



**Національний технічний університет України  
“Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського”**

**Факультет прикладної математики  
Кафедра системного програмування і спеціалізованих комп’ютерних систем**

**Розрахунково-графічна робота**

***з дисципліни***

***“Системи штучного інтелекту”***

**Група: КВ-41мн  
Виконав: Пилипченко Б. О.**

**Київ – 2024**

## Зміст

1. Завдання на роботу.....	3
2. Про реалізацію .....	3
3. Тестування .....	4
3.1 8 класів .....	4
3.2 16 класів .....	8
Висновки .....	14



Параметрами навчання є:

- Навчальний датасет
- Кількість епох
- Коефіцієнт спотворення образу  $L$

Критерій зупинки навчання – виконання заданої кількості епох.

Епохою є проходження по усім зразкам датасету із корегуванням відповідної колонки матриці вагових коефіцієнтів для кожного зразка за формулою:

$$w'_i = w_i + L * (s - w_i), \text{ де:}$$

- $s$  – поточний зразок,
- $i$  – ідентифікатор (індекс) класу, до якого було віднесено зразок  $s$ ,
- $w'_i$  - нове значення вагових коефіцієнтів  $i$ -того класу,
- $w_i$  - поточне значення вагових коефіцієнтів  $i$ -того класу,
- $L$  – коефіцієнт спотворення образу  $L$ .

Варто звернути увагу, що перед проходженням зразків датасет перемішується випадковим чином. Перемішування відбувається окремо для кожної епохи. Початкова реалізація мережі не містила перемішування датасету. Спроби навчити мережу без перемішування зразків призводили до нездатності мережі розрізняти зразки деяких класів (зазвичай 2 класів). Додавання перемішування значно пришвидшило навчання мережі за однакової кількості епох, дозволило отримувати мережі, які правильно розпізнають зразків ВСІХ класів із датасету.

## 3. Тестування

### 3.1 8 класів

Параметри датасету:

розмірність векторів – 32

кількість класів – 8

кількість векторів - 25

```
1 reference
private static void Research8Groups()
{
    const int propertyCount = 32;
    const int groupCount = 8;
    const int sampleCount = 25;

    var originalDataset = new DatasetGenerator(groupCount).GenerateDataset(propertyCount, sampleCount);
}
```

Згенерований датасет:





Experiment: EpochCount = 10, L = 0.05

KNet 55915408

Property count = 32, Group count = 8

DenseMatrix 32x8-Double

```

0      0.157779  0.528563  0.325281      0  0.858259  0.122087  0.373056
0.0944682  0.157779      0  0.325281      0  0.550335  0.122087      0
0.0944682  0.157779      0  0.307357  0.307357  0.517331      0  0.373056
0      0      0.377354  0.325281      0  0.550335      0  0.291989
0      0.883559  0.377354      0      0  0.142396      0  0.291989
0      0      0.377354      0      0      0  0.122087  0.291989
0      0.401027      0      0  0.307357  0.142396      0      0
0.0944682  0.883559  0.377354      0      0  0.142396  0.122087      0
0.603098  0.157779      0      0  0.437955  0.14989  0.122087  0.31185
0.4993      0  0.377354  0.307357  0.307357      0  0.122087      0
0.4993      0  0.377354  0.307357      0      0      0  0.291989
0.0944682  0.157779  0.377354      0      0      0  0.122087  0.291989
0.0944682      0  0.377354      0      0  0.142396  0.840721      0
0.0944682      0  0.377354  0.307357  0.307357      0  0.59745      0
0      0.157779      0      0  0.307357  0.142396  0.603507  0.291989
0      0.157779      0      0      0      0  0.840721  0.291989
0.474401      0      0      0  0.622425      0  0.122087      0
0      0.157779      0  0.307357  0.307357      0      0  0.291989
0.474401      0      0      0  0.142396  0.122087  0.291989
0.474401      0  0.377354      0  0.622425  0.142396      0  0.291989
0      0      0      0  0.307357      0  0.281365  0.899073
0      0.157779  0.377354  0.307357      0      0  0.281365  0.334727
0.0944682  0.157779      0      0      0  0.142396      0  0.564346
0      0      0.377354      0      0      0  0.166272  0.778305
0.111438      0.27422  0.471437      0  0.554334  0.142396  0.122087      0
0.0994403  0.00874123  0.722108      0  0.554334  0.142396      0  0.291989
0      0.16652  0.672108  0.307357      0      0  0.122087  0.291989
0.106466  0.265479  0.504036  0.307357      0      0  0.122087  0.291989
0      0      0  0.674719      0  0.276642  0.122087  0.291989
0.0944682  0.157779      0  0.683608  0.307357  0.276642      0      0
0.0944682  0.157779      0  0.086189      0  0.276642      0  0.291989
0      0      0  0.895887  0.307357      0      0      0

```

Group order = 2 1 6 7 4 0 3 5

Difference (count = 2)

```

sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 4, actual group = 2
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 4, actual group = 2

```

Мережа хибно розпізнала лише 2 зразки із 25. Маємо суттєвий прогрес за лише 10 ітерацій!

Імовірно, значення вагових коефіцієнтів мережі близькі до таких, що забезпечать правильне розпізнавання всіх зразків датасету. Зменшимо значення L до 0.01 у другому експерименті. При цьому, якщо мережа знайде оптимальні вагові коефіцієнти, власне різниця між зразками і колонками класів прямуватиме до 0, та множитиметься на 0.01. Тобто можемо дозволити компенсувати мізерність змін коефіцієнтів впродовж однієї епохи збільшенням кількості епох з 10 до 20.

Маємо:

Experiment: EpochCount = 20, L = 0.01

KNet 55915408

Property count = 32, Group count = 8

DenseMatrix 32x8-Double

0	0.0863299	0.289207	0.17798	0	0.936568	0.0668005	0.20412
0.0414354	0.0863299	0	0.17798	0	0.523161	0.0668005	0
0.0414354	0.0863299	0	0.168172	0.209788	0.508446	0	0.20412
0	0	0.206472	0.17798	0	0.523161	0	0.159764
0	0.936289	0.206472	0	0	0.0637254	0	0.159764
0	0	0.206472	0	0	0	0.0668005	0.159764
0	0.370489	0	0	0.209788	0.0637254	0	0
0.0414354	0.936289	0.206472	0	0	0.0637254	0.0668005	0
0.696466	0.0863299	0	0	0.298928	0.0670794	0.0668005	0.170631
0.507447	0	0.206472	0.168172	0.209788	0	0.0668005	0
0.507447	0	0.206472	0.168172	0	0	0	0.159764
0.0414354	0.0863299	0.206472	0	0	0	0.0668005	0.159764
0.0414354	0	0.206472	0	0	0.0637254	0.91285	0
0.0414354	0	0.206472	0.168172	0.209788	0	0.628341	0
0	0.0863299	0	0	0.209788	0.0637254	0.632229	0.159764
0	0.0863299	0	0	0	0	0.91285	0.159764
0.337526	0	0	0	0.742284	0	0.0668005	0
0	0.0863299	0	0.168172	0.209788	0	0	0.159764
0.337526	0	0	0	0.158353	0.0637254	0.0668005	0.159764
0.337526	0	0.206472	0	0.742284	0.0637254	0	0.159764
0	0	0	0	0.209788	0	0.153951	0.944777
0	0.0863299	0.206472	0.168172	0	0	0.153951	0.485139
0.0414354	0.0863299	0	0	0	0.0637254	0	0.459638
0	0	0.206472	0	0	0	0.0909771	0.727162
0.0488785	0.150041	0.710793	0	0.378363	0.0637254	0.0668005	0
0.0436162	0.00478282	0.69716	0	0.378363	0.0637254	0	0.159764
0	0.0911128	0.518851	0.168172	0	0	0.0668005	0.159764
0.0466977	0.145259	0.426576	0.168172	0	0	0.0668005	0.159764
0	0	0	0.82202	0	0.123804	0.0668005	0.159764
0.0414354	0.0863299	0	0.675844	0.209788	0.123804	0	0
0.0414354	0.0863299	0	0.197941	0	0.123804	0	0.159764
0	0	0	0.792251	0.209788	0	0	0

Group order = 2 1 6 7 4 0 3 5

Difference (count = 0)

Мережа успішно розпізнає всі зразки датасету. Для знаходження оптимальних значень вагових коефіцієнтів всього знадобилось 30 епох.

### 3.2 16 класів

Згенеруємо новий датасет із більшою кількістю класів – 16, інші параметри датасету залишимо без змін:



```

1 reference
private static void Research16Groups()
{
    const int propertyCount = 32;
    const int groupCount = 16;
    const int sampleCount = 25;

    var originalDataset = new DatasetGenerator(groupCount).GenerateDataset(propertyCount, sampleCount);
}

```

Згенерований датасет:

```

=== Research 16 groups ===
Original dataset:
Dataset -1126483534
Sample count = 25
sample 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 3
sample 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 0
sample 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 8
sample 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 2
sample 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 8
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 | group = 13
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 10
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 | group = 15
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 3
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 12
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 7
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 4
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 9
sample 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 2
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 7
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 6
sample 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 0
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 14
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 4
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 11
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | group = 6

```

Повна послідовність експериментів:

```
var experiments = new Experiment[]
{
    new Experiment() { EpochCount = 1, L = 0.0 },
    new Experiment() { EpochCount = 10, L = 0.05 },
    new Experiment() { EpochCount = 20, L = 0.01 },
    new Experiment() { EpochCount = 20, L = 0.01 }
};
foreach (var experiment in experiments)
{
    Console.WriteLine(experiment.Execute(knet, originalDataset));
}
```

Оцінімо початкову мережу:

```

Experiment: EpochCount = 1, L = 0
KNet 33476626
Property count = 32, Group count = 16
DenseMatrix 32x16-Double
0 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 0 0 0
1 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 1 1 1 1 0
0 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 1 0 0
0 1 0 1 1 1 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1
0 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 1 0
1 1 0 0 0 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1
0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 0 1 0 0 1 1
1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 1 0
1 0 1 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 1 0 0
0 1 0 0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 1
1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 0 0 0
1 0 0 1 0 0 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1
1 1 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 1 1 1 0
0 1 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 1 1 1 0
0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1
0 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 1 0 1 0
0 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0
1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 1 1
0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 1 1 1 0 1 1
1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1
1 0 1 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 1 0 0
1 1 0 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 1 1 1
0 1 1 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0 0 1
1 0 0 1 1 0 1 0 0 0 1 0 1 1 1 1
1 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0
0 0 1 1 0 0 1 1 0 1 1 0 0 0 0 0
0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 1
1 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 0 0 1 0
0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 0 0 1 1 0
0 1 0 1 1 1 0 1 1 0 1 1 0 0 1 1
0 0 0 1 1 1 1 0 0 0 1 0 0 0 1 1
1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 0 0 1 0 0

Group order = 5 1 8 5 0 0 1 9 3 0 5 0 0 6 2 9

Difference (count = 17)
sample 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 3, actual group = 0
sample 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 0, actual group = 1
sample 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 2, actual group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 13, actual group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 10, actual group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 15, actual group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 12, actual group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | expected group = 7, actual group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 | expected group = 4, actual group = 0
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 9, actual group = 8
sample 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 2, actual group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | expected group = 7, actual group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | expected group = 6, actual group = 5
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 14, actual group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 | expected group = 4, actual group = 0
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | expected group = 11, actual group = 1
sample 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | expected group = 6, actual group = 5

```

Із 25 зразків мережа хибно розпізнала 17 зразків.

В якості першого експерименту виконаємо той самий експеримент, що і для мережі з 8 класами: кількість епох – 10,  $L = 0.05$ :

[illegible]

Як і у випадку з 8 класами, маємо значне покращення результатів: мережа розпізнала хибно лише 3 зразки із 25.

В якості другого експерименту оберемо ті самі параметри, що і для 8 класів: кількість епох – 20,  $L = 0.01$ :

```
Experiment: EpochCount = 20, L = 0.01
KNet 33476626
Property count = 32, Group count = 16
DenseMatrix 32x16-Double
    0      0.239817      0.239817      0      1      0.489711      0.239817      0      0.239817      0.489711      0.489711      0.239817      0.239817      0      0      0
0.227826      0      0      0.489711      0.618564      0.489711      0      0      0      0.489711      0      0.239817      0.239817      0.489711      0.239817      0
    0      0.239817      0.239817      0      0.239817      0      1      0.489711      0      0.489711      0      0.239817      0.239817      0.489711      0      0
    0      0.239817      0      0.489711      0.239817      0.489711      0.622528      0      0.239817      0      0      0      0      0      0.515485
    0      0.239817      0      0.489711      0      0      0.239817      0      0      0      0      0.239817      0      0      0      0
0.227826      0.239817      0      0      0      0.489711      0      0.489711      0      0.239817      0.489711      0      0.239817      0      0.239817      0
    0      0      0      0      0.239817      0      0      0      0      1      0.489711      0      0.239817      0      0.239817      0.515485
0.227826      0      0      0.489711      0      0.489711      0      0      0.616295      0      0.489711      0      0      0.489711      0.239817      0
    0.227826      0      0.239817      0      0      0      0.489711      0.239817      0.489711      0.489711      1      0      0.489711      0      0
    0      0.239817      0      0      0.239817      0.489711      0.239817      0      0      0      0      1      0.239817      0      0.515485
0.987378      0.239817      0      0.489711      0.239817      0.489711      0.239817      0      0.239817      0.239817      0.239817      0.239817      0      0      0
0.606499      0      0      0.489711      0      0      0      0.489711      0.239817      0      0.489711      0.239817      0.239817      0.489711      0.239817      0.515485
0.227826      0.239817      0      0      0.239817      0.489711      0.239817      0.239817      0.489711      0.239817      0      1      0.489711      0.239817      0
    0      0.239817      0      0      0.239817      0.489711      0.239817      0      0      0      0      0      0.239817      0.489711      0.239817      0
    0      1      0      0.489711      0.239817      0      0      0      0      0      0      0.239817      0.239817      0      0.515485
    0      0.623026      0      0      0.239817      0.489711      0.239817      0.489711      0.489711      0      0      0      0.239817      0.239817      0
    0      0      1      0      0.489711      0      0.489711      0.489711      0      0.489711      0      0.239817      0      0.239817      0
0.227826      0.239817      1      0.489711      0      0      0      0      0.489711      0.239817      0.239817      0.489711      0.239817      0.239817      0.515485
    0      0.239817      0      0      0      0      0      1      0      0      0.489711      0.239817      0.239817      0.239817      0.515485
0.227826      0      0.239817      0.489711      0.239817      0.489711      0.239817      0.489711      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.515485
0.227826      0      0.239817      0      0      0.239817      0.489711      0.489711      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.515485
0.227826      0.239817      0      0.239817      0      0      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.515485
0.227826      0      0      0.489711      0.239817      0      0.239817      0      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.515485
0.240448      0      0.239817      0.974226      0.239817      0      0.239817      0      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0
    0      0.239817      0.489711      0      0.239817      0.489711      0      0.489711      0.489711      0.489711      0.239817      0.489711      0.239817      0.515485
    0      0      0.515485      0      0      0      0      0      0      0.489711      0.489711      0.239817      0.489711      0.239817      1
0.227826      0.239817      0.239817      0      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0.489711      0
    0.239817      0.239817      0.489711      0.239817      0.239817      0.239817      0      0.489711      0      0.489711      1      0      0      0.489711      0.239817      0
    0.239817      0      0.489711      0.239817      0.489711      0.489711      0.489711      0.239817      0.239817      0.239817      0.239817      0.239817      0.239817      0.515485
    0      0      0.489711      0.239817      1      0.239817      0      0      0.489711      0      0      0.489711      0      0      0.239817      0.515485
0.227826      0.239817      0      0.489711      0      0      0.489711      0.239817      0.489711      0.489711      0      0.489711      0      0.489711      0
```

Маємо лише 1 хибно класифікований вектор.

Для експерименту 3 оберемо ті ж параметри, що і для експерименту 2:

```

Experiment: EpochCount = 20, L = 0.01
KNet 33476626
Property count = 32, Group count = 16
DenseMatrix 32x16-Double
0 0.160431 0.160431 0 1 0.400538 0.160431 0 0.160431 0.400538 0.400538 0.160431 0.160431 0 0 0
0.152409 0 0 0.400538 0.579462 0.400538 0 0 0 0.400538 0 0.160431 0.160431 0.400538 0.160431 0
0 0.160431 0.160431 0 0.160431 0 0 1 0.400538 0 0.400538 0.160431 0.160431 0.400538 0 0
0 0.160431 0 0.400538 0.160431 0.400538 0.581548 0 0.160431 0 0.400538 0.160431 0.400538 0 0.421619
0 0.160431 0 0.400538 0 0 0.160431 0 0 0 0 0 0.160431 0 1 0
0.152409 0.160431 0 0 0.400538 0 0.400538 0 0.400538 0.160431 0.400538 0 0.400538 0.160431 0.421619
0 0 0 0 0.160431 0 0 0 1 0.400538 0 0.160431 0 0 0.160431 0.421619
0.152409 0 0 0.400538 0 0.400538 0 0 0.577619 0 0.400538 0 0.400538 0 0.160431 0
0.152409 0 0.160431 0 0 0 0 0 0.400538 0.160431 0.400538 1 0 0.400538 0 0
0 0.160431 0 0 0.160431 0.400538 0.160431 0 0 0 1 0.160431 0 0 0.421619
0.991556 0.160431 0 0.400538 0.160431 0.400538 0.160431 0 0.160431 0 0.400538 0.160431 0.160431 0 0 0
0.571227 0 0 0.400538 0.160431 0.400538 0 0 0 0.400538 0.160431 0.160431 0.400538 0.160431 0.421619
0.152409 0.160431 0 0 0.160431 0.400538 0.160431 0 0.160431 0 0.400538 0 1 0.400538 0.160431 0
0 0.160431 0 0 0.160431 0.400538 0.160431 0 0 0 0 0 0.160431 0.400538 0.160431 0
0 1 0 0.400538 0.160431 0 0 0 0 0 0 0.160431 0.160431 0 0.421619
0 0.582152 0 0 0.160431 0.400538 0.160431 0.400538 0 0 0 0 0.160431 0 0.160431 0
0 0 1 0 0 0.400538 0 0.400538 0 0.400538 0 0.160431 0 0 0.160431 0
0.152409 0.160431 1 0.400538 0 0 0 0 0 0.400538 0 0.160431 0.160431 0.400538 0.160431 0.421619
0 0 0.160431 0 0 0 0 0 1 0 0 0.400538 0.160431 0.160431 0.400538 0.160431 0.421619
0.152409 0 0.160431 0.400538 0.160431 0.400538 0.160431 0.400538 0.160431 0.400538 0.160431 0.160431 0.400538 0.160431 0.421619
0.152409 0 0.160431 0 0 0.160431 0.400538 0 0.400538 0.160431 0.400538 0 0 1 0 0
0 0.160431 0.160431 0 0 0 0 0 0.400538 0.160431 1 0 0 0.160431 0.400538 0.421619
0.152409 0 0 0.400538 0.160431 0 0.160431 0 0 0 0.400538 0 0.400538 0.160431 0.400538 0.160431 0
0.160853 0 0.160431 0.978919 0.160431 0 0.160431 0 0 0.400538 0.160431 0 0 0 0 0
0 0 0.160431 0.400538 0 0 0.160431 0.400538 0 0.400538 0.400538 0 0 0 0 0
0 0 0 0.421619 0 0 0 0 0 0 0 0.160431 0 0.400538 0.160431 0.421619
0.152409 0.160431 0.160431 0 0.160431 0.400538 0 0.400538 0 0.400538 0 0 0 0 0.160431 1
0 0.160431 0.160431 0.400538 0.160431 0 0.160431 0 0 0.400538 1 0 0 0 0.160431 0
0 0.160431 0 0.400538 0.160431 0.400538 0 0.400538 0.160431 0 1 0.160431 0 0 0.160431 0
0 0 0 0.400538 0.160431 1 0.160431 0 0 0 0.400538 0 0 0 0.160431 0.421619
0.152409 0.160431 0 0.400538 0 0 0 0.400538 0.160431 0 0.400538 0 0 0.400538 0 0

```

Group order = 5 7 8 12 0 15 1 9 3 11 14 4 6 10 2 13

Difference (count = 0)

Мережа навчилась, всі 25 зразків класифіковано вірно.

## Висновки

Було створено і навчено 2 мережі Кохонена:

- мережа для 8 класів
- мережа для 16 класів

Для того, щоб мережа навчилась безпомилково розпізнавати 8 класів, знадобилось 30 епох. Для безпомилкового розпізнавання 16 класів знадобилось 50 епох.

Кількість епох очікувано зростає із кількістю класів. Збільшення кількості класів призводить до збільшення кількості вагових коефіцієнтів, а отже зростає «час» пошуку оптимальних коефіцієнтів. При цьому в обох випадках мережа демонструє швидке покращення результатів вже через 10 епох.