

## Sprawozdanie 5 –Budowa i działanie sieci Kohonena dla WTA

### 1.Cel ćwiczenia:

Celem ćwiczenia jest poznanie budowy i działania sieci Kohonena przy wykorzystaniu reguły WTA do odwzorowania istotnych cech kwiatów.

### 2. Przebieg wykonania ćwiczenia:

- Przygotowanie danych uczących i testujących zawierających numeryczny opis cech kwiatów. Zestaw został przygotowany na podstawie Wikipedii.
- Implementacja sieci Kohonena i algorytmu uczenia o regułę Winner TakesAll
- Uczenie sieci dla różnych współczynników uczenia
- Testowanie sieci

### 3. Syntetyczny opis budowy użytej sieci i algorytmów uczenia:

Sieć Kohonena jest to sieć która klasyfikuje wejściowe wektory w jedną z określonej liczby  $m$  kategorii, zgodnie z klastrami wykrytymi w zbiorze treningowym  $\{x^1, \dots, x^K\}$

Algorytm uczący traktuje set z  $m$  wektorów wag jako zmienne wektory który muszą być nauczone. Wszystko losowo wybrane wektory wag muszą zostać znormalizowane. Normalizacja odbywa się za pomocą wzoru:

$$w_r = \frac{w_r}{||w_r||}$$

Wagi każdego neuronu tworzą wektor  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN}]^T$ . Aktualizacja wag polega na wybraniu takiego  $w_r$  który spełnia relację:

$$d_m(x, w_r) = \min_{i=1, \dots, m} d_m(x, w_i)$$

Gdzie indeks  $r$  oznacza odpowiedni numer zwycięskiego neuronu do wektora  $w_r$ , który jest najbliższą aproksymacją danej wejściowej  $x$ .

$d_m(x, w_i)$  oznacza odległość w sensie wybranej metryki między wektorem  $x$  i wektorem  $w$ . Wybrałem metrykę typu miejskiego (Manhattan):

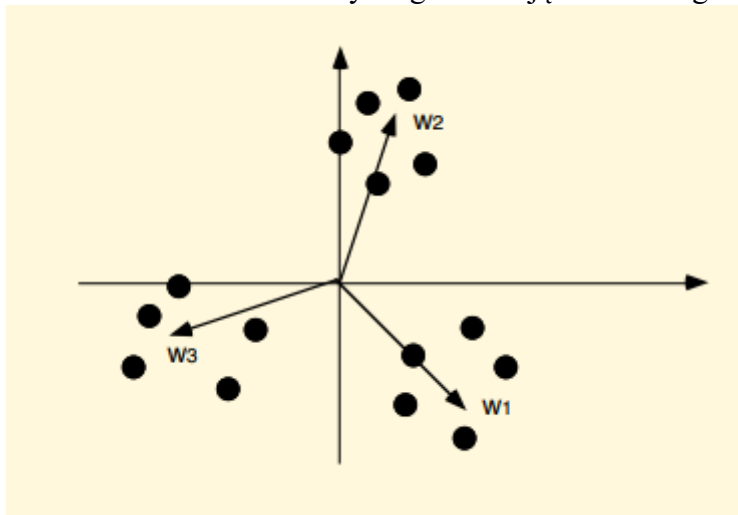
$$d_m(x, w_i) = \sum_{k=1}^n |x_k - w_{ik}|$$

Po zidentyfikowaniu zwycięskiego neuronu, jego wagi muszą być zaktualizowane. Odbywa się to według wzoru:

$$w_r = w_r + \eta(x - w_r)$$

Gdzie  $\eta$  to odpowiednio mały krok uczenia wybierany zazwyczaj z przedziału 0.1 i 0.7. Wagi pozostałych neuronów pozostają bez zmian.

Na końcu procesu uczenia ostateczne wektory wag wskazują na środek grawitacji klas.



Rys 1. Finalne wartości wektorów wag.

Warto zauważyć, że sieć będzie trenowalna tylko wtedy jeśli klasy są od siebie separowalne. Aby zapewnić separowalność klas konieczne było użycie nadmiarowej ilości neuronów, ponieważ inicjalizacja wag sieci jest losowa, tak więc część neuronów może znaleźć się w strefie, w której nie ma danych lub ich liczba jest znikoma. Neurony takie mają niewielkie szanse na zwycięstwo i zwane są neuronami martwymi.

#### 4. Zestawienie i analiza otrzymanych wyników:

Tabela 1. Zbiorcze zestawienie błędów uczenia.

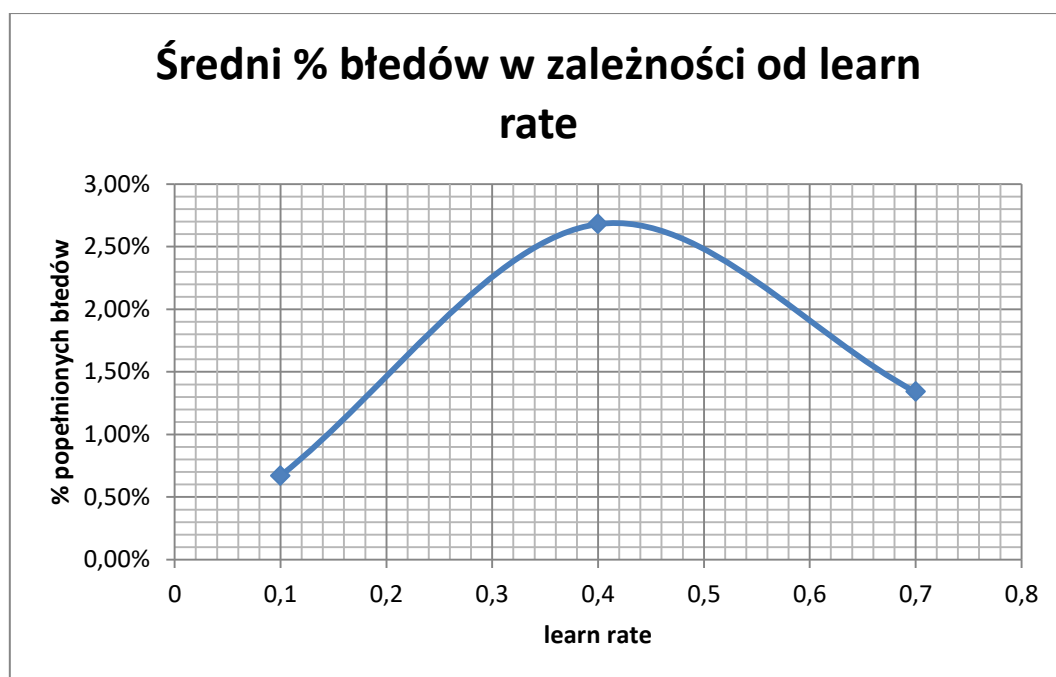
	%błędów w zależności od learn rate		
nr testu	0,1	0,4	0,7
1	0,00%	0,00%	6,70%
2	0,00%	6,70%	0,00%
3	6,70%	6,70%	0,00%
4	0,00%	0,00%	0,00%
5	0,00%	0,00%	0,00%
6	0,00%	6,70%	0,00%
7	0,00%	0,00%	0,00%
8	0,00%	0,00%	0,00%
9	0,00%	0,00%	0,00%
10	0,00%	6,70%	6,70%
ŚREDNIO	0,67%	2,68%	1,34%

Na tabeli 1 mamy zestawione błędy uczenia dla różnych współczynników uczenia dla każdego testu oraz obliczoną średnią. Możemy zauważyć, że najmniejszy % błędów otrzymano dla kroku uczenia 0,1.

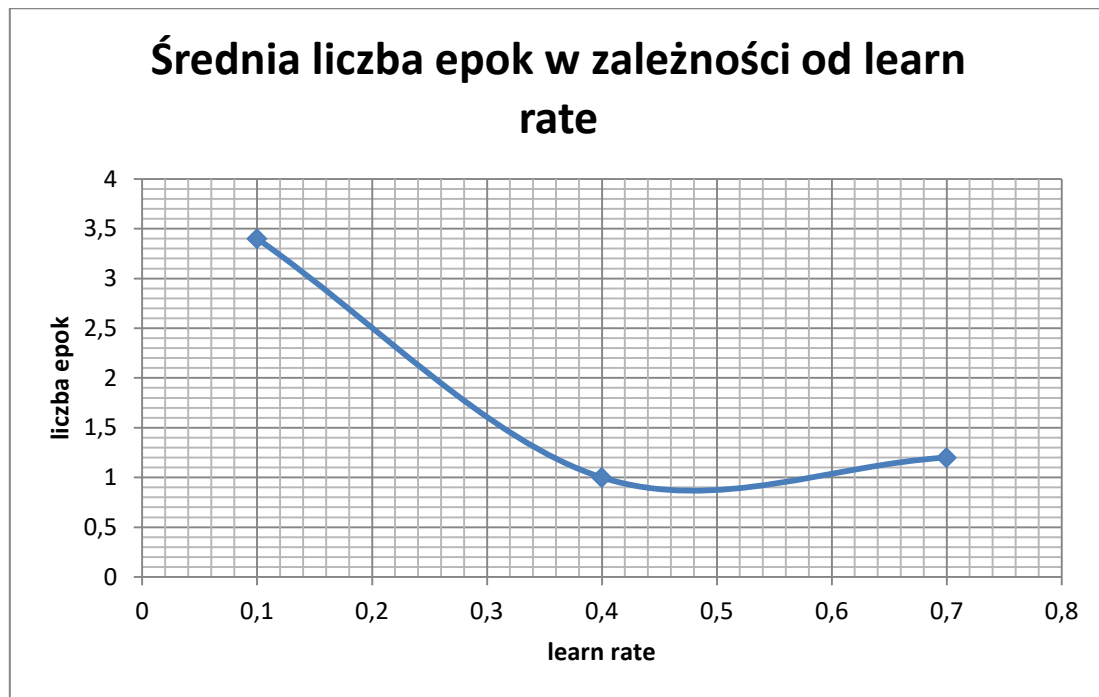
Tabela 2. Zbiorcze zestawienie liczby epok.

	liczba epok w zależności od learn rate		
nr testu	0,1	0,4	0,7
1	12	1	1
2	3	1	1
3	2	1	1
4	1	1	1
5	1	1	1
6	5	1	1
7	1	1	1
8	1	1	1
9	4	1	2
10	4	1	2
ŚREDNIO	3,4	1	1,2

Na tabeli 2 mamy zebrane wyniki liczby epok w zależności od learn rate. Dostrzec można, że sieć uczyła się dłużej dla learn rate 0,1 w porównaniu z 0,4 i 0,7.

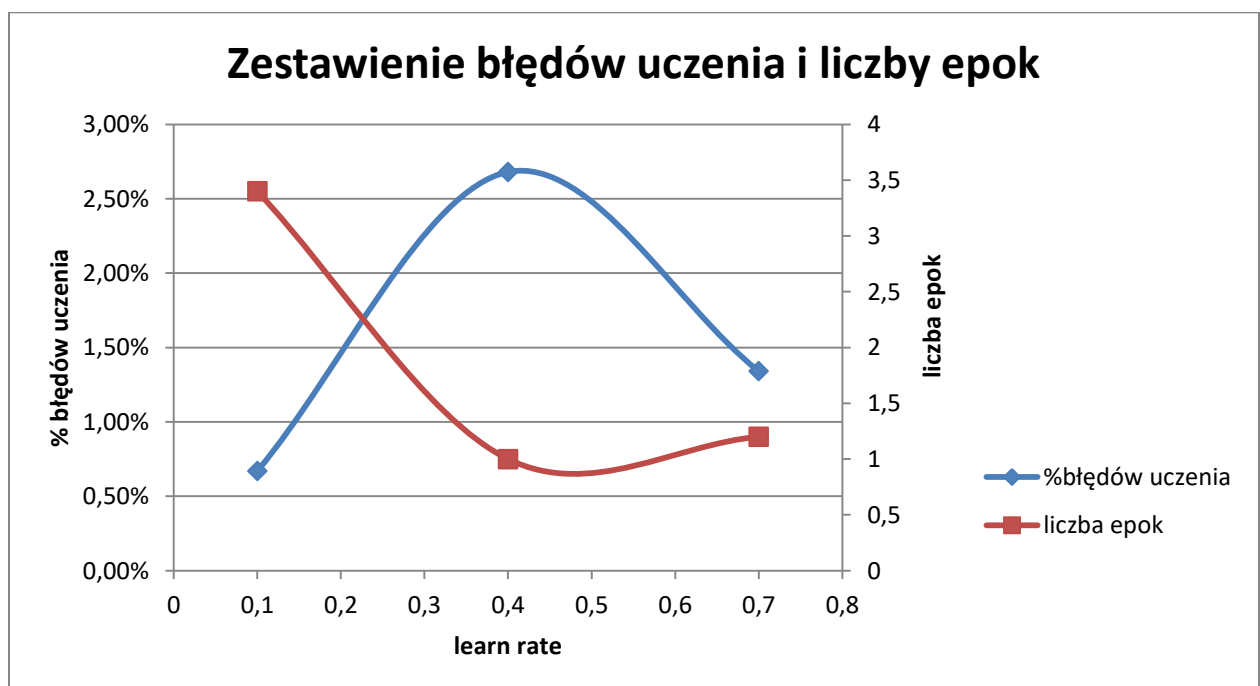


Na powyższym wykresie widzimy, że najmniejszy średni % błędów osiągnął przy learn rate 0,1. Następnie ilość błędów znacznie wzrosła przy 0,4. Spowodowane może być to faktem, iż sieć uczyła się mniej dokładnie.



Na powyższym wykresie widać jak wraz ze wzrostem learn rate średnia liczba epok spada. Ma to związek oczywiście z tym, że przy wyższym kroku uczenia sieć jest w stanie szybciej dojść do rozwiązania.

Spoglądając na dwa powyższe wykresy zauważyć można pewną zależność. Przy learn rate 0,4 nasza sieć nauczyła się najszybciej jednak myliła się ona częściej niż w innych przypadkach. Zaś przy learn rate 0,1 sieć uczyła się najdłużej lecz średni % popełnianych błędów był najniższy. Może mieć to związek z faktem, że przy większej liczbie epok sieć była w stanie nauczyć się bardziej szczegółowo. Zależność tą przedstawiono na poniższym wykresie.



Widać odwrotną proporcjonalność liczby epok do % błędów uczenia.

## 5. Sformułowanie wniosków.

Na podstawie uzyskanych wyników, można wnioskować, że sieć Kohonena z algorytmem uczenia WTA świetnie nadaje się do problemu odróżniania kwiatów. Sieć szybko się uczyła a błędy przez nią popełniane były na bardzo niskim poziomie. Najlepsze wyniki osiągnęły przy learn rate równym 0,1 co może oznaczać, że była to optymalna wartość. Dla wyższych współczynników osiągnęły gorsze rezultaty.

Ważne było aby dane uczące były znormalizowane, ponieważ w przeciwnym razie zwycięzcą prawie zawsze w kolejnych epokach byłby ten sam neuron z powodu faktu, że po pierwszej modyfikacji wag, wektor wagowy zwycięzcy byłby dużo bliżej rozwiązania niż reszty neuronów, których to wektory początkowo znajdowały się w dużej odległości od wektorów uczących. Dzięki normalizacji wektory wszystkich wag znajdowały się w otoczeniu danych uczących od początku.

## 6. Listing kodu

```
6  import java.util.Random;
7
8  /**
9   *
10  * @author Szysz
11  */
12  public class WinnerTakesAllNeuron {
13
14      private int noi;          //ilość wejść
15      private double[] w;      //wagi
16
17      public WinnerTakesAllNeuron(int numbers_of_inputs) {
18          noi = numbers_of_inputs;
19          w = new double[noi];
20
21          for (int i = 0; i < noi; i++) {
22              w[i] = new Random().nextDouble(); //wagi początkowe są losowane w zakresie od 0 do 1
23          }
24      }
25
26      //uczenie poprzez zmniejszenie odległości między wektorem wag a zadany wektorem
27      public void learn(double[] x, double lr) {
28
29          for (int i = 0; i < noi; i++) {
30              w[i] += lr * (x[i] - w[i]); //modyfikacja wag
31          }
32      }
33
34      //zwraca wektor wag
35      public double[] getW() {
36          return w;
37      }
38
39  }
40
```

```

*
* @author Szysz
*/
public class LearningDataSet {

    //tablica z danymi uczącymi
    public static double[][][] flowerLearn = {
        {
            {0.809246635, 0.5446852351, 0.217874094, 0.0311248706},
            {0.8281328734, 0.5070201266, 0.2366093924, 0.0338013418},
            {0.8053330754, 0.5483118811, 0.2227517017, 0.0342694926},
            {0.8000302475, 0.5391508189, 0.2608794285, 0.0347839238},
            {0.7904706124, 0.5691388409, 0.2213317715, 0.0474282367},
            {0.7841749863, 0.5663486012, 0.2468699031, 0.058087036},
            {0.7801093557, 0.5766025673, 0.2374245865, 0.0508766971},
            {0.8021849185, 0.5454857446, 0.2406554756, 0.0320873967},
            {0.8064236562, 0.5315065006, 0.2565893451, 0.0366556207},
            {0.81803119, 0.5175299366, 0.2504177112, 0.0166945141},
            {0.8037351881, 0.5507074437, 0.2232597745, 0.0297679699},
            {0.7869910029, 0.5574519604, 0.2623303343, 0.0327912918},
            {0.8230721776, 0.514420111, 0.2400627185, 0.017147337},
            {0.802512599, 0.559892511, 0.2052939207, 0.0186630837},
            {0.8112086464, 0.5594542389, 0.1678362717, 0.0279727119},
            {0.7738111103, 0.5973278746, 0.2036345027, 0.0543025341},
            {0.794289441, 0.5736534852, 0.1912178284, 0.0588362549},
            {0.8032741237, 0.5512665555, 0.2205066222, 0.047251419},
            {0.806828203, 0.5378854687, 0.2406329728, 0.0424646423},
            {0.7796488324, 0.5809148163, 0.2293084801, 0.045861696},
            {0.8173378965, 0.5146201571, 0.2573100785, 0.0302717739},
            {0.7859185787, 0.5701762238, 0.2311525231, 0.0616406728},
            {0.775770746, 0.6071249316, 0.1686458143, 0.0337291629},
            {0.8059779151, 0.5215151215, 0.268659305, 0.0790174427},
            {0.7761140001, 0.5497474167, 0.3072117917, 0.0323380833},
            {0.8264745061, 0.4958847037, 0.264471842, 0.0330589802},
            {0.7977820578, 0.5424917993, 0.2552902585, 0.0638225646},
            {0.806419649, 0.5427824561, 0.2326210526, 0.0310161403},
            {0.8160942667, 0.5336000975, 0.2197176872, 0.031388241},
            {0.7952406381, 0.5414404345, 0.2707202172, 0.0338400272},
            {0.8084658442, 0.5221341911, 0.2694886147, 0.0336860768},
            {0.8222502813, 0.5177131401, 0.2284028559, 0.0609074282},
            {0.7657831085, 0.6037905278, 0.2208989736, 0.0147265982},
            {0.7786744728, 0.5946241429, 0.1982080476, 0.0283154354},
            {0.8176894181, 0.5173137135, 0.2503130872, 0.0333750783},
            {0.8251229525, 0.5280786896, 0.1980295086, 0.0330049181},
            {0.826997544, 0.5262711644, 0.1954721468, 0.030072638},
            {0.7852322109, 0.5769052978, 0.2243520603, 0.0160251472},
            {0.8021241325, 0.5469028176, 0.236991221, 0.0364601878}
        }, //setosa
    }
}

```

```
//tablica z danymi testujacymi
public static double[][][] flowerTest = {
    {
        {0.8077956849, 0.5385304566, 0.2375869661, 0.0316782622},
        {0.8003330078, 0.5602331055, 0.208086582, 0.0480199805},
        {0.8609385733, 0.4400352708, 0.2487155878, 0.0573959049},
        {0.7860903755, 0.5717020913, 0.2322539746, 0.0357313807},
        {0.788894791, 0.5522263537, 0.2524463331, 0.0946673749},
        {0.766938972, 0.5714447242, 0.2857223621, 0.0601520762},
        {0.8221058465, 0.5138161541, 0.2397808719, 0.0513816154},
        {0.7772909267, 0.5791579454, 0.243855977, 0.0304819971},
        {0.7959478212, 0.5537028322, 0.2422449891, 0.034606427},
        {0.7983702483, 0.5573528148, 0.2259538439, 0.0301271792}
    }, //setosa

    {
        {0.747141937, 0.3396099714, 0.5433759542, 0.1765971851},
        {0.7326039145, 0.3602970072, 0.552455411, 0.1681386033},
        {0.7626299404, 0.341868594, 0.525951683, 0.1577855049},
        {0.7698687947, 0.3541396456, 0.5081134045, 0.1539737589},
        {0.7354428354, 0.3545885099, 0.5515821266, 0.1707278011},
        {0.7323961773, 0.3854716722, 0.5396603411, 0.1541886689},
        {0.7344604664, 0.3736728689, 0.5411813963, 0.1675085274},
        {0.7572810335, 0.3542120963, 0.5252110393, 0.1587847328},
        {0.7233711848, 0.3419572873, 0.5786969478, 0.1578264403},
        {0.7825805423, 0.3836179129, 0.4603414955, 0.1687918817}
    }, //versicolor

    {
        {0.6999703739, 0.3238668894, 0.5850498648, 0.2507356563},
        {0.690525124, 0.3214513508, 0.6071858849, 0.2262065061},
        {0.691935021, 0.3256164805, 0.6003553859, 0.2340368453},
        {0.6891487079, 0.3394314531, 0.5862906918, 0.2571450403},
        {0.7215572479, 0.3230853349, 0.5600145805, 0.2476987567},
        {0.7296535933, 0.2895450767, 0.5790901534, 0.2200542583},
        {0.7165389871, 0.3307103017, 0.5732311897, 0.2204735345},
        {0.6746707199, 0.3699807173, 0.5876164334, 0.2502810735},
        {0.7333788618, 0.3294890538, 0.542062637, 0.2444596206},
        {0.6902591586, 0.3509792332, 0.5966646964, 0.2105875399}
    } //virginica
};
}
```

```

1  /**
2   * Copyright (C) 2018 Szysz
3   */
4  package kohonen;
5
6  /**
7   *
8   * @author Szysz
9   */
10 public class Main {
11
12     private static double learningRate = 0.7;           //współczynnik uczenia się
13     private static int numberOfInputs = 4;              //ilość wejść
14     private static int numberOfNeurons = 200;           //liczba neuronów
15     private static int numberOfFlowers = 3;             //liczba kwiatów
16     private static int numberOfLearnSamples = 15;       //liczba danych uczących dla każdego kwiatu
17     private static int numberOfTestSamples = 5;         //liczba danych testujących dla każdego kwiatu
18     private static int learnLimit = 10000;             //maksymalny próg epok uczenia
19
20     public static void main(String[] args) {
21
22         int successCounter = 0;           //licznik prób uczenia zakończonych powodzeniem
23         int unsuccessCounter = 0;         //licznik prób uczenia zakończonych niepowodzeniem
24
25         while (successCounter != 10 && unsuccessCounter != 100) {
26
27             WinnerTakesAllNeuron[] kohonens = new WinnerTakesAllNeuron(numberOfNeurons);
28             for (int i = 0; i < numberOfNeurons; i++) {
29                 kohonens[i] = new WinnerTakesAllNeuron(numberOfInputs);
30             }
31
32             int ages = learn(kohonens);
33
34             if (ages != learnLimit) {
35                 successCounter++;
36
37                 int winner;
38
39                 System.out.println("PO UCZENIU");
40                 for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
41                     winner = getWinner(kohonens, LearningDataSet.flowerLearn[i][0]);
42                     System.out.println("Flower[" + i + "] winner = " + winner);
43                 }
44                 System.out.println();
45
46                 System.out.println("PO TESTOWANIU");
47                 for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
48                     for (int j = 0; j < numberOfTestSamples; j++) {
49                         winner = getWinner(kohonens, LearningDataSet.flowerTest[i][j]);
50                         System.out.println("Flower[" + i + "][" + j + "] test winner = " + winner);
51                     }
52                     System.out.println();
53                 }
54                 System.out.println();
55
56                 System.out.println("Ilość epok = " + ages + "\n\n");
57             } else {
58                 unsuccessCounter++;
59             }
60         }
61         System.out.println("\nIlość niepowodzeń = " + unsuccessCounter);
62     }
63
64     //uczenie sieci
65     private static int learn(WinnerTakesAllNeuron[] kohonens) {
66
67         int counter = 0;
68         int winner;
69
70         int[][] winners = new int[numberOfFlowers][numberOfLearnSamples];
71         for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
72             for (int j = 0; j < numberOfLearnSamples; j++) {
73                 winners[i][j] = -1;
74             }
75         }
76
77         while (!isUnique(winners)) { //dopóki sieć się nauczy
78
79             //uczmy sieć po kolei każdy kwiat z każdego gatunku
80             for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
81                 for (int j = 0; j < numberOfLearnSamples; j++) {
82                     winner = getWinner(kohonens, LearningDataSet.flowerLearn[i][j]);
83                     kohonens[winner].learn(LearningDataSet.flowerLearn[i][j], learningRate);
84                 }
85             }
86

```



```

87 //po zakończeniu epoki pobieramy zwycięzców
88 for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
89     for (int j = 0; j < numberOfLearnSamples; j++) {
90         winners[i][j] = getWinner(kohonens, LearningDataSet.flowerLearn[i][j]);
91     }
92 }
93
94 //jeśli ilość prób nauczania osiągnie limit to uczenie uznajemy za nieudane i kończymy
95 if (++counter == learnLimit) {
96     break;
97 }
98 }
99
100 return counter;
101 }
102
103 //sprawdza czy sieć jest już nauczona
104 private static boolean isUnique(int[][] winners) {
105
106     //czy kwiaty danego gatunku mają tylko jednego zwycięzcę
107     for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
108         for (int j = 1; j < numberOfLearnSamples; j++) {
109             if (winners[i][0] != winners[i][j]) {
110                 return false;
111             }
112         }
113     }
114
115     //czy zwycięzca każdego z gatunków różni się od zwycięzców pozostałych gatunków
116     for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
117         for (int j = 0; j < numberOfFlowers; j++) {
118             if (i != j) {
119                 if (winners[i][0] == winners[j][0]) {
120                     return false;
121                 }
122             }
123         }
124     }
125
126     return true;
127 }
128
129 //zwraca zwycięzcę dla danego kwiatu
130 private static int getWinner(WinnerTakesAllNeuron[] kohonens, double[] vector) {
131
132     int winner = 0;
133     double minDistance = distanceBetweenVectors(kohonens[0].getW(), vector);
134
135     //sprawdza który neuron jest zwycięzcą
136     //miarą zwycięstwa jest odległość między wektorem wag neuronu a wektorem cech kwiatu
137     for (int i = 0; i < numberOfNeurons; i++) {
138         if (distanceBetweenVectors(kohonens[i].getW(), vector) < minDistance) {
139             winner = i;
140             minDistance = distanceBetweenVectors(kohonens[i].getW(), vector);
141         }
142     }
143
144     return winner;
145 }
146
147 //zwraca odległość między zadanymi wektorami
148 public static double distanceBetweenVectors(double[] vector1, double[] vector2) {
149
150     double suma = 0.0;
151
152     for (int i = 0; i < vector1.length; i++) {
153         //suma += Math.pow( vector1[i] - vector2[i], 2 ); //miara Euklidesowa
154         suma += Math.abs(vector1[i] - vector2[i]); //miara Manhattan
155     }
156
157     return Math.sqrt(suma);
158 }
159
160 }

```

## 7. Bibliografia:

Stanisław Osowski – Sieci neuronowe do przetwarzania informacji, ISBN 83-7207-615-4

<http://uni-obuda.hu/users/fuller.robert/winner.pdf>

[https://en.wikipedia.org/wiki/Iris\\_flower\\_data\\_set](https://en.wikipedia.org/wiki/Iris_flower_data_set)

[http://www.michalbereta.pl/dydaktyka/WdoSI/lab\\_neuronowe\\_II/Sieci\\_Neuronowe\\_2%20Sieci%20Kohonena.pdf](http://www.michalbereta.pl/dydaktyka/WdoSI/lab_neuronowe_II/Sieci_Neuronowe_2%20Sieci%20Kohonena.pdf)