Универзитет у Београду Електротехнички факултет



Неуралне мреже Извештај првог пројектног задатка

Студенти:

Јован Спасојевић 0118/2017

Алекса Богдановић 0578/2017

Садржај

Задатак 1 : Решавање проблема регресије применом неуралне мреже	3
Код овог задатка у Matlab-у	6
Задатак 2 : Решавање проблема класификације применом неуралне мреже	7
1) Оптимална неурална мрежа	8
2) Overfitting неурална мрежа	. 12
3) Underfitting неурална мрежа	. 16
Код овог задатка у Matlab-у	. 19
Залатак 3. Тражење оптималних хипермараметара применом метоле унакрсне валилације	23

Задатак 1 : Решавање проблема регресије применом неуралне мреже

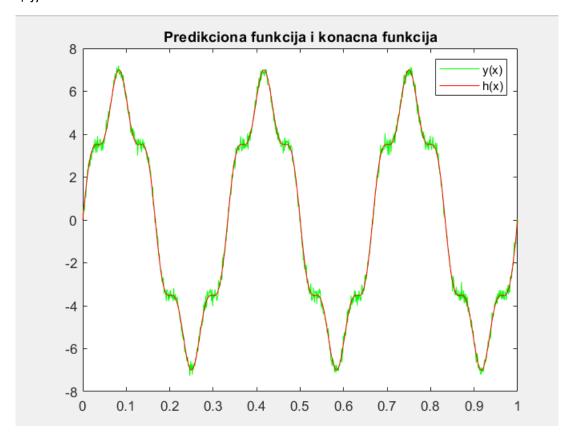
Потребно је креирати неуралну мрежу са предикцијом функције

$$h(x) = A\sin(2f_1x) + B\sin(2f_2x)$$

Вредности параметара су:

Параметар	Формула	Вредност
Α	mod((118 + 2017),7) + 1	1
В	mod((578 + 2017),4) + 3	6
f_1	5*(mod((1+1+8),4)+1)	15
f_2	3*(mod((5+7+8),4)+1)	3

Дата предикциона функција са датим параметрима изгледа као на слици 1. Вредности улаза ће бити бројеви између 0 и 1 са кораком од 0,001 и имаће 3 периоде. Вредности у-осе представља амплитуду, а вредности х-осе представљају вредност променљиве х. Функција у(х) представља збир предикционе функције и случајног шума. Функција h(х) представља предикциону функцију.



Слика 1 : Предикциона функција(црвена) и зашумљена функција(зелена)

Бројимо колико имамо вредности улаза како би могли да поделимо вредности за тренирање и тестирање неуралне мреже. Имамо 3001 вредности између 0 и 3 са кораком 0,001 и од тога 80% користимо за тренирање и 20% за тестирање.

Пре него што поделимо вредности за тренирање и тестирање радимо Suffile(насумично промешане вредности) над вредностима улаза.

Са овим вредностима креирамо неуралну мрежу.

```
% Suffile
idx = randperm(number);
```

Изабрао сам да се ради са 50 неурона који се налазе у скривеном слоју.

```
NN = feedforwardnet(50);
```

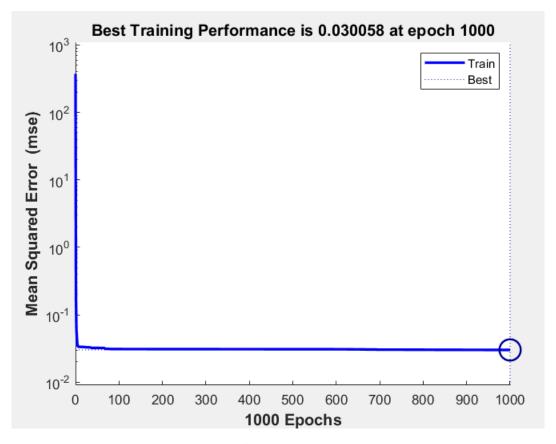
Искључена је заштита од преобучавања.

```
NN.divideFcn = "";
```

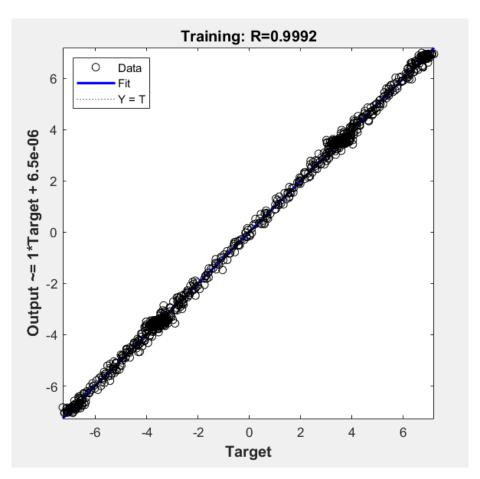
Тренирамо нашу неуралну мрежу са 50 неурона над 80% података које смо узели за тренирање наше мреже.

```
% Treniranje neuralne mreze
NN = train(NN,inputs_train,finaly_train);
```

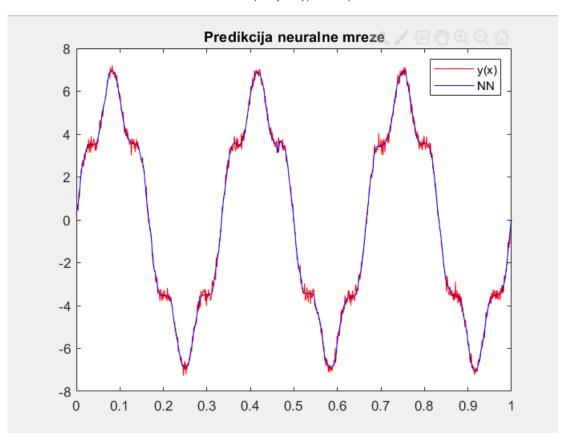
На следећим сликама ће бити приказана преформанса неуралне мреже у 1000 епоха и регресија неуралне мреже.



Слика 2 : Преформанса неуралне мреже



Слика 3 : Регресија неуралне мреже



Слика 4 : Успешност предикције неуралне мреже

На основу последње слике можемо рећи да је неурална мрежа успешно истренирана и да наша неурална мрежа добро предвиђа.

```
Код овог задатка у Matlab-y
function zadatak1
A = mod((118+2017), 7)+1;
B = mod((578+2017), 4) + 3;
f1 = 5* (mod((1+1+8), 4)+1);
f2 = 3* (mod((5+7+8), 4)+1);
inputs = 0:0.001:1;
outputs = A*sin(2*pi*f1*inputs)+B*sin(2*pi*f2*inputs);
std = (0.2 * min(A,B)).*randn(1,length(inputs));
finaly = outputs + std;
plot(inputs, finaly, 'g', inputs, outputs, 'r');
title('Predikciona funkcija i konacna funkcija');
legend('y(x)','h(x)');
number = size(finaly, 2);
number train = 0.8*number;
number test = 0.2*number;
idx = randperm(number);
inputs train = inputs(:, idx(1 : number train));
finaly train = finaly(:, idx(1 : number train));
inputs test = inputs(:, idx(number train+1 : number));
finaly test = finaly(:, idx(number train+1 : number));
NN = feedforwardnet(50);
NN.divideFcn = "";
NN = train(NN, inputs train, finaly train);
a = sim(NN,inputs test);
figure;
plot(inputs, finaly, 'r', inputs, NN(inputs), 'b');
title('Predikcija neuralne mreze');
legend('y(x)', 'NN');
```

Задатак 2 : Решавање проблема класификације применом неуралне мреже

Треба да се креира неурална мрежа која ће служити за класификацију вештачки генерисаних података уз помоћ .mat датотеке која садржи податке које треба класификовати уз помоћ неуралне мреже.

Вредност потребног параметара(за избор .mat датотеке)

Параметар	Формула	Вредност
Dataset_number	mod((118 + 578), 3) + 1	1

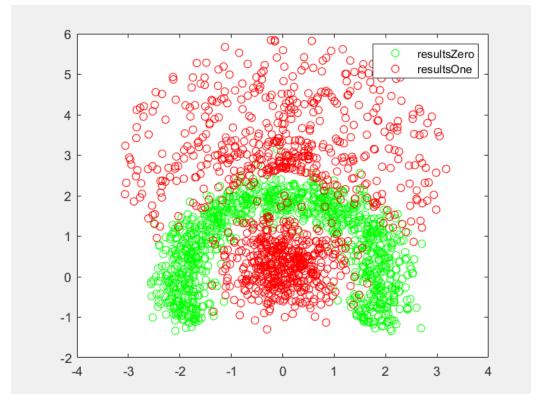
Учитавамо податке из dataset1.mat и параметар постављамо у облику матрице.

```
values = load('dataset1.mat');
matrix = values.data;
```

Матрица има 3 колоне. Прве две колоне садрже обележја. Трећа колона садржи припадност класи. И то ћемо поделити у неколико параметара, одвојићемо припадности тамо где има 0 и тамо где има 1 и узећемо вредности из прве и друге колоне.

```
resultsZero = matrix(1:1000,1:2)';
resultsOne = matrix(1001:2000,1:2)';
```

На основу ових вредности, на следећој слици, видећемо приказ података према resultsZero и resultsOne.



Слика 5 : Приказ података

На основу ових података, као и у претходндном задатку, морамо да поделимо на 80% и 20% за тренирање и тестирање. Наравно радимо и Suffile пре поделе вредности.

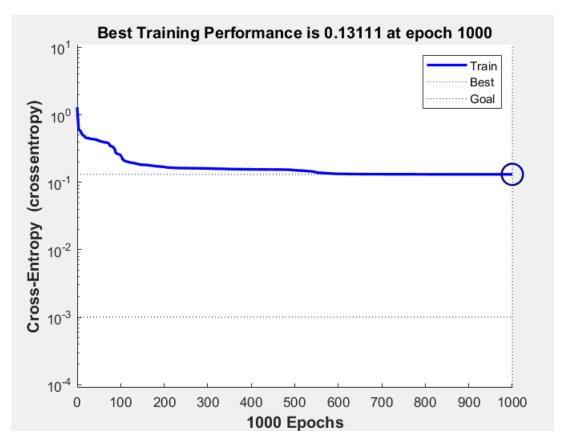
```
number = length(inputs(1,:));
% Suffile
idx = randperm(number);
```

Креирамо три врсте неуралне мреже по захтевима задатка

1) Оптимална неурална мрежа

У овој неуралној мрежи сам користио 2 скривена слоја са 3 неурона у првом слоју и 4 у другом слоју. Искључена је заштита од преобучавања и постављено је да се ради у 1000 епоха.

```
NN = patternnet([3 4]);
NN.divideFcn = '';
NN.trainParam.epochs = 1000;
```

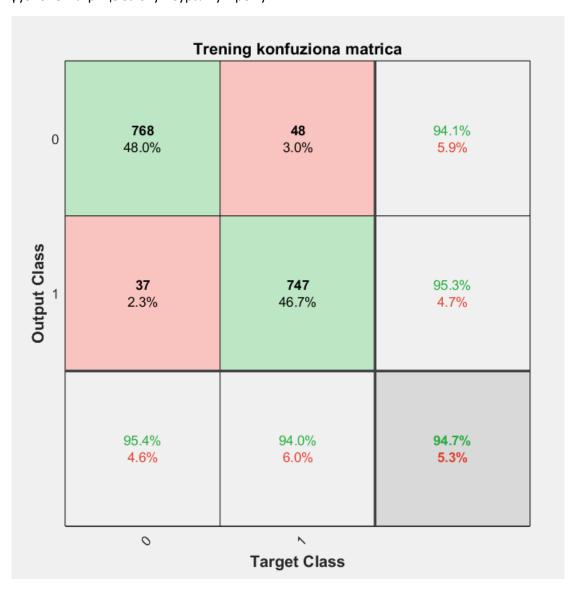


Слика 6: Крива преформансе оптималне неуралне мреже

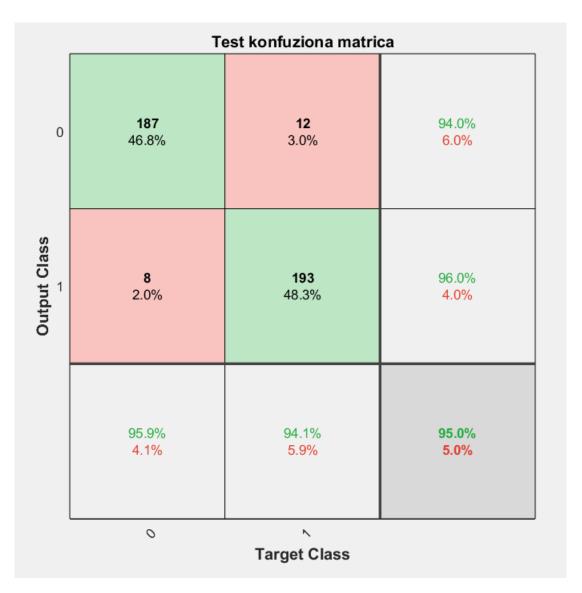
Параметри прецизности и осетљивости за оптималну неуралну мрежу

Параметар	Формула	Вредност
precisionTrain	trainTransp(1,1)	0.941176470588235
	$\overline{sum(trainTransp(1,:))}$	
precisionTest	testTransp(1,1)	0.939698492462312
	$\overline{sum(testTransp(1,:))}$	
recallTrain	trainTransp(1,1)	0.954037267080745
	$\overline{sum(trainTransp(1,:))}$	
recallTest	testTransp(1,1)	0.958974358974359
	$\overline{sum(testTransp(1,:))}$	

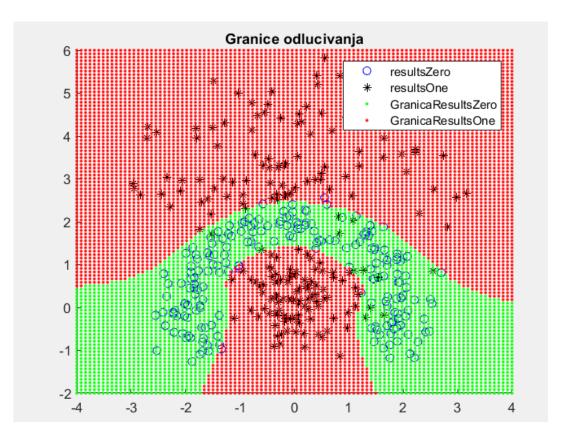
Конфузионе матрице за ову неуралну мрежу:



Слика 7 : Тренинг конфузиона матрица оптимално обучене неуралне мреже



Слика 8 : Тест конфузиона матрица оптимално обучене неуралне мреже



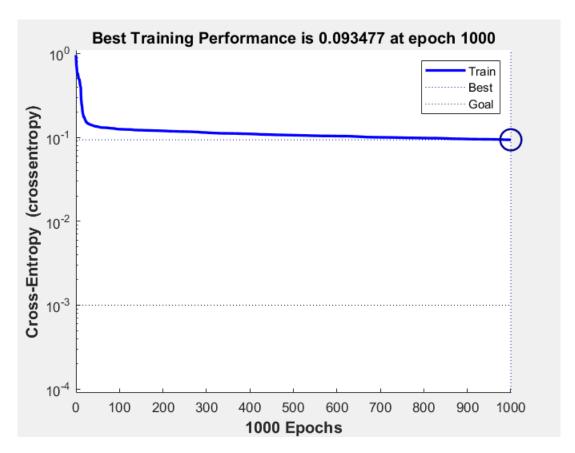
Слика 9 : Граница одлучивања оптимално обучене мреже

На основу ове границе одлучивања видимо да је добро обучена мрежа, увек се мора пазити на број неурона, ако ставимо мали број неурона граница ће бити јасна и види се јасно да је ово *appropriate-fitting*, ако ставимо велики број неурона границе ће бити конфузне и неће бити скроз јасне.

2) Overfitting неурална мрежа

У овој неуралној мрежи сам користио 3 скривена слоја по 6 неурона. Искључена је заштита од преобучавања и постављено је да се ради у 1000 епоха.

```
NN = patternnet([6 6 6])
NN.divideFcn = '';
NN.trainParam.epochs = 1000;
```

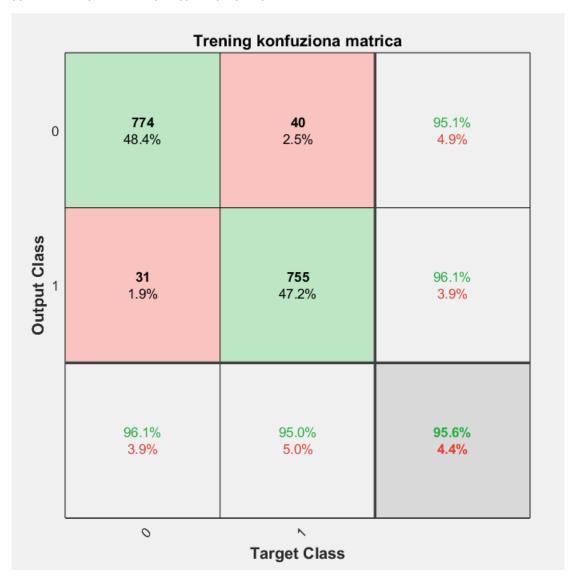


Слика 10 : Крива преформансе Overfitting неуралне мреже

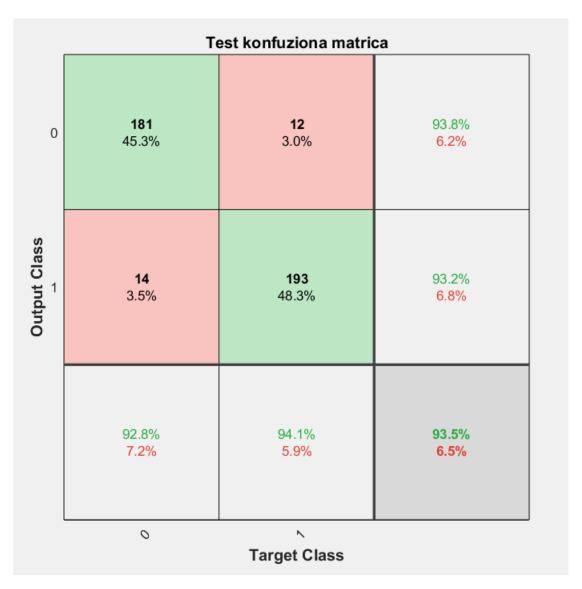
Параметри прецизности и осетљивости за Overfitting неуралну мрежу

Параметар	Формула	Вредност
precisionTrain	trainTransp(1,1)	0.950859950859951
	$\overline{sum(trainTransp(1,:))}$	
precisionTest	testTransp(1,1)	0.937823834196891
	$\overline{sum(testTransp(1,:))}$	
recallTrain	trainTransp(1,1)	0.961490683229814
	$\overline{sum(trainTransp(1,:))}$	
recallTest	testTransp(1,1)	0.928205128205128
	$\overline{sum(testTransp(1,:))}$	

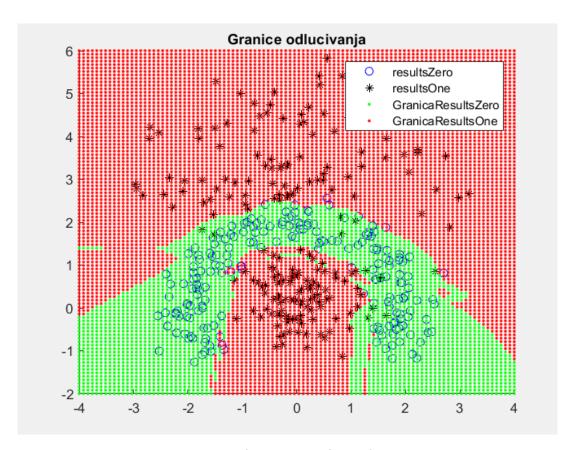
Конфузионе матрице за ову неуралну мрежу:



Слика 11 : Тренинг конфузиона матрица Overfitting обучене неуралне мреже



Слика 12 : Тест конфузиона матрица Overfitting обучене неуралне мреже



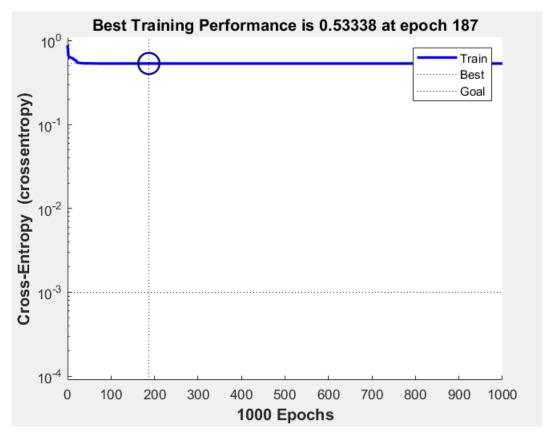
Слика 13 : Граница одлучивања Overfitting обучене мреже

На основу ове границе одлучивања видимо да је добро обучена *over-fitting* мрежа, мада као и у претходној неуралној мрежи мора се пазити на број неурона, исто важи ако је превелики број неурона биће лоше границе. За нијансу је боља од претходне мреже.

3) Underfitting неурална мрежа

У овој неуралној мрежи сам користио један скривени слој са 1 неуроном. Искључена је заштита од преобучавања и постављено је да се ради у 1000 епоха.

```
NN = patternnet(1);
NN.divideFcn = '';
NN.trainParam.epochs = 1000;
```

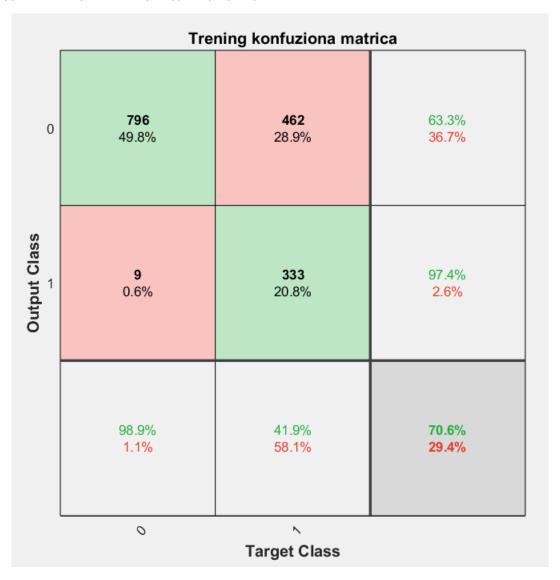


Слика 14 : Крива преформансе Underfitting неуралне мреже

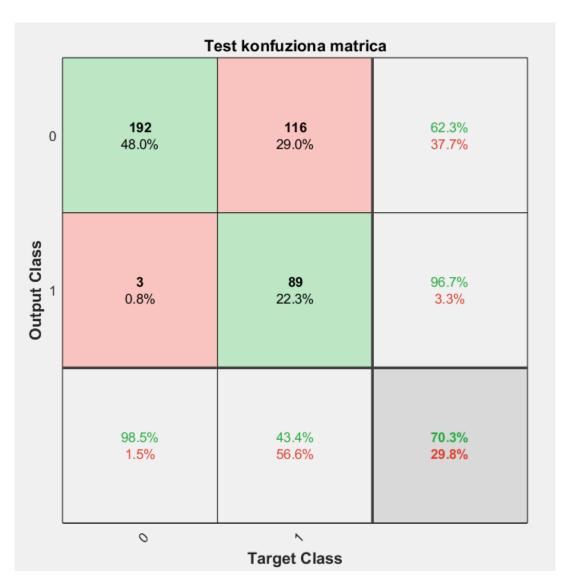
Параметри прецизности и осетљивости за Underfitting неуралну мрежу

Параметар	Формула	Вредност
precisionTrain	trainTransp(1,1)	0.632750397456280
	$\overline{sum(trainTransp(1,:))}$	
precisionTest	testTransp(1,1)	0.623376623376623
	$\overline{sum(testTransp(1,:))}$	
recallTrain	trainTransp(1,1)	0.988819875776398
	$\overline{sum(trainTransp(1,:))}$	
recallTest	testTransp(1,1)	0.984615384615385
	sum(testTransp(1,:))	

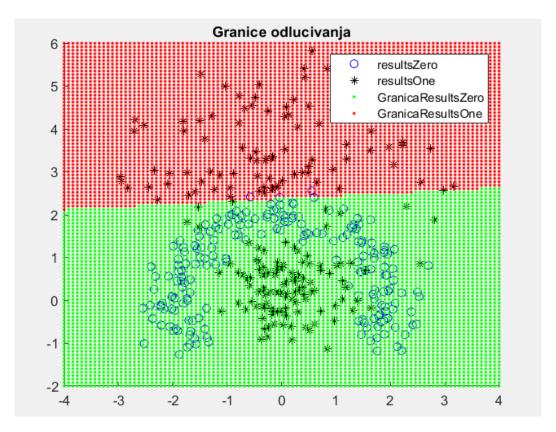
Конфузионе матрице за ову неуралну мрежу:



Слика 15 : Тренинг конфузиона матрица Underfitting обучене неуралне мреже



Слика 16 : Тест конфузиона матрица Underfitting обучене неуралне мреже



Слика 17: Граница одлучивања Underfitting обучене мреже

На основу ове границе одлучивања видимо да је добро обучена *under-fitting* мрежа, као што је речено у претходна два случаја мора се пазити на број неурона, ако ставимо 1, 2 или 3 неурона ове границе ће изгледати као *under-fitting* мреже, ако се стави више границе ће изгледати исто као и у првом задатку па већ није *under-fitting* мрежа. Ова мрежа је лошија у односу на претходна 2 примера.

Код овог задатка у Matlab-y

```
function zadatak2
values = load('dataset1.mat');
matrix = values.data;
inputs = matrix(:,1:2)';
resultsZero = matrix(1:1000,1:2)';
resultsOne = matrix(1001:2000,1:2)';
finaly = matrix(:,3)';
figure;
    plot(resultsZero(1,:), resultsZero(2,:), 'go');
    hold on;
    plot(resultsOne(1,:), resultsOne(2,:), 'ro');
    legend('resultsZero','resultsOne');
number = length(inputs(1,:));
number train = 0.8*number;
number test
             = 0.2*number;
```

```
idx = randperm(number);
inputs train = inputs(:, idx(1 : number train));
finaly train = finaly(:, idx(1 : number train));
inputs test = inputs(:, idx(number train+1 : number));
finaly test = finaly(:, idx(number train+1 : number));
NN = patternnet([3 4]);
    NN.divideFcn = '';
    NN.trainParam.epochs = 1000;
    NN.trainParam.goal = 1e-3;
    NN.trainParam.min grad = 1e-9;
    NN.trainParam.min grad = 1e-8;
    NN = train(NN,inputs train,finaly train);
    a = sim(NN, inputs test);
    output a = sim(NN,inputs train);
figure;
    plotconfusion(finaly train, output a);
    title('Trening konfuziona matrica');
figure;
    plotconfusion(finaly test, a);
    title('Test konfuziona matrica');
    correctZero = inputs test(:,finaly test==0);
    correctOne = inputs test(:,finaly test==1);
    numbersPoint = 100;
    xLimit = linspace(-4, 4, numbersPoint);
    yLimit = linspace(-2, 6, numbersPoint);
    input test limit = [];
    for i = xLimit
        input test limit = [input test limit
[i*ones(size(yLimit)); yLimit]];
    end
    outTest = sim(NN, input test limit);
    limitResultsZero = input test limit(:,outTest<0.5);</pre>
    limitResultsOne = input test limit(:,outTest>=0.5);
```

```
figure;
    hold all;
        plot(correctZero(1,:),correctZero(2,:),'bo');
        plot(correctOne(1,:),correctOne(2,:),^{k*});
        scatter(limitResultsZero(1,:),
limitResultsZero(2,:), 'g.');
scatter(limitResultsOne(1,:),limitResultsOne(2,:),'r.');
        title('Granice odlucivanja');
legend('resultsZero','resultsOne','GranicaResultsZero','
GranicaResultsOne');
    [~,trainT,~,~] = confusion(finaly train,output a);
    trainTransp = trainT';
    [~,testT,~,~] = confusion(finaly test,a);
    testTransp = testT';
    precisionTrain =
trainTransp(1,1)/sum(trainTransp(1,:));
    precisionTest =
testTransp(1,1)/sum(testTransp(1,:));
    recallTrain =
trainTransp(1,1)/sum(trainTransp(:,1));
    recallTest = testTransp(1,1)/sum(testTransp(:,1));
NN = patternnet([6 6 6]);
    NN.divideFcn = '';
    NN.trainParam.epochs = 1000;
    NN.trainParam.goal = 1e-3;
    NN.trainParam.min grad = 1e-9;
    NN = train(NN,inputs train,finaly train);
    a = sim(NN, inputs test);
%% Ponavljaju se delovi koda sa pravljenjem confusion
matric i parametra preciznosti i osetljivosti
```

```
NN = patternnet(1);

NN.divideFcn = '';

NN.trainParam.epochs = 1000;

NN.trainParam.goal = 1e-3;

NN.trainParam.min_grad = 1e-9;

NN = train(NN,inputs_train,finaly_train);

a = sim(NN, inputs_test);

%% Ponavljaju se delovi koda sa pravljenjem confusion
```

Задатак 3: Тражење оптималних хипермараметара применом методе унакрсне валидације

Параметар	Формула	Вредност
Q	mod((1+1+8+5+7+8),8)+1	7

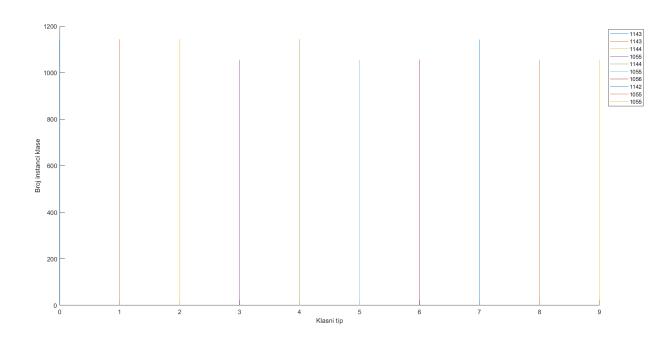
Потребно је направити неуралну мрежу за препознавање цифара писане руком.

Имаће 16 улаза који представљају 8 тачака(х и у), а излаз треба да представља цифру која је препозната.

За решавање овог проблема сам користио **patternet** мрежу која има 16 улаза и 10 излаза.

Излази ће имати вредности 0 или 1(само један излаз може бити 1) који ће се користити за класификацију.

Скуп података је већ подељен у два фајла "pendigits.tes" тест скуп и "pendigits. tra" тренинг скуп. Учитавањем оба фајла добијамо овакав приказ број одбирака по класама:



Zad3_Slika 1 Приказ броја одбирака по класама

Користи се унакрсна валидација да би се нашли најбољи хиперпарамтери мреже и њене структура. Избор хиперпараметара у унакрсној валидацији ће се вршити по **Ассигасу** зато што су подаци донекле балансирани.

Accuracy се рачуна као количник збира ТР и TN и укупног броја сета података.

TP је број одбирала који су коректно класификовани као тражена класа, а TN број одбирака који су коректно класификовани као остале класе.

Вредности хиперпараметара:

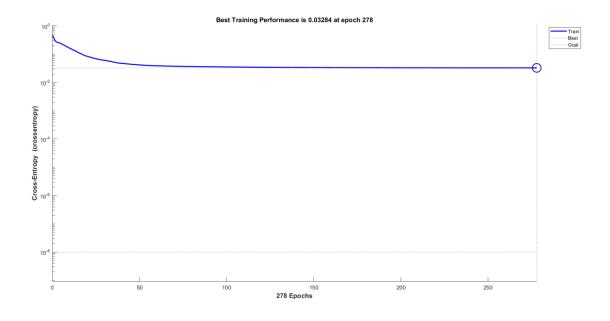
1. Cтруктура: [3 5],[10 10],[2 16],[12 8 12]

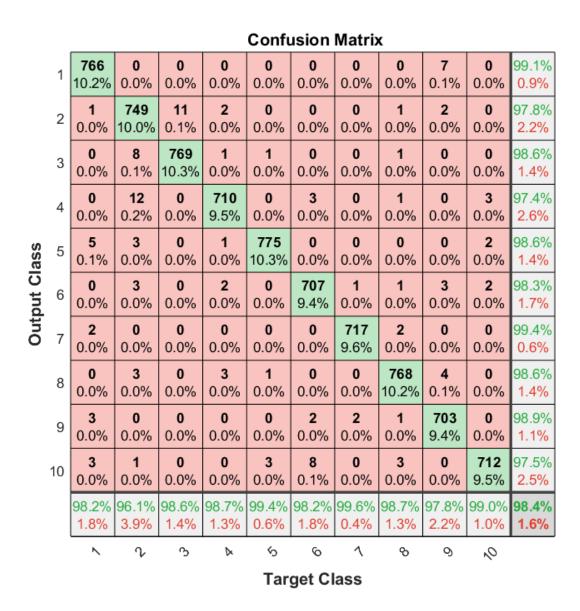
Овако су изабране вредности како би се мрежа тестирала на различитим величинама скривених слојева.(некад мали први слој па велики други, велики и један и други слој итд)

- 2. Функција активације: "logsig","tansig","poslin" Изабране су ове функције да би се тестирало на две нелинеарне и једном линеарном функцији активације.
- 3. Коефицијент регуларизације: 0.01,0.02,0.05,0.1,0.02 Изабране су ове вредности како би се тестирало са мањим и већим коефицијентима регуларизације.

После унакрсне валидације одабрани су хиперпараметри су [10 10] за структуру, "logsig" за функцију активације, 0.01 за коефицијент регуларизације.

Ови параметри се онда користе да се креира мрежа која се тренира на тренинг скупу.





Zad3_Slika 2 Конфузиона Матрица Тренинг Скуп

Класа	Прецизност(Р)	Осетљивост(R)
0	0.99094	0.98205
1	0.97781	0.96149
2	0.9859	0.9859
3	0.97394	0.98748
4	0.98601	0.99359
5	0.98331	0.98194
6	0.99445	0.99583
7	0.98588	0.98715
8	0.98875	0.97775
9	0.97534,	0.99026

Confusion Matrix 0 1 0 0 0 99.7% 340 0 0 0 0 1 9.7% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.3% 1 1 0 7 87.6% 1 339 4 2 0 32 2 0.0% 9.7% 0.1% 0.1% 0.0% 0.0% 0.0% 0.9% 0.0% 0.2% 12.4% 0 14 359 0 0 0 0 3 0 0 95.5% 3 0.0% 0.4% 10.3% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.1% 0.0% 0.0% 4.5% 0 0 0 330 0 8 0 0 0 2 97.1% 4 0.0% 0.0% 0.0% 9.4% 0.0% 0.2% 0.0% 0.0% 0.0% 0.1% 2.9% 1 0 0 348 0 0 3 0 0 98.9% 0 Output Class 5 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 9.9% 0.0% 0.0% 0.1% 0.0% 0.0% 1.1% 7 0 7 0 323 0 0 3 92.6% 0 9 0.0% 0.2% 0.0% 0.0% 0.3% 9.2% 0.0% 0.0% 0.2% 0.1% 7.4% 0 0 0 0 3 0 329 8 0 0 96.8% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.1% 0.0% 9.4% 0.2% 0.0% 0.0% 3.2% 2 2 97.4% 3 1 0 0 0 305 0 0 8 0.0% 0.1% 0.0% 0.1% 0.0% 0.0% 0.0% 8.7% 0.0% 0.1% 2.6% 0 0 0 0 0 5 0 329 1 92.2% 22 9 0.6% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.0% 0.1% 0.0% 9.4% 0.0% 7.8% 0 2 3 4 0 0 321 93.6% 0 0 13 10 0.0% 0.0% 0.0% 0.1% 0.1% 0.1% 0.0% 0.4% 0.0% 9.2% 6.4% 93.7% 93.1% 98.6% 98.2% 95.6% 96.4% 97.9% 83.8% 97.9% 95.5% 95.0% 2.1% 16.2% 6.3% 6.9% 1.4% 1.8% 4.4% 3.6% 2.1% 4.5% 5.0% 1 ^ r ტ × Ś 6 ზ 9 0

Zad3_Slika 3 Конфузиона матрица Тест скуп

Target Class

Класа	Прецизност(Р)	Осетљивост(R)
0	0.99707	0.93664
1	0.87597	0.93132
2	0.95479	0.98626
3	0.97059	0.98214
4	0.98864	0.95604
5	0.9255	0.96418
6	0.96765	0.97917
7	0.97444	0.83791
8	0.92157	0.97917
9	0.93586	0.95536

Прецизност(Р): Представља однос свих одбирака који су тачно смештени у класу и укупног броја одбирака смештеног у ту класу.

Осетљивост(R): Представља однос свих одбирака који су тачно смештени у класу и укупног броја одбирака те класе.