Podstawy sztucznej inteligencji Sprawozdanie ćwiczenie 6 Budowa i działanie sieci Kohonena dla WTM

Cel:

Celem ćwiczenia było poznanie budowy i działania sieci Kohonena przy wykorzystaniu reguły WTM (*Winner Takes Most*) do odwzorowania istotnych cech liter alfabetu.

Wiedza:

Sieć Kohonena jest podstawowym przykładem typu sieci samoorganizujących się – *Self-Organizing Maps* (SOM). Daje to możliwości adaptacji do wcześniej nieznanych danych wejściowych. Nie są definiowane żadne wzorce, tylko musza krystalizować się w trakcie procesu uczenia wraz z normalnym funkcjonowaniem, działanie zbliżone do ludzkiego mózgu.

Uczenie sieci tego typu polega na podawaniu na wejściach sygnałów, a następnie wybraniu w drodze konkurencji zwycięskiego neuronu, który najlepiej odpowiada wektorowi wejściowemu.

Inicjalizacja wag sieci Kohonena jest losowa. Wektory wejściowe stanowią próbę uczącą.

Działanie sieci samoorganizujących:

- Konstrukcja sygnały wejściowe opisujące charakterystyczne cechy zjawisk zachodzących w otoczeniu, aby możliwe było ich pogrupowanie przez sieć.
- Uczenie mechanizm określający dla każdego neuronu podobieństwo wag do danego sygnału wejściowego oraz wyznaczenie zwycięzcy.
- Rozpoznawanie zdolność do adaptacji wartości wag neuronu zwycięzcy i jego sąsiadów w zależności od siły, z jaką odpowiedział na dane wejściowe.

Reguła WTM (Winner Takes Most – zwycięzca bierze najwięcej) jest strategią, w której nie tylko neuron najbardziej podobny (jak w WTA – Winner Takes All), ale także jego otoczenie jest modyfikowane. Najczęściej ta modyfikacja jest zależna od odległości sąsiada od zwycięzcy. Jest używana, ponieważ metoda WTA jest słabo zbieżna, szczególnie dla dużej liczby neuronów.

Definicja sąsiedztwa jest umowna, może oznaczać bliższych jak i dalszych sąsiadów. Sąsiadujące neurony również nie muszą być bezpośrednio połączone ze zwycięzcą. W tej metodzie również (tak jak w WTA) stosuje się mechanizm zmęczenia, aby uniknąć ciągłego wygrywania przez najsilniejszy neuron.

Algorytm uczenia:

- Wygenerowanie losowo znormalizowanych wektorów wag
- Losowanie wektora X oraz obliczanie dla niego aktywacji Y dla wszystkich neuronów
- Wyszukiwanie neuronu zwyciezcy
- Zmodyfikowanie wektora wag neuronu zwycięzcy oraz sąsiedztwa oraz ich normalizacja
- Zatrzymanie algorytmu po odpowiednio dużej ilości iteracji

Zadania, które wykonałam w ramach ćwiczenia:

 Za pomocą programu Matlab oraz biblioteki Neutral Network Toolbox wygenerowałam dane uczące, przedstawiające binarną interpretację pierwszych dwudziestu liter alfabetu łacińskiego, w postaci tablicy 4x5 pikseli dla każdej litery.

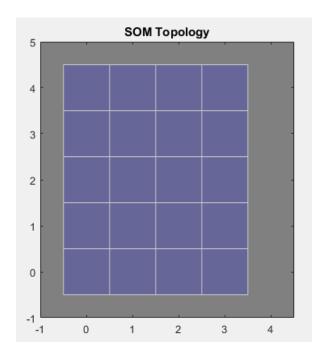
1	<u> </u>	
0 1	1 0	1 0 0 1
1 0	0 1	1 0 1 0
1 1	1 1	1 1 0 0
1 0	0 1	1 0 1 0
1 0	0 1	1 0 0 1
1 1	1 0	1 0 0 0
1 0	0 1	1 0 0 0
1 1	1 0	1 0 0 0
1 0	0 1	1 0 0 0
1 1	1 0	1 1 1 1
0 1	1 0	1 0 0 1
1 0	0 1	1 1 1 1
1 0	0 0	1 0 1 1
1 0	0 1	1 0 0 1
0 1	1 0	1 0 0 1
1 1	1 0	1 0 0 1
1 0	0 1	1 0 0 1
1 0	0 1	1 1 0 1
1 0	0 1	1 0 1 1
1 1	1 0	1 0 0 1
1 1 1 0 1 1 1 0 1 1	1 1 0 0 1 0 0 0 1 1	0 1 1 0 1 0 0 1 1 0 0 1 1 0 0 1 1 0 0 1 0 1 1 0
1 1	1 1	1 1 1 0
1 0	0 0	1 0 0 1
1 1	1 0	1 1 1 0
1 0	0 0	1 0 0 0
1 0	0 0	1 0 0 0
0 1 1 0 1 0 1 0 0 1	1 0 0 0 1 1 0 1 1 0	1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1
1 0	0 1	0 1 1 0
1 0	0 1	1 0 0 0
1 1	1 1	0 1 1 0
1 0	0 1	0 0 0 1
1 0	0 1	0 1 1 0
1 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1	1 0 0 0 0 0 0 0 1 0	1 1 1 0 0 1 0 0
1 1 0 0 0 0 1 0 1 1	1 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1	1 0 0 1 1 0 0 1 1 0 0 1 1 0 0 1 0 1 1 0
	1 0 1 1 1 1 1 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0 1 1 1 0 0 1 1 0 0 1 1 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1

Tablice z graficznym i binarnym przedstawieniem danych uczących.

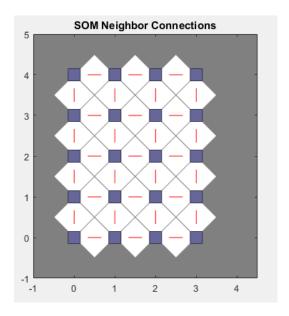
Tablice składające się z 20 pól, czarnych - 1 lub białych - 0.

Czarne pole oznacza, że w danym miejscu występuje element litery.

- Implementacja użyte metody i zmienne:
 - Zdefiniowane dane uczące w zmiennej WEJSCIE, kolejne litery postaci binarnej zapisane kolumnowo.
 - o Określenie rozmiaru tablicy przypisując dane wejściowe size(WEJSCIE).
 - Funkcja hold on do nadpisywania wykresów.
 - Funkcja grid on do wyświetlania głównych linii siatki dla bieżących osi lub wykresu.
 - Zmienna dimensions zawierająca wektor rzędów wymiarów.
 - Zmienna coverSteps z liczbą kroków szkoleniowych dla początkowego pokrycia przestrzeni wejściowej, domyślna wartość ustawiona na 100.
 - Zmienna *initNeighbor* z początkowym rozmiarem sąsiedztwa, domyślnie 3.
 - Funkcja topologii warstw topologyFcn, ustawiona na wartość gridtop, czyli topologię siatki prostokątnej.
 - Funkcja odległości neuronowej distanseFcn, ustawiona na dist, czyli funkcję wagi odległości euklidesowej.
 - Utworzenie zmiennej, do której będzie przypisywana nowa sieć neuronowa za pomocą algorytmu Kohonena z wykorzystaniem wcześniej zdefiniowanych parametrów net = selforgmap().
 - o Użycie funkcji vec2ind do konwertowania wektorów na indeksy.
- Przeprowadziłam proces uczenia i przetestowałam działanie algorytmu.
 Poniżej zamieściłam otrzymane wyniki wraz z wnioskami.



Topologia sieci Kohonena (SOM) – topologia prostokątna odpowiadająca rozmiarowi liter 4x5. Dla maksymalnej liczby epok równej 2000.

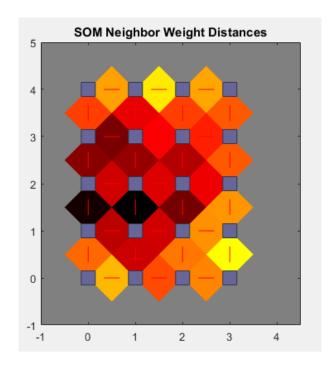


Połączenia pomiędzy poszczególnymi neuronami w sieci Kohonena (SOM), topologii prostokątnej. Sąsiedztwo pomiędzy neuronami określone jako bliskie, czyli dla bezpośrednich połączeń.

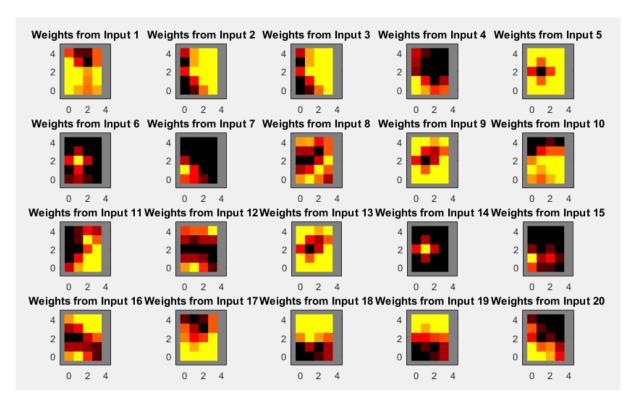
Wniosek:

Dzięki prostokątnej siatce neuronów możliwe jest tworzenie bezpośrednich połączeń pomiędzy najbliższymi, daje to mniejsze możliwości w doborze odpowiednich wag dla poszczególnych neuronów, ale ogranicza sąsiedztwo.

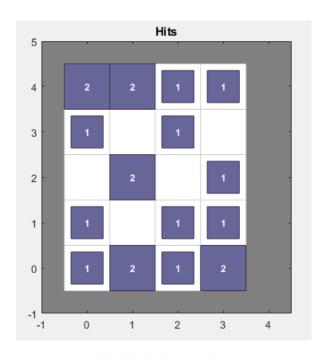
Zwiększanie sąsiedztwa powodowało błędy w poprawności działania algorytmu. Wielkość sąsiedztwa jest uzależniona od wielkości sieci. Nauka jest poprawna jeżeli oba parametry rosną jednocześnie.



Odległości pomiędzy wagami i oznaczenie ich wysokości dla poszczególnych neuronów. Większe wagi oznaczone ciemniejszym kolorem.



Wyniki dla poszczególnych wejść - liter.

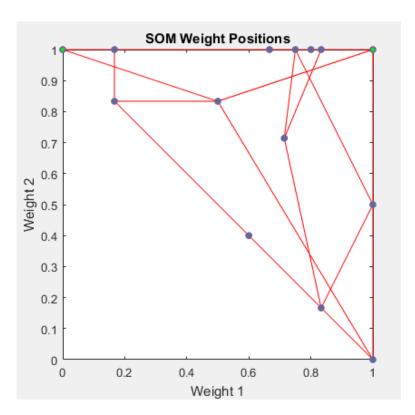


Rozkład sił neuronów. Ilości zwycięstw danego neuronu w strategii WTM.

Wniosek:

Na podstawie powyższego rozkładu sił można wywnioskować, że sieć wykorzystała regułę WTM

Dzięki tej strategii możemy otrzymać bardziej równomierne rozłożenie sił niż w przypadku strategii WTA, co poprawia działanie sieci.



Efekt końcowy nauki sieci. Niebieskie punkty przedstawiają neurony, linie są połączeniami pomiędzy nimi.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
18	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tablica zawierająca sygnały wyjściowe dla dwudziestu liter. 1 – trafienie, czyli najbardziej typowe położenie dla danej litery.

Wnioski końcowe:

Sieć Kohonena ze strategia WTM, mimo że jest typem uczenia bez nadzoru, poprawnie odwzorowała typowe dla wybranej litery położenie. Poprawność była zauważalna już przy 2000 epok treningowych.

Większa ich liczba dawała dokładniejsze wyniki, ale znacznie wydłużała czas pracy programu, czas potrzebny na naukę sieci.

Drugim parametrem wpływającym na poprawność i czas trwania nauki jest liczba neuronów. Im mniej może występować więcej błędów, natomiast ich duża liczba poprawia dokładność, ale znacznie wydłuża czas nauki.

Na podstawie testów zauważyłam, że współczynnik uczenia kontroluje przydział wag dla neuronów.

Dla sieci Kohonena (SOM) z duża liczbą neuronów poprawniejsze działanie nauki daje strategia WTM (Winner Takes Most).

Listing kodu programu wraz z komentarzami:

```
close all; clear all; clc;
%binarna reprezentacja 20 dużych liter dla tablicy 4x5 w postaci kolumnowej
%dane wejściowe:
          %ABCDEFGHIJKLMNOPRSTU
WEJSCIE = [0 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 1 1;
          1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0;
          1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0;
          0 0 0 0 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 0 0 0 0 0 1;
          1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1;
          0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0;
          0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0;
          1 1 1 1 0 0 0 1 0 1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 1;
          %ABCDEFGHIJKLMNOPRSTU
          1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1;
          1 1 0 0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 1 0 1 1 1 1 0;
          1 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 1 0 0 1 1 1 0 0;
          1 0 0 1 0 0 1 1 0 1 0 0 1 1 1 0 0 0 0 1;
          1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1;
          0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0;
          0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0;
          1 1 0 1 1 1 0 1 1 0 1 1 1 1 1 0 1 1 0 0 0;
          0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 0 0 1 0 0 1 1 1;
          1 0 0 0 1 0 0 1 0 1 1 1 1 1 0 0 1 0 0];
          %ABCDEFGHIJKLMNOPRSTU
%parametry sieci Kohonena
dimensions = [4 5]; %wymiar wektora
coverSteps = 100; %1. kroków szkoleniowych dla pocz. pokrycia przestrz. we.
initNeighbor = 1; %początkowy rozmiar sąsiedztwa
topologyFcn = 'gridtop'; %funkcja topologii warstw - topologia prostokatna
distanceFcn = 'dist'; %funkcja odległości neuronowej
%tworzenie sieci Kohonena
net = selforgmap(dimensions, coverSteps, initNeighbor, topologyFcn, distanceFcn);
net.trainParam.epochs = 2000; %ustalenie max 1. epok treningowych utworzonej sieci
%trening sieci
[net, tr] = train(net, WEJSCIE); %uczenie sieci
y = net(WEJSCIE);
                                 %przypisanie sieci do wyjścia Y
classes = vec2ind(y);
                                 %konwertowanie wektorów uczonej sieci na indeksy
```