Daniel Wenecki

Podstawy Sztucznej Inteligencji

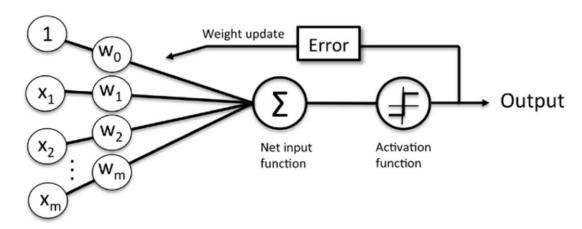
Sprawozdanie – Projekt nr 2

Celem ćwiczenia jest poznanie budowy i działania jednowarstwowych sieci neuronowych oraz uczenie rozpoznawania wielkości liter.

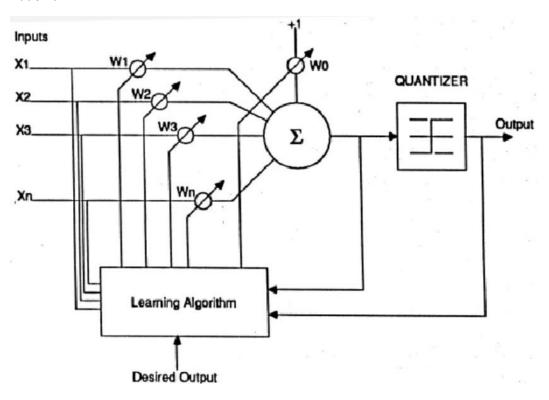
## 1) Syntetyczny opis budowy oraz wykorzystania sieci i algorytmów uczenia

Do wykonania ćwiczenia stworzyłem dwa modele jednowarstwowych sieci. Jedną złożoną z perceptronów, drugą wykorzystującą model MADALINE.

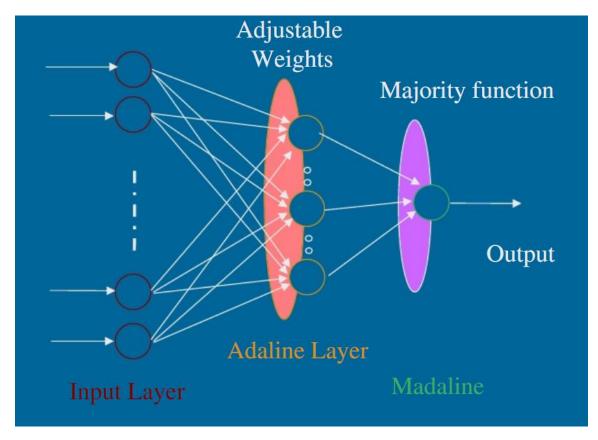
# Budowa perceptronu:



### **Budowa ADALINE:**



### Struktura sieci MADALINE:



W drugim przypadku sieć wyglądała analogicznie, z tą różnicą, że do jej budowy użyłem perceptronów zamiast neuronów ADALINE i dostosowałem algorytm do obsługi .

Schemat nauki sieci MADALINE:

- 1. Inicjalizacja losowych wag i progu
- 2. Wprowadzenie wektora wejściowego i oczekiwanej wartości
- 3. Obliczenie aktualnej wartości wyliczanej przez każdy neuron

$$\begin{aligned} y_k(t) &= F_h \big[ \sum_{i=0}^{\infty} w_{ki}(t) * x_{ki}(t) \big] \\ &\text{where } F_h(e) &= 1 \text{ when } e > 0 \text{, and} \\ &= -1 \text{ when } e <= 0 \\ &y_k(t) \text{ is the output from adaline unit } k. \end{aligned}$$

4. Określenie wyjściowego sygnału z sieci M(t)

$$M(t) = Majority (y_k(t))$$

5.Określenie

Jeśli M(t) jest równe wartości oczekiwanej, nie ma potrzeby by zmieniać wagi.

W innym przypadku:

Wybieram jeden wzbudzony neuron, z suma wag najbliższą zero, ale z nieodpowiednim wyjściem. Tylko ten neuron jest modyfikowany.

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \eta \left[ d(t) - \sum_{i=1}^{n} W_{ci}(t) X_{i}(t) \right] X_{i}(t)$$

Gdzie:

0<i<n

eta to krok nauczania (zazwyczaj eta <=1/n)

- c to wybrany wygrany neuron
- 6. Powtarzaj krok od 2 do 5 dopóki oczekiwane wyniki nie odbiegają od rzeczywistych

W przypadku sieci perceptronów algorytm postępowanie jest analogiczny do MADALINE, z tą różnicą, że do modyfikacji wag użyłem wartości wyjściowej zamiast sumy iloczynu wag i wejść.

Reguła uczenia perceptronu (Widrowa-Hoffa):  $\Delta w = \eta * (y_{oczekiwane} - y) * x$ 

# 2) Zestawienie otrzymanych wyników:

Krok uczenia: 0.01

MADALINE	96	100	79	102	77	78	89	69	108	113
Percpetrony	34	98	44	29	48	59	38	49	57	63

### Krok uczenia:0.05

MADALINE	102	151	105	163	132	81	169	90	176	79
Percpetrony	76	187	57	106	78	89	47	69	79	57

## Krok uczenia:0.01

MADALINE	349	342	183	734	916	272	282	439	135	169
Percpetrony	388	576	494	333	509	143	388	380	645	275

## Krok uczenia:0.05

MADALINE	764	942	1180	739	1335	701	880	891	372	930
Percpetrony	520	881	523	679	704	1148	1007	424	1184	845

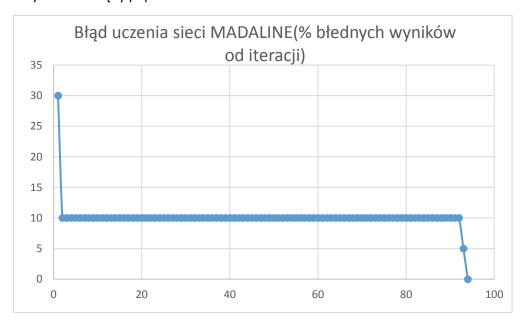
# Krok uczenia:0.001

MADALINE	3837	5316	4950	3584	9226	3300	1860	3951	4251	9081
Percpetrony	893	2123	4732	5927	3782	2980	1042	617	3581	850

## Średnie wartości:

Ir	MADALINE	Perceptrony
0.01	91,1	51,9
0.005	124,8	84,5
0.001	382,1	413,1
0.0005	873,4	791,5
0.0001	4935,6	2652,7

# Przykładowe błędy popełniane w czasie uczenia:





3) Analiza i dyskusja błędów uczenia i testowania opracowanych sieci w zależności od wartości współczynnika uczenia oraz wybranego algorytmu

Jeśli chodzi o błędy uczenia popełniane w kolejnych epokach, to widzimy podobną tendencje dla MADALINE i dla sieci złożonej z perceptronów. Błąd malał w kolejnych iteracjach skokowo.

Średnia ilość iteracji potrzebna by się nauczyć rozpoznawania wielkości liter była dla mojego przykładu mniejsza w przypadku sieci perceptronów niż dla sieci MADALINE. Jest to związane z różną regułą uczenia. Zmiana wag w neuronach ADALINE dostosowuje się w zależności od wielkości wag i wejść, natomiast w perceptronie są tylko dwie wartości modyfikujące wagi. W naszym przykładzie okazało się, że stałe bardziej drastyczne zmiany wag doprowadziły nas do wyniku szybciej, choć w wielu innych wypadkach, reguła modyfikacji ADALINE, okazuje się być szybsza.

#### 4. Wnioski

Odpowiednie dobranie współczynnika nauczania i rodzaju sieci dla naszego problemu, może znacznie przyspieszyć osiąganie przez nas pożądanego wyniku. Dobranie zbyt dużego kroku uczenia może spowodować, żę w ogóle nie znajdziemy rozwiązania, natomiast dobranie zbyt małego kroku znacząco wydłuży poszukiwanie rozwiązania. Rodzaj sieci, jak widzimy w sprawozdaniu też ma znaczenie na szybkość wyszukania wyniku i warto doświadczalnie wybrać odpowiedni jego typ.

## 5. Listing kodu

Main:

```
public class Main {
    public static void main(String[] args) {
        Alfabet alfabet = new Alfabet();
        for(int i=0;i<alfabet.litery.size();i++)//przetworzenie liter na 6</pre>
            alfabet.litery.get(i).update();
        double[][] xinputs = new double[20][6];
        int[] yexpected = new int[20];
        for (int i=0; i<20; i++)//spisywanie odpowiednio przetworzonych danych
            for (int j=0; j<6; j++)
                xinputs[i][j] = alfabet.litery.get(i).input[j];
        for (int i=0; i<20; i++)
            yexpected[i] = alfabet.litery.get(i).czyDuza;
        for (int i=0; i<20; i++) {
            alfabet.litery.get(i).wyswietl();
                System.out.println(xinputs[i][j]);
            System.out.println("\n"+alfabet.litery.get(i).czyDuza + "\n");
        SiecAdaline siec = new SiecAdaline(xinputs, yexpected);
        siec.train();
```

}

### Adaline:

```
public Adaline()//inicializacja losowych wag
    Random r = new Random();
    for(int i=0;i<nrOfBranches;i++) {</pre>
       weights[i] = r.nextDouble();
public void learn(double inputs[],int y1)//metoda nauki wywolywana
   double yo = calculate(inputs);
        weights[j] += learningRate * ((double)y1 - yo) * inputs[j];
    wb = wb + learningRate * ((double)y1 - yo);
public int treshhold(double sum)
public double calculate(double inputs[])//obliczanie aktualnej sumy wag
       sum += inputs[i] *weights[i];
    return sum + bias*wb;
```

#### SiecAdaline:

```
public class SiecAdaline {
    double inputs[][];
    int y[];
    int nrOfNeurons = 6;
    Adaline[] adalines;
    int calculatedOutputs[];
    int nrOfEpochs = 10000;
    double epochError = 0;
```

```
SiecAdaline(double inputs[][], int y[])//inicializacji odpowiednich
       this.inputs = inputs;
        int majority;
       double sumaWagxWejsc;
       double tmp;
       boolean czyJestUstalone = false;
       boolean wasModified = false;
        for(int k=0; k<nr0fEpochs; k++)</pre>
           wasModified = false;
adalines[i].treshhold(adalines[i].calculate(inputs[j]));
               majority += calculatedOutputs[i];
            if (majority >= 0) majority = 1;
            else majority = -1;
            if (majority == y[j])//sprawdzenie czy obecne wyjsie jest
                wasModified = true;
                czyJestUstalone = false;
                sumaWaqxWejsc = 0.;
                for (int i = 0; i < nrOfNeurons; i++) {//poszukiwanie
                    if (czyJestUstalone == false) {
                        tmp = Math.abs(adalines[i].calculate(inputs[j]));
(adalines[i].treshhold(adalines[i].calculate(inputs[j])) != y[j]) {
                            sumaWagxWejsc = tmp;
                        tmp = Math.abs(adalines[i].calculate(inputs[j]));
                        if (tmp < sumaWagxWejsc) {</pre>
                            idMin = i;
                            sumaWagxWejsc = tmp;
```

#### Perceptron:

```
if(sum>0) return 1;
else return -1;
}
public double calculate(double inputs[])
{
    double sum = 0;
    for(int i=0;i<nrOfBranches;i++)
        sum += inputs[i]*weights[i];
    return sum + bias*wb;
}</pre>
```

## SiecPerceptronow:

```
double inputs[][];
   SiecPerceptronow(double inputs[][], int y[])
       this.inputs = inputs;
           perceptrons[i] = new Perceptron(inputs,y);
       int majority;
       double sumaWagxWejsc;
       double tmp;
       boolean czyJestUstalone = false;
       boolean wasModified = false;
           wasModified = false;
                majority = 0;
                for (int i = 0; i < nrOfNeurons; i++) {
                    calculatedOutputs[i] =
perceptrons[i].treshhold(perceptrons[i].calculate(inputs[j]));
                    majority += calculatedOutputs[i];
                if (majority >= 0) majority = 1;
                else majority = -1;
                epochError += (majority - y[j])*(majority - y[j]);
                if (majority == y[j])
```

```
wasModified = true;
                      idMin = 0;
                      czyJestUstalone = false;
                      sumaWagxWejsc = 0.;
                          if (czyJestUstalone == false) {
                              tmp =
Math.abs(perceptrons[i].calculate(inputs[j]));
(perceptrons[i].treshhold(perceptrons[i].calculate(inputs[j])) != y[j]) {
                                   idMin = i;
                                   sumaWagxWejsc = tmp;
Math.abs(perceptrons[i].calculate(inputs[j]));
                              if (tmp < sumaWagxWejsc) {</pre>
                                   idMin = i;
                                   sumaWaqxWejsc = tmp;
                      perceptrons[idMin].learn(inputs[j], y[j]);
System.out.println("Dla epoki "+k+" dla danych " + j +
             if(wasModified == false) break;
    int oblicz(double inputs[])
        int majority = 0;
perceptrons[i].treshhold(perceptrons[i].calculate(inputs));
            majority += calculatedOutputs[i];
        if(majority >= 0) return 1;
```

## Litera:

```
public class SiecPerceptronow {
    double inputs[][];
    int y[];
    int nrOfNeurons = 6;
    Perceptron[] perceptrons;
    int calculatedOutputs[];
    int nrOfEpochs = 10000;
    double epochError = 0;

SiecPerceptronow(double inputs[][], int y[])
```

```
this.inputs = inputs;
            perceptrons[i] = new Perceptron(inputs,y);
        int majority;
        int idMin;
        double sumaWagxWejsc;
        double tmp;
        boolean czyJestUstalone = false;
        boolean wasModified = false;
        for(int k=0; k<nr0fEpochs; k++)</pre>
                majority = 0;
perceptrons[i].treshhold(perceptrons[i].calculate(inputs[j]));
                    majority += calculatedOutputs[i];
                if (majority >= 0) majority = 1;
                else majority = -1;
                epochError += (majority - y[j]) * (majority - y[j]);
                if (majority == y[j])
                    wasModified = true;
                    sumaWagxWejsc = 0.;
                         if (czyJestUstalone == false) {
Math.abs(perceptrons[i].calculate(inputs[j]));
(perceptrons[i].treshhold(perceptrons[i].calculate(inputs[i])) != y[i]) {
                                 idMin = i;
                                 sumaWaqxWejsc = tmp;
Math.abs(perceptrons[i].calculate(inputs[j]));
                             if (tmp < sumaWagxWejsc) {</pre>
                                 sumaWagxWejsc = tmp;
```

```
}
//System.out.println(epochError);
if(wasModified == false) break;
}

int oblicz(double inputs[])
{
   int majority = 0;
   for (int i = 0; i < nrofNeurons; i++) {
        calculatedOutputs[i] =
   perceptrons[i].treshhold(perceptrons[i].calculate(inputs));
        majority += calculatedOutputs[i];
   }
   if(majority >= 0) return 1;
   else return -1;
}
```

### Alfabet:

```
Litera litC = new Litera();
Litera litD = new Litera();
Litera litE = new Litera();
Litera litF = new Litera();
Litera litH = new Litera();
Litera litI = new Litera();
Litera litL = new Litera();
Litera lit0 = new Litera();
List<Litera> litery = new ArrayList<Litera>();
Alfabet()
    lita.tab[8][3] = 1;
    lita.tab[8][4] = 1;
    lita.tab[8][5] = 1;
```

```
lita.tab[8][6] = 1;
lita.tab[9][2] = 1;
lita.tab[10][2] = 1;
lita.tab[11][2] = 1;
lita.tab[12][2] = 1;
lita.tab[8][7] = 1;
lita.tab[9][7] = 1;
lita.tab[10][7] = 1;
lita.tab[13][6] = 1;
litb.tab[8][3] = 1;
litb.tab[13][5] = 1;
    litb.tab[i][2] = 1;
litc.tab[8][6] = 1;
litc.tab[9][2] = 1;
litc.tab[10][2] = 1;
litc.tab[11][2] = 1;
litc.tab[12][2] = 1;
litc.tab[13][3] = 1;
litc.tab[13][4] = 1;
litc.tab[13][5] = 1;
litc.tab[13][6] = 1;
litd.tab[8][3] = 1;
litd.tab[8][4] = 1;
litd.tab[10][2] = 1;
litd.tab[12][2] = 1;
litd.tab[9][7] = 1;
litd.tab[10][7] = 1;
```

```
litd.tab[11][7] = 1;
litd.tab[12][7] = 1;
litd.tab[13][3] = 1;
litd.tab[13][5] = 1;
litd.tab[13][6] = 1;
    litd.tab[i][7] = 1;
lite.tab[8][6] = 1;
lite.tab[10][2] = 1;
lite.tab[11][2] = 1;
lite.tab[13][4] = 1;
    litf.tab[i][2] = 1;
litf.tab[2][5] = 1;
    lith.tab[i][2] = 1;
lith.tab[8][4] = 1;
lith.tab[8][6] = 1;
lith.tab[9][2] = 1;
lith.tab[9][7] = 1;
lith.tab[10][7] = 1;
lith.tab[11][7] = 1;
lith.tab[12][7] = 1;
lith.tab[13][7] = 1;
for (int i = 8; i < 14; i++)
    liti.tab[i][4] = 1;
liti.tab[6][4] =1;
```

```
for (int i = 1; i < 13; i++)
    litl.tab[i][2] = 1;
litl.tab[13][3] = 1;
litl.tab[13][4] = 1;
lito.tab[8][3] = 1;
lito.tab[8][4] = 1;
lito.tab[11][2] = 1;
lito.tab[9][7] = 1;
lito.tab[10][7] = 1;
lito.tab[11][7] = 1;
lito.tab[13][6] = 1;
    litA.tab[0][i] = 1;
    litA.tab[8][i] =1;
    litB.tab[i][9] = 1;
    litB.tab[0][i] = 1;
for (int i=1; i<9; i++)
    litB.tab[7][i] =1;
for (int i=1; i<9; i++)
    litB.tab[13][i] =1;
litB.tab[7][9] =0;
for (int i=1; i<13; i++)
for (int i=1; i<9; i++)
    litC.tab[0][i] = 1;
for (int i=1; i<9; i++)
    litC.tab[13][i] = 1;
```

```
for (int i=0; i<14; i++)
    litD.tab[i][0] = 1;
for (int i=1; i<9; i++)
    litD.tab[0][i] = 1;
    litD.tab[13][i] = 1;
    litD.tab[i][9] = 1;
for (int i=0; i<14; i++)
    litE.tab[0][i] = 1;
for (int i=1; i<10; i++)
    litE.tab[7][i] = 1;
    litF.tab[i][0] = 1;
    litF.tab[0][i] = 1;
    litF.tab[7][i] = 1;
    litH.tab[i][0] = 1;
    litH.tab[8][i] = 1;
    litI.tab[i][4] = 1;
for (int i=0; i<14; i++)
   litL.tab[i][0] = 1;
for (int i=1; i<10; i++)
   litL.tab[13][i] = 1;
for (int i=1; i<13; i++)
for (int i=1; i<13; i++)
    litO.tab[i][9] = 1;
    lit0.tab[13][i] = 1;
    lit0.tab[0][i] = 1;
```

```
litery.add(lita);
litery.add(litb);
litery.add(litc);
litery.add(litd);
litery.add(lite);
litery.add(litf);
litery.add(lith);
litery.add(liti);
litery.add(litl);
litery.add(lito);

litery.add(litA);
litery.add(litB);
litery.add(litB);
litery.add(litC);
litery.add(litE);
litery.add(litF);
litery.add(litF);
litery.add(litH);
litery.add(litL);
litery.add(litL);
litery.add(litL);
litery.add(litL);
litery.add(litO);
}
```

## Alfabet:

. . . . . . . . . . .

Źródła:

wikipedia.org

https://www.scribd.com/document/77995052/Adaline-Madaline