# **CANN Implementation with BrainPy**

#### 王宇哲 1800011828

College of Chemistry and Molecular Engineering, Peking University

本次作业通过BrainPy实现连续吸引子神经网络(Continuous Attractor Neural Networks, CANN)模型,并对CANN模型的性质进行简要讨论。

首先import必要的python module:

```
import brainpy as bp
import brainpy.math as bm
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
```

CANN的数学模型由下列方程给出:

$$aurac{du(x,t)}{dt} = -u(x,t) + 
ho\int dx' J(x,x') r(x',t) + I_{ext} \ r(x,t) = rac{u(x,t)^2}{1+k
ho\int dx' u(x',t)^2}$$

$$J(x,x')=rac{1}{\sqrt{2\pi}a}\mathrm{exp}\left(-rac{|x-x'|^2}{2a^2}
ight)$$

$$I_{ext} = A \exp \left[ -rac{|x-z(t)|^2}{4a^2} 
ight]$$

其中参数au为神经细胞突触的时间常数,k表征神经细胞受抑制的程度,a为兴奋性连接(excitatory connection)的半峰宽,A为外界刺激的强度, $J_0$ 为神经细胞的最大连接值(maximum connection value)。

根据以上数学模型,使用BrainPy的ODE numerical solver模块odeint实现常微分方程的数值求解,通过对BrainPy中NeuGroup类继承的方式,对CANN模型进行代码实现如下:

```
self.k = k # Degree of the rescaled inhibition
        self.a = a # Half-width of the range of excitatory connections
        self.A = A # Magnitude of the external input
        self.J0 = J0 # maximum connection value
        # feature space
        self.z_min = z_min
        self.z_max = z_max
        self.z_range = z_max - z_min
        self.x = bp.math.linspace(z_min, z_max, num) # The encoded feature
values
        self.rho = num / self.z_range # The neural density
        self.dx = self.z_range / num # The stimulus density
        # variables
        self.u = bp.math.Variable(bp.math.zeros(num))
        self.input = bp.math.variable(bp.math.zeros(num))
        # The connection matrix
        self.conn_mat = self.make_conn(self.x)
   def dist(self, d):
        d = bp.math.remainder(d, self.z_range)
        d = bp.math.where(d > 0.5 * self.z_range, d - self.z_range, d)
        return d
    def make_conn(self, x):
        assert bp.math.ndim(x) == 1
        x_{\text{left}} = \text{bp.math.reshape}(x, (-1, 1))
        x_right = bp.math.repeat(x.reshape((1, -1)), len(x), axis=0)
        d = self.dist(x_left - x_right)
        Jxx = self.J0 * bp.math.exp(-0.5 * bp.math.square(d / self.a)) / \
              (bp.math.sqrt(2 * bp.math.pi) * self.a)
        return Jxx
    def get_stimulus_by_pos(self, pos):
        return self.A * bp.math.exp(-0.25 * bp.math.square(self.dist(self.x -
pos) / 0.5))
    # Non-gaussian stimulus (square wave)
    def get_stimulus_by_pos_non_gaussian(self, pos):
        return self.A * bp.math.select([self.x>=1,self.x>=-1, self.x<-1], [0.0,</pre>
1.0, 0.0])
    def update(self, _t, _dt):
        self.u[:] = self.int_u(self.u, _t, self.input)
        self.input[:] = 0.
```

## 1. Population Coding

#### 代码运行输出:

```
Compilation used 0.0095 s.

Start running ...

Run 10.0% used 0.003 s.

Run 20.0% used 0.007 s.

Run 30.0% used 0.017 s.

Run 40.0% used 0.027 s.

Run 50.0% used 0.032 s.

Run 60.0% used 0.036 s.

Run 70.0% used 0.042 s.

Run 80.0% used 0.048 s.

Run 90.0% used 0.053 s.

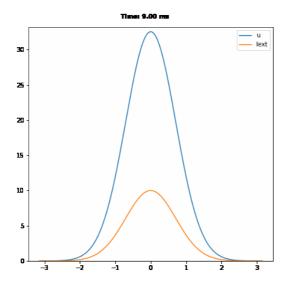
Run 100.0% used 0.058 s.

Simulation is done in 0.059 s.
```

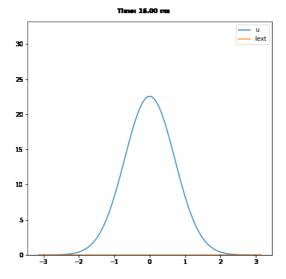
#### 0.059377431869506836

#### 绘制CANN模型encoding过程的gif图:

限于pdf格式,选取t = 9.00 ms的一帧,如下图所示:



可见CANN模型很好地反映了神经系统对外界刺激encoding的过程。而当外界刺激消失后,神经系统活动u先逐渐回落,随后保持稳定不变,如下图所示( $t=16.00~{
m ms}$ ):



下面对CANN模型的encoding过程作一简要讨论。

### **Discussion 1: Non-gaussian Stimulus**

假设外界刺激并非Gauss波包的形式,CANN是否仍然能对该刺激作出响应?考虑以非高斯形状的方波(square wave)作为外界刺激输入,峰值和持续时间与前述Gauss波包保持一致,代码实现如下:

#### 代码运行输出:

```
Compilation used 0.0010 s.

Start running ...

Run 10.0% used 0.006 s.

Run 20.0% used 0.012 s.

Run 30.0% used 0.018 s.

Run 40.0% used 0.023 s.

Run 50.0% used 0.028 s.

Run 60.0% used 0.032 s.

Run 70.0% used 0.038 s.

Run 80.0% used 0.044 s.

Run 90.0% used 0.052 s.

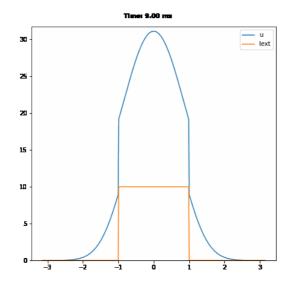
Run 100.0% used 0.058 s.

Simulation is done in 0.058 s.
```

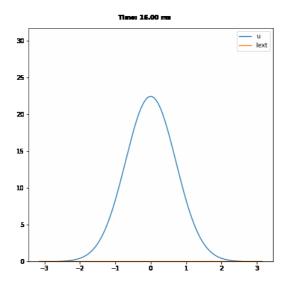
```
0.057852745056152344
```

### 绘制该过程的gif图:

仍然选取t = 9.00 ms的一帧, 如下图所示:



可见神经系统的响应受到了外界刺激输入的形式的影响,不再是Gauss波包形状的响应。而当外界刺激消失后,神经系统的活动u先逐渐回落,随后保持稳定,仍然具有Gauss波包的形状,如下图所示(  $t=16.00~{
m ms}$ ):



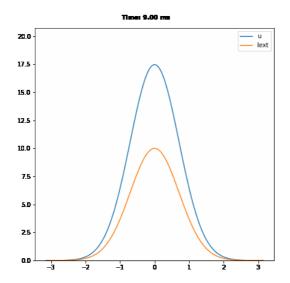
对比可以发现,当强度(峰值)相同的Gauss波包和方波作为外界刺激输入时,神经系统的响应有所不同,但该刺激消失后,神经系统保持强度相近、形状相同(Gauss波包)的活动。这是符合逻辑的,因为CANN通过固定的template"记住"外界输入的刺激。

### **Discussion 2: Parameters in CANN**

下面对CANN模型中的参数 $\tau$ 、k、a、 $J_0$ 的影响作一简要讨论。

对于参数 $\tau$ ,设定 $\tau=10.0$  (模型默认值 $\tau_0=1.0$ ),代码实现并绘制gif图如下:

仍然选取t = 9.00 ms的一帧, 如下图所示:

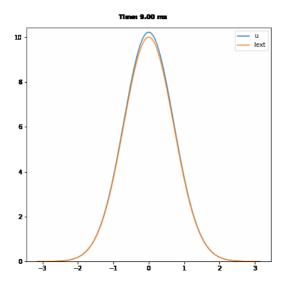


可见由于 $\tau$ 值过大,神经系统的响应较为缓慢,在 $9.00~\mathrm{ms}$ 内u尚未达到峰值,外界刺激就已经消失。随后神经系统的活动u经历缓慢上升-缓慢下降的过程,但在gif图所示的 $17.00~\mathrm{ms}$ 内始终未能达到稳定。

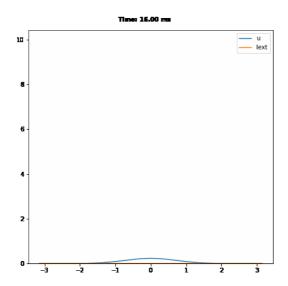
对于参数 k, 选取k=10.0 (模型默认值 $k_0=1.0$ ) ,代码实现并绘制gif图如下:

```
{'ys': Iext, 'xs': cann.x, 'legend': 'Iext'}],
frame_step=1,
frame_delay=100,
show=False,
save_path='cann-encoding-para-k.gif'
)
```

仍然选取t = 9.00 ms的一帧, 如下图所示:



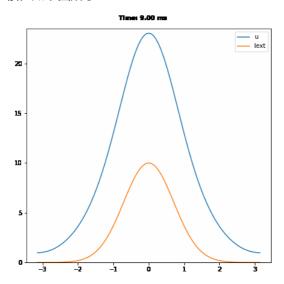
可见由于k值过大,神经系统活动的抑制作用较强,在外界刺激下达到的稳定峰值低于k=1.0时。而当外界刺激消失后,神经系统的活动迅速衰减,在 $t=16.00~\mathrm{ms}$ 时,神经系统活动 $u\approx 0$ ,如下图所示:



对于参数 a,选取a=1.0(模型默认值 $a_0=0.5$ ),代码实现并绘制gif图如下:

```
frame_step=1,
  frame_delay=100,
  show=False,
  save_path='cann-encoding-para-a.gif'
)
```

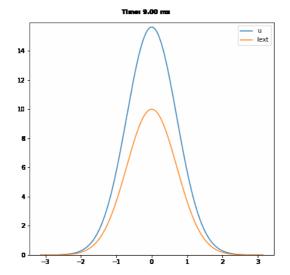
仍然选取t = 9.00 ms的一帧, 如下图所示:



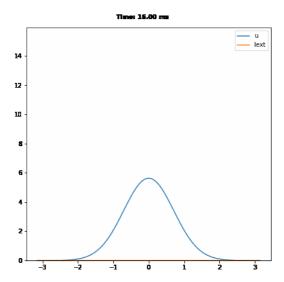
可见在外界输入刺激相同的情况下, a值仅影响神经系统活动的半峰宽。

对于参数  $J_0$ ,选取 $J_0=1.0$ (模型默认值 $J_0=0.5$ ),代码实现并绘制gif图如下:

仍然选取t = 9.00 ms的一帧,如下图所示:



可见 $J_0$ 值影响神经系统活动的强度, $J_0$ 较大时活动强度较低。外界刺激消失后, $t=16.00~\mathrm{msh}$ ,神经系统活动稳定在较低的强度,如下图所示:



## 2. Template Matching

对Template Matching进行代码实现如下,其中 $0\sim 10~{
m ms}$ 内外界刺激为中心在x=0.5的 ${
m Gauss}$ 波包, $10\sim 40~{
m ms}$ 内外界刺激为中心在x=0的 ${
m Gauss}$ 波包加上随机的 ${
m Gauss}$ 噪声:

```
cann = CANN1D(num=512, k=8.1, monitors=['u'])

dur1, dur2, dur3 = 10., 30., 0.
num1 = int(dur1 / bp.math.get_dt())
num2 = int(dur2 / bp.math.get_dt())
num3 = int(dur3 / bp.math.get_dt())
Iext = bp.math.zeros((num1 + num2 + num3,) + cann.size)
Iext[:num1] = cann.get_stimulus_by_pos(0.5)
Iext[num1:num1 + num2] = cann.get_stimulus_by_pos(0.)
Iext[num1:num1 + num2] += 0.1 * cann.A * bp.math.random.randn(num2, *cann.size)
cann.run(duration=dur1 + dur2 + dur3, inputs=('input', Iext, 'iter'),
report=0.1)
```

代码运行输出:

```
Compilation used 0.0007 s.

Start running ...

Run 10.0% used 0.021 s.

Run 20.0% used 0.044 s.

Run 30.0% used 0.071 s.

Run 40.0% used 0.106 s.

Run 50.0% used 0.141 s.

Run 60.0% used 0.175 s.

Run 70.0% used 0.204 s.

Run 80.0% used 0.236 s.

Run 90.0% used 0.323 s.

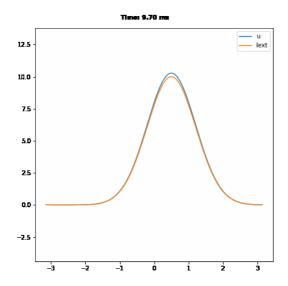
Run 100.0% used 0.350 s.

Simulation is done in 0.351 s.
```

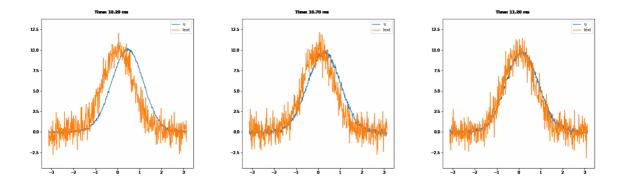
```
0.35123682022094727
```

#### 绘制该过程的gif图:

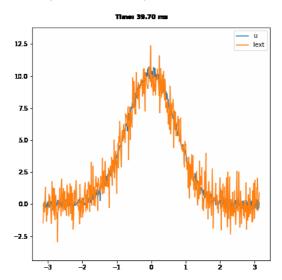
#### 选取t = 9.70 ms的一帧,如下图所示:



此时CANN模型使得神经系统的活动对Gauss波包形状的外界刺激实现了很好的matching。而当外界刺激的位置发生移动(中心位置 $x=0.5 \to x=0$ ),神经系统活动也很好地track了外界刺激的移动,如下图所示(从左到右  $t=10.20~{
m ms},\ t=10.70~{
m ms},\ t=11.20~{
m ms})$ :



而对于带有随机噪声的外界刺激,CANN模型的decoding过程也能够通过template matching很好地实现对输入信号的平滑,如下图所示( $t=39.70~\mathrm{ms}$ ):



## 3. Smooth Tracking

对Smooth Tracking进行代码实现如下,其中 $0\sim 20~{
m ms}$ 、 $40\sim 60~{
m ms}$ 外界刺激(Gauss波包)静止, $20\sim 40~{
m ms}$ 外界刺激正向匀速移动:

```
cann = CANN1D(num=512, k=8.1, monitors=['u'])

dur1, dur2, dur3 = 20., 20., 20.
num1 = int(dur1 / bp.math.get_dt())
num2 = int(dur2 / bp.math.get_dt())
num3 = int(dur3 / bp.math.get_dt())
position = bp.math.zeros(num1 + num2 + num3)
position[num1: num1 + num2] = bp.math.linspace(0., 12., num2)
position[num1 + num2:] = 12.
position = position.reshape((-1, 1))
Iext = cann.get_stimulus_by_pos(position)
cann.run(duration=dur1 + dur2 + dur3, inputs=('input', Iext, 'iter'),
report=0.1)
```

代码运行输出:

```
Compilation used 0.0000 s.

Start running ...

Run 10.0% used 0.118 s.

Run 20.0% used 0.185 s.

Run 30.0% used 0.230 s.

Run 40.0% used 0.302 s.

Run 50.0% used 0.369 s.

Run 60.0% used 0.396 s.

Run 70.0% used 0.447 s.

Run 80.0% used 0.498 s.

Run 90.0% used 0.550 s.

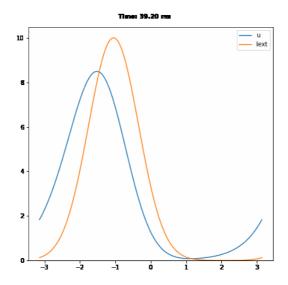
Run 100.0% used 0.574 s.

Simulation is done in 0.574 s.
```

```
0.5744638442993164
```

### 绘制该过程的gif图:

选取t = 39.20 ms的一帧, 如下图所示:



可见CANN模型能够很好地track外界刺激的移动,相位略微滞后于外界刺激。