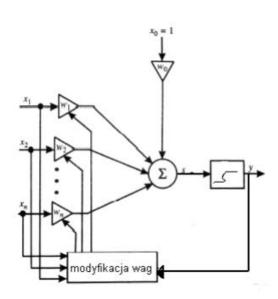
Krzysztof Sekuła Sprawozdanie z projektu nr 4

Celem ćwiczenia było poznanie działania reguły Hebba dla sieci jednowarstwowej na przykładzie grupowania liter alfabetu.

## **Opis budowy algorytmu:**

Model neuronu Hebba ma identyczną strukturę jak w przypadku modelu typu Adaline oraz neuronu sigmoidalnego, ale charakteryzuje się specyficzną metodą uczenia, znaną pod nazwą reguły Hebba. Reguła ta występuje z nauczycielem jak i bez nauczyciela. Hebb zauważył podczas badań działania komórek nerwowych, że połączenie pomiędzy dwiema komórkami jest wzmacniane, jeśli w tym samym czasie obie komórki są aktywne.



Ogólna reguła Hebba mówi, że zmiany wag powinny odbywać się według reguły:

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

czyli że przyrost wag  $\Delta w(k)$  powinien zależeć zarówno od wielkości wzorca presynaptycznego x(k) jak i od wytworzonego wzorca postsynaptycznego y(k). Do wyrażenia funkcji F służy tzw. Prosta reguła Hebba która uproszcza funkcję F do funkcji iloczynowej:

$$\Delta w(k) = \eta \cdot x(k) \cdot y(k)$$

Przy użyciu funkcji iloczynowej zastosowanej w prostej regule Hebba wagi wzrastają wykładniczo wraz z postępem uczenia i wielokrotną prezentacją tego samego wzorca, co jest zjawiskiem bardzo niepożądanym. Aby temu zapobiec, wprowadzono reguły ograniczające przyrosty wag. Jedną tak z nich jest reguła zapominania.

# Zestawienie wyników:

Jako dane uczące wykorzystałem 20 dużych liter alfabetu o rozmiarach 5x7. Natomiast jak dane testujące użyłem tych samych liter ale w każdej literze zmieniłem jedną wartość w tablicy.

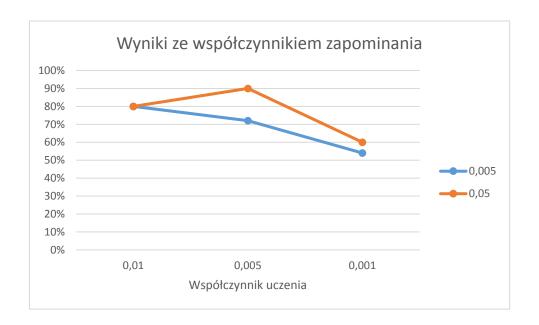
{0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, **0**, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1}//A – dane uczące

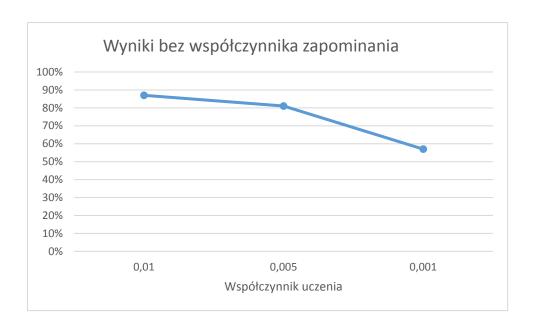
 $\{0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1\}$  //A – dane testujące

Uczenie przeprowadziłem po 10 razy dla uczenia z zapominaniem i bez, każdy dla trzech różnych współczynników uczenia. W wersji z zapominaniem zastosowałem dwa różne współczynniki zapominania.

Wyniki ze współczynnikiem zapominania									
LP	Współczynnik uczenia	0,01	0,005	0,001	0,01	0,005	0,001		
	Współczynnik zapominania	0,005	0,005	0,005	0,05	0,05	0,05		
1	poprawność:	100%	60%	40%	80%	100%	60%		
2	poprawność:	70%	80%	30%	80%	100%	50%		
3	poprawność:	70%	60%	70%	60%	90%	60%		
4	poprawność:	70%	90%	60%	80%	60%	70%		
5	poprawność:	80%	80%	70%	100%	100%	50%		
6	poprawność:	70%	60%	60%	90%	100%	50%		
7	poprawność:	70%	70%	60%	80%	100%	60%		
8	poprawność:	80%	50%	50%	80%	90%	70%		
9	poprawność:	100%	70%	40%	80%	70%	50%		
10	poprawność:	90%	100%	60%	70%	90%	80%		

Wyniki bez współczynnika zapominania								
LP	Współczynnik uczenia	0,01	0,005	0,001				
1	poprawność:	100%	60%	50%				
2	poprawność:	90%	80%	40%				
3	poprawność:	80%	70%	60%				
4	poprawność:	100%	90%	50%				
5	poprawność:	100%	80%	70%				
6	poprawność:	80%	80%	50%				
7	poprawność:	90%	100%	90%				
8	poprawność:	80%	100%	60%				
9	poprawność:	70%	90%	50%				
10	poprawność:	80%	60%	50%				





#### Wnioski:

Dla każdego przeprowadzonego testu ilość epok potrzebnych do uczenia wynosiła maksymalną ustawioną liczbę.

W powyższych wynikach możemy zauważyć współczynnik uczenia oraz współczynnik zapominania wpływał na poprawność uczenia.

Kiedy współczynnik uczenie malał spadała również poprawność wyników.

W przypadku kiedy był brany pod uwagę współczynnik zapominania, najlepsze wyniki otrzymaliśmy dla współczynnika uczenia 0,005 oraz współczynnika zapominania 0,05. W innych przypadkach wyniki nie były już aż tak dobre.

Z otrzymanych wyników możemy wnioskować iż odpowiedni dobór współczynników jest bardzo ważny aby otrzymać poprawne dane.

Należy pamiętać że zbyt duży współczynnik zapomnienia może niekorzystnie wpłynąć na dane końcowe, ponieważ sieć w trakcie nauki zbyt szybko zapomni czego się nauczyła.

## Listing kodu:

```
public double learnUnsupervised ( double[] x, double lr, double fr,
```

```
if ( winners[i] == winners[j] )
    return false;

return true;
}

public static int testHebb ( Hebb[] hebbs, double[] letters ) {
    double max = hebbs[0].test( letters );
    int winner = 0;

    for (int i = 1; i < non; i++) {
        if ( hebbs[i].test( letters ) > max ) {
            max = hebbs[i].test( letters );
            winner = i;
        }
    }
}

return winner;
}
```

## Źródła:

https://www.ii.uni.wroc.pl/~aba/teach/NN/w6pca.pdf

http://pracownik.kul.pl/files/31717/public/Model neuronu Hebba.pdf

http://nanophysics.pl/teaching/sieci\_neuronowe/sieci\_neuronowe\_05.pdf