Московский авиационный институт
(Национальный исследовательский университет)
Факультет прикладной математики и физики
Кафедра вычислительной математики и программирования

Лабораторная работа № 1

по курсу «Нейроинформатика»

Тема: Персептроны. Процедура обучения Розенблатта.

Студент: Куликов А.В.
Группа: М80-408Б-17
Преподаватель: Аносова Н.П.
Дата: 24 сентября 2020
Оценка:

Москва, 2020

Цель работы:
Исследование свойств персептрона Розенблатта и его применение для решения задачи распознавания образов.

Основные этапы работы:
1. Для первой обучающей выборки построить и обучить сеть, которая будет правильно относить точки к двум классам. Отобразить дискриминантную линию и проверить качество обучения.
2. Изменить обучающее множество так, чтобы классы стали линейно неразделимыми. Проверить возможности обучения по правилу Розенблатта.
3. Для второй обучающей выборки построить и обучить сеть, которая будет правильно относить точки к четырем классам. Отобразить дискриминантную линию и проверить качество обучения.

Оборудование:
Процессор: AMD Ryzen 5 Mobile 3550H
Объем оперативной памяти: 8 Гб

Программное обеспечение:
MATLAB v9.8.0.1323502 (R2020a)

Сценарий выполнения работы:

Этап №1

```
P = [-2.8 -0.2 2.8 -2.1 0.3 -1;
    1.4 -3.5 -4 -2.7 -4.1 -4];
T = [0 1 1 0 1 0];
```

Обучающее множество (вариант 8)

```
net = newp([-5 5; -5 5],[0,1]);
display(net);
```

```
net =

    Neural Network

              name: 'Custom Neural Network'
          userdata: (your custom info)

    dimensions:

         numInputs: 1
         numLayers: 1
        numOutputs: 1
    numInputDelays: 0
```

```
   numLayerDelays: 0
numFeedbackDelays: 0
numWeightElements: 3
       sampleTime: 1

   connections:

      biasConnect: true
     inputConnect: true
     layerConnect: false
    outputConnect: true

   subobjects:

            input: Equivalent to inputs{1}
           output: Equivalent to outputs{1}

           inputs: {1x1 cell array of 1 input}
           layers: {1x1 cell array of 1 layer}
          outputs: {1x1 cell array of 1 output}
           biases: {1x1 cell array of 1 bias}
     inputWeights: {1x1 cell array of 1 weight}
     layerWeights: {1x1 cell array of 0 weights}

   functions:

         adaptFcn: 'adaptwb'
       adaptParam: (none)
         derivFcn: 'defaultderiv'
        divideFcn: (none)
      divideParam: (none)
       divideMode: 'sample'
          initFcn: 'initlay'
       performFcn: 'mae'
     performParam: .regularization, .normalization
         plotFcns: {'plotperform', plottrainstate}
       plotParams: {1x2 cell array of 2 params}
         trainFcn: 'trainc'
       trainParam: .showWindow, .showCommandLine, .show, .epochs,
                   .time, .goal, .max_fail

   weight and bias values:

               IW: {1x1 cell} containing 1 input weight matrix
               LW: {1x1 cell} containing 0 layer weight matrices
                b: {1x1 cell} containing 1 bias vector

   methods:

            adapt: Learn while in continuous use
        configure: Configure inputs & outputs
           gensim: Generate Simulink model
             init: Initialize weights & biases
          perform: Calculate performance
              sim: Evaluate network outputs given inputs
            train: Train network with examples
             view: View diagram
      unconfigure: Unconfigure inputs & outputs
```

Реализация алгоритма обучения по правилу Розенблатта

```
function net = rosenblatt_rule(net, P, T, epochs)
    IW_ = net.IW{1,1};
    b_ = net.b{1,1};
    fprintf(repmat('IW[%d]\t\t', 1, size(IW_,2)), 1:size(IW_,2));
    fprintf(repmat('b[%d]\t\t', 1, size(b_, 2)), 1:size(b_,2));
    fprintf("MAE\n");
    for i = 1:epochs
        was_error = 0;
        for j = 1:(size(P, 2))
            IW_ = net.IW{1,1};
            b_ = net.b{1,1};
            p = P(:,j);
            e = T(:,j) - net(p);
            if mae(e)
                was_error = 1;
                IW_ = IW_ + e * p.';
                b_ = b_ + e;
                net.IW{1,1} = IW_;
                net.b{1,1} = b_;
            end
        end
        if was_error == 0
           break;
        end

        fprintf(repmat('%f\t', size(IW_)), IW_);
        fprintf(repmat('%f\t', size(b_)), b_);
        fprintf("%f\n", mae(T - net(P)));
    end
end
```

Инициализация сети случайными значениями

```
net.inputweights{1,1}.initFcn = 'rands';
net.biases{1}.initFcn = 'rands';

net = init(net);
```

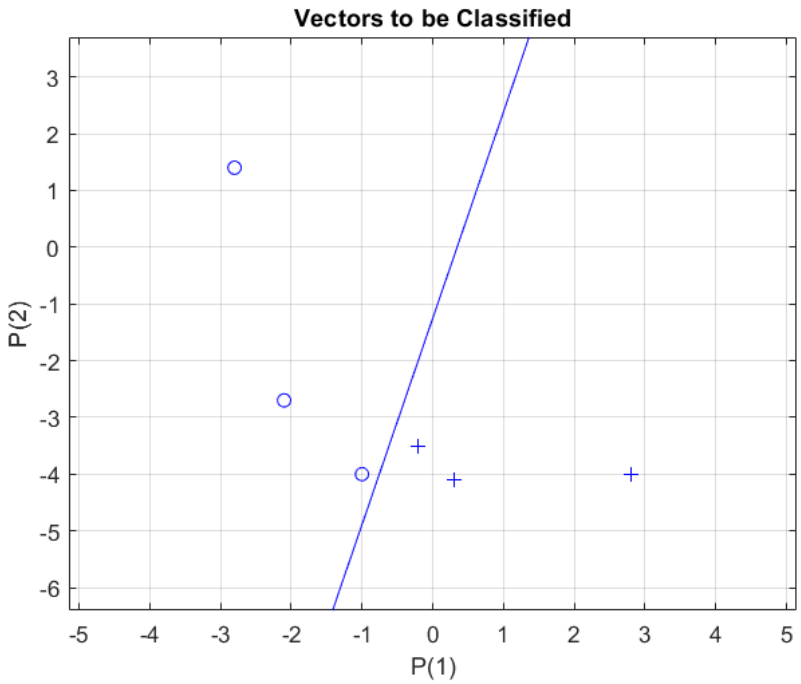
Обучение по правилу Розенблатта (2 эпохи)

```
epochs=2;
net = rosenblatt_rule(net, P, T, epochs);
```

```
IW[1]         IW[2]         b[1]          MAE
3.412699      2.617017      -2.106433     0.500000
3.212699      -0.882983     -1.106433     0.000000
```

Отображение дискриминантной линии и обучающей выборки

```
plotpv(P,T), grid
plotpc(net.IW{1},net.b{1})
```

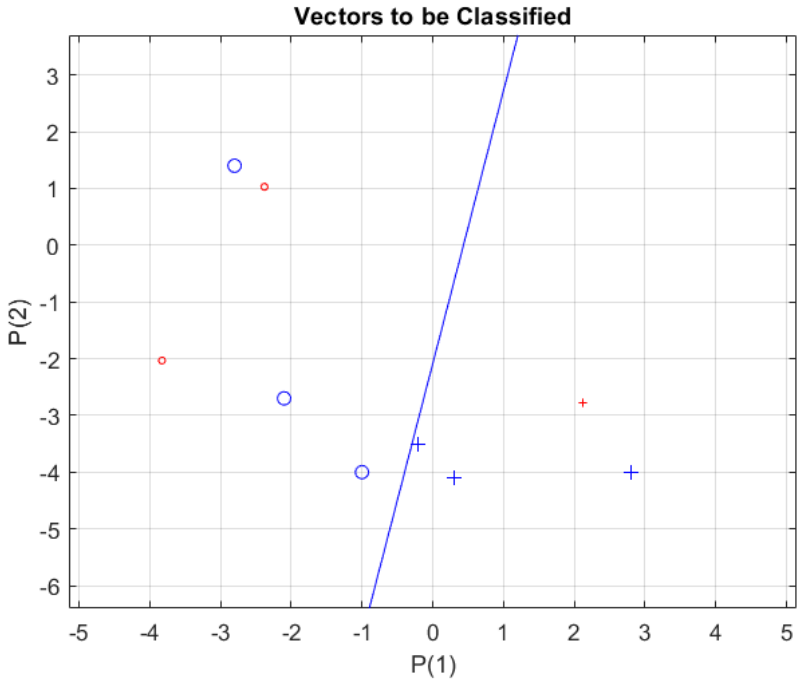


Повторная инициализация сети случайными значениями. Обучение сети (50 эпох)

```
net = init(net);
net.trainParam.epochs = 50;
net = train(net, P, T);
```

Проверка качества обучения

```
clf;
plotpv(P,T), grid
plotpc(net.IW{1},net.b{1})
sample = 5 * rands(2,3);
hold on
red_color=[1 0 0];
for i=1:size(sample,2)
    s = sample(:,i);
    if net(sample(:,i))
        scatter(s(1), s(2), 10, red_color, '+');
    else
        scatter(s(1), s(2), 10, red_color, 'o');
    end
end
hold off
```



Этап №2

Обучающее множество с линейно неразделимыми классами

```
P = [-2.8 -0.2 2.8 -2.1 0.3 -1;
    1.4 -3.5 -4 -2.7 -4.1 -4];
T = [0 1 1 0 0 1];
```

Инициализация случайными значениями

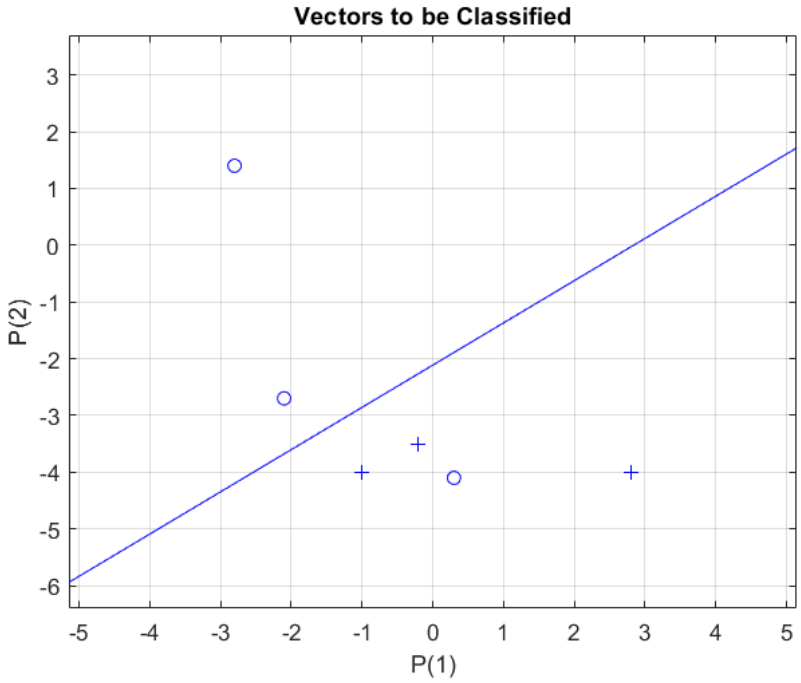
```
net = init(net);
```

Обучение сети (50 эпох)

```
net.trainParam.epochs = 50;
net = train(net, P, T);
```

Обучающая выборка и дискриминантная линия в случае линейной неразделимости классов

```
plotpv(P,T), grid
plotpc(net.IW{1},net.b{1})
```



Этап №3

Обучающее множество

```
P = [1.7  4.7 -0.5  1.8  1.5 -1.3 -3.9  4.7;
    3.3 -4.5  0.8  2.1  2.2  0.8 -4.5 -2.2];
T = [1  0  1  1  1  1  0  0;
    1  1  0  1  1  0  0  1];
```

Конфигурация сети на 4 класса

```
net = newp([-5 5; -5 5],[0 1; 0 1]);
display(net);
```

```
net =

    Neural Network

               name: 'Custom Neural Network'
           userdata: (your custom info)

    dimensions:

         numInputs: 1
         numLayers: 1
        numOutputs: 1
    numInputDelays: 0
    numLayerDelays: 0
 numFeedbackDelays: 0
 numWeightElements: 6
        sampleTime: 1

    connections:

       biasConnect: true
      inputConnect: true
```

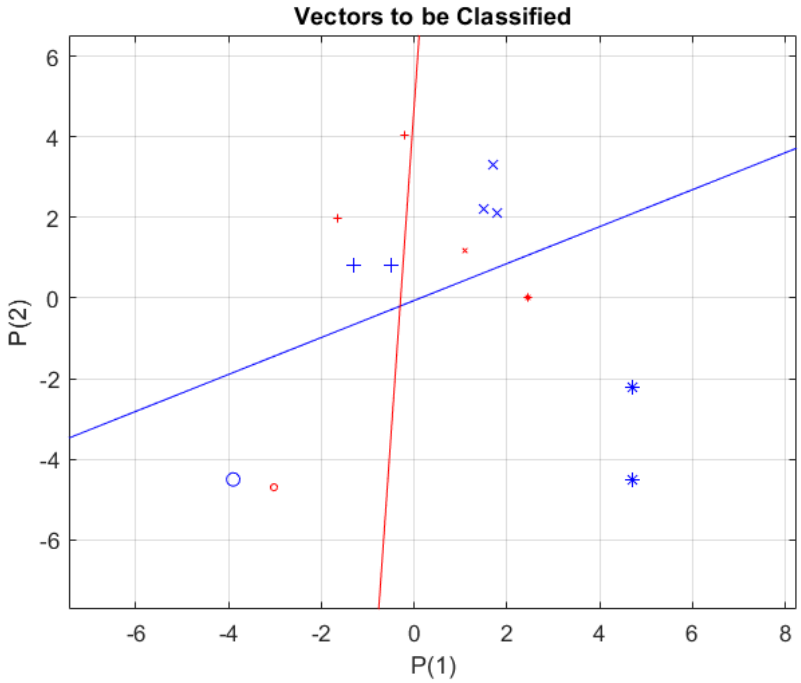
```
  layerConnect: false
 outputConnect: true

subobjects:

         input: Equivalent to inputs{1}
        output: Equivalent to outputs{1}

        inputs: {1x1 cell array of 1 input}
        layers: {1x1 cell array of 1 layer}
       outputs: {1x1 cell array of 1 output}
        biases: {1x1 cell array of 1 bias}
  inputWeights: {1x1 cell array of 1 weight}
  layerWeights: {1x1 cell array of 0 weights}

functions:

      adaptFcn: 'adaptwb'
    adaptParam: (none)
      derivFcn: 'defaultderiv'
     divideFcn: (none)
   divideParam: (none)
    divideMode: 'sample'
       initFcn: 'initlay'
    performFcn: 'mae'
  performParam: .regularization, .normalization
      plotFcns: {'plotperform', plottrainstate}
    plotParams: {1x2 cell array of 2 params}
      trainFcn: 'trainc'
    trainParam: .showWindow, .showCommandLine, .show, .epochs,
                .time, .goal, .max_fail

weight and bias values:

            IW: {1x1 cell} containing 1 input weight matrix
            LW: {1x1 cell} containing 0 layer weight matrices
             b: {1x1 cell} containing 1 bias vector

methods:

         adapt: Learn while in continuous use
     configure: Configure inputs & outputs
        gensim: Generate Simulink model
          init: Initialize weights & biases
       perform: Calculate performance
           sim: Evaluate network outputs given inputs
         train: Train network with examples
          view: View diagram
   unconfigure: Unconfigure inputs & outputs
```

Инициализация случайными значениями. Обучение сети (50 эпох)

```
net.inputweights{1,1}.initFcn = 'rands';
net.biases{1}.initFcn = 'rands';
net = init(net);
net.trainParam.epochs = 50;
net = train(net, P, T);
```

Проверка качества обучения

```
plotpv(P,T), grid
plotpc(net.IW{1},net.b{1})
sample = 5 * rands(2,5);
hold on
red_color=[1 0 0];
for i=1:size(sample,2)
    s = sample(:,i);
    a = net(s);
    if isequal(a, [0; 0])
        scatter(s(1), s(2), 10, red_color, 'o');
    elseif isequal(a, [0; 1])
        scatter(s(1), s(2), 10, red_color, '*');
    elseif isequal(a, [1; 0])
        scatter(s(1), s(2), 10, red_color, '+');
    else
        scatter(s(1), s(2), 10, red_color, 'x');
    end
end
hold off
```



Выводы:

Перцептрон Розенблатта – первая модель искусственной нейронной сети. Он состоит из одного нейрона, на вход которому подается вектор входных сигналов далее подсчитывается взвешенная сумма входных сигналов с некоторым смещением, к которой применяется передаточная функция (пороговая, в данном случае). На выходе после передаточной функции имеем выходной сигнал, который и есть результат классификации. Перцептрон

Розенблатта, несмотря на свою простоту, может решать простые задачи классификации, если классы линейно разделимы. В реальных же задачах, к сожалению, классы не разделимы.

Основные сложности при выполнении работы возникли в освоении пакета MATLAB.