

Scenariusz 5

Temat ćwiczenia:

Budowa i działanie sieci Kohonena dla WTA.

Cel ćwiczenia:

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

Zadania do wykonania

- a) Przygotowanie danych uczących zawierających numeryczny opis cech kwiatów.
- b) Przygotowanie (implementacja lub wykorzystanie gotowych narzędzi) sieci Kohonena i algorytmu uczenia opartego o regułę Winner Takes All (WTA).
- c) Uczenie sieci dla różnych współczynników uczenia.
- d) Testowanie sieci.

Zasada **WTA** - tylko neuron zwycięski (oznaczany indeksem c , od *conqueror*) uaktualnia swe wagi, tzn. zbliża się do wektora $x(k)$. Wagi zwycięskiego neuronu mogą zostać uaktualnione np. na podstawie wzoru Kohonena:

$$w_c(k+1) = w_c(k) + \eta(k)[x(k) - w_c(k)]$$

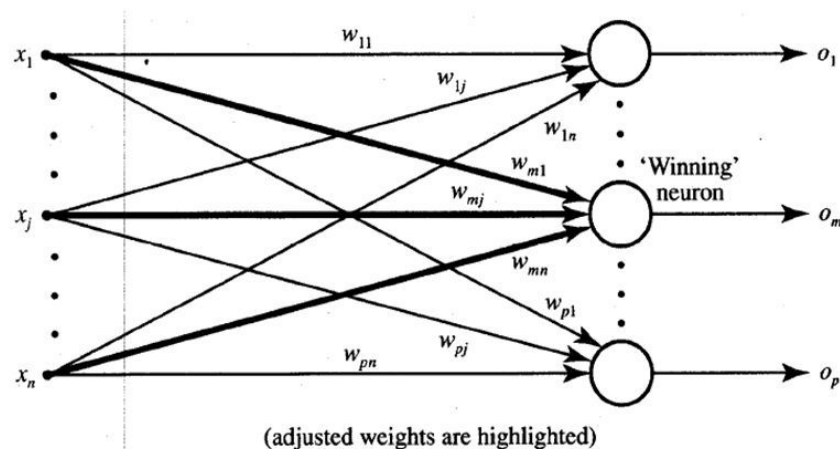
W efekcie współzawodnictwa następuje samoorganizacja procesu uczenia. Neurony dopasowują swoje wagi w ten sposób, że przy prezentacji grup wektorów wejściowych zbliżonych do siebie zwycięża zawsze ten sam neuron. Neuron, poprzez zwycięstwo we współzawodnictwie rozpoznaje swoją kategorię.

Ogólnie: Przy podaniu na wejście sieci wielu wektorów zbliżonych do siebie będzie zwyciężać ciągle ten sam neuron, w wyniku czego jego wagi będą odpowiadać uśrednionym wartościom wektorów wejściowych, dla których dany neuron był zwycięzcą. Neurony nie wygrywające nie zmieniają swoich wag – pozostają martwe.

Algorytm uczenia WTA:

1. Na wstępie przyjmuje się losowe, znormalizowane względem 1 wartości wag poszczególnych neuronów.
2. Po podaniu pierwszego wektora wejściowego x wyłaniany jest zwycięzca o numerze k .
3. Aktualizacja wag neuronu zwycięzcy (neurony przegrywające mają na wyjściu stan zero, co blokuje proces aktualizacji ich wag).

Winner-Take-All learning rules



Wektor wag neuronu zwycięzcy jest zwiększany o ułamek różnicy $x-w$, w wyniku czego w następnych krokach lepiej odtwarza rozpatrywany wektor wejściowy ($\alpha > 0$ jest dodatnim współczynnikiem, malejącym w miarę postępu nauki)

1. Listing kodu

x = cechy charakterystyczne kwiatów

```
plot(x(3,:),x(4,:),'+r');  
title('Input Vectors');  
xlabel('x(1)');  
ylabel('x(2)');  
net = competlayer(3,.1); utworzenie sieci z uczeniem WTA o 3 neuronach
```

```
w = eye(4,2)  
plot(x(3,:),x(4,:),'+r');  
hold on;
```

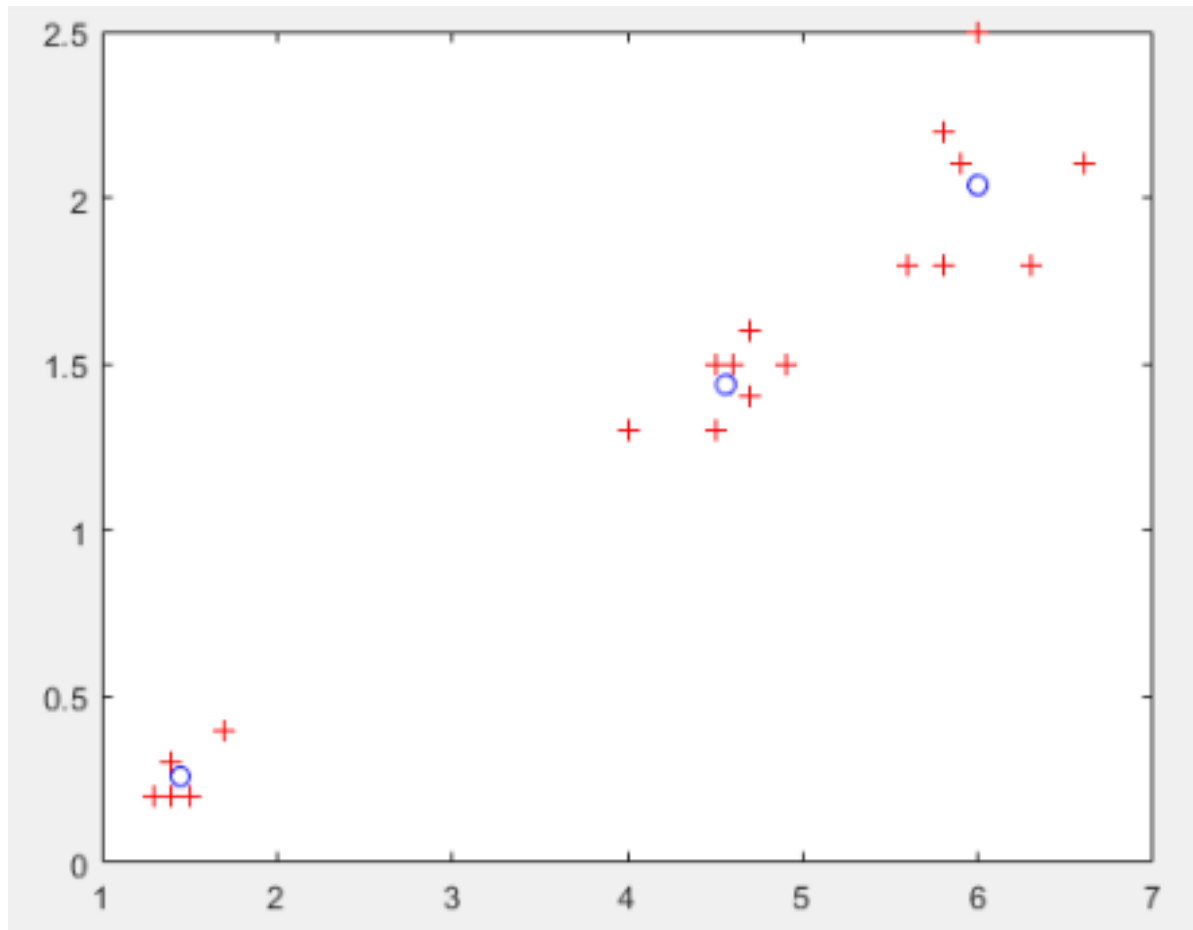
```
net.trainParam.epochs = 77;  
net = train(net,x);  
w = net.IW{1};
```

```
plot(w(:,3),w(:,4),'ob');
```

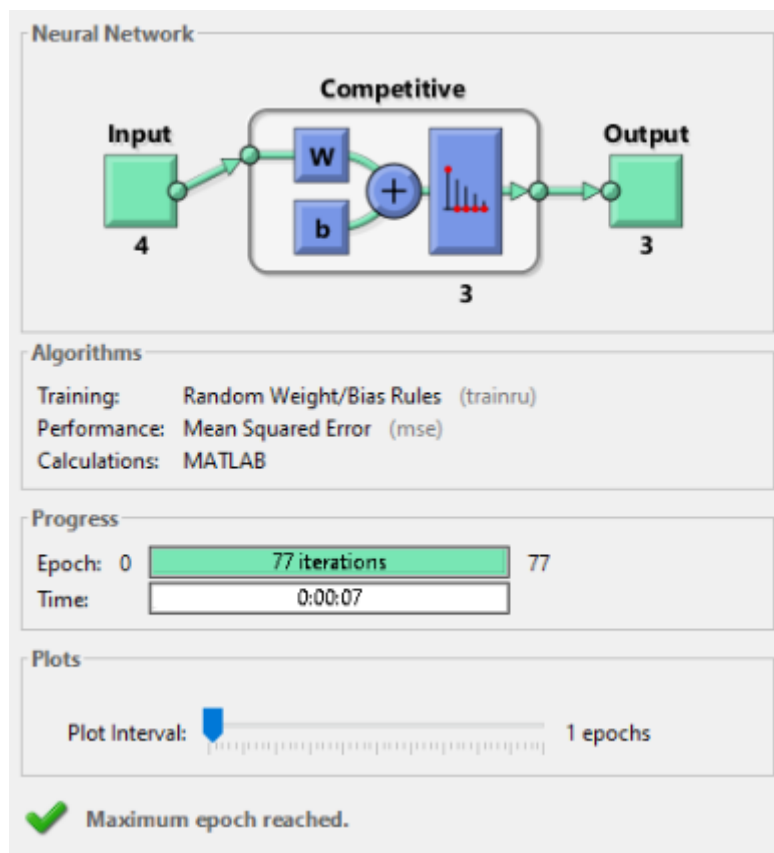
2. Wynik programu

Mapa cech istotnych roślin z 3 i 4 kolumny (czerwone krzyżyki)

Wartości 3 i 4 wagi neuronów dla podanego wzorca cech istotnych kwiatów (niebieskie kółka)



Sieć nauczyła się w zadane wcześniej 77 iteracji oraz uczyła się poprzez trainru, czyli regułą przypadkowych wartości wagi i biasu na początku.



Macierz wag wygląda następująco, dla pierwszej wartości wszystkie neurony przyjmują podobne wartości, to samo dla drugiej wartości.

Przy trzeciej i czwartej już są znacznie różne. To pozwala stwierdzić, że zestaw cech istotnych kwiatów, pozwala określić gatunek na podstawie 3ciej i 4tej kolumny.

	1	2	3	4
1	4.9195	3.4013	1.4411	0.2598
2	6.8157	2.9243	5.9761	2.0206
3	6.3326	2.9542	4.5663	1.4451
4				

W wyniku rywalizacji podczas uczenia, sieć podlega *samoorganizacji* (w każdym kroku korygowany jest tylko wektor wag najbardziej podobny do uczącego – metoda WTA)

3. Spostrzeżenia i wnioski

Algorytm WTA bardzo dobrze spisał się przy opisaniu cech dla kwiatów. To pozwala stwierdzić, że można go stosować do klasteryzacji.

W przypadku testowania sieci, podajemy cechy kwiatu, a sieć oblicza, do którego neuronu jest najmniejsza odległość.

Przy trzeciej i czwartej wartości kwiatów już są znacznie różne. To pozwala stwierdzić, że zestaw cech istotnych kwiatów, pozwala określić gatunek na podstawie 3ciej i 4tej kolumny.

Przy podaniu na wejście sieci wielu wektorów zbliżonych do siebie, zwyciężać będzie ciągle ten sam neuron, w wyniku czego jego wagi odpowiadać będą uśrednionym wartościom wektorów wejściowych, dla których dany neuron był zwycięzcą.

W wyniku takiego współzawodnictwa następuje samoorganizacja się sieci.

Neurony dopasowują swoje wagi w ten sposób, że przy prezentacji grup wektorów wejściowych zbliżonych do siebie zwycięża zawsze ten sam neuron.

W trybie pracy normalnej, odpowiedni neuron poprzez zwycięstwo we współzawodnictwie rozpoznaje swoją kategorię.