∔ سوال ۱)

ساختار شبکه هاپفیلد که در ادامه سوالات از آن استفاده خواهد شد:

N: number of neurons

 θ_i : threshold of neuron i

K: number of patterns

P: List of patterns

$$P = [p_1, p_2, ..., p_K]$$

 x_i^k : input of neuron i in pattern k

$$p_k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_N^k]$$

 $w_{i,j}$: weight between neuron i to j determined by Hebbian rule

$$w_{i,j} = \sum_{k=1}^K x_i^k x_j^k$$

$$w_{i,i}=0$$

$$w_{i,j} = w_{j,i}$$

u(i, t+1): linear activation of neuron i at time t+1

$$u(i, t + 1) = \sum_{j=1}^{N} w_{i,j} a(j, t) - \theta_i$$

a(i, t+1): $sign\ activation\ of\ neuron\ i\ at\ time\ t+1$

$$a(i, t + 1) = sign(u(i, t + 1))$$

E(i,t): Energy of neuron i at time t

$$E(i,t) = -a(i,t)u(i,t) = -a(i,t)(\sum_{j=1}^{N} w_{i,j} a(j,t) - \theta_i)$$

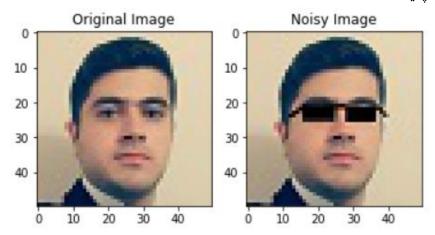
E(t): Total Energy

$$E(t) = \sum_{i=1}^{N} E(i,t) = -\sum_{i=1}^{N} a(i,t) \left(\sum_{j=1}^{N} w_{i,j} a(j,t) - \theta_i \right)$$
$$= -\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{i,j} a(i,t) a(j,t) + \sum_{i=1}^{N} a(i,t) \theta_i$$

مراحل الگوریتم: ابتدا با توجه به لیست پترن ها و قاعده هبیان ماتریس وزن را محاسبه می کنیم. سپس برای بررسی پایدار بودن ورودی جدید طی چند مرحله (Epochs) مقادیر a و انرژی را به دست می آوریم. این کار را تا زمانی ادامه می دهیم که یکی از سه حالت زیر رخ دهد:

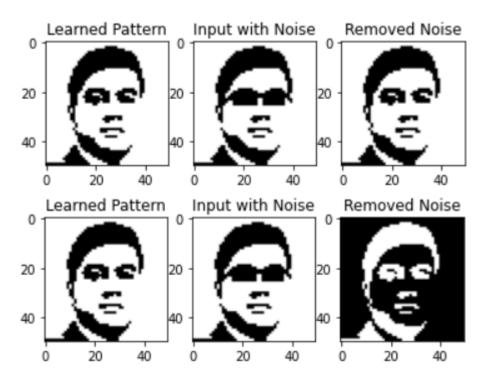
- دو a آخر و پشت سر هم یکسان باشند. در این صورت در میان لیست a های ذخیره شده a یی که کمترین انرژی را دارد خروجی می دهیم.
- ۲. در لحظه اول a به دست آمده با ورودی برابر باشد. در این صورت ورودی پایدار بوده و خروجی نیز است.
- a ها را کامل برویم و پس از پایان از لیستی تمام Epoch ها را کامل برویم و پس از پایان از لیست x. ها x ها x که کمترین انرژی را دارد برگردانیم.
- در سوالات تمرین از اثر Threshold صرف نظر شده و مقدار آن برابر 0 میباشد ما هم در محاسبات خود آن را صفر در نظر می گیریم.
- √ پیاده سازی <mark>کاملا به صورت Vectorized</mark> صورت گرفته و تنها در Epoch حلقه For استفاده شده است.

💠 تست شبکه هایفیلد:



دو تصویر بالا ابتدا به صورت یک Vector که المان های آن ۱- یا ۱ هستند در آمده. تصویر سمت چپ به عنوان یک Pattern به شبکه داده شده و تصویر سمت راست به شبکه داده شده تا شبکه بتواند نویز آن را حذف کند.

اگر از تابع فعال سازی Sign استفاده کنیم مشاهده می کنیم شبکه واگرا می شود و خروجی در Epoch های زوج قرینه خروجی Epoch های فرد می شود.



این مشکل که در کوییز شماره ۴ نیز پیش آمد را میتوان با استفاده از تابع فعال سازی با فرم پیوسته حل کرد. بنابراین در پیاده سازی شبکه این امکان وجود دارد تا یکی از دو تابع فعال سازی Tanh یا Sign به عنوان هایپرپارامتر به شبکه داده شود.

۴ پترن داریم. ابتدا ماتریس وزن متناسب با هر پترن را جداگانه مجاسبه می کنیم و سپس این ۴ ماتریس را با هم جمع می کنیم.

$$w_{i,j}^k = x_i^k x_j^k$$

		11	1	1	1)
p_1	=	(I	,Ι	, L	,1)

I/J	1	2	3	4
1	0	1	1	1
2	1	0	1	1
3	1	1	0	1
4	1	1	1	0

$$p_2 = (-1, -1, -1, -1)$$

I/J	1	2	3	4
1	0	1	1	1
2	1	0	1	1
3	1	1	0	1
4	1	1	1	0

$$p_3 = (1,1,-1,-1)$$

I/J	1	2	3	4
1	0	1	-1	-1
2	1	0	-1	-1
3	-1	-1	0	1
4	-1	-1	1	0

$$p_4 = (-1, -1, 1, 1)$$

I/J	1	2	3	4
1	0	1	-1	-1
2	1	0	-1	-1
3	-1	-1	0	1
4	-1	-1	1	0

$$w_{i,j} = \sum_{k=1}^K w_{i,j}^k$$

I/J	1	2	3	4
1	0	4	0	0
2	4	0	0	0
3	0	0	0	4
4	0	0	4	0

حال ورودی جدید را به مدل وارد می کنیم. و پایدار بودن آن را از طریق روابط زیر بررسی می کنیم.

✓ در حل این سوال یه یک نکته توجه داریم: حاصل ضرب یک عدد مثبت در هر عددی علامت آن را تغییر نمیدهد.

if
$$a > 0$$
 then $sign(ax) = sign(x)$

 $x_1, x_2, x_3, x_4 \text{ and } x_i = \pm 1 \text{ so } sign(x_i) = x_i$

$$u(i, t + 1) = \sum_{j=1}^{N} w_{i,j} \, a(j, t)$$

$$a(i, t + 1) = sign(u(i, t + 1))$$

$$E(t) = -\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{i,j} a(i,t) a(j,t)$$

	1	2	3	4
t = 0	x_1	<i>x</i> ₂	<i>x</i> ₃	<i>x</i> ₄
t = 1	$sign(4x_2) = x_2$	$sign(4x_1) = x_1$	$sign(4x_4) = x_4$	$sign(4x_3) = $ x_3
	λ2	λ ₁	<i>1</i> 4	<i>λ</i> ₃
t = 2	$sign(16x_1) =$	$sign(16x_2) =$	$sign(16x_3) =$	$sign(16x_4) =$
ι — Σ	x_1	x_2	x_3	x_4

با توجه به این که ردیف t=2 با t=2 با توجه به این که دکر کرده بود "مینیممهای محلی t=2 با توجه به این که ردیف t=2 با توجه به این که رده و به دنبال آن t=2 شبکه هاپفیلد دقیقا همین ورودیها باشند." پس در t=0 شبکه پایدار بوده و به دنبال آن t=2 نیز پایدار می شود. پس همه موارد لیست قابل ذخیره سازی می باشند.

ماتریس وزن ها نیز در بالاتر محاسبه شد.

خروجی کد نیز تمامی موارد بالا را ثابت می کند.

```
# Q1.2 graded
    # Train on Question 1.1
    hopfield = Hopfield(4)
    X = np.array([
     [1, 1, 1, 1],
      [-1, -1, -1, -1],
     [1, 1, -1, -1],
     [-1, -1, 1, 1]
    1)
    a = [-1, 1, -1, 1]
    W = hopfield.train(X)
    yp, acc, e = hopfield.predict(a, epochs=5, activation="sign")
    print("Weight Matrix:", W)
    print("Test pattern:", a)
    print("Nearest pattern found:", yp)
    print("Accuracy:", acc * 100, "%")
    print("Energy:", e)
₽
    100%
                                            5/5 [00:00<00:00, 204.34it/s]
    Nearest pattern found in iteration: 2
    Weight Matrix: [[0 4 0 0]
     [4 0 0 0]
     [0 0 0 4]
     [0 0 4 0]]
    Test pattern: [-1, 1, -1, 1]
    Nearest pattern found: [-1 1 -1 1]
    Accuracy: 100.0 %
    Energy: 16
```

♦ ۱.۲) همان طور که در تصویر زیر مشاهده می شود شبکه توانست با ۲ پترن داده شده پایداری ورودی سوم را نشان دهد و آن را به عنوان خروجی برگرداند. (داخل کلاس Hopfield ماتریس وزن ها محاسبه می شود و ...)

```
# Q1.2_graded
     # Train on Question 1.2
     hopfield = Hopfield(6)
     X = np.array([
       [1, -1, 1, -1, 1, -1],
       [1, 1, 1, -1, -1, -1],
     a = [1, 1, 1, -1, -1, -1]
     hopfield.train(X)
    yp, acc, e = hopfield.predict(a, epochs=5, activation="sign")
    print("Test pattern:", a)
    print("Nearest pattern found:", yp)
print("Accuracy:", acc * 100, "%")
print("Energy:", e)
D→ 0%
                                                   0/5 [00:00<?, ?it/s]
     Input is already stable.
     Nearest pattern found in iteration: 1
     Test pattern: [1, 1, 1, -1, -1, -1]
Nearest pattern found: [ 1 1 1 -1 -1 -1]
     Accuracy: 100.0 %
```

قسمت بعدی سوال کمی ابهام دارد پس تمام حالات ممکن در ادامه بررسی خواهد شد. که احتمالا حالت دو مد نظر سوال بوده.

حالت یک: پترن جدید فقط در X ظاهر شود: مشابه حالت بالا

```
▶ # Q1.2_graded
     # Train on Question 1.2
     # With new pattern isnide X
     # Case 1
    hopfield = Hopfield(6)
    X = np.array([
       [1, -1, 1, -1, 1, -1],
       [1, 1, 1, -1, -1, -1],
      [-1, 1, 1, -1, -1, -1],
    a = [1, 1, 1, -1, -1, -1]
    hopfield.train(X)
    yp, acc, e = hopfield.predict(a, epochs=5, activation="sign")
    print("Test pattern:", a)
    print("Nearest pattern found:", yp)
print("Accuracy:", acc * 100, "%")
    print("Energy:", e)
[→ 0%
                                                0/5 [00:00<?, ?it/s]
     Input is already stable.
     Nearest pattern found in iteration: 1
    Test pattern: [1, 1, 1, -1, -1, -1]
Nearest pattern found: [ 1 1 1 -1 -1 -1]
     Accuracy: 100.0 %
    Energy: -38
```

حالت دو: پترن جدید فقط در a ظاهر شود: پایدار نمی شود.

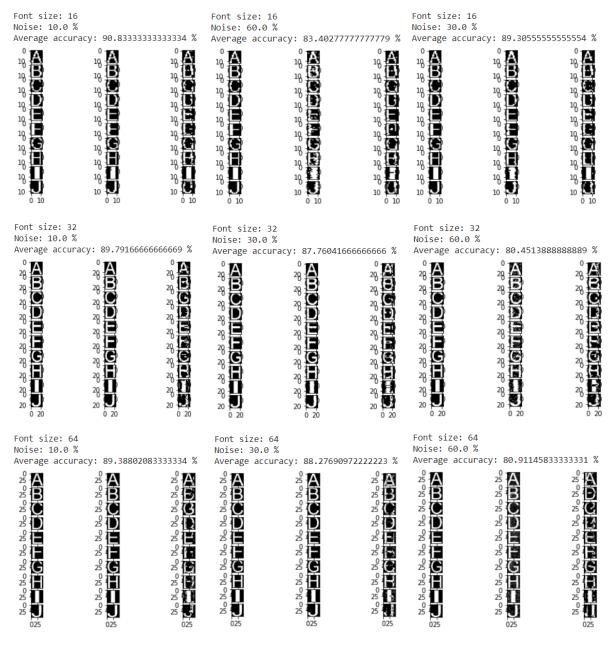
```
# Q1.2 graded
    # Train on Question 1.2
    # With new pattern as a
    # Case 2
    hopfield = Hopfield(6)
    X = np.array([
      [1, -1, 1, -1, 1, -1],
     [1, 1, 1, -1, -1, -1],
    a = [-1, 1, 1, -1, -1, -1]
    hopfield.train(X)
    yp, acc, e = hopfield.predict(a, epochs=5, activation="sign")
    print("Test pattern:", a)
    print("Nearest pattern found:", yp)
    print("Accuracy:", acc * 100, "%")
    print("Energy:", e)
□ 0%
                                           0/5 [00:00<?, ?it/s]
    Consecutive same pattern in iteration: 1
    Nearest pattern found in iteration: 1
    Test pattern: [-1, 1, 1, -1, -1, -1]
    Nearest pattern found: [ 1 1 1 -1 -1 -1]
    Accuracy: 83.3333333333334 %
    Energy: -28
```

حالت سه: پترن جدید هم در X و هم در a ظاهر شود: پایدار نمیa

```
# Q1.2_graded
    # Train on Question 1.2
    # With new pattern isnide X, and as a
    # Case 3
    hopfield = Hopfield(6)
    X = np.array([
      [1, -1, 1, -1, 1, -1],
      [1, 1, 1, -1, -1, -1],
      [-1, 1, 1, -1, -1, -1]
    a = [-1, 1, 1, -1, -1, -1]
    hopfield.train(X)
    yp, acc, e = hopfield.predict(a, epochs=5, activation="sign")
    print("Test pattern:", a)
    print("Nearest pattern found:", yp)
    print("Accuracy:", acc * 100, "%")
    print("Energy:", e)
C→ 0%
                                              0/5 [00:00<?, ?it/s]
    Consecutive same pattern in iteration: 1
    Nearest pattern found in iteration: 1
    Test pattern: [-1, 1, 1, -1, -1, -1]
Nearest pattern found: [ 1 1 1 -1 -1 -1]
    Accuracy: 83.3333333333334 %
    Energy: -38
```

♦ ۱.۳) نكات تكميلى در داخل نوتبوک موجود است اينجا فقط به مقايسه خروجى ها ميردازيم. براى مشاهده دقيق نويز زوم کنيد.

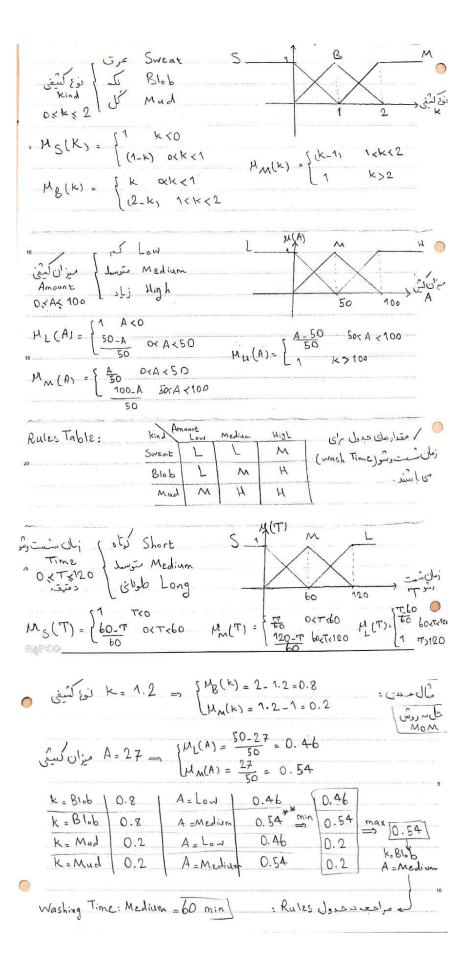
font\noise	10%	30%	60%
16	90.83	89.30	83.40
32	89.79	87.76	80.45
64	89.38	88.27	80.91



تيجه:

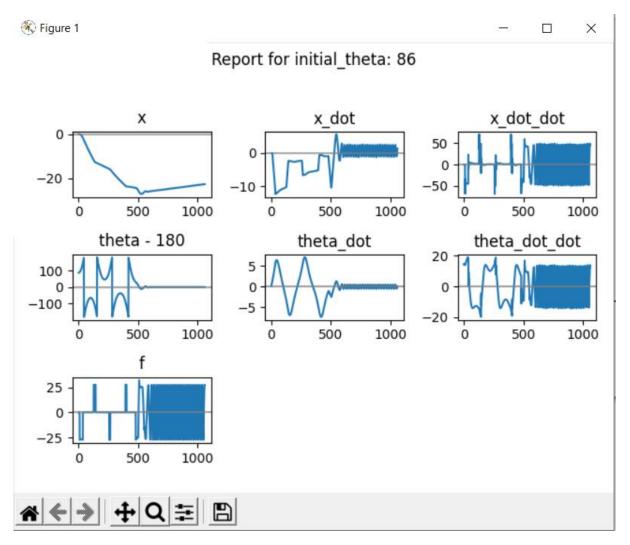
[✓] با افزایش نویز دقت کاهش مییابد.

[✔] با افزایش سایز فونت دقت به صورت کلی کاهش می یابد.



GMP: Fact: $x \in \hat{A}'$: R(x) (2.2 d) Rule: if $x \in \hat{A}$ then $y \in \hat{B}$: R(x,y) Result: $y \in \hat{B}$: R(y) = R(x) = R(x) . R(x) =

🛠 ۲.۳) نتیجه:



آونگ به طور کامل پایدار شده.

گاری در حدود Cycle 500 برای چند ثانیه پایدار شده است.