Konrad Tabiś

Laboratorium nr 5

Sprawozdanie - Podstawy Sztucznej Inteligencji – Scenariusz 5

Temat ćwiczenia: Budowa i działanie sieci Kohonena dla WTA.

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

### 1) Syntetyczny opis budowy użytej sieci i algorytmu uczenia.

Reguła Kohonena opiera się na mechanizmie współzawodnictwa między neuronami.

Wagi każdego neuronu tworzą wektor  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, ..., w_{iN}]^T$ . Przy założeniu normalizacji wektorów wejściowych, we współzawodnictwie wygrywa neuron, którego wagi najmniej różnią się od odpowiednich składowych tego wektora. Zwycięski neuron spełnia relację:

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{w}_w) = \min_{1 \leq i \leq n} d(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i)$$

Gdzie d(x, w) oznacza odległość w sensie wybranej metryki między wektorem  $\mathbf{x}$  i wektorem  $\mathbf{w}$  a  $\mathbf{n}$  to ilość neuronów. Podczas ćwiczenia do obliczania odległości między wektorami użyłem miary według normy  $L_1$  (Mahnattan):

$$d_m(\mathbf{x},\mathbf{y}) = \sum_{k=1}^n |x_k - y_k|.$$

W strategii WTA zmiana wag dotyczy tylko neuronu zwycięzcy wg zależności:

$$\mathbf{w}_i(k+1) = \mathbf{w}_i(k) + \eta_i(k)[\mathbf{x} - \mathbf{w}_i(k)]$$

Neurony przegrywające konkurencję nie zmieniają swoich wag.

Ważną rolę odgrywa nadmiarowość danych uczących. Wielokrotne powtórzenia podobnych wzorców stanowią "bazę wiedzy", z której odpowiednią drogą wyciągane są wnioski decyzyjne. Do uczenia sieci użyłem zestawu danych istotnych cech kwiatów zaczerpniętych z Wikipedii. Były to wektory złożone z czterech składowych, które poddałem procesowi normalizacji. Normalizacja polega na podzieleniu każdej ze składowej wektora przez długość tego wektora:

$$\hat{u} = rac{ec{u}}{||ec{u}||}$$

Dane uczące zostały poddane normalizacji. Jeśli jednak chodzi o wektory wag neuronów, to nie musiały one być już później normalizowane w procesie uczenia, ponieważ przy znormalizowanych wektorach uczących  $\mathbf{x}$ , wektory wag – nadążając za nimi – stają się automatycznie znormalizowane.

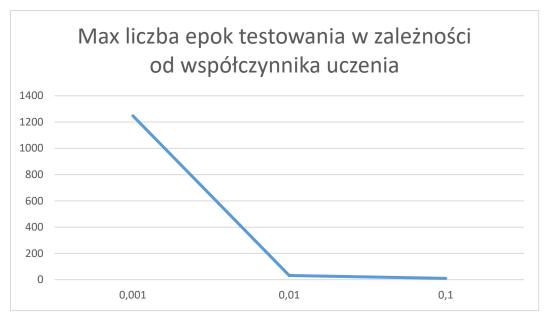
Dodatkowo podczas ćwiczenia użyłem sporej nadmiarowości jeśli chodzi o ilość neuronów. Było to konieczne, ponieważ inicjalizacja wag sieci jest losowa, tak więc część neuronów możne znaleźć się w strefie, w której nie ma danych lub ich liczba jest znikoma. Neurony takie mają niewielkie szanse na zwycięstwo i zwane są neuronami martwymi.

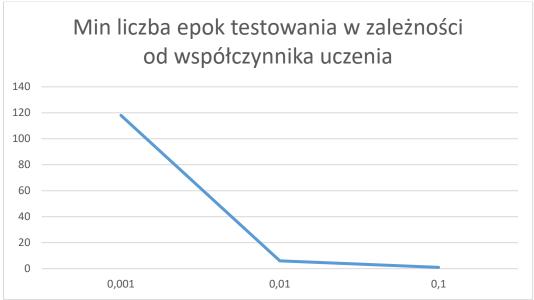
### 2) Zestawienie otrzymanych wyników

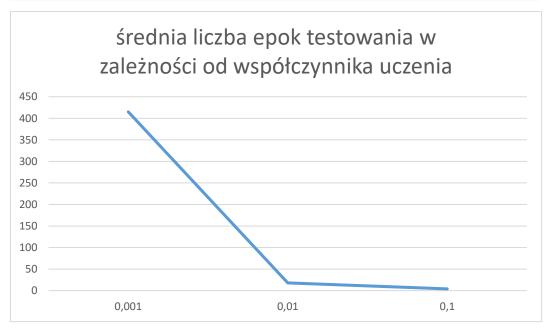
Jako dane uczące wykorzystałem zestaw istotnych cech kwiatów, które zaczerpnąłem z Wikipedii. Każdy kwiat to wektor składający się z czterech składowych. Do nauki wybrałem 15 kwiatów dla każdego z 3 gatunków. Do testowania wybrałem po 5 kwiatów dla każdego gatunku. Uczenie przeprowadziłem po 10 razy dla 3 różnych współczynników uczenia: 0.1, 0.01 oraz 0.001. W procesie uczenia brało udział 200 neuronów. Poniżej przedstawiam wyniki:

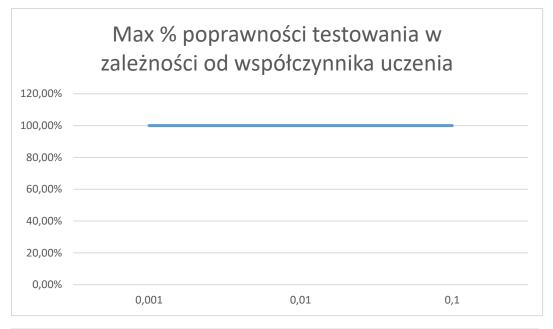
	Learning rate	0,1	0,01	0,001
	Poprawność testowania [%]	100,00%	93,33%	93,33%
1	Ilość epok	2	6	230
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
2	Ilość epok	3	17	250
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
3	Ilość epok	1	32	263
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
4	Ilość epok	9	23	725
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
5	Ilość epok	1	22	169
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
6	Ilość epok	2	10	1248
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
7	Ilość epok	6	19	118
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
8	Ilość epok	3	26	156
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
9	Ilość epok	10	18	868
	Poprawność testowania [%]	100,00%	100,00%	100,00%
10	Ilość epok	4	6	123

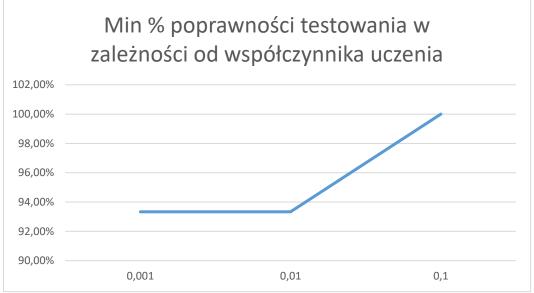
Współczynnik uczenia	0,1	0,01	0,001
Min % poprawności	100,00%	93,33%	93,33%
Max % poprawności	100,00%	100,00%	100,00%
Średni % poprawności	100,00%	99,33%	99,33%
Min liczba epok	1	6	118
Max liczba epok	10	32	1248
Średnia liczba epok	4,1	17,9	415

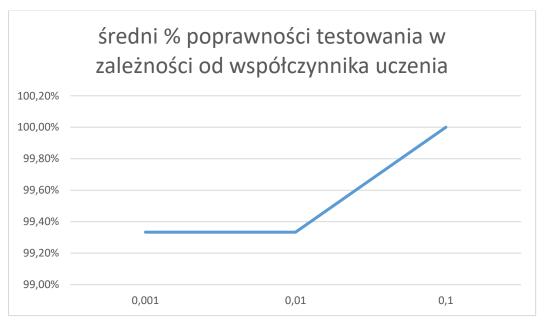












# 3) Analiza i dyskusja błędów uczenia i testowania oraz wyłonionych cech dla wyników opracowanej sieci w zależności od wartości współczynnika uczenia.

Jak widać w powyższej tabeli, ilość epok jaka była potrzebna do nauczenia sieci znacząco różniła się w poszczególnych przypadkach. Tak więc jeśli chodzi o szybkość uczenia, widać, że nie jest to dobra miara ocenienia jakości uczenia sieci, gdyż jest to spowodowane wyłącznie początkowymi wartościami wag neuronów, a te są losowe. Jeśli jednak spojrzeć na wykresy, to widać, że zarówno jeśli chodzi o wartości maksymalne, minimalne czy też średnie, wraz ze wzrostem współczynnika uczenia, wartość liczby epok potrzebnych do nauczenia sieci stale spada.

Jeśli chodzi o dobór współczynnika uczenia, to ma on jednak znaczenie. Na powyższych wynikach widać, że najlepsze wyniki uzyskane zostały przy współczynniku uczenia równym 0.1, gdzie poprawność testowania danych zawsze wynosiła 100%. W pozostałych dwóch przypadkach nie mamy 100% poprawności.

#### 4) Wnioski.

Na podstawie powyższych wyników można wnioskować, iż najlepsze wyniki można uzyskać stosując wyższy współczynnik uczenia, ponieważ sieć ze współczynnikiem uczenia równym 0.1 zawsze uzyskiwała 100% skuteczności podczas testowania. Działo się tak dlatego, że większy współczynnik uczenia oznacza szybsze zbliżanie się do siebie wektorów po modyfikacji wag zwycięskiego neuronu. Jednak oczywiście zbyt duży współczynnik uczenia może negatywnie wpłynąć na wyniki.

Bardzo ważnym elementem całego procesu była normalizacja danych uczących. Dane tak naprawdę są wektorami N-wymiarowymi, a sam proces uczenia polega na wyłonieniu neuronu, którego wektor wag jest najbliższy do zadanego wektora uczącego, po czym następuje modyfikacja wag tego neuronu, w taki sposób, aby odległość między wektorami uległa zmniejszeniu. Jeśli dane nie byłyby znormalizowane to sam proces uczenia nie miał by sensu. Zwycięzcą prawie zawsze byłby ten sam neuron, ponieważ początkowe wagi neuronów mieszczą się w zakresie <0, 1>. Tak więc w przypadku gdzie wektory uczące są w przestrzeni N-wymiarowej oddalone w znacznej odległości od wektorów wagowych neuronów, to pierwszy neuron zwycięzca po modyfikacji swojego wektora wag zbliżyłby się do wektorów uczących pozostawiając całą resztę neuronów w tyle, a w każdej kolejnej epoce to właśnie on byłby wyłoniony jako zwycięzca. Należało więc znormalizować dane, tak aby wektory wag wszystkich neuronów znajdywały się w otoczeniu danych uczących od samego początku.

Jeśli chodzi o sam proces testowania, to widać, iż podczas testów rzadko pojawiał się jakiś błąd. Zawdzięczamy to odpowiednio dużej ilości danych uczących.

5) Listing z komentarzami całego kodu programu lub zrzuty konfiguracji i wykorzystania programu z opisem.

```
public class MainKohonenWTA {
 private static double learningRate = 0.1; //współczynnik uczenia się
 private static int numberOfInputs = 4;
                                        //ilość wejść
 private static int numberOfNeurons = 200; //liczba neuronów
 private static int numberOfFlowers = 3;
                                             //liczba kwiatów
 private static int numberOfLearnSamples = 15; //liczba danych uczących dla każdego kwiatu
 private static int numberOfTestSamples = 5;
                                              //liczba danych testujacych dla każdego kwiatu
 private static int learnLimit = 10000; //maksymalny próg epok uczenia
 public static void main ( String[] args ) {
   int successCounter = 0;
                             //licznik prób uczenia zakończonych powodzeniem
   int unsuccesCounter = 0; //licznik prób uczenia zakończonych niepowodzeniem
   while ( successCounter != 10 && unsuccesCounter != 100 ) {
     KohonenWTA[] kohonens = new KohonenWTA[numberOfNeurons];
     for (int i = 0; i < numberOfNeurons; i++)
      kohonens[i] = new KohonenWTA( numberOfInputs );
     int ages = learn( kohonens );
     if ( ages != learnLimit ) {
      successCounter++;
      int winner;
      System.out.println( "PO UCZENIU" );
      for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
        winner = getWinner( kohonens, Flower.flowerLearn[i][0] );
        System.out.println( "Flower[" + i + "] winner = " + winner );
      System.out.println();
      System.out.println( "PO TESTOWANIU" );
      for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
        for (int j = 0; j < numberOfTestSamples; j++) {
         winner = getWinner( kohonens, Flower.flowerTest[i][j] );
         System.out.println( "Flower[" + i + "][" + j + "] test winner = " + winner );
        System.out.println();
      System.out.println();
```

```
System.out.println("losć epok = " + ages + "\n\n");
   }
   else unsuccesCounter++;
 }
 System.out.println( "\nllość niepowodzeń = " + unsuccesCounter );
}
//uczenie sieci
private static int learn ( KohonenWTA[] kohonens ) {
 int counter = 0;
 int winner;
 int[][] winners = new int[numberOfFlowers][numberOfLearnSamples];
 for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++)
   for (int j = 0; j < numberOfLearnSamples; j++)
     winners[i][j] = -1;
 while (! isUnique( winners ) ) { //dopóki sieć się nauczy
   //uczymy sieć po kolei każdy kwiat z każdego gatunku
   for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++) {
    for (int j = 0; j < numberOfLearnSamples; j++) {
      winner = getWinner( kohonens, Flower.flowerLearn[i][j] );
      kohonens[winner].learn(Flower.flowerLearn[i][j], learningRate);
    }
   }
   //po zakończeniu epoki pobieramy zwycięzców
   for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++)
    for ( int j = 0; j < numberOfLearnSamples; j++ )</pre>
      winners[i][j] = getWinner( kohonens, Flower.flowerLearn[i][j] );
   //jeśli ilość prób nauczenia osiągnie limit to uczenie uznajemy za nieudane i kończymy
   if ( ++ counter == learnLimit )
     break;
 }
 return counter;
//sprawdza czy sieć jest już nauczona
private static boolean isUnique ( int[][] winners ) {
```

```
//czy kwiaty danego gatunku mają tylko jednego zwycięzce
  for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++)
   for ( int j = 1; j < numberOfLearnSamples; j++ )</pre>
     if ( winners[i][0] != winners[i][j] )
      return false;
 //czy zwycięzca każdego z gatunków różni się od zwycięzców pozostałych gatunków
 for (int i = 0; i < numberOfFlowers; i++)
   for (int j = 0; j < numberOfFlowers; j++)
     if ( i != j )
      if ( winners[i][0] == winners[j][0] )
        return false;
 return true;
}
//zwraca zwycięzcę dla danego kwiatu
private static int getWinner ( KohonenWTA[] kohonens, double[] vector ) {
  int winner = 0;
  double minDistance = distanceBetweenVectors( kohonens[0].getW(), vector );
 //sprawdza który neuron jest zwycięzcą
 //miarą zwycięztwa jest odległość między wektorem wag neuronu a wektorem cech kwiatu
 for (int i = 0; i < numberOfNeurons; i++) {
   if ( distanceBetweenVectors( kohonens[i].getW(), vector ) < minDistance ) {
     winner = i;
     minDistance = distanceBetweenVectors( kohonens[i].getW(), vector );
   }
 }
 return winner;
}
//zwraca odległość między zadanymi wektorami
public static double distanceBetweenVectors ( double[] vector1, double[] vector2 ) {
  double suma = 0.0;
 for (int i = 0; i < vector 1.length; i++) {
   //suma += Math.pow( vector1[i] - vector2[i], 2 ); //miara Euklidesowa
   suma += Math.abs( vector1[i] - vector2[i] ); //miara Manhattan
 return Math.sqrt( suma );
}
```

}

```
import java.util.Random;
public class KohonenWTA {
                  //ilość wejść
 private int noi;
 private double[] w;
                       //wagi
 public KohonenWTA ( int numbers_of_inputs ) {
   noi = numbers_of_inputs;
   w = new double[noi];
   for (int i = 0; i < noi; i++)
    w[i] = new Random().nextDouble(); //wagi początkowe sa losowane w zakresie od 0 do 1
 }
 //uczenie poprzez zmniejszenie odległości między wektorem wag a zadanym wektorem
 public void learn ( double[] x, double Ir ) {
   for (int i = 0; i < noi; i++)
    w[i] += Ir * (x[i] - w[i]);
 }
 //zwraca wektor wag
 public double[] getW () {
   return w;
 }
}
public class Flower {
 //rozmiar tablicy to: [3][39][4]
 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
{
   \{0.7670110293, 0.3506336134, 0.5149931197, 0.1534022059\},
   \{0.7454975664, 0.3727487832, 0.5241779763, 0.1747259921\},
   \{0.7551928518, 0.3392895421, 0.536296373, 0.1641723591\},
   { 0.753849162, 0.3152460132, 0.548253936, 0.1781825292 },
   { 0.7581753966, 0.3265986324, 0.536554896, 0.1749635531 },
   { 0.722329618, 0.3548285843, 0.5702602248, 0.1647418427 },
   \{0.7263484574, 0.3804682396, 0.5418790079, 0.1844694495\},
   \{0.7591654715, 0.3718361493, 0.5112747053, 0.1549317289\},
   \{0.7630185276, 0.3352657167, 0.531800792, 0.1502915282\},
   \{0.7246023349, 0.3762358277, 0.5434517511, 0.195085244\},
   \{0.7692307692, 0.3076923077, 0.5384615385, 0.1538461538\},
   \{0.7392346163, 0.3758820083, 0.5262348116, 0.1879410041\},
   \{0.7889275246, 0.2892734257, 0.525951683, 0.1314879208\},
   \{0.73081412, 0.347436221, 0.5630862892, 0.1677278308\},
   \{0.7591170716, 0.3931141978, 0.4880038317, 0.1762236059\},
   { 0.7694544447, 0.3560162356, 0.5053133667, 0.1607815258 },
   \{0.7063189182, 0.3783851348, 0.5675777022, 0.1891925674\},
   \{0.756764973, 0.3522871426, 0.5349545499, 0.1304767195\},
   \{0.7644423782, 0.2712537471, 0.55483721, 0.1849457367\},
   \{0.7618518794, 0.3401124462, 0.530575416, 0.1496494763\},
   { 0.6985796007, 0.3788906309, 0.5683359464, 0.2131259799 },
   \{0.7701185383, 0.353497034, 0.5049957628, 0.1641236229\},
```

```
{ 0.7414330662, 0.2942194707, 0.5766701626, 0.1765316824 },
  \{0.7365989486, 0.3381109928, 0.5675434522, 0.1449047112\},
  \{0.7674169846, 0.3477358211, 0.5156082865, 0.155881575\},
  { 0.7678572553, 0.3490260251, 0.5119048369, 0.1628788117 },
  \{0.7646726946, 0.3148652272, 0.5397689609, 0.1574326136\},
  \{0.7408857634, 0.331739894, 0.5528998234, 0.18798594\},
  \{0.7335094873, 0.3545295855, 0.5501321155, 0.1833773718\},
  \{0.7866747377, 0.3588340909, 0.4830458915, 0.1380131119\},
  { 0.7652185485, 0.3339135485, 0.5286964517, 0.1530437097 },
  \{0.7724292478, 0.3370600354, 0.5196342212, 0.1404416814\},
  \{0.7643498123, 0.3558180161, 0.5139593566, 0.1581413405\},
  \{0.7077952503, 0.3185078626, 0.6016259627, 0.1887454001\},
  { 0.6933340942, 0.3851856079, 0.5777784118, 0.1925928039 },
  \{0.7152493551, 0.4053079679, 0.5364370163, 0.1907331613\},
  { 0.7545734059, 0.3491309788, 0.5293276131, 0.1689343446 },
  \{0.7753002086, 0.2830461079, 0.5414795108, 0.1599825827\},
  { 0.7299244279, 0.3910309435, 0.5344089561, 0.1694467422 }
}, //versicolor
  { 0.653877471, 0.3425072467, 0.6227404486, 0.2594751869 },
  { 0.690525124, 0.3214513508, 0.6071858849, 0.2262065061 },
  { 0.7149140499, 0.3020763591, 0.5940835063, 0.2114534514 },
  { 0.6927679616, 0.3188931887, 0.6157937436, 0.1979337033 },
  { 0.6861902182, 0.3167031776, 0.61229281, 0.2322489969 },
  \{0.7095370786, 0.2800804257, 0.6161769366, 0.196056298\},
  { 0.6705411756, 0.3421128447, 0.6158031204, 0.2326367344 },
  \{0.7136655737, 0.2835109813, 0.6159031663, 0.1759723332\},
  \{0.714141252, 0.2664706164, 0.6182118301, 0.1918588438\},
  { 0.6919878754, 0.3459939377, 0.5862675055, 0.2402735678 },
  { 0.7156264473, 0.3523084048, 0.5614915202, 0.220192753 },
  { 0.7157654645, 0.3019635553, 0.5927432753, 0.2124928723 },
  \{0.7171814812, 0.3164035946, 0.5800732569, 0.2214825163\},
  { 0.6925517954, 0.3037507875, 0.6075015749, 0.24300063 },
  { 0.6776792359, 0.3271554932, 0.5958903626, 0.2804189942 },
  { 0.6958988737, 0.3479494368, 0.5762912548, 0.2500886577 },
  \{0.7061047399, 0.3258944953, 0.5974732415, 0.1955366972\},
  \{0.6929909912, 0.3419955541, 0.6029921612, 0.1979974261\},
  \{0.7060061789, 0.2383916968, 0.6326548876, 0.2108849625\},
  \{0.727125848, 0.2666128109, 0.6059382067, 0.181781462\},
  \{0.7055893432, 0.3272298403, 0.5828781531, 0.2351964477\},
  { 0.6830792286, 0.3415396143, 0.597694325, 0.2439568674 },
  { 0.7148654283, 0.2599510648, 0.6220257623, 0.185679332 },
  \{0.7312246431, 0.3133819899, 0.568730278, 0.2089213266\},
  { 0.6959560109, 0.3427843039, 0.5920819794, 0.2181354661 },
  { 0.7152945332, 0.3179086814, 0.5960787777, 0.1788236333 },
  \{0.7278519544, 0.3287073342, 0.5634982873, 0.2113118577\},
  \{0.7117121386, 0.3500223633, 0.5717031933, 0.210013418\},
```

```
{ 0.6959400158, 0.3044737569, 0.6089475138, 0.2283553177 },
      { 0.7308985537, 0.304541064, 0.5887793905, 0.1624219008 },
      \{0.7276615933, 0.2753314137, 0.5998291512, 0.1868320307\},
      { 0.7157899884, 0.344304045, 0.5798804969, 0.1812126553 },
      \{0.694177465, 0.3037026409, 0.6074052819, 0.2386235036\},
      \{0.7236600468, 0.3216266875, 0.5858200379, 0.1723000111\}
      \{0.6938541359, 0.2957411071, 0.6369808461, 0.1592452115\},
      \{0.6701748441, 0.3616816619, 0.5957109725, 0.2553047025\},\
      { 0.6980479904, 0.3381169954, 0.5998849918, 0.1963259973 },
      \{0.7106690545, 0.3553345273, 0.5685352436, 0.2132007164\},
      { 0.7241525806, 0.325343913, 0.5667281066, 0.2203942637 }
   } //virginica
};
//rozmiar tablicy to: [3][10][4]
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 };
```

## Bibliografia:

- 1) <a href="http://www.michalbereta.pl/dydaktyka/WdoSI/lab">http://www.michalbereta.pl/dydaktyka/WdoSI/lab</a> neuronowe II/Sieci Neuronowe 2%20Si eci%20Kohonena.pdf
- 2) <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Iris\_flower\_data\_set">https://en.wikipedia.org/wiki/Iris\_flower\_data\_set</a>
- 3) http://galaxy.agh.edu.pl/~vlsi/Al/koho\_t/