Podstawy Sztucznej Inteligencji

Przemysław Bartkowski Gr 1 Inżynieria Obliczeniowa

Uczenie sieci regułą Hebba

Cel ćwiczeń:

Celem ćwiczenia było poznanie działania reguły Hebba na przykładzie rozpoznawania emotikon.

Zadania do realizacji:

- a) Wygenerowanie danych uczących i testujących, zawierających 4 różne emotikony np. czarno-białe, wymiar 8x8 pikseli dla jednej emotikony.
- b) Przygotowanie (implementacja lub wykorzystanie gotowych narzędzi) sieci oraz reguły Hebba w wersji z i bez współczynnika zapominania.
- c) Uczenie sieci dla różnych współczynników uczenia i zapominania.
- d) Testowanie sieci.

Zasada Hebba i siła powiązań między neuronami:

W neuro-fizjologii zauważono, że siła (waga) powiązań między dwoma neuronami wzrasta przy jednoczesnym pobudzeniu obu neuronów, w przeciwnym przypadku malej. Zaobserwowano również, że im częściej jakiś bodziec dochodzi do neuronu, tym silniejsza jest odpowiedź neuronu na bodziec. W konsekwencji najczęściej powtarzające się mają największy wpływ na samo-adaptację wag. W sieciach neuronowych neurony 'uczą się' rozpoznawać bodźce (w naszym rozumieniu dane podawane na wejście sieci), czyli dane. Zmiany aktualnych wag powinny iść w kierunku dostosowywania wag do najczęściej przedstawianych wzorców, jakimi są wektory danych. Sygnały napływające do neuronu noszą również nazwę sygnałów presynaptycznych. Sygnały wytwarzane przez neuron to sygnały postsynaptyczne.

Podczas procesu uczenia, w miarę napływających wzorców (wektorów danych w naszym zrozumieniu) sieć 'uczy się' tych danych, czyli adaptuje sekwencyjnie swoje wagi aby umieć prawidłowo rozpoznawać te dane. Adaptacja ta iteracyjna, tzn po przedstawieniu k – tego wzorca x(k) wytworzone już wagi w zamieniają ogólnej zasady:

$$w(k + 1) = w(k) + \Delta w(k).$$

Jak wyrazić zmianę wektora wag, czyli wielkość Δw(k)? Zagadnienie to było przedmiotem intensywnych dyskusji, w rezultacie których pojawiło się kilka propozycji, które przetrwały do dzisiaj, a nawet są dalej rozwijane. W latach 1949 ukazała się książka Hebba dyskutująca to zagadnienie. Z książki tej pochodzą dwie zasady, znane dzisiaj pod nazwą ogólnej i prostej reguły Hebba. Ogólna reguła Hebba mówi, ze zmiany wag powinny odbywać się według reguły:

$$\Delta w(k) = F(x(k), y(k)),$$

 $\Delta w(k)$ – przyrost wag.

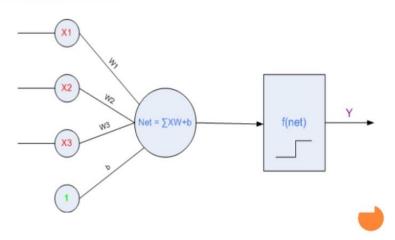
x(k) – wielkość wzorca presynaptycznego.

y(k) – wielkość wzorca postsynaptycznego.

F -funkcja wyrażana poprzez prostą regułę Hebba : $\Delta w(k) = \eta \cdot x(k) \cdot y(k)$ (stała η oznacza tu współczynnik proporcjonalności)

Model neuronu Hebba:

NEURON HEBB



Listing kodu:

0000;

```
%wejścia do sieci z min i max wartościami
0 1; 0 1; 0 1; 0 1];
%ilość wyjść z sieci
ilosc_wyj = 64;
%użycie funkcji tworzącej sieć
net = newff(minmax, ilosc_wyj,{'tansig'}, 'trainlm', 'learnh');
%kolumnowe wprowadzenie emotikon w formie 0-1
   smile/shock/confuse/sad
input = [0000;
   0000;
   1111;
   1111;
   1111;
   1111;
   0000;
   0000;
   0000;
   1111;
   0000;
   0000;
   0000;
   0000;
   1111;
```

1111; 0000; 1111; 0000; 0000; 1111; 0000; 1111; 1111;	7 6 5 4 3 2 1 0 0 1 2 3 4 5 6 7
0 0 0 0; 0 0 0 0; 0 0 0 0; 0 0 0 0; 1 1 1 1; 1 1 1 1; 0 0 0 0; 1 0 1 0; 0 1 1 1;	7 6 5 4 3 2 1 0 1
1010; 0000; 1111; 1111; 0000; 0001; 1100; 1100; 0001;	7 6 5 4 3 2 1 0 1
1111; 0000; 1111; 0000; 0000; 0000; 1111; 0000; 0000;	7 6 5 4 3 2 1 0 1
0 0 0 0; 1 1 1 1; 1 1 1 1; 1 1 1 1; 1 1 1 1; 0 0 0 0; 0 0 0 0;];	

0	0	1	1	1	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	0
1	0	1	0	0	1	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1
1	0	1	0	0	1	0	1
1	0	0	1	1	0	0	1
0	1	0	0	0	0	1	0
0	0	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	1	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	0
1	0	1	0	0	1	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1
1	0	0	1	1	0	0	1
1	0	0	1	1	0	0	1
0	1	0	0	0	0	1	0
0	0	1	1	1	1	0	0
_	0	1	1	1	1	0	_
0	0	0	1	1	0	0	0
0	1	-	0	0	_	1	0
1	0	0	0	0	0	0	1
1	0	1	1	1	1	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1
0	1	0	0	0	0	1	0
0	0	1	1	1	1	0	0
U	U	1	1	1	1	U	U
0	0	1	1	1	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	0
1	0	1	0	0	1	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1
1	0	0	1	1	0	0	1

0 1 0 0

1 0 0 0 0

0 0

%zmienna zawierająca 1 gdy trafimy w emotikon i 0 gdy chybimy output = [1000 %smile

0100 %shock

0010 %confuse

0 0 0 1]; %sad

```
lp.dr = 0.5; %wsp. zapominania
lp.lr = 0.9; %wsp. uczenia
%użycie reguły Hebba
hebb = learnh( [], input, [], [], output, [], [], [], [], [], []);
heb=hebb';
net.trainParam.epochs = 1000;
net.trainParam.goal = 0.01;
%trenowanie sieci z użyciem reguły Hebba
net = train(net, input, heb);
%DANE TESTUJACE
0;00111100];
10;00111100];
010;00111100];
0;00111100];
%sprawdzenie poprawności wytrenowanej sieci
test = sim(net, smile);
test1 = sim(net, shock);
test2 = sim(net, confuse);
test3 = sim(net, sad);
%wypisanie wartości
disp('SMILE ='), disp(test(1));
disp('SHOCK ='), disp(test1(1));
disp('CONFUSE ='), disp(test2(1));
disp('SAD ='), disp(test3(1));
```

Dane zaprezentowane na poglądowym obrazku zostały wprowadzone jako dane kolumnowe dla zmiennej input, oraz te same dane, ale w konfiguracji wierszowej zostały wprowadzone do danych testowych.

Poniżej wyniki uzyskane dal każdej emotikony. Przyjąłem współczynnik uczenia równy: 0.01 oraz współczynnik zapominania 0.01.

SMILE:

Próba	0.01/0.01
1	-0.7096
2	1
3	0.4374
4	-1
5	-0.8830

SHOCK:

Próba	0.01/0.01
1	-0.1986
2	1
3	0.1491
4	-1
5	-0.2091

CONFUSE:

Próba	0.01/0.01
1	-0.5272
2	1
3	0.6064
4	-1
5	-0.6268

Wnioski:

- Zgodnie z regułą Hebba wagi mają duży wpływ na wyniki uczenia sieci.
- Metoda Hebba opiera się o uczenie bez nauczyciela w wyniku czego sieć jest zmuszona zdecydować o tym jakie będą skutki działania sieci dla różnych danych wejściowych.
- Siec sama musu wyciągać wnioski na podstawie posiadanych informacji co nie zawsze skutkuje oczekiwanym rezultatem.
- Sieć dla poprawnego działania potrzebuje znacznie więcej czasu niż taka sama sieć uczona z nauczycielem. Jednak zbyt powolne uczenie sieci może prowadzić do błędów.