

علیرضا آزادبخت

۹۵۲۲۲۰۰۳

POPULATIONS AND DECISION MAKING

PROJECT 2

تمرین شماره یک:

برای پیاده سازی تمرین شماره یک بعد از مطالعه کتابخانه های موجود تصمیم گرفتیم که پیاده سازی رو بدون استفاده از کتابخانه های موجود انجام بدیم برای همین کار از مدل LIF که در پروژه قبل پیاده سازی کرده بودیم استفاده کردیم و کلاسی برای نوروں LIF با پارامتر های زیر ساختیم:

```
class Neuron:
    def __init__(self, type="exc", index=0, group = 0): # exc/inh
        self.group = group
        self.index = index
        self.type = type
        self.time = 100
        self.steps = 0.25
        self.u_rest = 0
        self.r = 10
        self.c = 5
        self.threshold = 2 + random.random() * 2

        self.timer = np.arange(0, self.time + self.steps, self.steps)
        self.tm = self.r * self.c
        self.dt = self.steps
        self.i input = 0
        self.u = [self.u_rest] * len(self.timer)

    def update(self, j, input):
        self.u[j] += self.u[j - 1] + (-self.u[j - 1] + self.r * input) / self.tm * self.dt
        result = 0
        if self.u[j] >= self.threshold:
            result = self.threshold - self.u_rest
            self.u[j] = self.u_rest

        # print("fire :", self.type, self.index, result)
        return result

    def update_u(self, value, j):
        if self.type == "exc":
            self.u[j] += value
        else:
            if self.u[j] > (-1) * (self.u_rest / 3):
                self.u[j] -= value
```

جمعیت نوروںی که قصد پیاده سازی اش را داشتیم لیستی از ابجکت های این کلاس در نظر گرفتیم و نرون با تعدادی که نیاز بود با نوع Excitatory(exc)/Inhibitory(inh) تعریف کردیم و هنگام شبیه سازی در هر استپ زمانی dt تمام پتانسیل های نوروں های جمعیت رو اپدیت میکردیم.

```
excitatory_N = 800
inhibitory_N = 200
N = excitatory_N + inhibitory_N
group = []
w = []
c = 0
for i in range(inhibitory_N):
    group.append(Neuron(type="inh", index=c))
    c += 1
for i in range(excitatory_N):
    group.append(Neuron(type="exc", index=c))
    c += 1

for i in range(N):
    temp = []
    for j in range(N):
        if i == j:
            temp.append(0)
        else:
            temp.append(random.random())
    w.append(temp)
```

نورون های جمعیت ما با وزن های W به هم متصلند و این وزن ها در ماتریسی ذخیره سازی شده اند و هنگامی که نورونی فایر میکند بر اساس وزن های مربوط به این نورون پتانسیل نورون های متصل رو افزایش میدهم

```
y[i][g.index] = g.index
for k in range(N):
    g.update_u(w[g.index][k] * result, j=i)
```

هر یک از نورون ها حد فایر کردن متفاوتی دارند و مقداری تصادفی هنگام ساختن نورون به حد فایر پایه اضافه میشود که نمودار های بهتری بگیریم.

```
self.threshold = 2 + random.random() * 2
```

به طور کلی در هر استپ زمانی پتانسیل همه نورون های جمعیت رو تحت جریان رندوم آپدیت میکنیم اگر نورونی طی این عملیات فایر کرد تمامی نورون های متصل رو با توجه به وزن مربوطه آپدیت میکنیم

```
for i in range(len(group[0].timer)):
    current_i = i
    gen.get(i)

    yi[i] = current_i

    for g in group:
        result = g.update(j=i, input=current_i)
        if result > 0:
            y[i][g.index] = g.index
            for k in range(N):
                g.update_u(w[g.index][k] * result, j=i)
```

چیزی که مشاهده کردیم در نورون های مهاری اگر جلوی منفی شدن بیش از اندازه پتانسیل نورون هارو نگیریم کاملاً همه چیز بهم میریزه بخاطر همین حد پایینی برای منفی شدن پتانسیل در نظر گرفتیم تا نورون های مهاری بیش از اندازه منفی نشوند

```
if self.type == "exc":
    self.u[j] += value
else:
    if (self.u[j] > (-1) * (self.u_rest / 3)):
        self.u[j] -= value
```

در هر استپ زمانی در نظر میگیریم که کدوم نرون ها فایر کردن و نمودار های مربوطه royster رو طبق ایندکس اون نورون رسم میکنیم

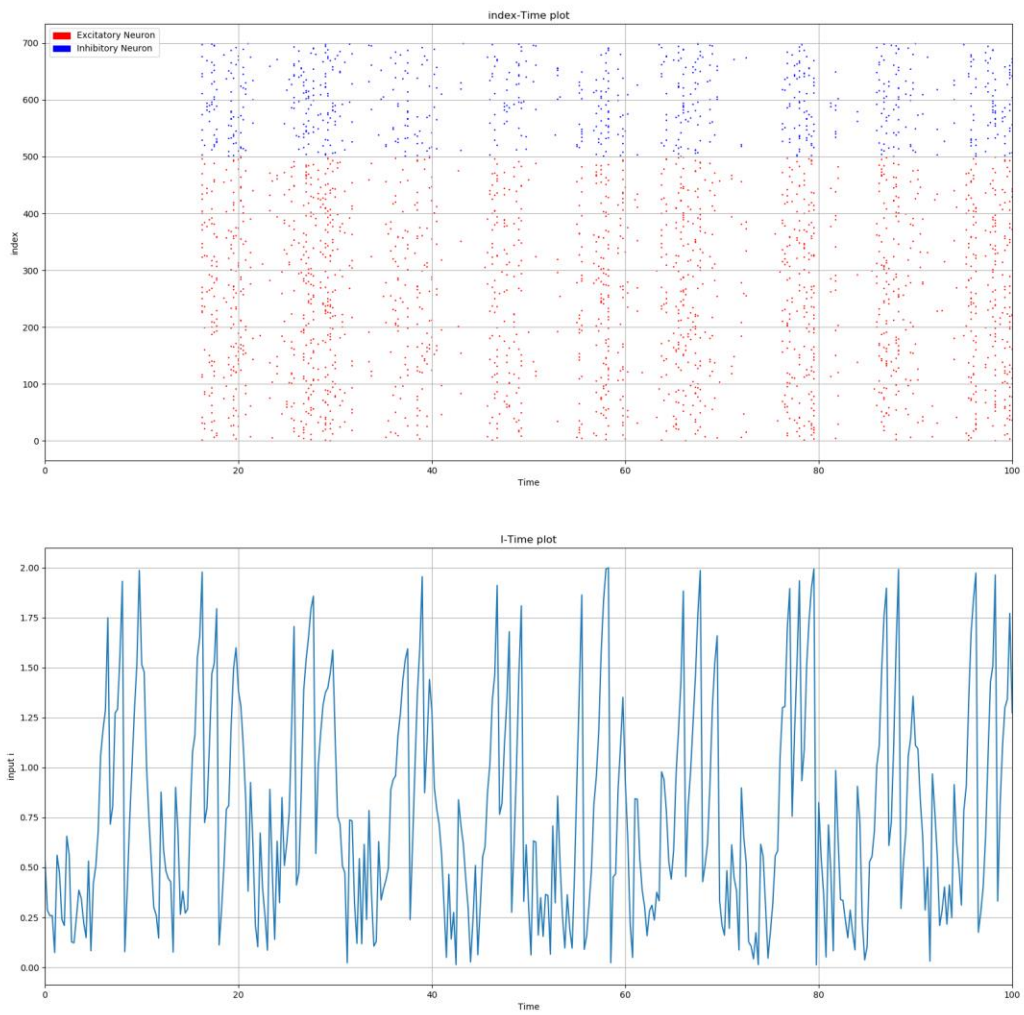
حال آزمایشاتی که با جمعیت های نورونی مختلف انجام دادیم رو تحلیل میکنیم

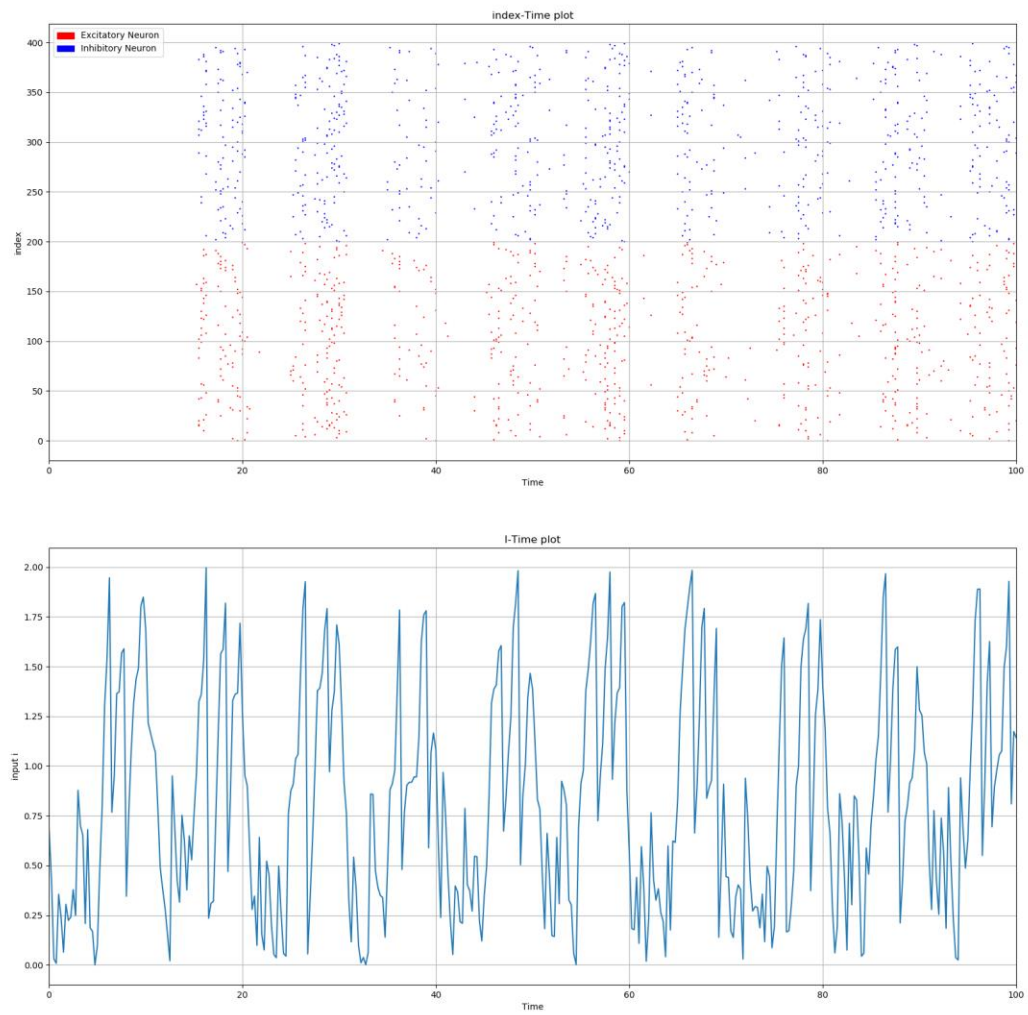
برای ساختن جریان رندوم بجای استفاده از تابع مولد پروژه قبل از تابع مولد صاف تری استفاده کردیم :

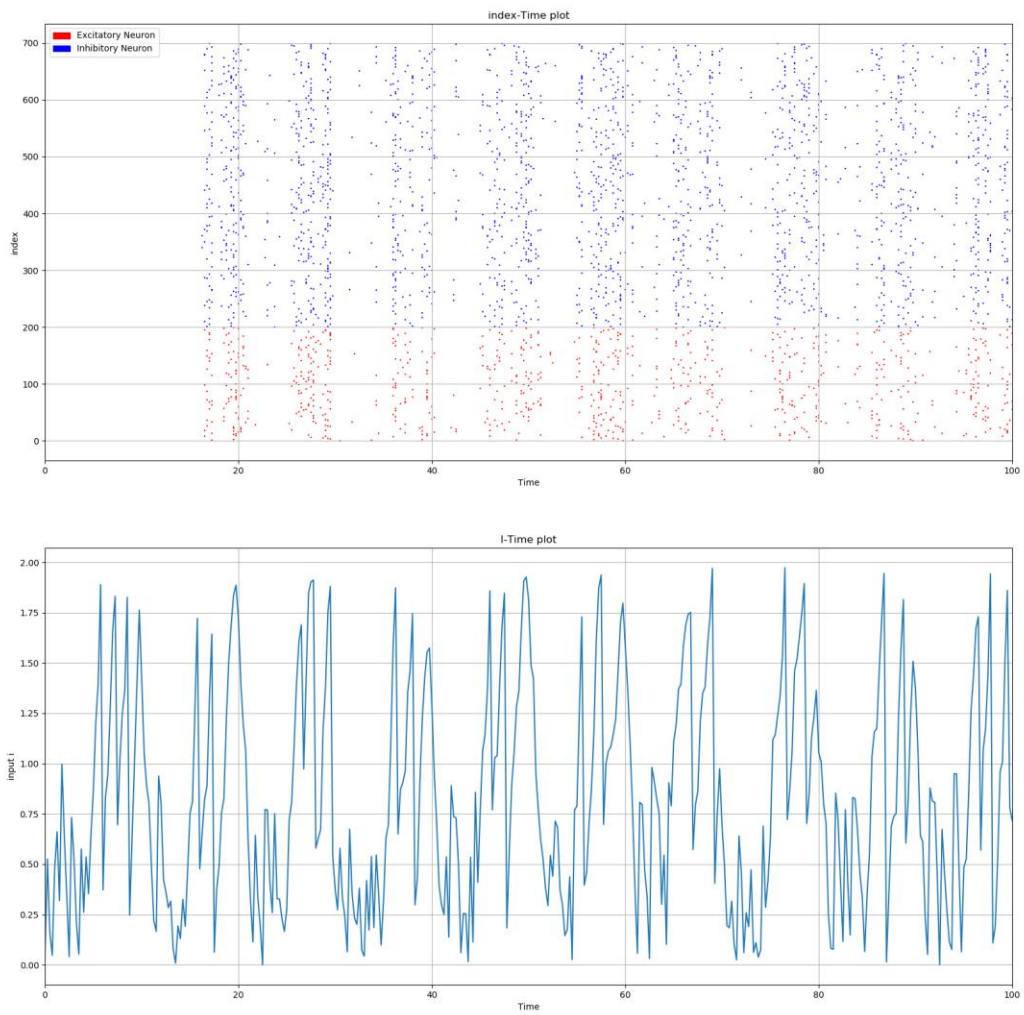
```
def get(self, iterate):
    if iterate % 20 == 0:
        self.going_up = not self.going_up
        temp = random.random()
        if self.going_up:
            temp = self.last_i + temp * (self.i / 2)
        else:
            temp = self.last_i - temp * (self.i / 2)
        if temp > self.i * 2 or temp < 0:
            temp = random.random() * (self.i)
        self.last_i = temp
    return temp
```

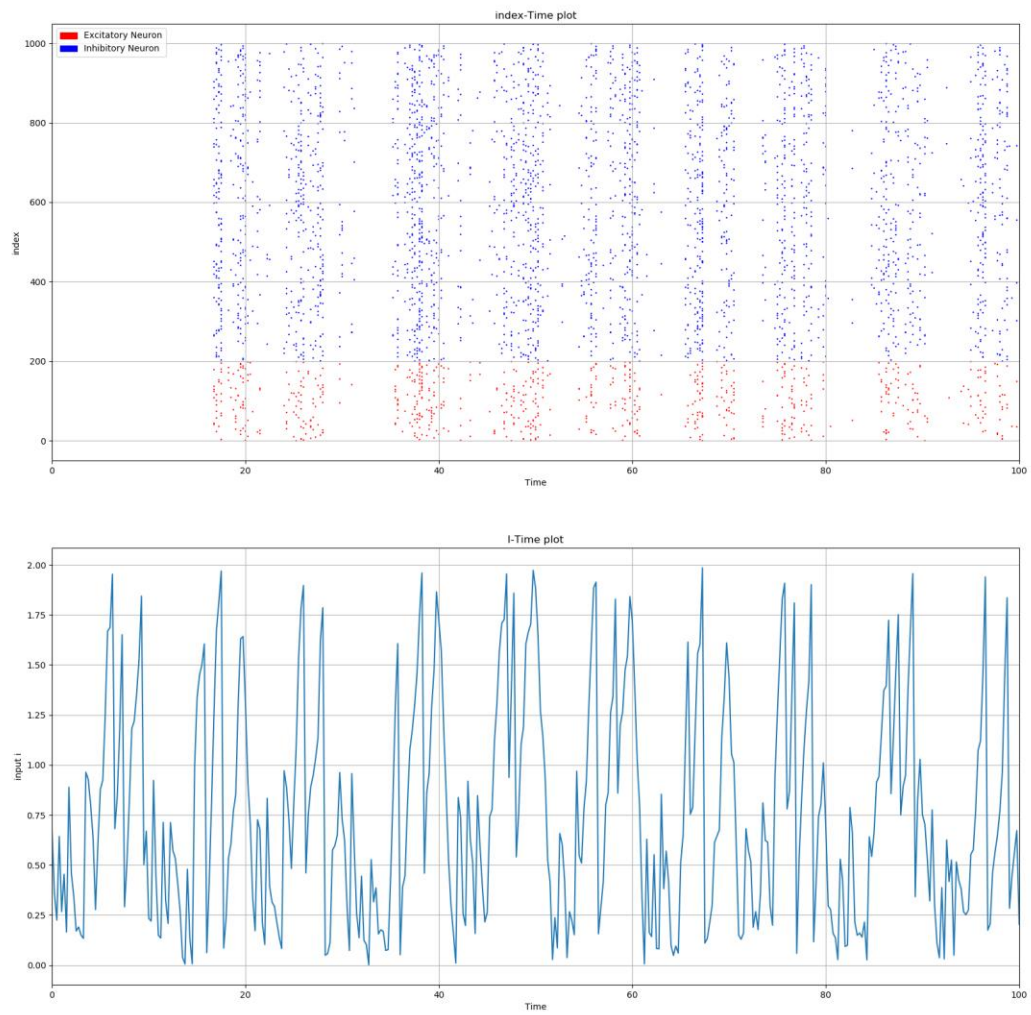
نتایج زیر برای جمعیت های نورونی با وزن های اتصال یکسان و برابر میباشد:

نکته قابل مشاهده اثر تعداد نرون های مهارى هست در نمودارى كه تعداد نرون هاى تحريكى و مهارى برابر هست تا حدى خنثى كردن اثر هر دو گروه رو ميتونيم ببينيم كه به نسبت تراكم نرون هاى فاير كرده كاهش پيدا ميكند ولى هرچى مهارى ها بيشتر مېشن بنسبت تراكم فاير هاى بيشتر ميشه

Population of 500 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons

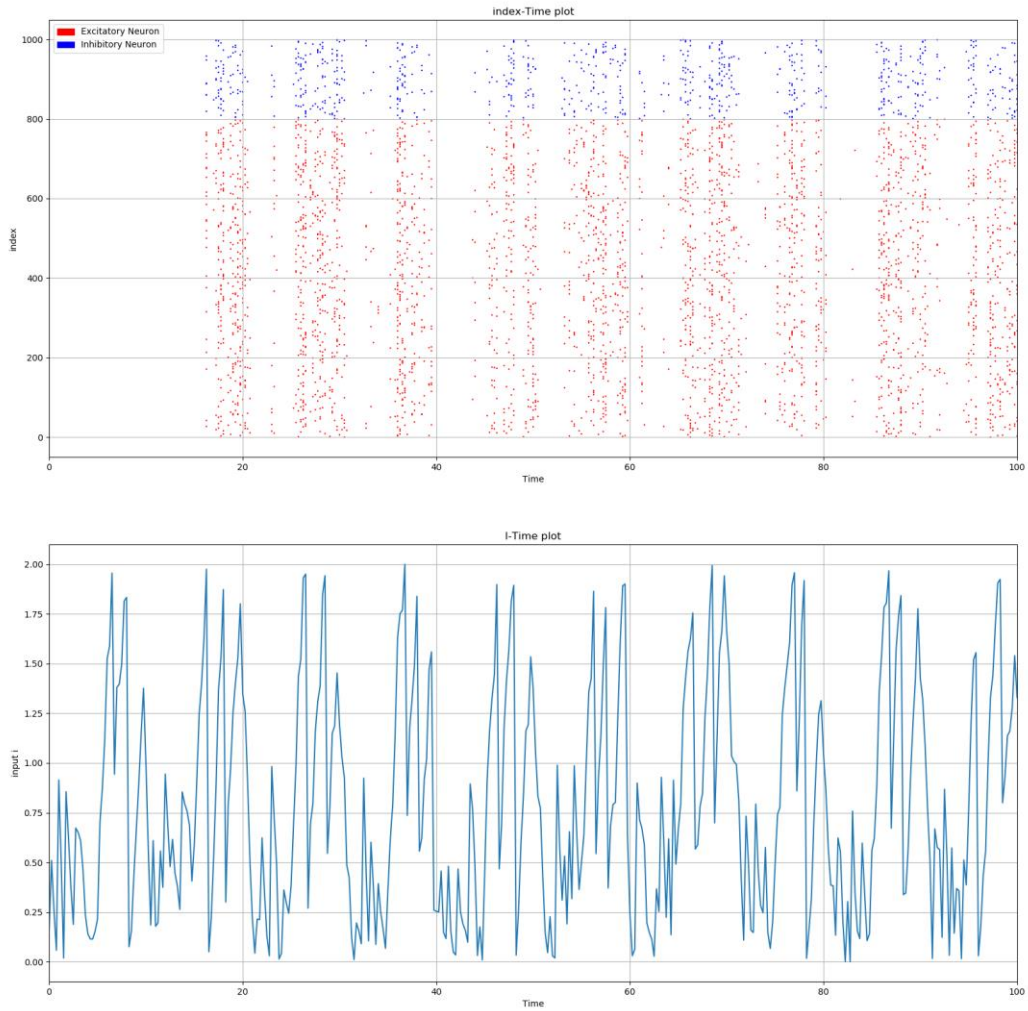
Population of 200 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons

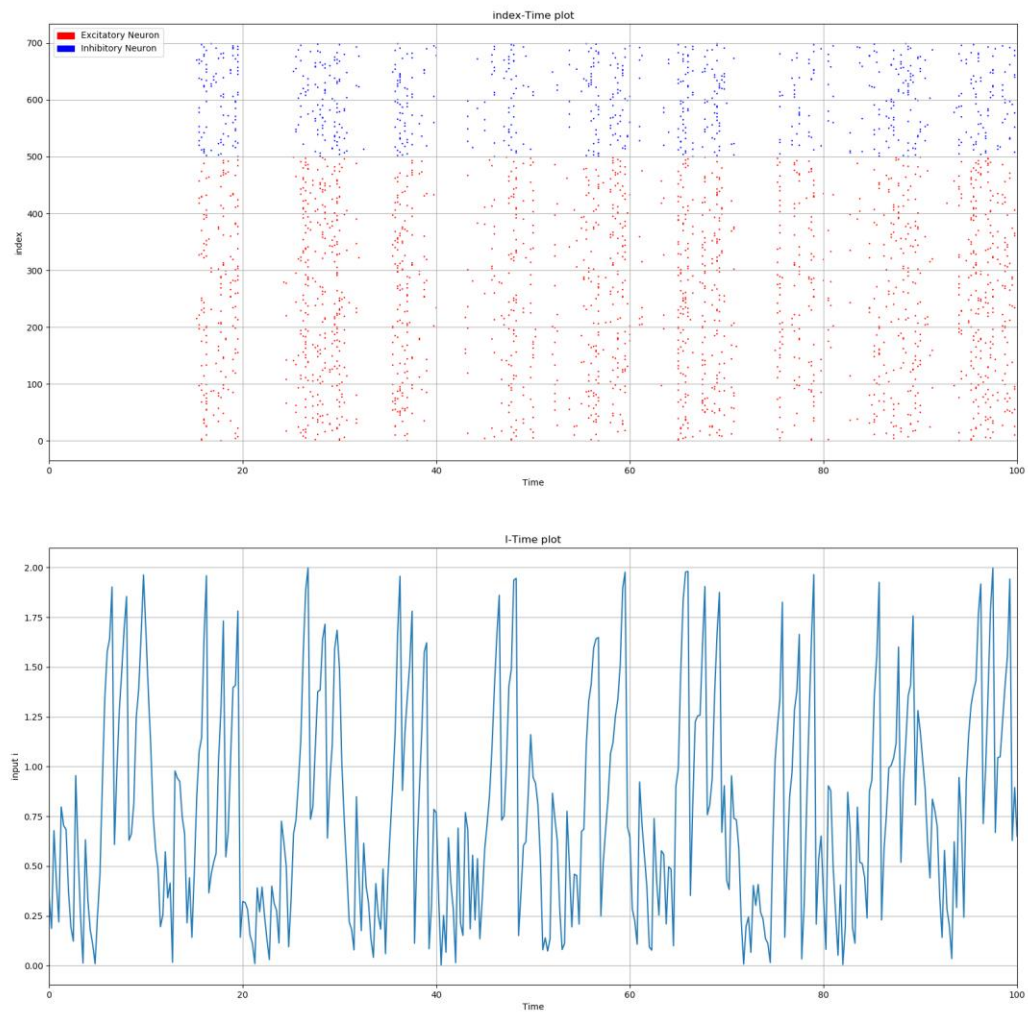
Population of 200 Excitatory Neurons and 500 Inhibitory Neurons

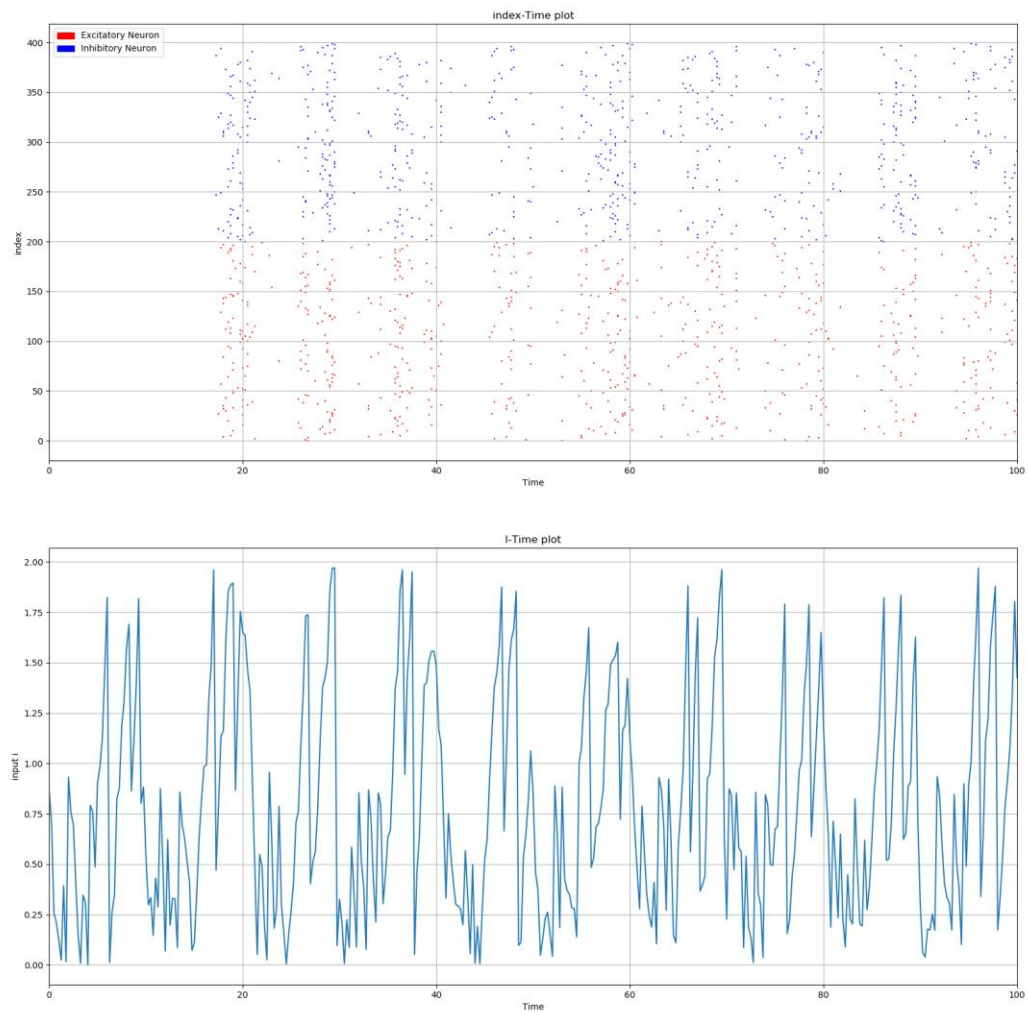
Population of 200 Excitatory Neurons and 800 Inhibitory Neurons

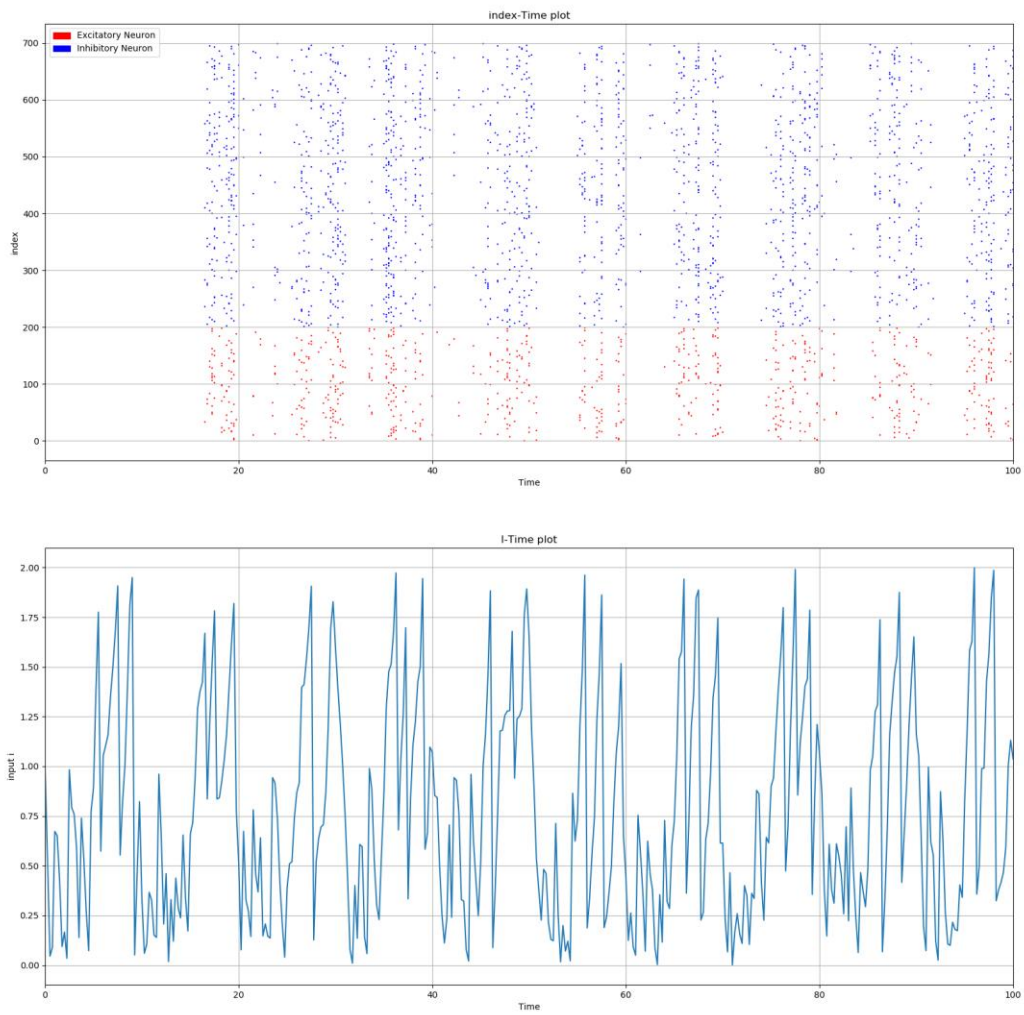
در آزمایش بعد اتصال نورون ها رو بصورت رندوم انجام دادیم و نتایج زیر رو مشاهده کردیم:

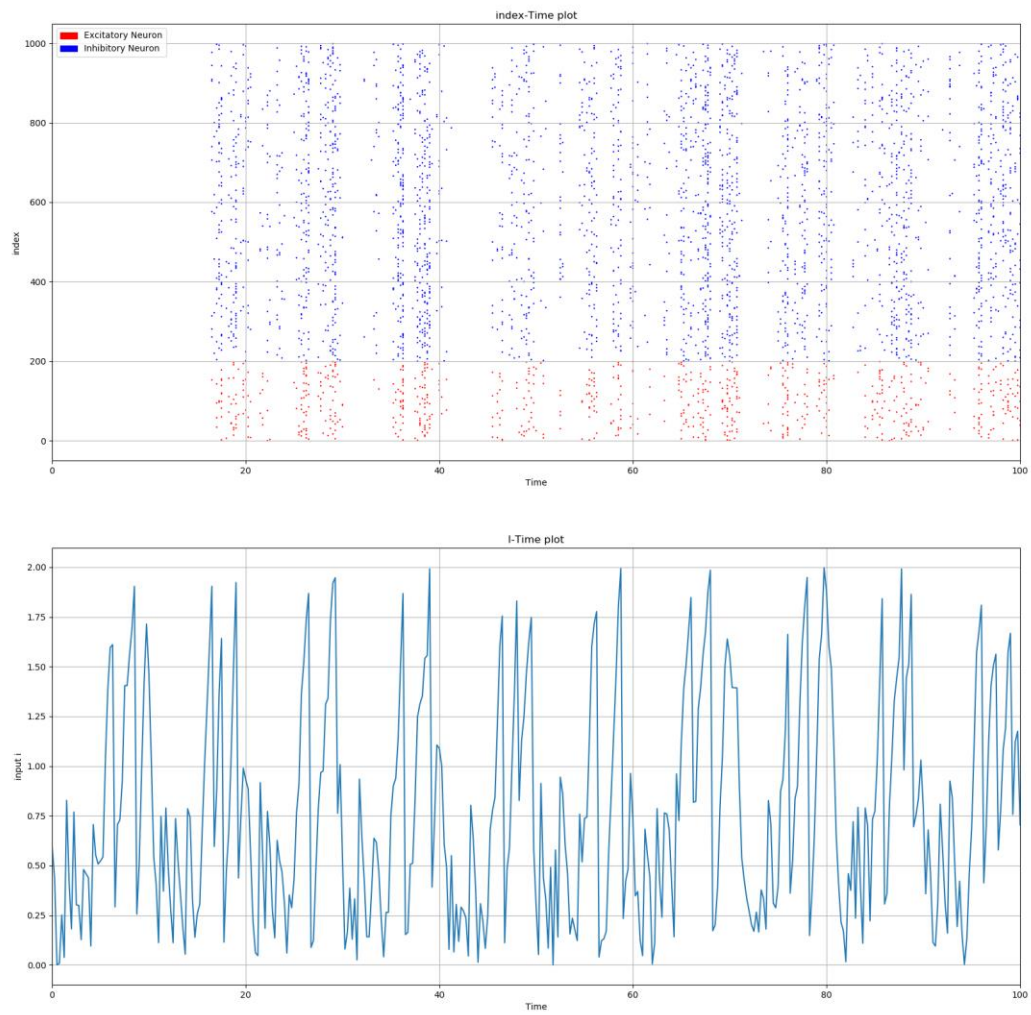
Population of 800 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons



Population of 500 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons

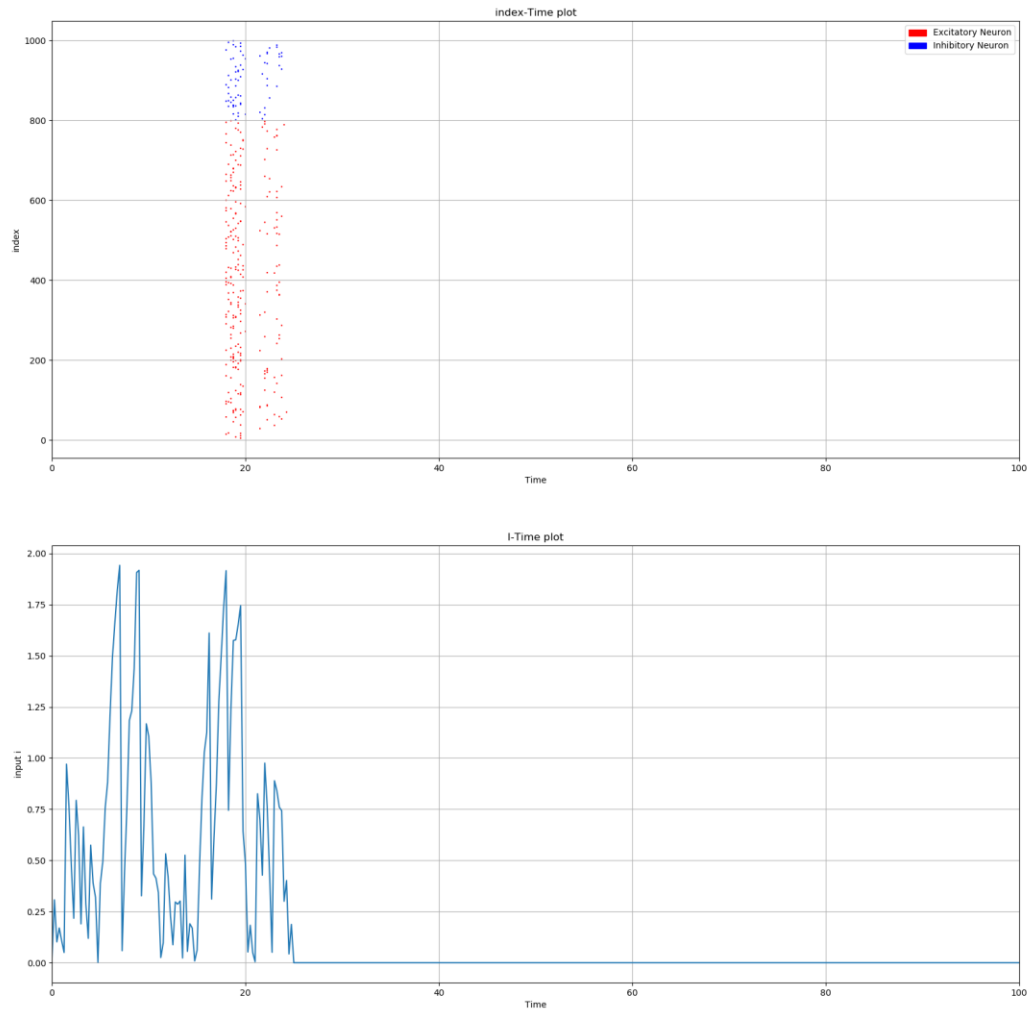
Population of 200 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons

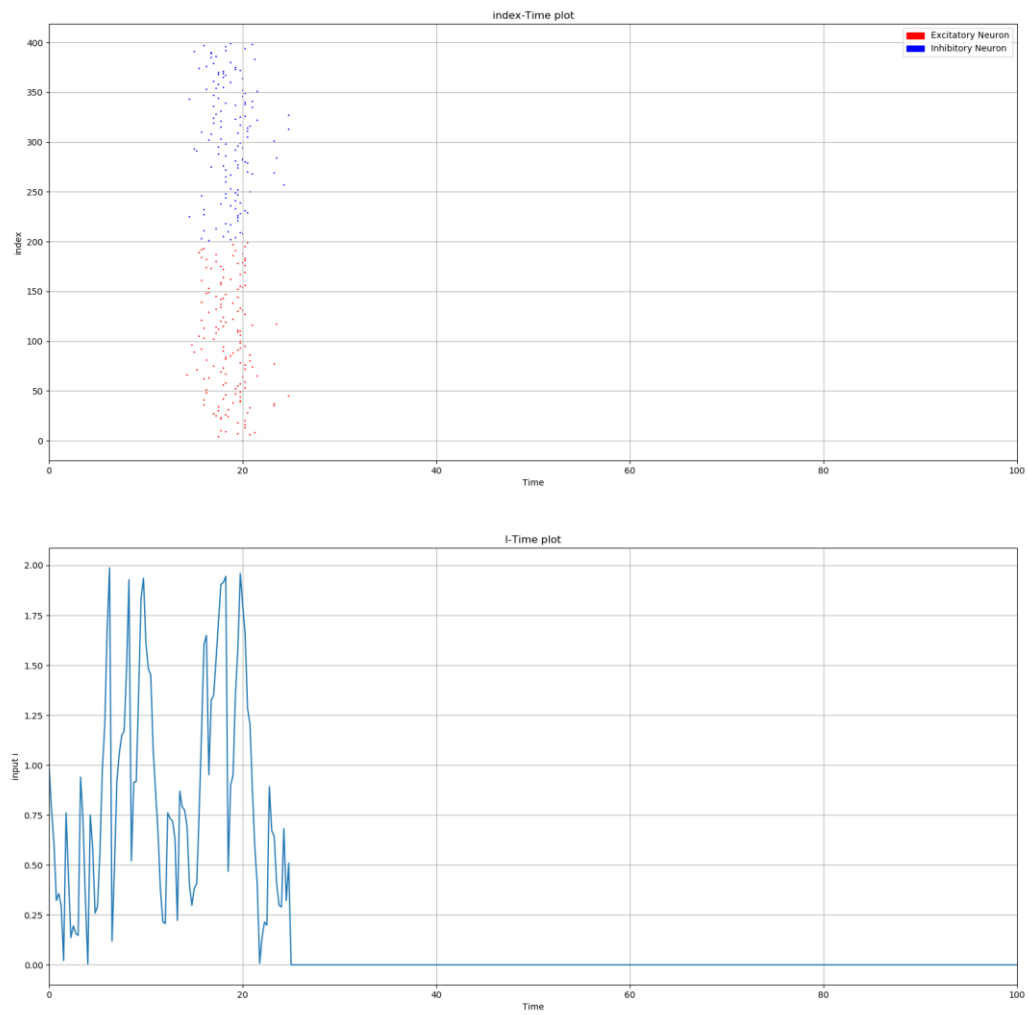
Population of 200 Excitatory Neurons and 500 Inhibitory Neurons

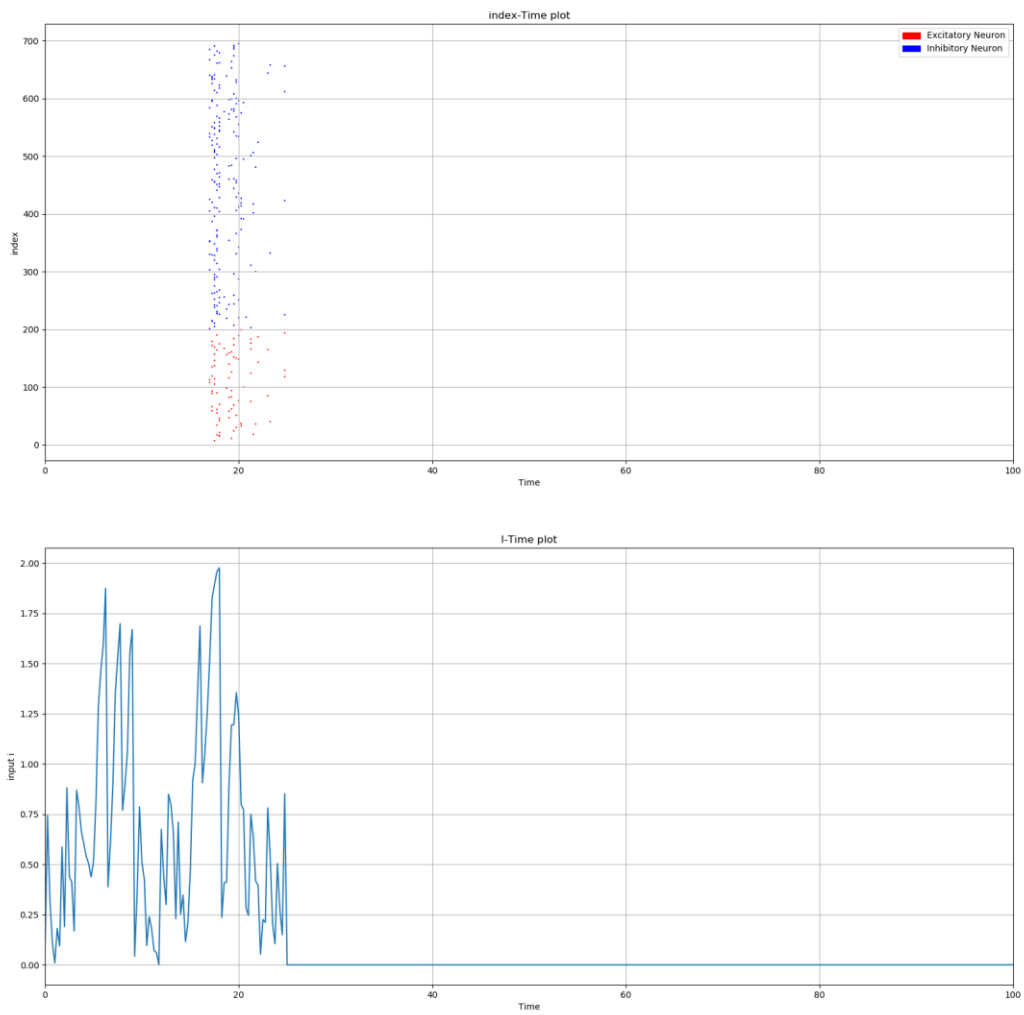
Population of 200 Excitatory Neurons and 800 Inhibitory Neurons

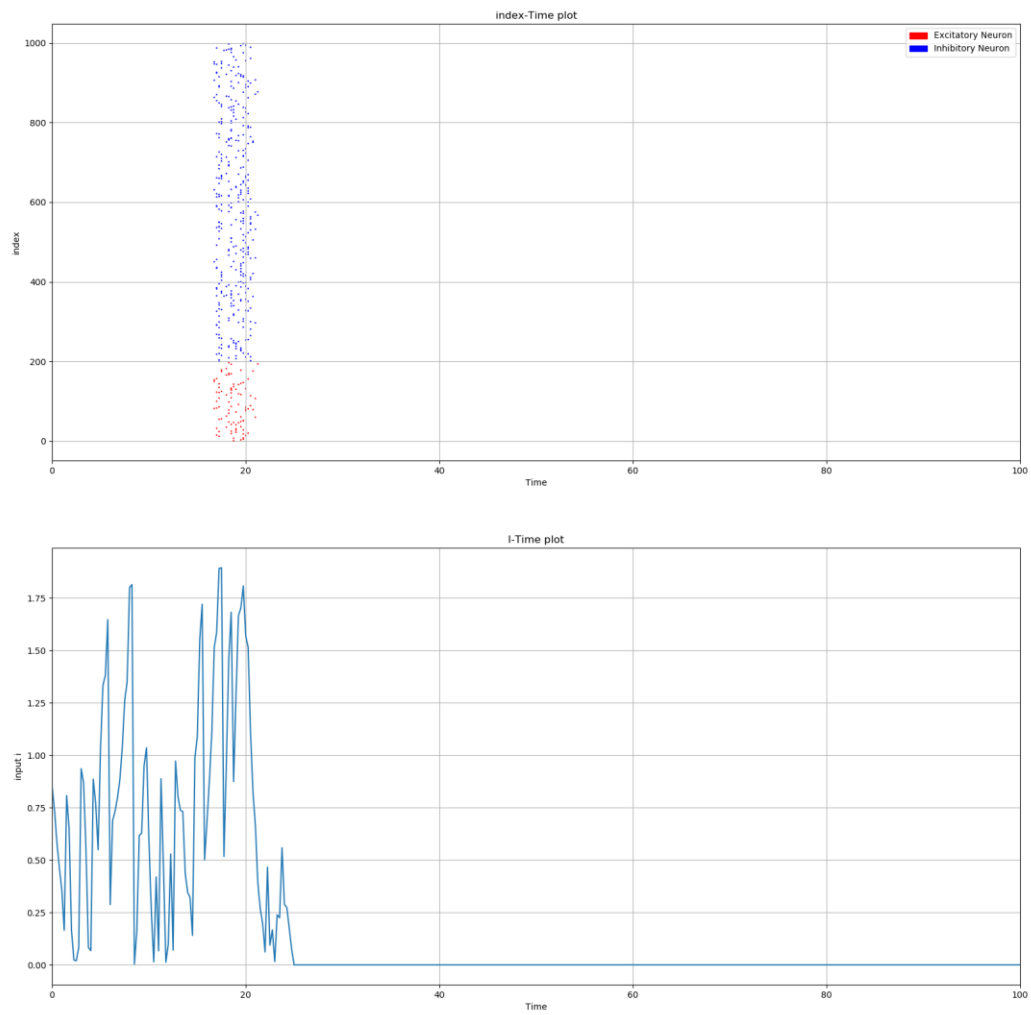
آزمایش بعدی که انجام دادیم اثر از بین رفتن جریان ورودی رو امتحان کردیم جریان ورودی بعد از یک مدت از بین می‌رود و اثر آن مورد بررسی قرار گرفت و به نتایج زیر رسیدیم :

Population of 800 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons

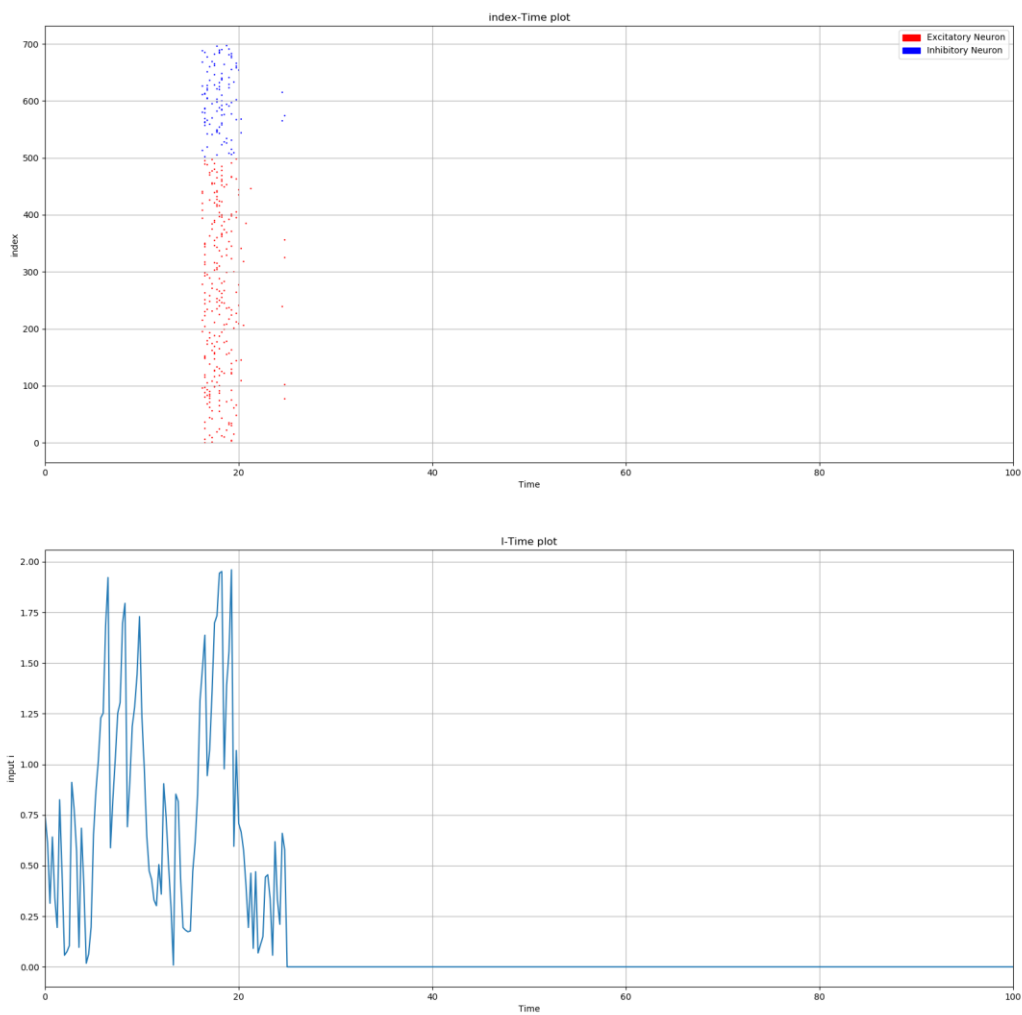


Population of 200 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons

Population of 200 Excitatory Neurons and 500 Inhibitory Neurons

Population of 200 Excitatory Neurons and 800 Inhibitory Neurons

Population of 500 Excitatory Neurons and 200 Inhibitory Neurons



بعضی از نورون ها هنگامی که جریان رو به کم شدن میرود با جریان خیلی کم و با کمک ورودی از بقیه نورون ها فایر میکنند.
در آزمایشاتی که نورون های تحریکی بیشتر بودند شانس فایر کردن نورون ها بعد از کم شدن جریان ورودی افزایش پیدا میکند

تمرین شماره دو :

برای این تمرین کاملاً مشابه تمرین قبل و از همان ساختارها استفاده کردیم ولی این بار دو جمعیت نورونی **exc** و یک جمعیت **inh** ایجاد کردیم و موقع متصل کردن جمعیت‌ها از ماتریسی مشابه زیر استفاده کردیم:

```

0 0 0 0 4 0 0 0 0 4 2 2 2 2 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 2 2 0 2
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 2 0 2 2
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 0 2 2 2
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 2 2 2
0 0 0 0 0 3 3 3 3 0 0 0 0 0 4
0 0 0 0 0 3 3 3 0 3 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 3 3 0 3 3 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 3 0 3 3 3 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 3 3 3 3 0 0 0 0 0
2 2 2 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 4
2 2 2 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
2 2 0 2 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
2 0 2 2 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 2 2 2 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

```

مقادیری که تشکیل مربع‌های کوچک‌تر داده‌اند گروه‌های جدا جدا هستند که از هم جدا هستند و دو گروه تحریکی با اتصالات با وزن‌های قرمز رنگ به گروه مهارتی متصل شده‌اند و با این ایده با کمترین تغییر در کد تمرین قبل ۳ گروه مجزا ساختیم که از طریق گروه مهارتی به هم متصل می‌شود برای این کار از کد زیر استفاده کردیم :

```

w = [[0 for x in range(N)] for y in range(N)]

for i in range(inhibitory_N):
    for j in range(inhibitory_N):
        if i != j:
            # w[i][j] = random.random()
            w[i][j] = 2
for i in range(inhibitory_N, inhibitory_N + excitatory_N1):
    for j in range(inhibitory_N, inhibitory_N + excitatory_N1):
        if i != j:
            # w[i][j] = random.random()
            w[i][j] = 3
for i in range(inhibitory_N + excitatory_N1, inhibitory_N + excitatory_N1 + excitatory_N2):
    for j in range(inhibitory_N + excitatory_N1, inhibitory_N + excitatory_N1 + excitatory_N2):
        if i != j:
            # w[i][j] = random.random()
            w[i][j] = 2

# w[excitatory_N1][0] = random.random()
# w[0][excitatory_N1] = random.random()
w[excitatory_N1][0] = 4
w[0][excitatory_N1] = 4

# w[excitatory_N1 + excitatory_N2][0] = random.random()
# w[0][excitatory_N1 + excitatory_N2] = random.random()
w[excitatory_N1 + excitatory_N2][0] = 4
w[0][excitatory_N1 + excitatory_N2] = 4

```

در بعضی از آزمایشات اتصالات بین نورون های را بطور رندوم ساختیم و نتایج را مشاهده کردیم

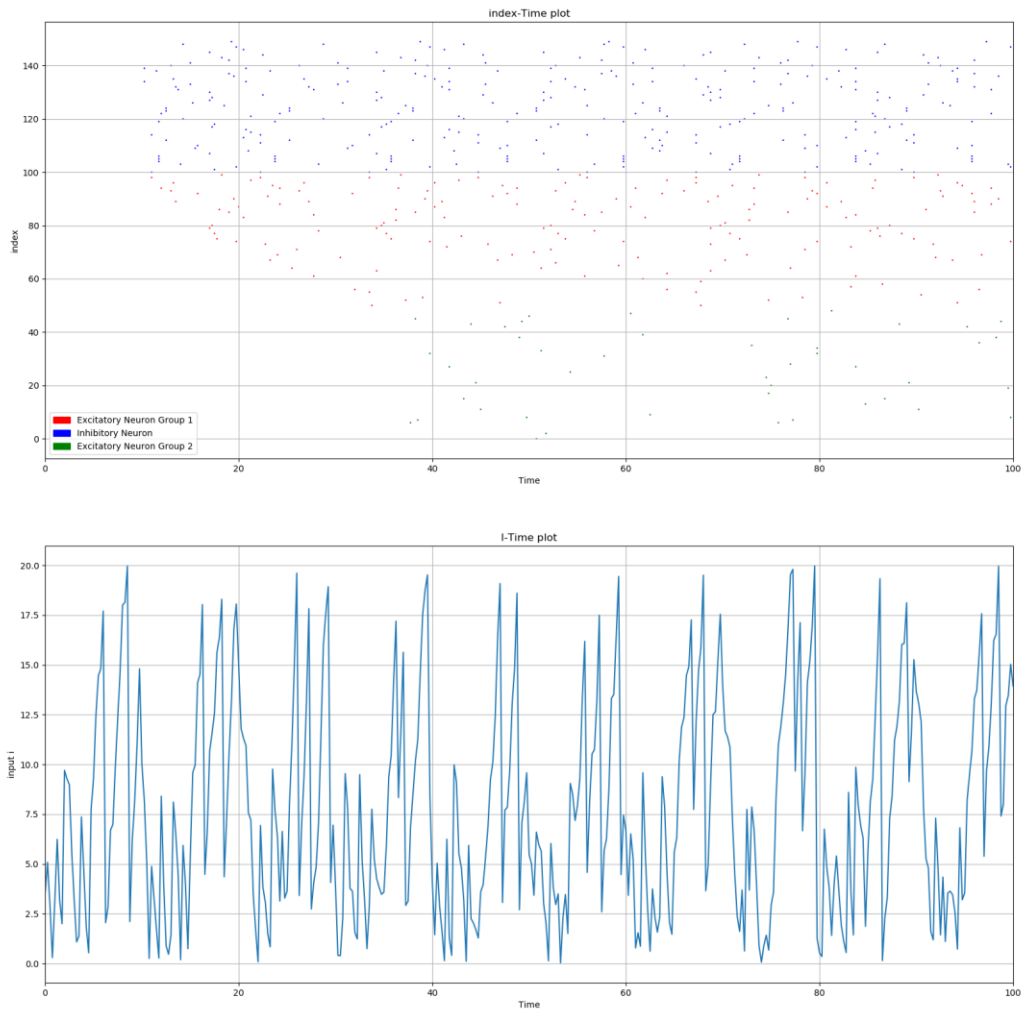
هنگام شبیه سازی به یکی از گروه ها به مقدار 1.02 برابر جریان ورودی مقدار دادیم و به جمعیت مهاری تنها اندک جریان 0.4 دادیم که تنها در حالت نرمال و فایر کردن با فرکانس پایین باشد و انتظار داشتیم که جمعیتی که جریان ورودی بیشتری میگیرد با فرکانس و چگالی بیشتری در نمودار فایر کند و تصمیم نهایی با جمعیت مورد نظر باشد که این ویژگی را در نتایج مشاهده کردیم:

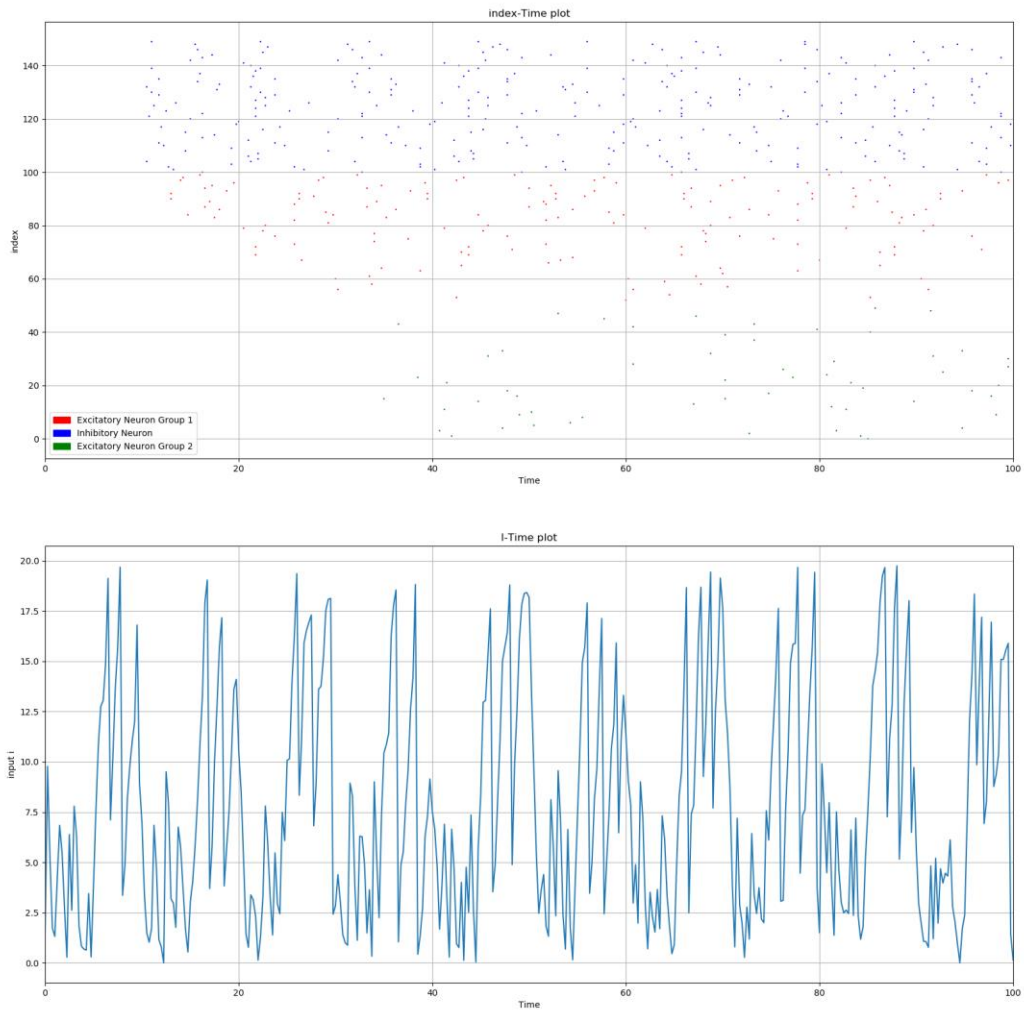
```
for i in range(len(group[0].timer)):
    print(round(i / len(group[0].timer), 4) * 100, "%")
    current_i = i gen.get(i)

    yi[i] = current_i

    for g in group:
        if g.type == "inh":
            current_i = 0.4
        if g.group == 2:
            current_i *= 1.02
        result = g.update(j=i, input=current_i)
        if result > 0:
            y[i][g.index] = g.index
            for k in range(N):
                g.update u(w[g.index][k] * result, j=i)
```

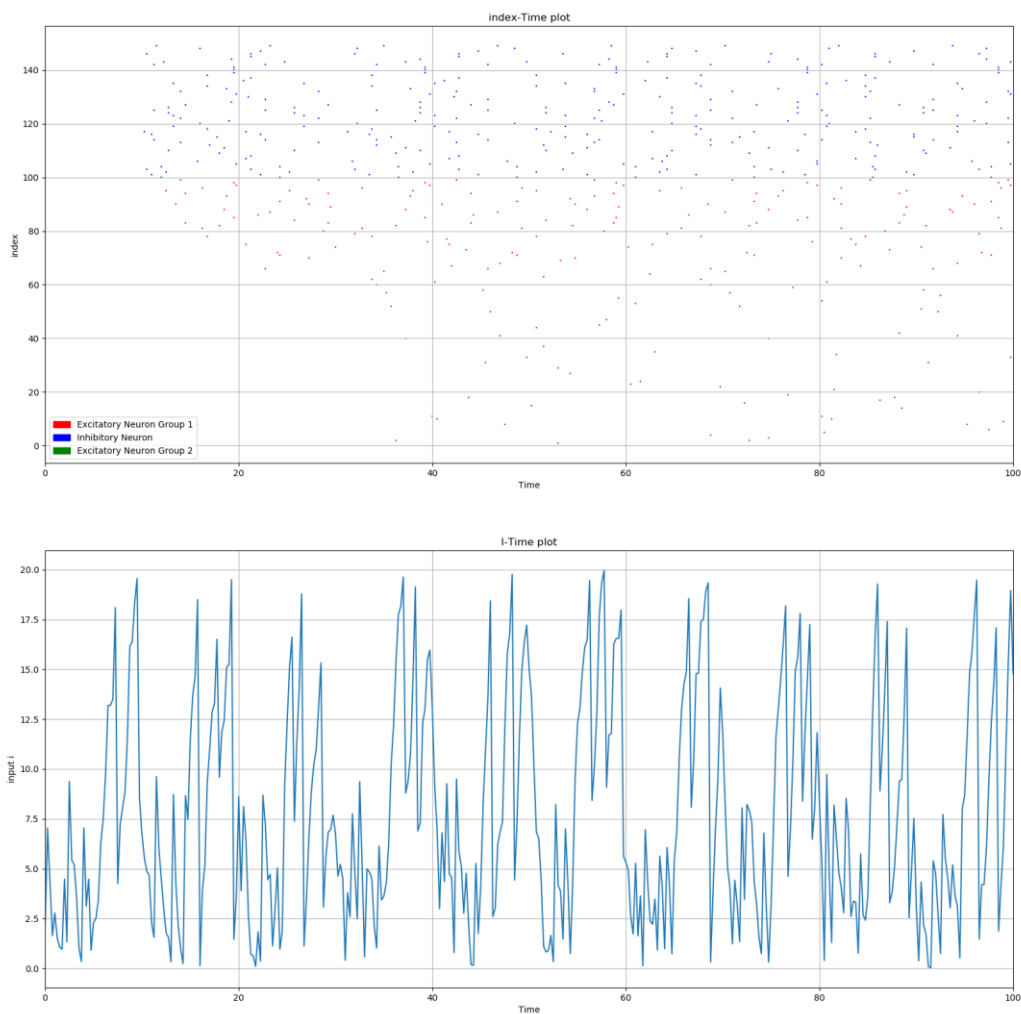
در دو نمودار زیر اتصال نرون ها ثابت بوده و تعمیم یافته جدول وزن های اول گزارش است ولی با 150 نورون این دو آزمایش با جریان های های ورودی متفاوت انجام شده است :

Population of 50 ,50 Excitatory Neurons and 50 Inhibitory Neurons

Population of 50 ,50 Excitatory Neurons and 50 Inhibitory Neurons

آزمایش فوق را با وزن های اتصال رندوم انجام دادیم و نتیجه زیر را بدست آوردیم

Population of 50 ,50 Excitatory Neurons and 50 Inhibitory Neurons



نتایج بدست آمده همانطور که انتظار میرفت فرکانس فایر جمعیتی که ورودی کمتری می گرفت کمتر هست و در نهایت تصمیم با جمعیت قرمز رنگ می باشد و گروه مهاری قرمز غالب بر گروه مهاری سبز میشود.