# گزارش تمرین سری سوم – علوم اعصاب محاسباتی عرفان کرمی – ۹۸۲۲۲۰۷۹ خرداد ۱۴۰۱

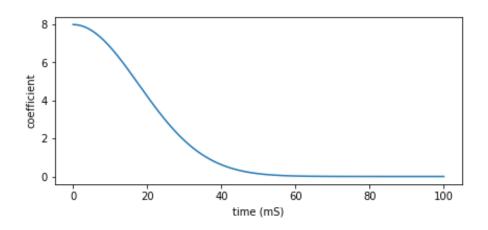
در این سری از تمارین هدف پیاده سازی متد های پیشنهادی برای فرایند های یادگیری در مغز است . در سوال اول پیاده سازی روش STDP و در سوال دوم پیاده سازی روش خواسته شده است.

PyNeuron.py و این فایل که گزارش تمرین است سه فایل دیگر نیز به نام های PyNeuron.py و PyN

برای کدینگ اطلاعات از روش rate coding استفاده شده و جریان ورودی به هر نورون پس سیناپسی با استفاده از یک تابع time course و به صورت تجمیعی با توجه به فعالیت نورون پیش سیناپسی تعیین میشود.

البته در تمرین سری قبل هم این تابع time course مورد استفاده قرار گرفته بود.

## time course function for exitatory population

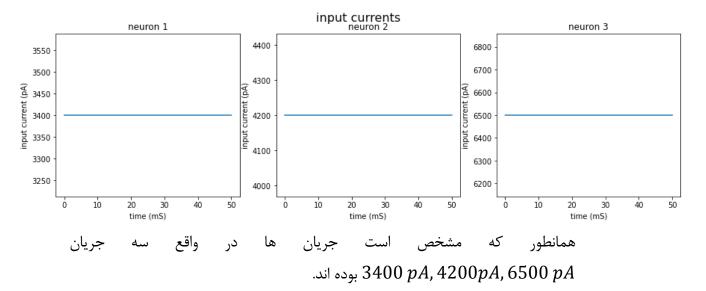


در واقع در این کدینگ فعالیت نورون های پیش سیناپسی در طول زمان تجمیع شده و با ضریبی که با توجه به تابع بالا تعیین میشود به نورون پس سیناپسی داده میشود.

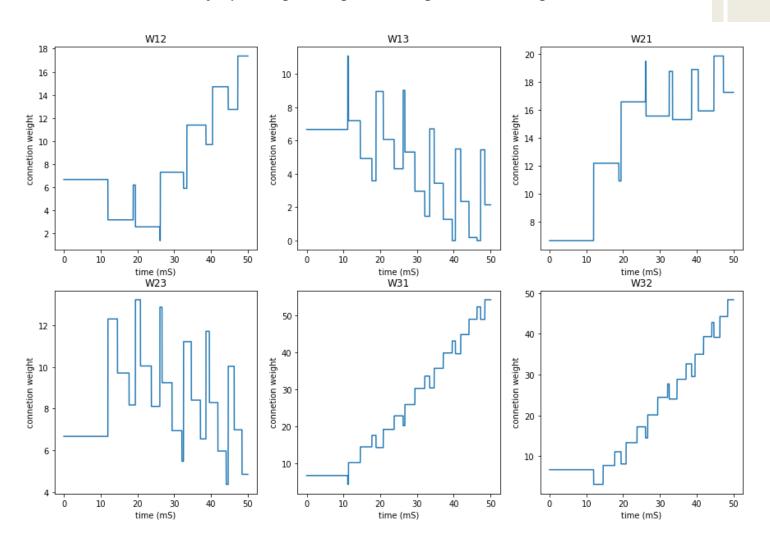
۱. در این سوال خواسته شده است که سه نورون را به صورت  $fully\ connected$  در نظر بگیریم و با دادن سه دسته مختلف جریان ورودی به این نورون ها با روش STDP وزن اتصالات را آپدیت کنیم.

#### • سه جریان ثابت متفاوت:

شکل توابع جریان ورودی در زیر آورده شده و هر کدام به یکی از نورون های موجود در جمعیت داده شده اند:



# حال شبیه سازی را انجام داده و تغییرات وزن ها به صورت زیر هستند: Synaptic weight changes according to STDP learning rule



#### parameters

neurons: 3 \* LIF(10+np.random.rand()\*3,8+np.random.rand()\*4,-79,-50,5,-68)

learning\_rule: STDP

time interval: 50 mS

dt: 0.3125 mS

dt\_minus: 6 mS

dt\_plus: 10 mS

a\_minus: -4

dt plus: +6

time course thresholeds: 0.3

دقت داشته باشید که مطابق قرار داد کتاب  $w_{ij}$  به معنای اتصال بین دو نورون i و است که نورون j پیش سیناپسی و نورون i پس سیناپسی است. با توجه به این نکته و نمودار ها تنها اتصالات از نورون سوم به دوم و سوم به اول در طول یادگیری نسبت به شروع کاهش وزن سیناپسی را تجربه کرده اند و تغییرات وزن سیناپسی برای بقیه اتصالات مثبت بوده.

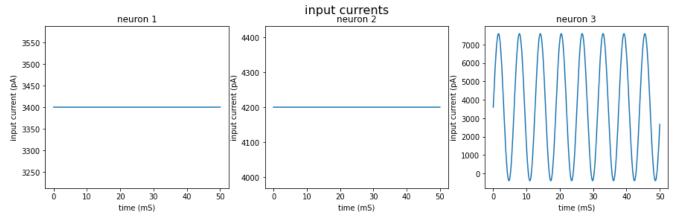
\*\*\* برای پیاده سازی STDP هم از pair based STDP و از روابط زیر استفاده شده. برای افزایش سرعت اجرا و سادگی هم تنها نزدیک ترین اسپایک ها مدنظر قرار گرفته اند.

$$\Delta w_{+} = A_{+}(w) \cdot \exp(-|\Delta t|/\tau_{+}) \text{ at } t_{\text{post}} \quad \text{for } t_{\text{pre}} < t_{\text{post}},$$
  

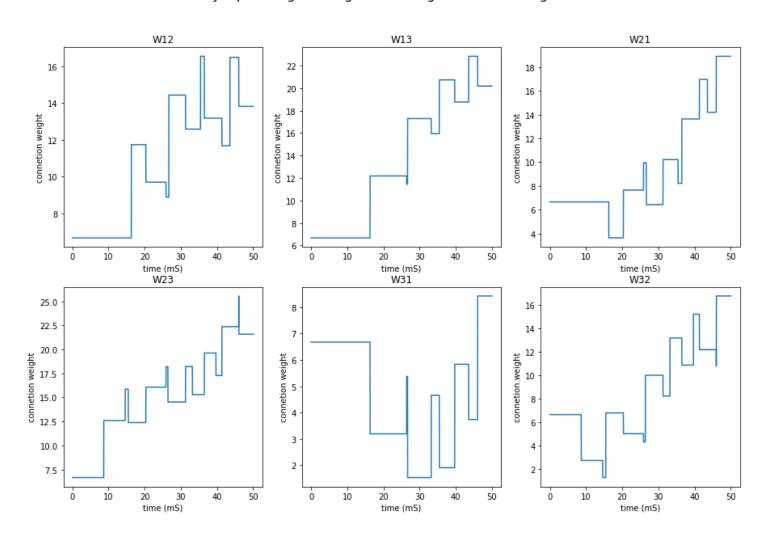
$$\Delta w_{-} = A_{-}(w) \cdot \exp(-|\Delta t|/\tau_{-}) \text{ at } t_{\text{pre}} \quad \text{for } t_{\text{pre}} < t_{\text{post}},$$
(19.10)

## • دو جریان ثابت متفاوت و یک جریان سینوسی:

شکل توابع جریان ورودی در زیر آورده شده و هر کدام به یکی از نورون های موجود در جمعیت داده شده اند:



جریان های ورودی به صورت دو جریان ثابت PA, 4200 PA, 4200 و یک جریان شای ورودی به صورت دو Sin(time) + 0.9) تعریف شده اند و با این جریان های ورودی و قاعده یادگیری STDP تغییرات وزن های سیناپسی به صورت زیر اند: Synaptic weight changes according to STDP learning rule



#### parameters

neurons: 3 \* LIF(10+np.random.rand()\*3,8+np.random.rand()\*4,-79,-50,5,-68)

learning\_rule: STDP time interval: 50 mS

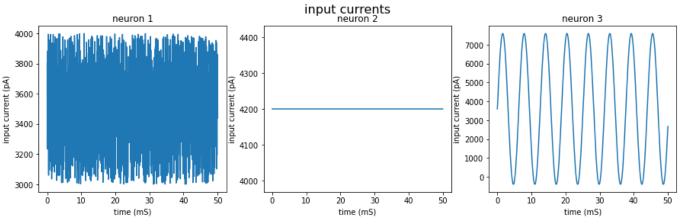
dt: 0.3125 mS dt\_minus: 6 mS dt\_plus: 10 mS

a\_minus: -4 dt\_plus: +6

time course thresholeds: 0.3

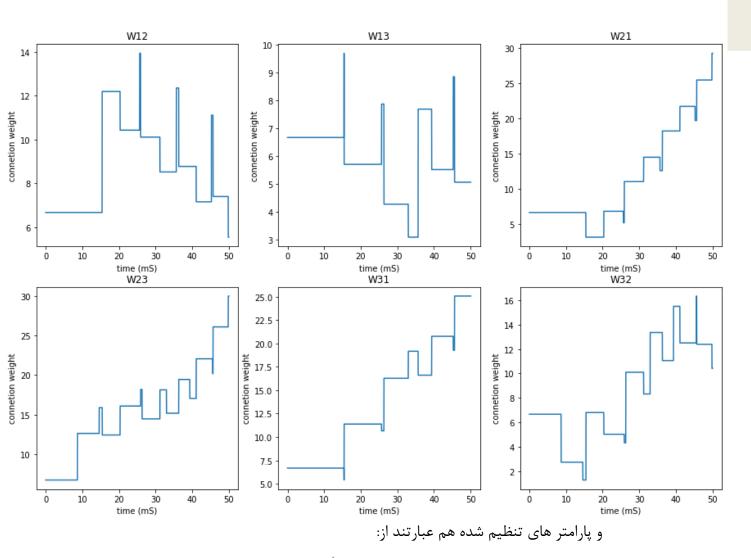
همانگونه که مشخص است تغییرات تمام وزن ها نسبت به نقطه شروع مقداری مثبت بوده است.

• یک جریان ثابت، یک جریان سینوسی و یک جریان پله ای: شکل توابع جریان ورودی در زیر آورده شده و هر کدام به یکی از نورون های موجود در جمعیت داده شده اند:



جریان های ورودی به صورت یک جریان ثابت pA و یک جریان سینوسی با خابطه  $4000 * (\sin(time) + 0.9) * (\sin(time) + 0.9)$  خابطه  $1000 * (\sin(time) + 0.9) * (\sin(time) + 0.9)$  خابطه 1000 \* (time) \* (time

#### Synaptic weight changes according to STDP learning rule



#### parameters

neurons: 3 \* LIF(10+np.random.rand()\*3,8+np.random.rand()\*4,-79,-50,5,-68)

learning\_rule: STDP

time\_interval: 50 mS

dt: 0.3125 mS

dt\_minus: 6 mS

dt\_plus: 10 mS

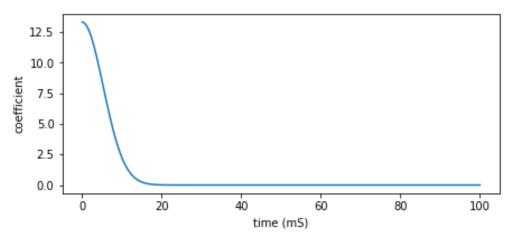
a\_minus: -4

dt\_plus: +6

time course thresholeds: 0.3

۲. برای این قسمت به منظور افزایش سرعت اجرا تابع time course کمی تغییر کرده که تصویر نمودار آنرا در زیر مشاهده میکنید.

#### time course function for SNN



\*\* به دلیل اینکه نورون LIF که در ساختار شبکه به کار رفته است به جریان هایی در ابعاد چند test و test به بالا واکنش نشان میدهید به منظور رعایت مقیاس تمامی جریان های ورودی train در عدد 10000 ضرب شده اند.

نکته مورد اهمیت دیگر این است که شبکه اسپایکی هایپر پارامتر های زیادی دارد که تنظیم نادرست آنها میتواند موجب عدم آموزش مناسب شبکه شود این پارامتر ها در زیر نمایش داده شده اند( دقت کنید داریم که این مقادیر لزوما بهترین مقادیر ممکن نیستند):

lif\_neuron\_parameters:

,R':10'

,tau':8'

,u\_rest':-79'

,threshold':-50'

,u\_spike':5'

,u\_reset':-68'

, random': True'

rand\_change':2'

این پارامتر ها پارامتر نورون های سازنده شبکه را نشان میدهند . عبارت random نشان میدهد که هر کدام از این مقادیر به علاوه مقداری تصادفی به عنوان پارامتر های ورودی تعیین میشوند و rand\_change نشان دهنده حداکثر مقدار تصادفی است.

connection\_details:

,'connection\_type':'fully\_connect'

j':8'

در این بخش هم اطلاعات شبکه آورده شده که شبکه عصبی از نوع  $fully\_connect$  و وزن های اولیه هر کدام مقدار  $\Lambda$  با یک نویز هستند.

اطلاعات دیگر مربوط به شبکه از جمله مقدار reward و تایم کورس دوپامین و تگ های ایجاد شده بین نورون های  $pre\ synaptic$  و در هنگام  $pre\ synaptic$  هم در نوتبوک و در هنگام  $pre\ synaptic$  شبکه قرار داده شده است.

حال نتیجه دقت مدل بر روی داده های test و train را میتوانید ببینید:

Train •

```
Out put: [1., 1., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0.] accuracy of SNN on train data: 0.8
```

Test •

```
Out put: [1., 0., 0., 1., 1., 0., 0., 0., 0., 0.] accuracy of SNN on test data: 0.7
```

در شکل صفحه بعد هم تغییرات وزن سیناپسی به ازای هر epoch که شامل مقداری آموزش شبکه بر روی یکی از داده های ورودی است نشان داده شده است:

#### input currents

