

گزارش پروژه سوم درس سیگنال سیستم

پریا پاسه‌ورز 810101393

کوثرشیری جعفرزاده 810101456

بخش اول

تمرین 1-1

در این قسمت با کمک cell، یک mapset ساختیم که سطر اول حروف و کاراکترهای مدنظرمان مشخص شده‌اند و در سطر دوم، با کمک dec2bin، یک عدد باینری را به آنها map کرده‌ایم.

کد:

```
% CREATING THE MAPSET
Nch=32;
mapset=cell(2,Nch);
Alphabet = 'abcdefghijklmnopqrstuvwxyz .,!";';
for i=1:Nch
    mapset{1,i}=Alphabet(i);
    mapset{2,i}=dec2bin(i-1,5);
end
```

تمرین 2_1

اول عکسی که می‌خواهیم پیام را درونش مخفی کنیم، لود کرده و و آن را سیاه سفید می‌کنیم. سپس پیامی که می‌خواهیم code کنیم را مشخص می‌کنیم و آنها را به تابع coding ورودی می‌دهیم.

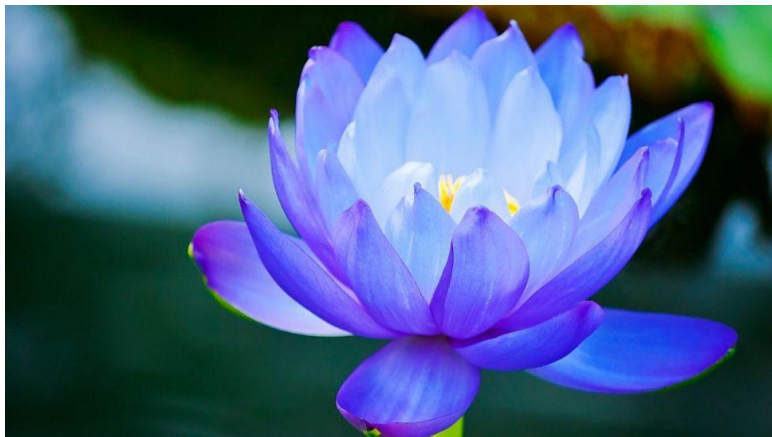
کد:

```
X=imread('flower.jpg');
X=rgb2gray(X);

message='signal;';

Y=coding(message, X, mapset);
```

تصویر:



این تابع در بخش اول، هر حرف message ورودی را در نظر گرفته، index ای که آن کاراکتر در mapset در آن ذخیره شده را پیدا می کند و عدد باینری متناظرش را در یک آرایه ذخیره می کند.

سپس این آرایه از اعداد باینری را به ماتریس تبدیل می کند.

کد:

```
function encoded_image = coding(message, X, mapset)

message_len=length(message);
message_bin=cell(1,message_len);

for i=1:message_len
    ch=message(i);
    index=strcmp(ch,mapset(1,:));
    message_bin{i}=mapset{2,index};
end

binarymessage=cell2mat(message_bin);
binarymessage_len=length(binarymessage);
```

حالا باید بلوکی که می خواهیم پیام را در آن مخفی کنیم پیدا کنیم. برای این کار، واریانس هر بلوک 5*5 را محاسبه می کنیم و سپس بر حسب واریانس این بلوک ها را sort می کنیم. برای این کار از تابع blocking_image استفاده می کنیم. این تابع علاوه لیست واریانس های sort شده، لیستی از نقطه گوشه سمت چپ بالا این block ها را نیز برمی گرداند.

کد:

```
block_size = 5;
[sorted_coordinates, sorted_variances] = blocking_image(X, block_size);
```

داخل تابع، با توجه به مقدار block-size انتخاب شده و سپس با توجه به اندازه عکس ها، تعداد بلوک های مورد نیاز را محاسبه می کنیم.

یک لیست هم با مقدار 0 مقداردهی اولیه می کنیم تا واریانس ها را در آن ذخیره کنیم.

کد:

```
function [sorted_coordinates, sorted_variances] = blocking_image(img,block_size)

[img_height, img_width] = size(img);
num_blocks_y = img_height / block_size;
num_blocks_x = img_width / block_size;
variances = zeros(fix(num_blocks_y), fix(num_blocks_x));
```

حالا با توجه به شماره هر block و اندازه block-size، خطوط و ستون‌های هر بلوک را مشخص کرده و آن را جدا می‌کنیم. سپس با کمک تابع var، مقدار واریانسش را ذخیره می‌کنیم.

کد:

```
for i = 1:num_blocks_y
    for j = 1:num_blocks_x
        row_start = (i-1) * block_size + 1;
        row_end = i * block_size;
        col_start = (j-1) * block_size + 1;
        col_end = j * block_size;
        block = img(row_start:row_end, col_start:col_end);

        variances(i, j) = var(double(block(:)));
    end
end
```

لیست واریانسها در حال حاضر یک آرایه دو بعدی است، آن را تبدیل به یک لیست کرده و سپس sort می‌کنیم.

کد:

```
variances_flat = variances(:);

[sorted_variances, sorted_indices] = sort(variances_flat, 'descend');
```

حالا می‌خواهیم مختصات نقطه گوشه سمت چپ بالا هر block را به ترتیب واریانس ذخیره کنیم. برای این کار از تابع in2sub استفاده می‌کنیم. این تابع با توجه با شماره بلاک در لیست واریانس و تعداد کل بلاک‌هایی که واریانس برای آنها محاسبه شده، row و col را پیدا می‌کند.

حالا که شماره سطر و ستون را داریم، می‌توانیم با کمک block-size، مختصات گوشه چپ بالا را پیدا کنیم.

کد:

```
sorted_coordinates = zeros(length(sorted_indices), 2);
for k = 1:length(sorted_indices)
    [row, col] = ind2sub(size(variances), sorted_indices(k));
    sorted_coordinates(k, :) = [(col-1) * block_size + 1, (row-1) * block_size + 1];
end
end
```

حالا با در دست داشتن این اطلاعات، مقدار block-size و threshold را در تابع coding مشخص می‌کنیم.
کد:

```
encoded_image = X;  
  
threshold = 0.5;  
message_index = 1;
```

پیام را به ترتیب واریانس در blockها کدگذاری می‌کنیم، یعنی اول در بلاک‌هایی که تغییر رنگ در آنها بیشتر است. یک threshold هم مشخص می‌کنیم که حداقل مقدار برای واریانس blockها چقدر باید باشد.

سپس خط و ستون گوشه سمت چپ بلا block را از sorted_coordinates استخراج کرده و و با کمک آنها، بلوک مورد نظر را از عکس جدا می‌کنیم.

از خانه اول بلوک شروع می‌کنیم، عدد متناظر با grayscale آن را به باینری تبدیل می‌کنیم و بیت آخر آن را با بیت کنونی پیام جابجا می‌کنیم. آنقدر این کار را ادامه می‌دهیم تا یا پیام تمام شود یا تعداد خانه‌های بلوک کنونی. اگر تعداد خانه‌های بلوک تمام شد سراغ بلوک بعدی با بیشترین واریانس می‌رویم.

کد:

```
for k = 1:length(sorted_variances)  
    try  
        if(sorted_variances(k) < threshold)  
            error("message length is bigger than pixel numbers")  
        end  
    catch ME  
        exit  
    end  
  
    coords = sorted_coordinates(k, :);  
    row_start = coords(2);  
    col_start = coords(1);  
  
    block = encoded_image(row_start:row_start+4, col_start:col_start+4);  
  
    for i = 1:block_size  
        for j = 1:block_size  
            if message_index <= binarymessage_len  
                pixel_value = block(i, j);  
                pixel_bin = dec2bin(pixel_value);  
                pixel_bin(end) = binarymessage(message_index);  
                block(i, j) = bin2dec(pixel_bin);  
                message_index = message_index + 1;  
            else  
                break;  
            end  
        end  
    end  
  
    encoded_image(row_start:row_start+4, col_start:col_start+4) = block;  
    if message_index > binarymessage_len  
        break;  
    end  
end
```

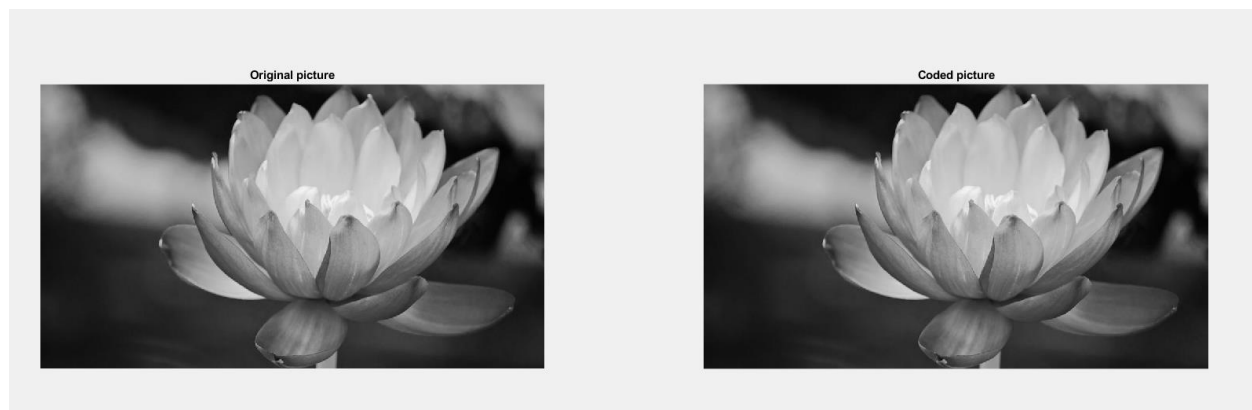
تمرین 3_1

هم عکس سیاه سفید اولیه و هم عکس شده را رسم می کنیم. همانطور که مشاهده می کنید، تغییری در تصویر قابل مشاهده نیست، چون بیت های پیام در کم اهمیت ترین بیت هر پیام و در بلوکی که بیشترین تغییر رنگ در آن وجود دارد code شده اند.

کد:

```
subplot(1,2,1)
imshow(X)
title('Original picture')
subplot(1,2,2)
imshow(Y)
title('Coded picture')
```

خروجی:



تمرین 4_1

در این بخش می خواهیم پس از کد کردن پیام درون تصویر، دوباره آن را بازیابی کنیم.

کد:

```
threshold = 0.5;
block_size = 5;
decoded_message = decoding(Y, mapset, threshold, block_size);
```

اول از طریق mapset داده شده، لیست حروف را می‌سازیم، سپس مشابه بخش coding، عکس را block می‌کنیم و آنها را بر حسب واریانس مرتب می‌کنیم.

متغیر flag مشخص خواهد کرد که کی پیام به اتمام رسیده است.

کد:

```
function DcodedMessageBin = decoding(X, mapset, threshold, block_size)

Alphabet = strjoin(mapset(1, :), '');

[sorted_coordinates, sorted_variances] = blocking_image(X, block_size);

flag=1;
DcodedMessageBin=[];
```

حال دقیقاً برعکس عملیات coding عمل می‌کنیم، یعنی از بلاک با بیشترین واریانس شروع می‌کنیم و با توجه به سطر ستون نقطه سمت چپ بالایش، آن block را از عکس اصلی جدا می‌کنیم.

سپس مقدار موجود در هر پیکسل بلاک را به باینری تبدیل می‌کنیم و بیت آخر آن را به عنوان بیتی از پیام جدا می‌کنیم و ذخیره‌سازی می‌کنیم.

چون بلاک‌ها در اینجا 5×5 هستند و هر حرف نیز با یک رشته 5 تایی از بیت‌ها code شده است، هر زمان یک سطر از block را خواندیم، کاراکتر متناظر با آن رشته را از Alphabet پیدا می‌کنیم و به message اضافه می‌کنیم.

هر زمان که با کاراکتر semicolon رسیدیم، یعنی پیام را کامل استخراج کرده‌ایم و عملیات متوقف می‌شود.

کد:

```
while flag
    message_index = 1;
    for k = 1:length(sorted_variances)
        if(sorted_variances(k) < threshold)
            break
        end
        coords = sorted_coordinates(k, :);
        row_start = coords(2);
        col_start = coords(1);

        block = X(row_start:row_start+(block_size-1), col_start:col_start+(block_size-1));

        for i = 1:block_size
            characterbin=zeros(1,block_size);
            for j = 1:block_size
                pixel_value = block(i, j);
                pixel_bin = dec2bin(pixel_value);
                characterbin(j)=str2double(pixel_bin(end));
                message_index = message_index + 1;
            end
            num=sum(characterbin.*(2.^((4:-1:0))))+1;
            DcodedMessageBin=[DcodedMessageBin Alphabet(num)];
            if strcmp(Alphabet(num),';')
                flag=0;
            end
            if flag == 0
                break;
            end
        end
        if flag == 0
            break;
        end
    end
end
```

خروجی:

```
>> pl
signal;
```

تمرین 5_1

بستگی دارد این نویز در کجای تصویر اضافه شود. اگر در بخش شلوغی باشد که واریانس اش زیاد است، احتمال دارد پیام در آن بلوک code شده باشد و این نویز سبب شود بیتهایی که از آن بلوک استخراج می کنیم، با بیت های code شده تطابق نداشته باشند.

بخش دوم:

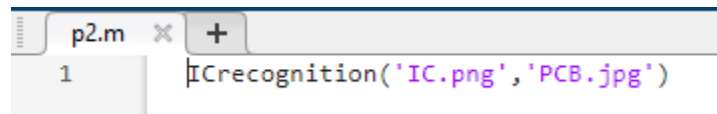
ایده کلی:

با توجه به راهنمایی انجام شده از template matching استفاده می کنیم و برخلاف قبل از normalize correlation استفاده می کنیم و برای حل مشکل چرخش عکس IC مربوطه بدین صورت عمل می کنیم که عکس را 180 درجه می گردانیم و دوباره normalize correlation می گیریم .

نکته مهم این است که همانند پروژه قبل نیاز داریم که برای این بخش یک threshold در نظر بگیریم تا مطمئن شویم نویز یا تصاویر غلط در اینجا حساب نشوند.

بعد از اینکه مقادیر بیشتر از threshold را حساب کردیم در قدم بعد مختصات نقطه بالا سمت چپ را پیدا کرده و از آن نقطه به اندازه طول و عرض IC یک مستطیل رسم می کنیم.

کد:



کد تابع:

```
function ICRecognition(IC_image,PCB_image)
pcb_image_rgb = imread(PCB_image);
ic_image = imread(IC_image);

pcb_image_gray = rgb2gray(pcb_image_rgb);
ic_image_gray = rgb2gray(ic_image);

ic_image_rotated = imrotate(ic_image_gray, 180);

result1 = normxcorr2(ic_image_gray, pcb_image_gray);
result2 = normxcorr2(ic_image_rotated, pcb_image_gray);

threshold = 0.5;
[y1, x1] = find(abs(result1) >= threshold);
[y2, x2] = find(abs(result2) >= threshold);

y_coords = [y1; y2];
x_coords = [x1; x2];
template_sizes = [repmat(size(ic_image_gray), length(y1), 1); repmat(size(ic_image_rotated), length(y2), 1)];

imshow(pcb_image_rgb); hold on;

for i = 1:length(y_coords)
    y_offset = y_coords(i) - template_sizes(i, 1);
    x_offset = x_coords(i) - template_sizes(i, 2);
    rectangle('Position', [x_offset, y_offset, template_sizes(i, 2), template_sizes(i, 1)], ...
        'EdgeColor', 'b', 'LineWidth', 2);
end

title('Detected ICs');
hold off;

end
```

نحوه عملکرد کد:

در ابتدا باید مطمئن شویم که تابع نوشته شده دو عکس را دریافت می کند.

سپس دو عکس داده شده را خوانده و در متغیرها ذخیره می کنیم (با توجه به اینکه طبق خواسته سوال باید در نهایت نتیجه یافت شده بر روی نسخه rgb مدار چاپ شود پس باید یک نسخه رنگی از مدار را تا انتها نگه داریم.)

در قدم بعدی نیاز است تا هر دو تصویر را از rgb به grayscale تبدیل کنیم این کار به دلیل این است که در ادامه برای correlation گرفتن نیازی به میانگین گیری از ابعاد rgb نباشد.

با توجه به اینکه ذکر شده است که IC ها تنها می توانند 180 درجه دوران داشته باشند پس کافیسیت عکس دیگری را تحت عنوان rotated picture ایجاد کنیم و عکس چرخانده شده را در آن قرار دهیم.

همانطور که در صورت پروژه راهنمایی شده بود از normalized cross correlation استفاده می کنیم این تابع تمامی مقادیر مربوطه را در result1 نگه می دارد، همین عمل را برای تصویر چرخانده شده نیز تکرار می کنیم و نتیجه را در result2 ذخیره میکنیم.

نکته حائز اهمیت این است که لزوما تمامی مقادیر یافت شده در این بخش مد نظر ما نیستند و یک threshold تعیین می کند که آیا نتیجه داخل لیست یک ic را نشان می دهد یا نه . بدین منظور ما threshold را برابر 0.5 قرار می دهیم تا تنها مقادیری که بیش از این 0.5 هستند باقی مانده و بقیه حذف شود (این حد تعیین میکند که آیا شکل واقعا یک IC است یا اجزای دیگر مدار است که لحاظ شده است)

پس همانند آنچه گفته شد در result1,result2 به دنبال مقادیری می گردیم که از این حد تعیین شده بیشتر باشند پس از یافتن این مقادیر x,y آن ها را برمی گردانیم (ما در نظر داریم دور IC ها یک مستطیل آبی رنگ بکشیم پس ضروری است که مختصات آن ها را ذخیره کنیم)

حال که توانستیم تعداد IC ها را در هر دو حالت تشخیص دهیم این مختصات را باهم merge می کنیم تا نتیجه به دست آمده تعداد کل مستطیل هایی که باید رسم شود را نشان دهد.

نکته ی دیگر در این بخش این است که ما باید بتوانیم مختصات را با توجه به تصویر IC به روزرسانی کنیم برای این کار یک ماتریس تشکیل داده و ابعاد تصویر اولیه IC را یعنی (Height, Width) را به تعداد IC هایی که یافتیم در آن قرار می دهیم.

در قدم بعدی عمل بالا را برای rotated IC نیز تکرار می کنیم و در همان ماتریس ذخیره می کنیم.

بنابراین در نهایت قرار است که یک ماتریس به ابعاد $(length\ y1 + length\ y2) * 2$ داشته باشیم که 2 در اینجا نمایانگر طول و عرض است .

به منظور رسم ابتدا تصور اصلی pcb_rgb را نمایش می دهیم تا بتوانیم بر روی آن مستطیل های آبی را رسم کنیم.

همانطور که در توضیحات تابع normxcorr2 نوشته شده است این تابع نقطه پایین سمت راست را به عنوان مختصات باز می گرداند پس برای یافتن نقطه بالا سمت چپ نیاز است تا طول و عرض IC را از این نقطه کم کنیم و نقطه بالا سمت چپ را بدست بیاوریم.

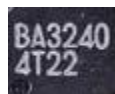
با استفاده از نقطه ی چپ بالا مستطیل را به رنگ آبی رسم می کنیم (با توجه به داشتن این نقطه کافیسیت تنها طول و عرض IC را به تابع بدسیم و شرایط خط مثل رنگ و نوع آن را مشخص کنیم)

بعد از آن که تمامی مستطیل ها را رسم کردیم از حلقه خارج شده و hold off را صدا زده و به اسکریپت اولیه باز می گردیم.

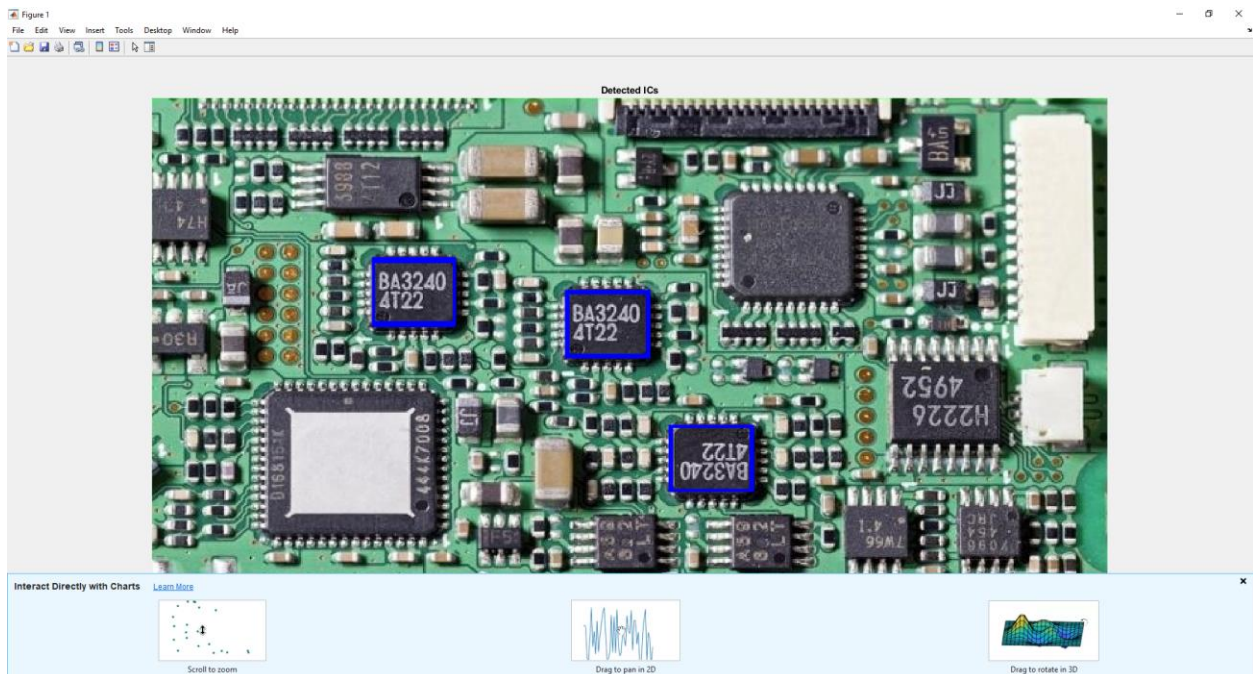
PCB:



IC:



خروجی:



بخش سوم:

در ابتدا همانند آنچه در دستور پروژه آورده شده است دیتاست را وارد workspace می کنیم.

diabetestraining							
600x7 table							
	1	2	3	4	5	6	7
	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	BMI	Age	label
1	148	72	35	0	33.6000	50	1
2	85	66	29	0	26.6000	31	0
3	183	64	0	0	23.3000	32	1
4	89	66	23	94	28.1000	21	0
5	137	40	35	168	43.1000	33	1
6	116	74	0	0	25.6000	30	0
7	78	50	32	88	31	26	1
8	115	0	0	0	35.3000	29	0
9	197	70	45	543	30.5000	53	1
10	125	96	0	0	0	54	1
11	110	92	0	0	37.6000	30	0
12	168	74	0	0	38	34	1
13	139	80	0	0	27.1000	57	0
14	189	60	23	846	30.1000	59	1
15	166	72	19	175	25.8000	51	1
16	100	0	0	0	30	32	1
17	118	84	47	230	45.8000	31	1
18	107	74	0	0	29.6000	31	1
19	103	30	38	83	43.3000	33	0
20	115	70	30	96	34.6000	32	1
21	126	88	41	235	39.3000	27	0
22	99	84	0	0	35.4000	50	0
23	196	90	0	0	39.8000	41	1
24	119	80	35	0	29	29	1
25	143	94	33	146	36.6000	51	1
26	125	70	26	115	31.1000	41	1

تمرین 1-3)

دقت به دست آمده برابر 77.3% می باشد.

Models

Sort by Model Number

2 SVM

Accuracy (Validation): 77.3%

Last change: Linear SVM

6/6 features

Model 2

Summary X

Model 2: SVM
Status: Trained

Training Results
Accuracy (Validation) 77.3%
Total cost (Validation) 136
Prediction speed ~9600 obs/sec
Training time 8.7679 sec
Model size (Compact) ~25 kB

► **Model Hyperparameters**

▼ **Feature Selection: 6/6 individual features selected**

	Select	Features
1	<input checked="" type="checkbox"/>	Glucose
2	<input checked="" type="checkbox"/>	BloodPressure
3	<input checked="" type="checkbox"/>	SkinThickness
4	<input checked="" type="checkbox"/>	Insulin
5	<input checked="" type="checkbox"/>	BMI
6	<input checked="" type="checkbox"/>	Age

تمرین 2-3)

اگر تنها فیچر Glucose را نگه داریم دقت برابر 74.3 درصد می شود.

Sort by Model Number ▼

↓

↑

☆ 2 SVM	Accuracy (Validation): 77.3%
Last change: Linear SVM 6/6 features	
☆ 4 SVM	Accuracy (Validation): 74.3%
Last change: Linear SVM 1/6 features	

Summary ×

Validation Confusion Matrix ×

Model 4: SVM
Status: Trained

Training Results
Accuracy (Validation) 74.3%
Total cost (Validation) 154
Prediction speed ~82000 obs/sec
Training time 3.2879 sec
Model size (Compact) ~12 kB

► **Model Hyperparameters**

▼ **Feature Selection: 1/6 individual features selected**

	Select	Features
1	<input checked="" type="checkbox"/>	Glucose
2	<input type="checkbox"/>	BloodPressure
3	<input type="checkbox"/>	SkinThickness
4	<input type="checkbox"/>	Insulin
5	<input type="checkbox"/>	BMI
6	<input type="checkbox"/>	Age

اگر تنها فیچر blood pressure را نگه داریم دقت برابر 65.3 درصد می شود.

Sort by Model Number

↓

↑

Summary × Validation Confusion Matrix ×

☆ 2 SVM	Accuracy (Validation): 77.3%
Last change: Linear SVM 6/6 features	
☆ 4 SVM	Accuracy (Validation): 74.3%
Last change: Linear SVM 1/6 features	
☆ 5 SVM	Accuracy (Validation): 65.3%
Last change: Linear SVM 1/6 features	

Model 5: SVM
Status: Trained

Training Results
Accuracy (Validation) 65.3%
Total cost (Validation) 208
Prediction speed ~65000 obs/sec
Training time 0.81868 sec
Model size (Compact) ~14 kB

Model Hyperparameters
Feature Selection: 1/6 individual features selected

	Select	Features
1	<input type="checkbox"/>	Glucose
2	<input checked="" type="checkbox"/>	BloodPressure
3	<input type="checkbox"/>	SkinThickness
4	<input type="checkbox"/>	Insulin
5	<input type="checkbox"/>	BMI
6	<input type="checkbox"/>	Age

اگر تنها فیچر skin thickness را نگه داریم دقت برابر 65.3 درصد می شود.

Sort by Model Number

↓

↑

Summary × Validation Confusion Matrix ×

☆ 2 SVM	Accuracy (Validation): 77.3%
Last change: Linear SVM 6/6 features	
☆ 4 SVM	Accuracy (Validation): 74.3%
Last change: Linear SVM 1/6 features	
☆ 5 SVM	Accuracy (Validation): 65.3%
Last change: Linear SVM 1/6 features	
☆ 6 SVM	Accuracy (Validation): 65.3%
Last change: Linear SVM 1/6 features	

Model 6: SVM
Status: Trained

Training Results
Accuracy (Validation) 65.3%
Total cost (Validation) 208
Prediction speed ~53000 obs/sec
Training time 0.88498 sec
Model size (Compact) ~14 kB

Model Hyperparameters
Feature Selection: 1/6 individual features selected

	Select	Features
1	<input type="checkbox"/>	Glucose
2	<input type="checkbox"/>	BloodPressure
3	<input checked="" type="checkbox"/>	SkinThickness
4	<input type="checkbox"/>	Insulin
5	<input type="checkbox"/>	BMI
6	<input type="checkbox"/>	Age

اگر تنها فیچر Insulin را نگه داریم دقت آن برابر 65.3 درصد می شود .

Sort by Model Number

Model Number

Accuracy (Validation): 77.3%

Last change: Linear SVM

6/6 features

4 SVM

Accuracy (Validation): 74.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

5 SVM

Accuracy (Validation): 65.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

6 SVM

Accuracy (Validation): 65.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

7 SVM

Accuracy (Validation): 65.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

Summary

Validation Confusion Matrix

Model 7: SVM

Status: Trained

Training Results

Accuracy (Validation) 65.3%

Total cost (Validation) 208

Prediction speed ~69000 obs/sec

Training time 0.81327 sec

Model size (Compact) ~14 kB

Model Hyperparameters

Feature Selection: 1/6 individual features selected

	Select	Features
1	<input type="checkbox"/>	Glucose
2	<input type="checkbox"/>	BloodPressure
3	<input type="checkbox"/>	SkinThickness
4	<input checked="" type="checkbox"/>	Insulin
5	<input type="checkbox"/>	BMI
6	<input type="checkbox"/>	Age

اگر فقط فیچر BMI را نگه داریم دقت آن برابر 65.5 درصد می باشد.

Sort by Model Number

Model Number

Accuracy (Validation): 77.3%

Last change: Linear SVM

6/6 features

4 SVM

Accuracy (Validation): 74.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

5 SVM

Accuracy (Validation): 65.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

6 SVM

Accuracy (Validation): 65.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

7 SVM

Accuracy (Validation): 65.3%

Last change: Linear SVM

1/6 features

8 SVM

Accuracy (Validation): 65.5%

Last change: Linear SVM

1/6 features

Summary

Validation Confusion Matrix

Model 8: SVM

Status: Trained

Training Results

Accuracy (Validation) 65.5%

Total cost (Validation) 207

Prediction speed ~82000 obs/sec

Training time 3.2882 sec

Model size (Compact) ~14 kB

Model Hyperparameters

Feature Selection: 1/6 individual features selected

	Select	Features
1	<input type="checkbox"/>	Glucose
2	<input type="checkbox"/>	BloodPressure
3	<input type="checkbox"/>	SkinThickness
4	<input type="checkbox"/>	Insulin
5	<input checked="" type="checkbox"/>	BMI
6	<input type="checkbox"/>	Age

اگر فقط فیچر age را نگه داریم دقت برابر 65.3 درصد می شود.

Model	Accuracy (Validation)	Last change	Features
2 SVM	77.3%	Linear SVM	6/6 features
4 SVM	74.3%	Linear SVM	1/6 features
5 SVM	65.3%	Linear SVM	1/6 features
6 SVM	65.3%	Linear SVM	1/6 features
7 SVM	65.3%	Linear SVM	1/6 features
8 SVM	65.5%	Linear SVM	1/6 features
9 SVM	65.3%	Linear SVM	1/6 features

Model 9: SVM
Status: Trained

Training Results

Accuracy (Validation) 65.3%
Total cost (Validation) 208
Prediction speed ~60000 obs/sec
Training time 0.8344 sec
Model size (Compact) ~14 kB

Model Hyperparameters

Feature Selection: 1/6 individual features selected

Select	Features
<input type="checkbox"/>	Glucose
<input type="checkbox"/>	BloodPressure
<input type="checkbox"/>	SkinThickness
<input type="checkbox"/>	Insulin
<input type="checkbox"/>	BMI
<input checked="" type="checkbox"/>	Age

باتوجه به میزان دقت محاسبه شده بیشترین تاثیر متعلق به Glucose و در قدم بعدی متعلق به BMI می باشد
پس از بیشترین تاثیر به کمترین به شرح زیر می باشد:

- 1- Glucose
- 2- BMI
- 3- Blood Pressure – Skin Thickness – Insulin – Age

تمرین 3-3)

برای محاسبه دقت از کد زیر استفاده می کنیم:

```

accuracy_train.m
1 dataset = readtable('diabetes-training.csv');
2 labels = dataset(:, end);
3 features = dataset(:, 1:end-1);
4 predictions = TrainedModel.predictFcn(features);
5 accuracy = mean(predictions == labels).*100;
6 disp(accuracy);

```

دقت محاسبه شده برابر است با 77.5 درصد است :

```
>> accuracy_train
      label
      ----
      77.5
```

همانطور که مشخص است دقت محاسبه شده با دقت گزارش شده در بالا مطابقت دارد .

تمرین 3-4)

از کد زیر برای این کار استفاده می کنیم:

```
accuracy_valid.m  ✕ +
1      dataset = readtable('diabetes-validation.csv');
2      labels = dataset(:, end);
3      features = dataset(:, 1:end-1);
4      predictions = TrainedModel.predictFcn(features);
5      accuracy = mean(predictions == labels).*100;
6      disp(accuracy);
```

دقت گزارش شده توسط این مدل برابر 78 درصد که دقت فاز تست است:

```
>> accuracy_valid
      label
      ----
      78
```