجایی ضریب تاثیر بحرانی تغییری ایجاد نکرده است اما هم‌گامی را قدرت می‌بخشد.

۴ شبکه‌ی نوروهای چرخنده

در این مدل به جای آن که برای شبکه خود از مدل انباشت-شلیک استفاده کنیم از مدل چرخنده استفاده می‌کنیم. در این مدل نوروهای ما مانند دوندهایی به دور میدان مثلثاتی می‌دوند. ما نقطه‌ی فاز π را به عنوان علامت برای این دوندها قرار دادیم. هر زمان که دوندهای از علامت خود گذشت یک تیزه برای او در نظر می‌گیریم و بلافاصله او را به فاز $-\pi$ باز می‌گردانیم.

برای توصیف فاز هر نرون از معادلات زیر استفاده می‌کنیم:



شکل (۵) محاسبه‌ی نمای توزیع توانی فاصله زمانی بین تیزه‌ها

$$\begin{cases} \dot{\theta}_i = I_i - \cos(\theta_i) - gE, & -5\pi/2 \leq \theta_i \leq \pi \\ \dot{E} = M - \alpha E \\ \dot{M} = -\alpha M + \frac{\alpha}{N} \sum_n \delta(t - t_n - t_d) \end{cases} \quad (10)$$

- θ_i : مشخص کننده‌ی فاز هر نورون. این فاز میان دو لبه در حال حیات است. کوچکترین کران بالای آن همان حالت آستانه در π است و بزرگترین کران پایین آن نگه‌دارنده‌ای است که از ریزش نورون‌ها جلوگیری می‌کند.

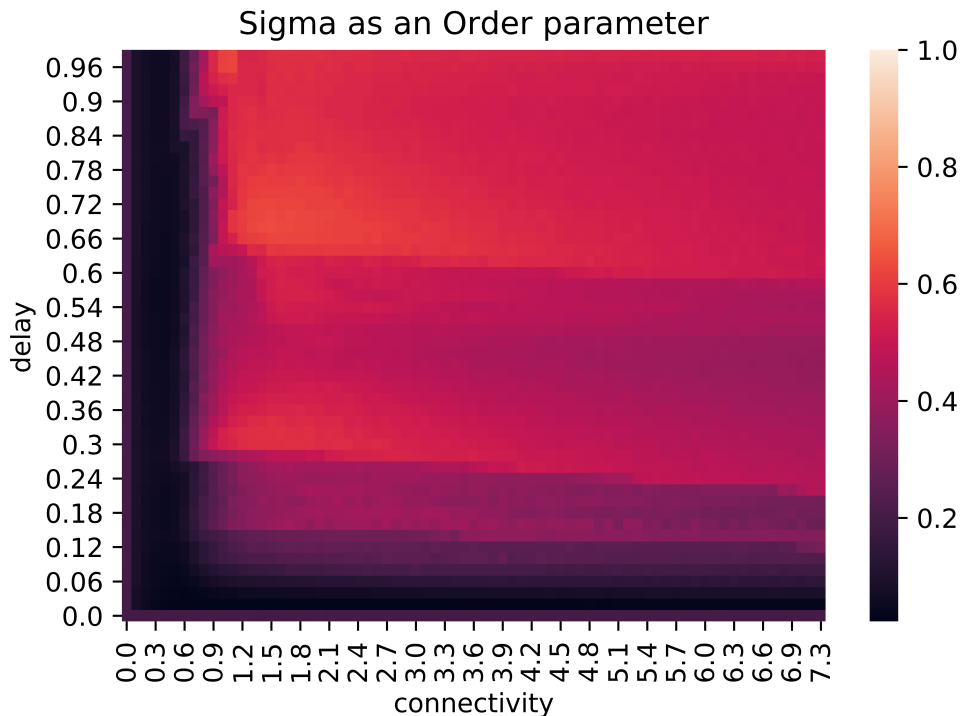
- E : میدانی است که شدت فعالیت شبکه را نشان می‌دهد.

- M : یک پارامتر فرعی که در حل معادله دیفرانسیل مرتبه دوم به دو معادله‌ی تحول مرتبه اول ما را یاری کرده است.

این مدل نسبت به مدل قبلی شامل ویژگی‌های مثبتی است. یکی از ویژگی‌های خوب آن این است که پس از بازنشانی فاز نورون تیزه زده، فاز آن به زاویه‌ای برده می‌شود که دارای خواص مثلثاتی مشابهی است. به این معنا که دیگر شاهد گسستگی در اندازه‌ی جملاتی که تحول نورون را توصیف می‌کنند؛ نیستیم.

۱.۴ آهنگ تیزه زدن

برای نورونی تنها که پویایی از جنس چرخنده دارد؛ دوره‌ی تناوب تیزه زدن آن بر حسب مجموع جریان ورودی رفتاری مطابق زیر دارد [۹]:



شکل (۶) صفحه‌ی فاز مربوط به سامانه‌ی نوروهای انباشت‌وشلیک

$$T = \frac{2\pi}{\sqrt{I^2 - 1}} \quad (11)$$

این به این معناست که مدل چرخنده و انباشت‌وشلیک اگر چه هر دو با افزایش جریان، بسامد تیزه زدنشان افزایش می‌یابد اما رفتار تغییر آن به دو گونه‌ی متفاوت صورت می‌پذیرد. این نکته‌ی مهمی است که در هنگام مقایسه‌ی دو مدل باید به خاطر داشته باشیم.

۲.۴ نشانگر توسعه یافته‌ی تشخیص همگامی

برای تشخیص هم‌گامی از یک پارامتر دیگری که در این مقاله [۹] توسط نویسندگان ابداع شده است؛ بهره می‌بریم.

$$s = \left\langle \left[\frac{1}{N_a} \sum_{i_a} \sin(\theta_{i_a}) \right]^2 \right\rangle_t \quad (12)$$

میانگین‌گیری بالا روی ۱۰۰۰ گام آخر زمانی انجام می‌شود. این فاصله زمانی باید حتماً بزرگ‌تر از گام‌های زمانی تحول ریزمقیاس آن باشد. همچنین برای این متوسط‌گیری نوروهایی را مدنظر می‌گیریم که در منطقه‌ی فعال قرار گرفته‌اند. منطقه‌ی فعال، سمت چپ دایره مثلاثی است.

۳.۴ شبیه‌سازی

ثوابت مسئله را به گونه‌ی زیر انتخاب می‌کنیم.

$$\alpha = 20 \text{ s}^{-1} *$$

* جریان‌های تصادفی خارجی نورون‌ها از اعضای بازه‌ی (۹/۵, ۱۳/۵) انتخاب می‌شوند. این بازه به گونه‌ای انتخاب شده است که نورون خاموشی در سامانه وجود نداشته باشد.

$$N = 10000 *$$

$$t_d = 0.1 \text{ s} *$$

حال شبکه‌ی خود را به ازای قدرت اتصال‌های مختلف اجرا می‌کنیم تا مجدداً تحقیق کنیم که چگونه تغییر در قدرت اتصال g می‌تواند باعث شود تا تغییر فاز از ناهم‌گامی به هم‌گامی رخ دهد. برای مشاهده‌ی دفترچه شبیه‌سازی به آدرس [مسئله همگامی برای مدل چرخنده](#) مراجعه کنید.

۴.۴ نتایج

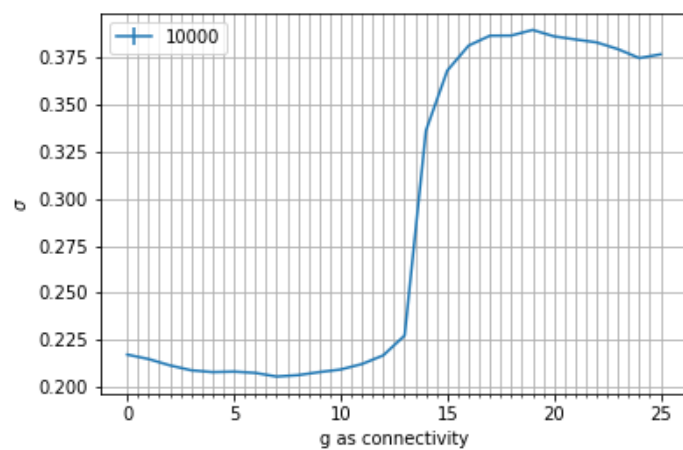
مرتب‌هی اجرای این الگوریتم خطی است و برای یک شبکه شامل ۱۰۰۰ نورون و برای ۱۰۰۰۰ گام شبیه‌سازی زمانی در حدود ۴ ثانیه به طول می‌انجامد.

۱.۴.۴ در جستجوی تغییر فاز

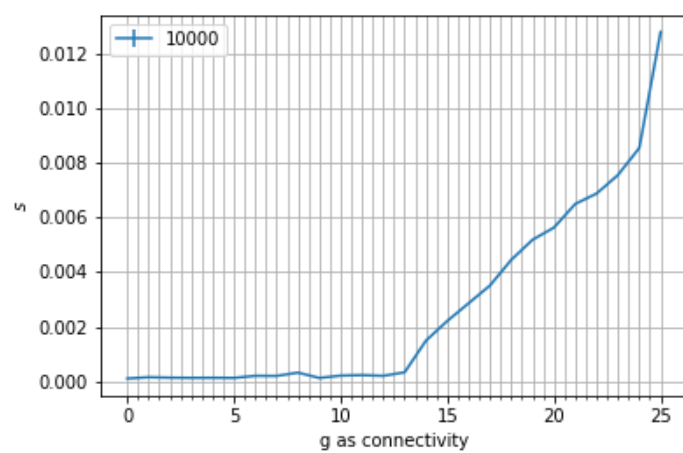
پس از رصد کردن تغییرات رفتار سیستم بر حسب قدرت مهار نورون‌ها، تغییر فاز مانند مدل قبلی مشاهده شد اما مکان تغییر فاز تغییر کرد و حول $g = 30$ قرار گرفت. این تغییر فاز در دو شکل ۷ و ۸ قابل مشاهده است.

۲.۴.۴ فاصله زمانی بین تیزه‌ها

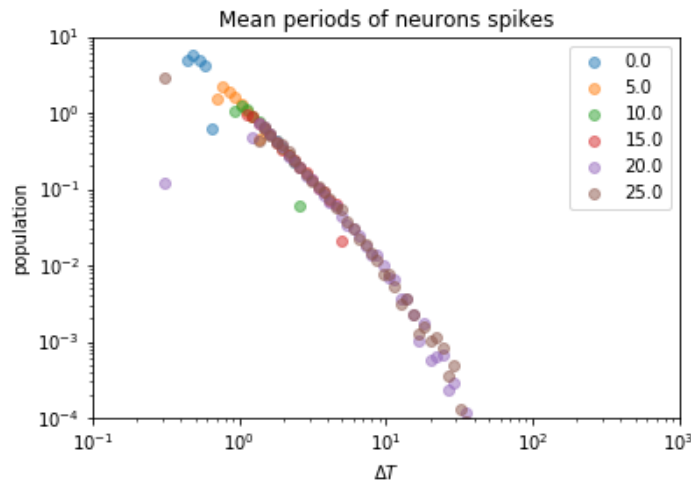
حال که دیدیم برخی نورون‌ها همواره خاموش می‌مانند و یا به عبارتی دوره‌ی تیزه زدن آن‌ها بینهایت است؛ خوب است که دوره‌ی تیزه زدن‌های نورون‌های دیگر را نیز بررسی کنیم. شکل ۹ این شکل نمایان‌گر آن است که توزیع دوره‌ها به توزیع بی‌توانی و رفتار بی‌مقیاس نزدیک است. همچنین توجه کنیم که با افزایش ضریب تاثیر رفتار توانی آن‌ها تغییر نمی‌کند. تنها تفاوت در چگونگی انتخاب جایگاه‌های روی خط است. هر چه ضریب تاثیر بزرگتر می‌شود نورون‌ها فاصله‌ی زمانی تیزه‌های بزرگتری را اتخاذ می‌کنند. با این مشاهده، کنجکاو می‌شویم تا نمای بحرانی را برای آن حساب کنیم. در شکل ۱۰ با گذراندن یک خط بر داده‌های بدست آمده از شبکه‌ای با قدرت مهار ۲۰ را می‌بینیم.



شکل (۷) پهنای جریان یک سامانه چرخنده با ده هزار نرون



شکل (۸) پارامتر نظم تعریف شده در رابطه ۱۲ برای مدل چرخنده



شکل (۹) فاصله‌ی زمانی بین تیزه زدن‌ها

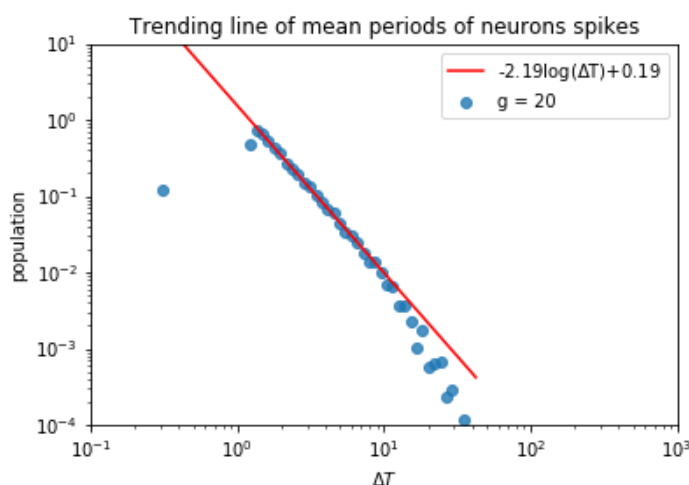
۳.۴.۴ فعالیت شبکه

همان طور که دیدیم تعدادی از نورون‌ها در شبکه به حالت خاموش درمی‌آیند. قابل حدس است که اگر جمعیتی خاموش در شبکه داشته باشیم؛ احتمالاً آنهایی هستند که جریان تصادفی اولیه آن‌ها از بقیه کمتر است. برای تحقیق این حدس لازم است تا تعداد تیزه‌های نورون‌های شبکه را بر حسب جریان تصادفی اولیه آن‌ها مرتب کنیم. شکل ۱۱ نشانگر سامانه‌ای از ده هزار نورون است که با قدرت $g = 50$ روی هم تاثیر می‌گذارند. لازم به ذکر است که این رفتار در فاز هم‌گام قابل مشاهده است. در فاز ناهم‌گام تمام نورون‌ها که از هم تاثیر کمتری می‌پذیرند؛ فعال هستند. تعداد تیزه‌های کل شبکه رابطه‌ی مستقیمی با جریان خارجی جاری در شبکه دارد. می‌توانیم با محاسبات تحلیلی نیز به شکل بدست آمده از شبیه‌سازی عددی نزدیک شویم:

$$\begin{cases} I_{in} &= -g \int_{a_{min}}^{a_{max}} p(a) f(a + I_{in}) da \\ f(a) &= \frac{\sqrt{a^2 - 1}}{2\pi} \end{cases} \quad (13)$$

در رابطه ۱۳، $f(a)$ تابع فعالیت (تعداد تیزه بر ثانیه) تک نورون بر حسب جریان کل ورودی آن است. همچنین I_{in} تمام جریان خارجی جاری در شبکه است. حل این رابطه کمی دشوار است زیرا جریان کل را بر حسب خودش محاسبه کرده است. اما از آنجایی که در انتگرال ده تنها یک جابجایی ثابت رخ داده است؛ صورت کلی پاسخ انتگرال تغییر نمی‌کند و به صورت زیر بدست خواهد آمد.

$$I_{in} = \frac{-g}{2} \left(-a\sqrt{-1 + a^2} + \log(a + \sqrt{-1 + a^2}) \right) \Big|_{a_{min} + I_{in}}^{a_{max} + I_{in}} \quad (14)$$



شکل (۱۰) محاسبه‌ی نمای بحرانی

۵.۴ پهن کردن قالی صفحه‌ی فاز

در قسمت‌های پیشین تنها به مطالعه‌ی تاثیر ضریب اتصال در تغییر فاز پرداختیم و زمان تاخیر را تنها در $t_d = 0/1s$ خلاصه کردیم. حال اجازه دهید تا به تاخیر نیز اجازه‌ی تغییر دهیم. در ادامه‌ی این قسمت از نوشتارمان، به فرش کردن صفحه‌ی فاز خود خواهیم پرداخت. امید است که چهره‌ی تمام نمای سامانه بر صورت این قالی نقش بندد.

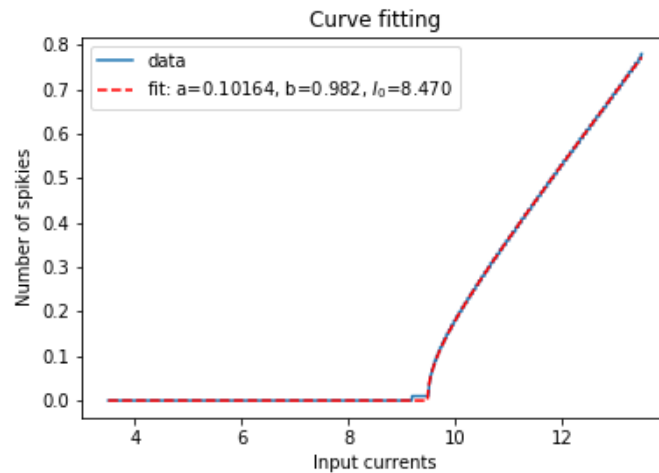
۱.۵.۴ قالی انحراف از معیار میدان

در شکل ۱۲ مشاهده می‌کنیم که شدت هم‌گامی در هر کدام از هنگردهای سامانه چقدر است. بنظر می‌رسد که با افزایش زمان تاخیر و ضریب تاثیر هم‌گامی قدرت پیدا می‌کند و هر دو در ظهور این رفتار شریک هستند.

۵ شبکه نوروهای ساده

حل مسئله‌ی مدل چرخنده بسیار دشوار است و تا تاریخ نوشتن این بند، راه‌حلی تحلیلی برای توصیف گذر فاز آن نیافته‌ایم. علت این موضوع هم حضور جمله‌ی غیرخطی $-\cos(\theta)$ در جمله‌ی برهم‌کنش‌های آن‌هاست. حال که با ابعاد دشوار مسئله روبرو شده‌ایم؛ اجازه دهید که زمین بازی خود را عوض کنیم.

می‌پرسیم که آیا کیفیت گذر فاز از ناهم‌گامی به هم‌گامی به این جمله وابسته است؟ بی‌تردید پاسخ این سوال را نخواهیم فهمید؛ مگر آن که شبکه‌ی جدیدی مطابق درخواست خود ابداع و شبیه‌سازی کنیم.



شکل (۱۱) تعداد تیزه بر حسب جریان تصادفی برای سامانه‌ای با ده هزار نورون و ضریب تاثیر $g = 50$

$$\begin{cases} \dot{\theta}_i = I_i - gE, & \theta_i \leq \pi \\ \dot{E} = M - \alpha E \\ \dot{M} = -\alpha M + \frac{\alpha}{N} \sum_n \delta(t - t_n - t_d) \end{cases} \quad (15)$$

- θ_i : مشخص کننده‌ی فاز هر نورون. این فاز میان دو لبه در حال حیات است. کوچکترین کران بالای آن همان حالت آستانه در π است و بزرگترین کران پایین آن نگه‌دارنده‌ای است که از ریزش نورون‌ها جلوگیری می‌کند.

- E : میدانی است که شدت فعالیت شبکه را نشان می‌دهد.

- M : یک پارامتر فرعی که در حل معادله دیفرانسیل مرتبه دوم به دو معادله‌ی تحول مرتبه اول ما را یاری کرده است.

همچنین دقت کنیم که اگر چه این مدل کاهش یافته‌ای از مدل چرخنده است اما در صورت کاستن مدل انباشت و شلیک هم به همین جملات برهم‌کنشی می‌رسیدیم. تنها تفاوت در آن می‌شد که فاصله‌ی بین حالت تیزه (π) و بازنشانی (صفر) در حالت ابداعی π برابر مدل کاسته‌شده‌ی انباشت و شلیک می‌شد.

۱.۵ شبیه‌سازی

برای مدل توصیف شده‌ی بالا شبیه‌سازی خود را با تنظیمات زیر به اجرا گذاشتیم.



شکل (۱۲) صفحه‌ی فاز مربوط به سامانه‌ی نوروهای چرخنده

$$\alpha = 20 \text{ s}^{-1} *$$

* جریان‌های تصادفی خارجی نوروها از اعضای بازه‌ی (۹/۵, ۱۳/۵) انتخاب می‌شوند.

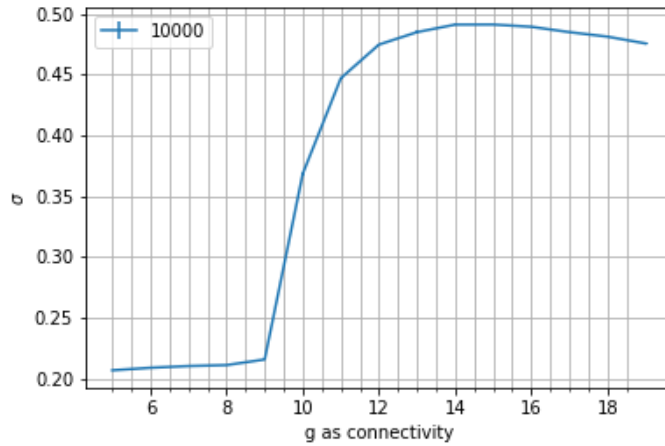
$$N = 10000 *$$

$$t_d = 0.1 \text{ s} *$$

۲.۵ نتایج

۱.۲.۵ در جستجوی تغییر فاز

قابل توجه است که کیفیت تغییر فاز با حذف جمله‌ی ذکر شده تغییر نکرد و تنها مکان و ارتفاع انحراف از معیار جریان داخلی است که دست خور تغییر شده است - شکل ۱۳.



شکل (۱۳) پهنای جریان یک سامانه ساده با ده هزار نورون

۶ تلاش برای توصیف

از آنجا که شبیه‌سازی این سامانه شامل تعریف فرآیندهای متفاوتی بود؛ بدیهی است که نوشتن معادله‌ی تحلیلی برای توصیف کامل آن آسان نباشد. اما در این بخش تلاش می‌کنیم که با کنار هم قرار دادن معادلات اصلی چارچوب مسئله‌ی خود را مشخص کنیم. هر نورون که از حالت $\theta = \pi$ عبور می‌کند [تیزه می‌زند] باعث می‌شود تا سهمی از جریان با کیفیت $p(t) := \alpha^\gamma t \cdot \exp(-\alpha t)$ به جریان درونی کل سامانه $E(t)$ اضافه شود.

$$E(t) = \int_{-\infty}^{t-d} \int J_a(\pi, u) da \cdot u e^{-\alpha u} du \quad (۱۶)$$

(چک شود آیا بعد معادله درست است؟)
اما جریان برای هر نورون با ورودی a به طریق زیر است:

$$J_a(\theta, t) = n_a(\theta, t) \cdot \dot{\theta}_a \quad (۱۷)$$

این رفتار به خوبی نشان می‌دهد جریان فقط در ناحیه‌ی $\theta \leq \pi$ وجود دارد. زیرا ورود نورون به ناحیه‌ی مثبت‌تر را ممنوع کرده‌ایم. بی‌تردید برای فهمیدن چگونگی تغییر جریان در ناحیه‌های میانی باید از معادله‌ی پخش استفاده کنیم.

$$\frac{\partial n_a}{\partial t} = -\frac{\partial J_a}{\partial \theta} \quad (۱۸)$$

$$= -\frac{\partial n_a}{\partial \theta} \cdot \dot{\theta}_a \quad (۱۹)$$

۱.۶ حل معادله‌ی شبکه‌ی ساده

اجازه بدهید تا اولین تلاش خود را از ساده‌ترین نوع شبکه‌ها شروع کنیم. شبکه‌ای که به جز جریان داخلی و جریان تصادفی اولیه ورودی دیگری ندارد. پس خواهیم داشت:

$$\begin{cases} E(t) = \int_{-\infty}^{t-d} \int n_a(\pi, u) \cdot [a - gE(u)] da \cdot \alpha u e^{-\alpha u} du \\ \frac{\partial n_a}{\partial t} = -\frac{\partial n_a}{\partial \theta} \cdot (a - gE(t)) \end{cases} \quad (20)$$

چند پیشنهاد می‌شود برای ادامه‌ی راه حل داشت.

۱. از آنجا که میدان به گونه‌ای متناوب عمل می‌کند؛ یک پیشنهاد خوب می‌تواند آن باشد که بسط فوری‌ی آن را بنویسیم.

$$E(t) = \sum c_i \cdot \cos(\omega_i t) \quad (21)$$

که اگر ثابت کنیم c_1 از بقیه ضرایب بزرگتر است؛ مساله‌ی ما حل می‌شود.

۲. دشواری مساله از در هم تنیدگی معادلات برآمده است. اگر به تقریب در معادله‌ی پخش میدان را یک نوبه در نظر بگیریم و پاسخ را در معادله‌ی اول قرار دهیم.

۳. انتگرال اول را به صورت بازگشتی در خودش جاگذاری کنیم.

۱.۱.۶ روش بازگشتی

در این روش برای این که از جمله‌ی تابعیت $E(u)$ را از خودش باز کنیم؛ عبارت سمت راست را مجدداً در خودش جاگذاری می‌کنیم. برای راحت‌تر شدن محاسبات ابتدا دو متغیر کمکی زیر را تعریف می‌کنیم:

$$\mathcal{J}(\pi, u) \equiv \int n_a(\pi, u) a \cdot da \quad (22)$$

$$\mathcal{N}(\pi, u) \equiv \int n_a(\pi, u) \cdot da \quad (23)$$

عبارت $\mathcal{J}(\pi, u)$ به معنای جمع جریان تصادفی نورون‌هایی است که در زمان u در آستانه قرار دارند. همچنین عبارت $\mathcal{N}(\pi, u)$ به معنای تعداد همین نورون‌هاست. حال با نمادهای بالا شروع به بازنویسی جملات پیشین می‌کنیم:

$$E(t) = \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{N}(\pi, u) \cdot u e^{-\alpha u} du - g \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u) \cdot u e^{-\alpha u} E(u) du \quad (24)$$

$$(25)$$

حال جمله‌ی اول را نیز با عبارت دیگری خلاصه‌سازی می‌کنیم:

$$\mathcal{A}(t-d) \equiv \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{N}(\pi, u) \cdot u e^{-\alpha u} du \quad (26)$$

این عبارت جمع تعداد همه‌ی تیزه‌هایی است که تا گام $t-d$ زده شده‌اند و در نتیجه جمله‌ای انباشتی است. پس خواهیم داشت:

$$E(t) = \mathcal{A}(t-d) - g \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u) \cdot u e^{-\alpha u} E(u) du \quad (27)$$

$$= \mathcal{A}(t-d) - g \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u_1) \cdot u_1 e^{-\alpha u_1} \cdot [\mathcal{A}(u_1-d) - g \int_{-\infty}^{u_1-d} \mathcal{J}(\pi, u_2) \cdot u_2 e^{-\alpha u_2} E(u_2) du_2] du_1 \quad (28)$$

$$= \mathcal{A}(t-d) - g \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u_1) \cdot u_1 e^{-\alpha u_1} \cdot \mathcal{A}(u_1-d) du_1 \quad (29)$$

$$+ g^2 \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u_1) \cdot u_1 e^{-\alpha u_1} \int_{-\infty}^{u_1-d} \mathcal{J}(\pi, u_2) \cdot u_2 e^{-\alpha u_2} E(u_2) du_2 du_1 \quad (30)$$

$$= \mathcal{A}(t-d) - g \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u_1) \cdot u_1 e^{-\alpha u_1} \cdot \mathcal{A}(u_1-d) du_1 \quad (31)$$

$$+ g^2 \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u_1) \cdot u_1 e^{-\alpha u_1} \int_{-\infty}^{u_1-d} \mathcal{J}(\pi, u_2) \cdot u_2 e^{-\alpha u_2} \mathcal{A}(u_2-d) du_2 du_1 \quad (32)$$

$$- g^3 \int_{-\infty}^{t-d} \mathcal{J}(\pi, u_1) \cdot u_1 e^{-\alpha u_1} \int_{-\infty}^{u_1-d} \mathcal{J}(\pi, u_2) \cdot u_2 e^{-\alpha u_2} \int_{-\infty}^{u_2-d} \mathcal{J}(\pi, u_3) \cdot u_3 e^{-\alpha u_3} E(u_3) du_3 du_2 du_1 \quad (33)$$

حال در این میان دو نکته قابل توجه است. (۱) میدان در هر زمان وابسته به اثرات انباشتی از زمان ازل سامانه است. عمر این سامانه کراندار باشد؛ تعداد جملات بالا محدود می‌شوند. (۲) دقت کنید که بازه‌ی متغیرهای انتگرال ده به صورت $-\infty \leq u_{i+1} \leq u_i - d$ محدود می‌شوند. پس طبیعی است که نتیجه بگیریم بازه‌ی هر انتگرال تو در تو چند گام عقب‌تر از زمان اکنون است. یعنی $-\infty \leq u_i \leq t - i d$.

۲.۱.۶ روش اختلال

به نمودار ۷ دقت کنید. در زمانی که تعداد نورون‌ها بی‌نهایت باشد؛ در فاز ناهم‌گام انحراف معیار میدان صفر خواهد شد. این به این معنی است که جریان در زمان ثابت خواهد ماند. پس بگذارید با علم بر این موضوع یک جواب معادله‌ی ۲۰ را در حالت حدی میدان ثابت E معرفی کنیم. با فرض ثابت بودن میدان، اندازه‌ی آن را محاسبه می‌کنیم. سپس مجدد به معادلات برمی‌گردیم و می‌پرسیم که در صورت جمع با یک جمله‌ی اختلالی کوچک این انحراف رشد خواهد کرد یا خیر.

به عبارت دیگر آیا این جواب جاذب است.

$$\begin{cases} E. = \int_{-\infty}^{t-d} \int n_a(\pi, u) \cdot [a - gE.] da \cdot \alpha^\gamma u e^{-\alpha u} du \\ \frac{\partial n_a}{\partial t} = -\frac{\partial n_a}{\partial \theta} \cdot (a - gE.) \end{cases} \quad (34)$$

یک راه خوب برای پیشبرد سطر اول معادلات آن است که از دو طرف آهنگ تغییرشان با زمان را بپرسیم. از آنجا که سمت چپ معادله ثابت است؛ سمت راست هم باید جوابی مشابه را حکایت کند.

$$\bullet = \frac{dE.}{dt} = \alpha^\gamma (t-d) e^{-\alpha(t-d)} \cdot [-gE. \cdot \int n_a(\pi, t-d) da + \int n_a(\pi, t-d) \cdot a da] \quad (35)$$

مشخص است که کدام جمله از جملات ضربی بالا صفر است. پس برای $E.$ خواهیم داشت:

$$E. = \frac{1}{g} \cdot \frac{\int n_a(\pi, t-d) \cdot a da}{\int n_a(\pi, t-d) da} \quad (36)$$

حال برای ادامه‌ی فرآیند نیاز داریم تا عبارت حاکم بر $n_a(\pi, t-d)$ را بدست آوریم. جواب پیشنهادی ما برای سطر دوم معادلات از جنس تابع دلتاست:

$$n_a(\theta, t) = \delta(\theta - \theta_a(t)) \quad (37)$$

$$= \delta(\theta - \theta, - (a - gE.)t + 2K_a\pi) \quad (38)$$

$$= \delta(\theta - (a - gE.)t + 2K_a\pi) \quad (39)$$

$$\Rightarrow n_a(\pi, t) = \delta((2K_a + 1)\pi - (a - gE.)t) \quad (40)$$

$$(41)$$

که در این معادلات K_a تعداد دور کاملی است که نورون از آغاز تا کنون زده است و ما مجبور به عقب کشیدن 2π فاز کامل پس از تیزه زدن آن شده‌ایم. قابل امتحان است که این جنس جواب در سطر دوم معادلات ما صدق می‌کند.

حال با این نتیجه انتگرال‌های مورد نیاز خود را محاسبه می‌کنیم:

$$\int n_a(\pi, t-d) a da = \int \delta((2K_a + 1)\pi - (a - gE.)t) a da \quad (42)$$

$$= \frac{1}{t} \int \delta((2K_a + 1)\pi + gE.t - at) a da \quad (43)$$

$$= \frac{1}{t} \cdot \frac{(2K_a + 1)\pi + gE.t}{t} \quad (44)$$

$$= \frac{1}{t} \left[\frac{(2K_a + 1)\pi}{t} + gE. \right] \quad (45)$$

$$(46)$$

و از طرفی:

$$\int n_a(\pi, t - d) da = \int \delta((\gamma K_a + 1)\pi - (a - gE.)t) da \quad (47)$$

$$= \frac{1}{t} \int \delta((\gamma K_a + 1)\pi + gE.t - at) da \quad (48)$$

$$= \frac{1}{t} \quad (49)$$

حال اگر به محاسبه‌ی میدان ثابت خود برگردیم و تکه‌های پازل را کنار هم بگذاریم؛ خواهیم داشت:

$$E. = \frac{1}{g} \cdot \frac{\int n_a(\pi, t - d) \cdot a da}{\int n_a(\pi, t - d) da} \quad (50)$$

$$= \frac{1}{g} \cdot \frac{t^{-1} [\frac{(\gamma K_a + 1)\pi}{t} + gE.]}{t^{-1}} \quad (51)$$

$$(52)$$

مراجع

- [1] Luccioli, Stefano and Politi, Antonio. Irregular collective behavior of heterogeneous neural networks. *Phys. Rev. Lett.*, 105:158104, Oct 2010. [3](#)