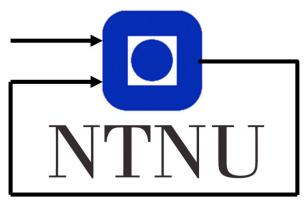
TTK4205: Prosjektoppgave 1

Per Arne Kjelsvik

November 19, 2017



Department of Engineering Cybernetics

Contents

1	Prosjektoppgave	1
	1.1 Gjennomføring av oppgaven	1
	1.2 Kortfattet svar på spørsmål	
\mathbf{A}	Appendix A - MATLAB-kode for implementering av klassifikatorer	8
	A.1 Nærmeste nabo klassifikator (kode)	8
	A.2 Minste kvadraters metode (kode)	8
	A.3 Minimum feilrate klassifikator (kode)	9
В	Appendix B - MATLAB-funksjoner brukt i utførelsen av oppgaven	11
	B.1 Nærmeste nabo script (kode)	11
	B.2 data2Table-funksjon	12
	B.3 extractX-funksjon	
	B.4 getcondvects-funksjon	
	B.5 getErrRate-funksjon	
	B.6 plotConfusion-funksjon	
	B.7 sortErrorRates-funksjon	
\mathbf{C}	Appendix C - MATLAB-script til å gjøre hele oppgaven	17
	C.1 Script (kode) for å gjennomføre oppgaven	17
	. , , , , , , , , , , , , , , , , , , ,	

1 Prosjektoppgave

1.1 Gjennomføring av oppgaven

Først må vi hente ut dataen og inndele i både testsett og treningssett:

Listing 1: MATLAB kode for å hente ut data

```
%% 2 — Datasett
%% 0pen files and extact data (ready to use with Classifcation Learner app)
[train_1, test_1, true_1] = data2Table('ds-1.txt');
[train_2, test_2, true_2] = data2Table('ds-2.txt');
[train_3, test_3, true_3] = data2Table('ds-3.txt');
```

Funksjonen data2Table splitter datasettene og setter inn i tabeller (full funksjon i appendix REF). Om datasettene inneholder objekter i vilkårlig rekkefølge sorteres de etter klassetilhørighet. Vi kan nå begynne å hente ut data:

Listing 2: Bruk naermeste nabo til å klassifisere og finn beste egenskapskombinasjon

```
%% 5 - Gjenommforing av oppgaven

% Run closest neighbor classifcator, get best property combination
[NN_1, prop_1, C_NN_1, T_1] = closestNeighbor(train_1, test_1, true_1);
[NN_2, prop_2, C_NN_2, T_2] = closestNeighbor(train_2, test_2, true_2);
[NN_3, prop_3, C_NN_3, T_3] = closestNeighbor(train_3, test_3, true_3);
```

Variablene T_1 , T_2 og T_3 inneholder sortert rekkefølge av feilratene for de forskjellige kombinasjonene, vist i tabell 1, tabell 2, og tabell 3, hvor v_i er de forskjellige egenskapene, og hvor 1 betyr $p\mathring{a}$, mens 0 betyr av. $prop_1$, $prop_2$ og $prop_3$ er vektorer som består av de beste kombinasjonene som brukes videre til de andre klassifikatorene. NN_1 , NN_2 , og NN_3 er beste nærmeste-nabo klassifisering.

feilrate	v1	v2	v3	$\mathbf{v4}$
0.093	1	1	1	1
0.100	1	1	0	1
0.127	1	0	1	1
0.147	1	1	1	0
0.167	1	0	0	1
0.180	1	1	0	0
0.193	1	0	1	0
0.213	0	1	1	1
0.227	0	1	0	1
0.240	1	0	0	0
0.300	0	0	1	1
0.320	0	1	1	0
0.360	0	1	0	0
0.387	0	0	0	1
0.433	0	0	1	0

Table 1: Feilrate for forskjellige kombinasjoner av egenskaper, datasett 1

feilrate	v1	v2	v3
0.013	1	1	0
0.020	1	1	1
0.180	1	0	0
0.193	1	0	1
0.280	0	1	0
0.287	0	1	1
0.493	0	0	1

Table 2: Feilrate for forskjellige kombinasjoner av egenskaper, datasett 2

feilrate	v1	v2	v3	v4
0.075	0	1	1	1
0.095	0	1	1	0
0.095	1	1	1	1
0.100	1	1	1	0
0.150	1	0	1	1
0.170	1	0	1	0
0.190	0	0	1	1
0.200	1	1	0	1
0.215	1	1	0	0
0.240	0	1	0	1
0.285	1	0	0	1
0.310	0	1	0	0
0.330	1	0	0	0
0.345	0	0	1	0
0.395	0	0	0	1

Table 3: Feilrate for forskjellige kombinasjoner av egenskaper, datasett 3

Koden for implementeringen av nærmeste-nabo klassifikatoren kan finnes i Appendix A i kodesnutt A.1. Full kode for å se hvordan denne brukes til å finne beste egenskapskombinasjon kan sees i Appendix B B.1. Videre skal vi bruke minimum feilrate klassifikator til å klassifisere testsettene:

Listing 3: Bruk minimum feilrate til å klassifisere testsett

```
% Run min error classificator
[minErr_1, err_minErr_1, C_minErr_1] = minErrorClassificator(...
train_1, test_1, prop_1, true_1);
[minErr_2, err_minErr_2, C_minErr_2] = minErrorClassificator(...
train_2, test_2, prop_2, true_2);
[minErr_3, err_minErr_3, C_minErr_3] = minErrorClassificator(...
train_3, test_3, prop_3, true_3);
```

Koden for implemteringen av minimum feilrate klassifikator kan finnes i Appendix A i kodesnutt A.3. Og til slutt har vi minste kvadraters metode:

Listing 4: Bruk minste kvadraters metode til å klassifisere testsett

Og implemteringen av minste kvadraters metode kan også finnes i Appendix A i kodesnutt A.2. For hvert datasett er det altså brukt disse kombinasjonene:

D	Datasett 1			
1	1	1	1	
Datasett 2				
1	1	0	X	
Datasett 3				
0	1	1	1	

Table 4: Beste egenskapskombinasjoner

Og i tabell 5 nedenfor er det listet opp hvordan hver klassifikator presterte med disse egenskapskombinasjonene. Som vi kan se, så er minste kvadraters metode best for datasett 1, men dårligst for datasett 2 og 3, hvor nærmeste-nabo er best. Minimum feilrate havner i midten på klassifisering for hvert datasett.

Datasett 1				
feilrate	klassifikator			
0.073	Minste kvadrater			
0.080	Minimum feilrate			
0.093	Nærmeste-nabo			
Γ	Datasett 2			
feilrate	klassifikator			
0.013	Nærmeste-nabo			
0.020	Minimum feilrate			
0.120	Minste kvadrater			
Γ	Datasett 3			
feilrate	klassifikator			
0.075	Nærmeste-nabo			
0.130	Minimum feilrate			
0.160	Minste kvadrater			

Table 5: Beste klassifikatorer

1.2 Kortfattet svar på spørsmål

Til slutt skal det svares kortfattet på noen spørsmål:

1. Hvorfor er det fornuftig å benytte nærmeste-nabo klassifikatoren til å finne gunstige egenskapskombinasjoner?

Fordi nærmeste-nabo baserer seg på om egenskapene befinner seg nærme hverandre. Så hvis du har datasett hvor egenskap 1 og 2 f. eks. er blandet sammen, mens egenskap 1 og 3 er tydelig lokalisert i hvert sitt område, så vil nærmeste-nabo oppdage dette. Siden den gjør lite antagelser og er ikke-parametrisk, bør den gi en grei feilrate, uavhengig av fordelingen til datasettet.

2. Hvorfor kan det i en praktisk anvendelse være fornuftig å finne en lineær eller kvadratisk klassifiaktor til erstatning for nærmeste-nabo klassifikatoren?

Nærmeste-nabo krever en del regnekraft, og gjør ingen antakelser om settet. Ved anveldelse kan det godt tenkes at dette er informasjon som vi kan bruke til vår fordel, og da lønner det seg kanskje heller med klassifikatorer som tar nytte av informasjonen.

3. Hvorfor er det lite gunstig å bruke samme datasett både til trening og evaluering av en klassifikator?

Fordi evalueringen vår vil da basere seg på data vi allerede har brukt til å trene modellen. Dette gir et tydelig bias. Derfor er det bedre å trene en klassifikator med et sett, og se hvordan klassifikatoren preseterer med et testsett. På den måten kan vi objektiv sammenlikne hvor gode forskjellige klassifikatorer er.

4. Hvorfor gir en lineær klassifikator dårlige resultater for datasett 2?

Om vi ser på dataen fra datasett 2 (figur 1), så kan vi se at det vanskelig lar seg gjøre å skille objektene i lineære områder. Dette fordi variabel 1 på en måte bretter seg rundt variabel 2, som er samlet som en kjerne. Formen blir som en halvsirkel som går rundt en sirkel.

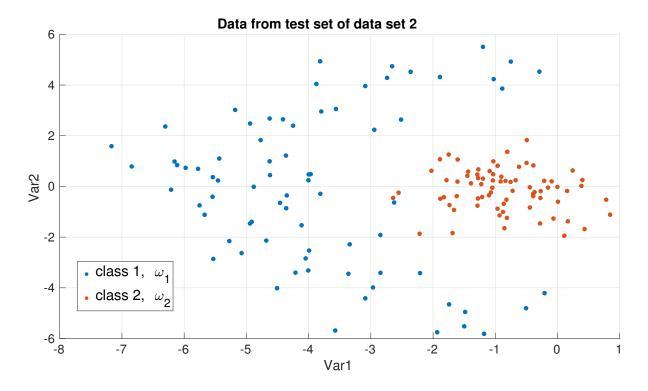


Figure 1: Scatter plot av egenskap 1 og egenskap 2 for testsettet i datasett 2

Har også valgt å legge ved forvirringsmatrisene for de beste klassifikatorene:

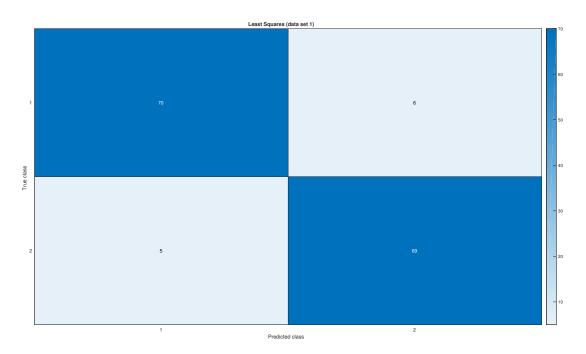


Figure 2: Forvirringsmatrise minste kvadraters datasett 1

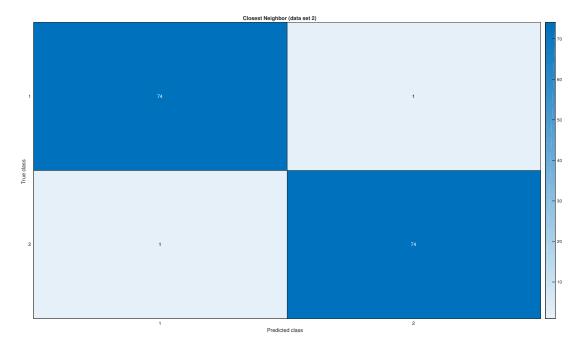


Figure 3: Forvirringsmatrise nærmeste nabo datasett 2

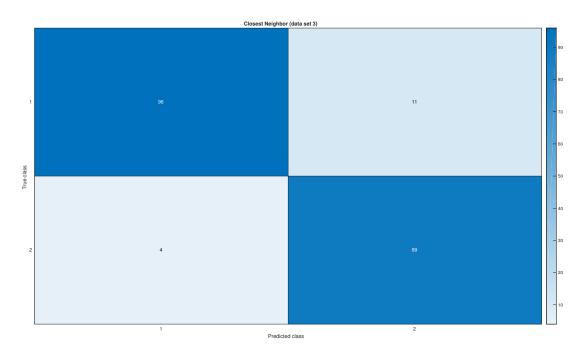


Figure 4: Forvirringsmatrise nærmeste nabo datasett 3

A Appendix A - MATLAB-kode for implementering av klassifikatorer

A.1 Nærmeste nabo klassifikator (kode)

Listing 5: MATLAB-kode nærmeste nabo klassifikator

```
function [inProgress] = closestNeighborClassificator(train, test, active)
    n = size(train.class(:),1);
4
    % Extract x
    [x_1, x_2, x_{test}] = extractX(train, test, active);
5
6
    x = [x_1 x_2];
    b = zeros(n,1);
8
9
    % Classify objects
10
    for obj=1:n
11
        min_norm = inf;
12
        for neighbor=1:n
            obj_norm = norm(x_test(:,obj) - x(:,neighbor));
13
            if obj_norm < min_norm</pre>
14
                 min_norm = obj_norm;
16
                 if neighbor\leq=length(x_1)
17
                     b(obj) = 1;
18
                 else
19
                     b(obj) = 2;
20
                 end
21
            end
22
        end
23
    end
24
25
    inProgress = b;
```

A.2 Minste kvadraters metode (kode)

Listing 6: MATLAB-kode for minste kvadraters metode

```
function [inProgress, errRate, confusion] = leastSquaresMethod(train,...
1
        test, active, true_class)
3
   n = size(train.class(:),1);
4
   % Extract x and preallocate variables
5
6
   [x_1, x_2, x_{\text{test}}] = \text{extractX(train, test, active)};
   [d, n_1] = size(x_1);
   Y = zeros(n,d+1);
9
   b = zeros(n,1);
10
    % Expand Y and fill out b
11
12
   for i=1:n_1
13
        % For x_1
14
        Y(i,:) = [1 \times 1(:,i)'];
15
        b(i) = 1;
16
17
        % For x_2
```

```
18
        Y(n_1+i,:) = [1 x_2(:,i)'];
19
        b(n_1+i) = -1;
20
    end
21
22
    % Calculate expanded weight vector a
23
    a = inv(Y'*Y)*Y'*b;
24
25
    % Classify
26
    classify = zeros(n,1);
27
28
    for i=1:n
29
      y = [1 x_{test(:,i)']';
30
       g = a'*y;
31
32
       if q >= 0
           classify(i,1) = 1;
34
           classify(i,1) = 2;
36
       end
37
    end
38
39
    % Return result
40
    inProgress = classify;
41
    [errRate, confusion] = getErrRate(classify, true_class);
42
```

A.3 Minimum feilrate klassifikator (kode)

Listing 7: MATLAB-kode for minimum feilrate klassifikator

```
function [inProgress, errRate, confusion] = minErrorClassificator(train,...
 1
2
        test, active, true_class)
3 | n = size(train.class(:),1);
    [x_1, x_2, x_{\text{test}}] = \text{extractX(train, test, active)};
4
    [d_1, n_1] = size(x_1);
5
6
    [d_2, n_2] = size(x_2);
8
    % Mean vectors
9
    mu_1 = 1/n_1 * sum(x_1');
10
   mu_2 = 1/n_2 * sum(x_2');
11
   mu_1 = mu_1';
12
   mu_2 = mu_2';
13
14
    % Covariance matrices
    sigma_1 = zeros(d_1);
16
    sigma_2 = zeros(d_2);
17
18
    for k=1:n_1
        sigma_1 = sigma_1 + (x_1(:,k)-mu_1)*(x_1(:,k)-mu_1)';
19
20
21
    sigma_1 = 1/n_1 * sigma_1;
22
23
    for k=1:n_2
24
        sigma_2 = sigma_2 + (x_2(:,k)-mu_2)*(x_2(:,k)-mu_2)';
25
    end
```

```
26 \mid sigma_2 = 1/n_2 * sigma_2;
27
28 % Discriminant function parameters
29 | W_1 = -0.5*inv(sigma_1);
30 | W_2 = -0.5*inv(sigma_2);
    w_1 = inv(sigma_1)*mu_1;
32
   |w_2 = inv(sigma_2)*mu_2;
33
   w_1_0 = -0.5*mu_1'*inv(sigma_1)*mu_1 - 0.5*log(det(sigma_1)) + log(n_1/n);
34
   w_20 = -0.5*mu_2'*inv(sigma_2)*mu_2 - 0.5*log(det(sigma_2)) + log(n_2/n);
36
37
   % Classifcation
38
   classify = zeros(n,1);
39
40
    for i=1:n
41
       g_{-1} = x_{-test(:,i)} *W_{-1}*x_{-test(:,i)} + w_{-1}*x_{-test(:,i)} + w_{-1}_{-0};
42
       g_2 = x_{test}(:,i) *W_2*x_{test}(:,i) + w_2*x_{test}(:,i) + w_2-0;
43
44
       g = g_1 - g_2;
45
46
       if g >= 0
47
           classify(i,1) = 1;
48
       else
49
           classify(i,1) = 2;
50
       end
51
    end
52
53
   % Return result
54 inProgress = classify;
    [errRate, confusion] = getErrRate(classify, true_class);
56
57
    end
```

B Appendix B - MATLAB-funksjoner brukt i utførelsen av oppgaven

B.1 Nærmeste nabo script (kode)

Listing 8: MATLAB-funksjon for å kjøre nærmeste nabo og finne feilrater osv.

```
function [inProgress, properties, C, T] = closestNeighbor(train,test,...
 2
        true_class)
 3  n = size(train.class(:),1);
   d = size(train.Properties.VariableNames(:),1)-1;
 5
   T = table();
6
   % Make all possible combinations of properties
   combinations = getcondvects(d);
9
   combinations(1,:) = [];
   classified = zeros(n,size(combinations,1));
12
   % Run closest neighbor and find combination with least errors
13
   min_err = inf;
14
   errRates
                 = zeros(1,size(combinations,1));
15
16
    for combo=1:size(combinations,1)
        % Run closest neighbor classificator
17
18
        classified(:,combo) = ...
19
            closestNeighborClassificator(train,test,combinations(combo,:));
20
        % Find the error rate of the classification
21
22
        [errRates(combo), confusion] = getErrRate(classified(:,combo),...
23
            true_class);
24
25
        % Update best classification
        if errRates(combo) < min_err</pre>
26
27
            min_err = errRates(combo);
28
            best_combination = combo;
29
            C = confusion;
30
        end
    end
32
33
   % Return best combination and accompying classification
34
   properties = combinations(best_combination,:);
   inProgress = classified(:, best_combination);
36
37
   % Sort the combinations of properties and put in Table with error rates
38
   [~, order] = sort(errRates);
   errRates = sort(errRates);
40
   combinations = combinations(order', :);
   T{:,1} = errRates';
41
42
   T.Properties.VariableNames{1} = 'Error';
43
44
   for j=2:d+1
45
       T\{:,j\} = combinations(:,j-1);
46
       T.Properties.VariableNames{j} = insertAfter('var','r',num2str(j-1));
47
48
   end
49
```

B.2 data2Table-funksjon

Listing 9: MATLAB-funksjon for å hente ut data

```
function [train, test, true_class] = data2Table(set)
 1
 2
        fid = fopen(set);
3
        train = \{\};
4
        test = \{\};
5
        row1 = 0;
6
        row2 = 0;
        iteration = 0;
 7
8
        true_class = [];
9
10
        while ~feof(fid)
11
            iteration = iteration + 1;
12
            tline = fgetl(fid);
13
            [token, remain] = strtok(tline);
14
            remain = str2num(remain);
                                             % Training set (odd numbered)
            if mod(iteration,2) == 1
16
                row1 = row1+1;
                train{row1,1} = insertAfter('class-','-',token);
17
18
                for i=1:length(remain)
19
                   train{row1,i+1} = remain(i);
20
                end
21
            else
                                             % Test set (even numbered)
22
                row2 = row2 + 1;
23
                test{row2,1} = insertAfter('class-','-',token);
24
                for i=1:length(remain)
25
                   test{row2,i+1} = remain(i);
26
27
                true_class(row2, 1) = str2num(token);
28
            end
29
        end
31
        fclose(fid);
33
        % Convert cells to tables
34
        train = cell2table(train);
        test = cell2table(test);
36
        train.Properties.VariableNames{1} = 'class';
        test.Properties.VariableNames{1} = 'class';
38
        for i=2:length(test.Properties.VariableNames)
39
           train.Properties.VariableNames{i} = insertAfter('var',...
40
               'r', num2str(i-1));
           test.Properties.VariableNames{i} = insertAfter('var',...
41
42
               'r',num2str(i-1));
43
        end
44
        % Sort sets so that class 1 comes first, then class 2
45
        train = sortrows(train,1);
47
        test
                    = sortrows(test,1);
48
        true_class = sortrows(true_class);
49
   end
```

B.3 extractX-funksjon

Listing 10: MATLAB-funksjon for å hente ut treningsett og testsett

```
function [v1, v2, v3] = extractX(train, test, active)
 1
   d = size(train.Properties.VariableNames(:),1)-1;
   v1 = zeros();
4
   v2 = zeros();
    % Making property vectors and test vector
 6
 7
    d = size(train.Properties.VariableNames(:),1)-1;
 8
    v3 = test{:,2:end};
9
10
    for i=1:size(train.class(:),1)
11
       if train.class{i} == 'class-1'
12
            v1(end+1,1:d) = train{i,2:end}; % Class 1
13
       else
14
            v2(end+1,1:d) = train{i,2:end}; % Class 2
       end
16
   end
17
    % Delete first empty row and transpose
18
19
   v1(1,:) = [];
20
   v2(1,:) = [];
21
   v1 = v1';
22
   v2 = v2';
23
   v3 = v3';
24
25
   % Remove inactive properties
26
   inactive= active == zeros(1,d);
27
    [~,del] = find(inactive);
28
                                     % Only remove if 1 or more is inactive
   if ~isempty(del)
29
        for var=length(del):-1:1
            v1(del(var), :) = [];
            v2(del(var), :) = [];
            v3(del(var), :) = [];
        end
34
    end
36
   end
```

B.4 getcondvects-funksjon

Listing 11: MATLAB-funksjon for å generere en sannhetstabell med alle mulige egenskaskombinasjoner

```
function [condvects] = getcondvects(i)
1
2
       % GETCONDVECTS returns a matrix of binary condition vectors.
       % GETCONDVECTS(I) returns a matrix of all possible binary condition
3
       % vectors for a logical system with (I) inputs.
4
5
       % INPUT: (I) shall be an integer >= 1
6
       % OUTPUT: CONDVECTS is a binary matrix of size [2^I,I]
7
       % METHOD: The method uses three nested FOR loops that work to target
       \% only those cells whose value should be true (which of course is 50\%
8
       % of the matrix). Therefore, the algorithm scales as [0.5*i*2^i]
```

```
10
        % which is optimal. Furthermore, the algorithm has low memory
11
        % footprint and overhead.
12
        % Copyright 2011, Paul Metcalf
13
        % Acknowledgements: James Tursa and Nico Schlmer
14
15
        g = 2;
16
        i2 = 2^i;
17
        condvects = false(i2,i);
18
        for m = 1 : 1 : i
19
            m2 = 2^m;
20
            m3 = (m2/2)-1;
            i3 = i-m+1;
21
22
            for g = g : m2 : i2
23
                for k = 0 : 1 : m3
24
                    condvects(g+k,i3) = true;
25
                end
26
            end
27
            q = m2+1;
28
        end
29
   end
```

B.5 getErrRate-funksjon

Listing 12: MATLAB-funksjon som beregner feilraten til en klassifikator og finner forvirringsmatrisen

```
function [errRate, confusion] = getErrRate(classified, true_class)
   % Set up confusion matrix and other variables
3
           = size(classified, 1);
                                        % Number of objects
   n
4
   С
           = 2;
                                        % Number of classes
5
   C
           = zeros(c,c);
                                        % Confusion matrix of size cxc
                                        % Sorted: [1 1 ... 1 2 2 ... 2]'
6
           = true_class;
   Х
8
   % Find number of class 1 and 2 objects
9
   [n_x1, \sim] = find(true\_class == 1);
               = n_x1(end);
   n_x1
11
                = length(x)-n_x1;
   n_x2
12
   % Find wrongly classified objects
13
14
   [wrong, \sim] = find(classified \sim= x);
                                               % Wrongly classified objects
15
   errRate
                = 1—sum(classified == x)/n;
                                               % Error rate
16
17
   % Make confusion matrix
   C(:,1) = [n_x1 - sum(wrong <= n_x1) ;
18
                                               sum(wrong<n_x1) ];</pre>
                     sum(wrong>n_x1); n_x2 - sum(wrong>=n_x1);
19
   C(:,2) = [
20
21
   confusion = C;
22
23
   end
```

B.6 plotConfusion-funksjon

Listing 13: MATLAB-funksjon for å plotte forvirringsmatriser som varmekart

```
1
    function plotConfusion(C, meta)
2
3
    Plot out heatmap from confusion matrix — data constructed like this:
4
5
                              Data-1
                                          Data-2
                                                       Data—3 _
      Nearest Neighbor
6
                              (\ldots)
                                          (\ldots)
                                                       (\ldots)
                                                                1
 7
      Mimimum Error
                              (...)
                                          (\ldots)
                                                       (...)
                                                                1
                         Least Squares
                              (...)
                                          (...)
8
                                                       (\ldots)
                         1_
9
10
    %}
11
12
   n_1 = size(C,1);
13
    n_2 = size(C,2);
14
15
    fprintf('Confusion matrices of the different classificators');
16
    set = 1;
17
18
    for col=1:2:n_1
19
        for row=1:2:n_2
20
            figure
21
            h = heatmap(C(row:row+1,col:col+1));
            h.XLabel = 'Predicted class';
23
            h.YLabel = 'True class';
24
            h.Title = meta{row,col};
25
        end
26
        set = set + 1;
27
    end
28
    end
```

B.7 sortErrorRates-funksjon

Listing 14: MATLAB-funksjon for å sortere feilrater i tabell

```
function [T]= sortErrorRates(errorRates, meta)
   meta(:,2:2:end) = [];
 3
    meta(2:2:end,:) = [];
 4
    T = table(...
        errorRates(:,1), meta(:,1), ...
5
6
        errorRates(:,2), meta(:,2), ...
 7
        errorRates(:,3), meta(:,3) ...
8
        );
9
    for i=1:3
11
        [~, order] = sort(errorRates(:,i));
12
        errorRates(:,i) = sort(errorRates(:,i));
13
        meta(:,i) = meta(order', i);
14
    end
15
    T(:,1:2:end) = num2cell(errorRates);
16
    T(:,2:2:end) = meta;
17
18
    T.Properties.VariableNames = {...
        'Data_set_1', 'Classificator_1', ...
'Data_set_2', 'Classificator_2', ...
19
20
        'Data_set_3', 'Classificator_3' ...
21
22
        };
```

 $\begin{array}{c|c} 23 & \\ 24 & \text{end} \end{array}$

C Appendix C - MATLAB-script til å gjøre hele oppgaven

C.1 Script (kode) for å gjennomføre oppgaven

Listing 15: MATLAB-script som utfører hele oppgaven

```
% init
    close all
   clc
 3
4
   clear variables
5
6
   % Add paths to functions and data
   addpath('data')
   addpath('functions')
9
    addpath('classificators')
10
   % 2 — Datasett
11
   % Open files and extact data (ready to use with Classifcation Learner app)
12
   [train_1, test_1, true_1] = data2Table('ds-1.txt');
14
    [train_2, test_2, true_2] = data2Table('ds-2.txt');
15
    [train_3, test_3, true_3] = data2Table('ds-3.txt');
16
17
    % 5 - Gjenommforing av oppgaven
    % Run closest neighbor classifcator, get best property combination
18
19
    [NN_1, prop_1, C_NN_1, T_1] = closestNeighbor(train_1, test_1, true_1);
20
   [NN_2, prop_2, C_NN_2, T_2] = closestNeighbor(train_2, test_2, true_2);
21
   [NN_3, prop_3, C_NN_3, T_3] = closestNeighbor(train_3, test_3, true_3);
22
   err_NN_1 = T_1\{1,1\};
23
   err_NN_2 = T_2\{1,1\};
24
   err_NN_3 = T_3\{1,1\};
25
26
   % Run min error classificator
27
   [minErr_1, err_minErr_1, C_minErr_1] = minErrorClassificator(...
28
        train_1, test_1, prop_1, true_1);
29
    [minErr_2, err_minErr_2, C_minErr_2] = minErrorClassificator(...
30
        train_2, test_2, prop_2, true_2);
31
    [minErr_3, err_minErr_3, C_minErr_3] = minErrorClassificator(...
32
        train_3, test_3, prop_3, true_3);
34
    % Run least squares method classificator
    [LS_1, err_LS_1, C_LS_1] = leastSquaresMethod(...
36
        train_1, test_1, prop_1, true_1);
37
   [LS_2, err_LS_2, C_LS_2] = leastSquaresMethod(...
38
        train_2, test_2, prop_2, true_2);
39
    [LS_3, err_LS_3, C_LS_3] = leastSquaresMethod(...
40
        train_3, test_3, prop_3, true_3);
41
42
    % Confusion matrices gathered and plotted
43
    C = [\dots]
44
        C_minErr_1 C_minErr_2 C_minErr_3; ...
45
46
        C_LS_1 C_LS_2 C_LS_3 ...
47
        ];
48
   meta = {...}
49
        'Closest Neighbor (data set 1)', '',
50
        'Closest Neighbor (data set 2)', '',
```

```
51
        'Closest Neighbor (data set 3)', '';
        11, 11, 11, 11, 11, 11,
52
                                                 ...
        'Minimum Error (data set 1)', '',
'Minimum Error (data set 2)', '',
53
                                                 . . .
54
        'Minimum Error (data set 3)', '';
55
        ···, ···, ···, ···, ···;
56
                                                 . . .
        'Least Squares (data set 1)', '',
'Least squares (data set 2)', '',
57
                                                 . . .
58
        'Least Squares (data set 3)', '';
59
                                                 . . . .
        60
                                                 . . .
        };
61
62 | plotConfusion(C,meta);
63
64
    % Compare error rates
65
    ERR = [...
66
       err_NN_1 err_NN_2 err_NN_3;
                                                      . . . .
67
        err_minErr_1 err_minErr_2 err_minErr_3; ...
68
        err_LS_1 err_LS_2 err_LS_3
                                                         . . .
69
        ];
70 | best_classificators = sortErrorRates(ERR,meta)
```