به نام خدا

موضوع: دسته بندی اطلاعات،شناسایی اشیا و تحلیل احساسات توسط یادگیری ماشین

استاد راهنما: استاد حسین کی نژاد

گردآورنده: لیلی حسین زاده، شیرین شغلی، بهار کفتانی

ارتباط با ما:
hosseinzadeleyli.job@gmail.com
shirinshoqli@gmail.com
b.kaftani@gmail.com

چکیده مطالب:

انسان همواره در تکاپوی دسته بندی داده های ذهنی خود بوده است تا بتواند به عملکرد بهتری در کار خود دست یابد . بدیهی است در موضوع یادگیری ماشین که تلاش ما بر این است تا ماشین ها را قادر به الگو برداری از ذهن انسان کنیم، دسته بندی داده های ورودی برای بهبود عملکرد امر مهمی تلقی میشود. در ابتدای این پژوهش سعی شده است ضمن معرفی مفاهیم اولیه ی کلاس بندی، به الگوریتم هایی همچون KNNو k means بپردازیم.در قسمت شناسایی تصویر هدف، شناسایی اشیای هندسی با استفاده از ویژگی های شکلی میباشد. در ابتدا اشیای هندسی متفاوت، به شبکه ی عصبی شناسانده و آموزش داده میشوند و سپس با استخراج ویژگی های شکلی و نیز تست شبکه توسط داده های متفاوت از آنچه که در مرحله ی آموزش به شبکه ارائه شد، راستی آزمایی صورت میگیرد . در قسمت نهایی این پژوهش، تلاش کردیم تا به تحلیل احساسات و دیگر الگوریتم های به کار رفته در بحث یادگیری ماشین بپردازیم. به طور کلی آنالیز احساسات یا کاویدن نظرات، به فرآیند کشف خودکار عقاید و نظرات نویسندگان در مورد یک موجودیت خاص گفته میشود . ما با در نظر گرفتن زیرنویس فیلم ها و همچنین تکیه بر الگوریتم های مطرح در یادگیری ماشین، اقدام به طبقه بندی فیلم ها به ژانر آنها نموده ایم.

فهرست مطالب:

۱) رده بندی چیست؟
۲) کابرد های classification
۳) گام های رده بندی
۴) الگوریتم K-NN
۵) الگوریتم K-means
۶) مشکلات روش خوشه بندی
۷) تشخیص الگو
۸) استخراج ویژگی شکل
۹) الگوها و کلاس الگوها
۱۰) ویژگیهای تصویر
۱۱) آشکارساز لبه
۱۲) مشتق اول و دوم
۱۳) عملگرهای آشکارسازی لبه
۱۴) مقدمه ای بر شبکه ی عصبی
۱۵) شبکه ی عصبی
۱۶) پیاده سازی یک شبکه ی عصبی
۱۷) تشخیص اشکال هندسی
۱۸) خلاصه ی مدل پیشنهادی
۱۹) مفاهیم پایه تحلیل احساسات
۲۰) الگوریتم های مطرح در یادگیری ماشین
درخت تصمیم Decision tree
ماشین بردار پشتیبان SVM
۲۱) کاربردهای تحلیل احساسات
۲۲) استخراج ویژگی ها
۲۳) نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ها

Machin Learning چیست؟

زمانی گفته میشود که یک برنامه کامپیوتری از تجربه ی E در مورد کار T بر حسب معیار کارایی P یادگیری دارد که کارایی اش بعد از تجربه E برای کار T بهبود بیابد . [5]

- یادگیری با ناظر
- یادگیری بدون ناظر
- یادگیری نیمه نظارتی

کاربرد های Machin Learning

در این ارائه ما قصد داریم به چند کاربرد مطرح و مهم یادگیری ماشین اشاره کنیم :

- دسته بندی
- پردازش تصویر
- تحلیل احساسات

Classification

رده بندی

رده بندی چیست؟

- رده بندی و یا دسته بندی یکی از مباحث پر کاربرد با درجه ی اهمیت بسیار بالا در حوزه ی machine learning است . از این موضوع در مطالب مختلفی همچون data mining نیز استفاده میشود . به طور کلی دسته بندی هم میتواند بر روی داده های گسسته صورت گیرد و هم بر روی داده های پیوسته ، که دسته بندی بر روی داده های گستته را classificationمینامند و دسته بندی بر روی داده های پیوسته را regression و یا رگرسیون مینامند .[1] ،[6]

رده بندی

کابرد های classification

- از جمله کاربرد های آن در علم پردازش تصویر است و در صنعت اتومبیل های خودران نیز استفاده ی چشم گیری دارد . [5]
- در خصوص تشخیص صفحات هرز وب ها ، تشخیص برخی بیماری ها ، پیشبینی در موضوعات مختلف ، همچنین در تشخیص تقلب در سیستم های مالی مختلف و ... اهمیت فراوانی دارد .[5]
- عملا میتوان گفت یکی از پردازش های پایه در مبحث یادگیری ماشین است.

گام های رده بندی

- رده بندی فرآیندیست که طی دو مرحله انجام میگیرد :

گام اول : ایجاد یک مدل رده بندی است که در طی این مرحله باید ابتدا دسته ها مشخص شوند و سپس برچسب رده ی هر نمونه ی آموزشی ایجاد شود و در نهایت باید مدل دسته بندی را به شکل ریاضی ، مجموعه ای از قواعد و یا به صورت درخت تصمیم نمایش داد .

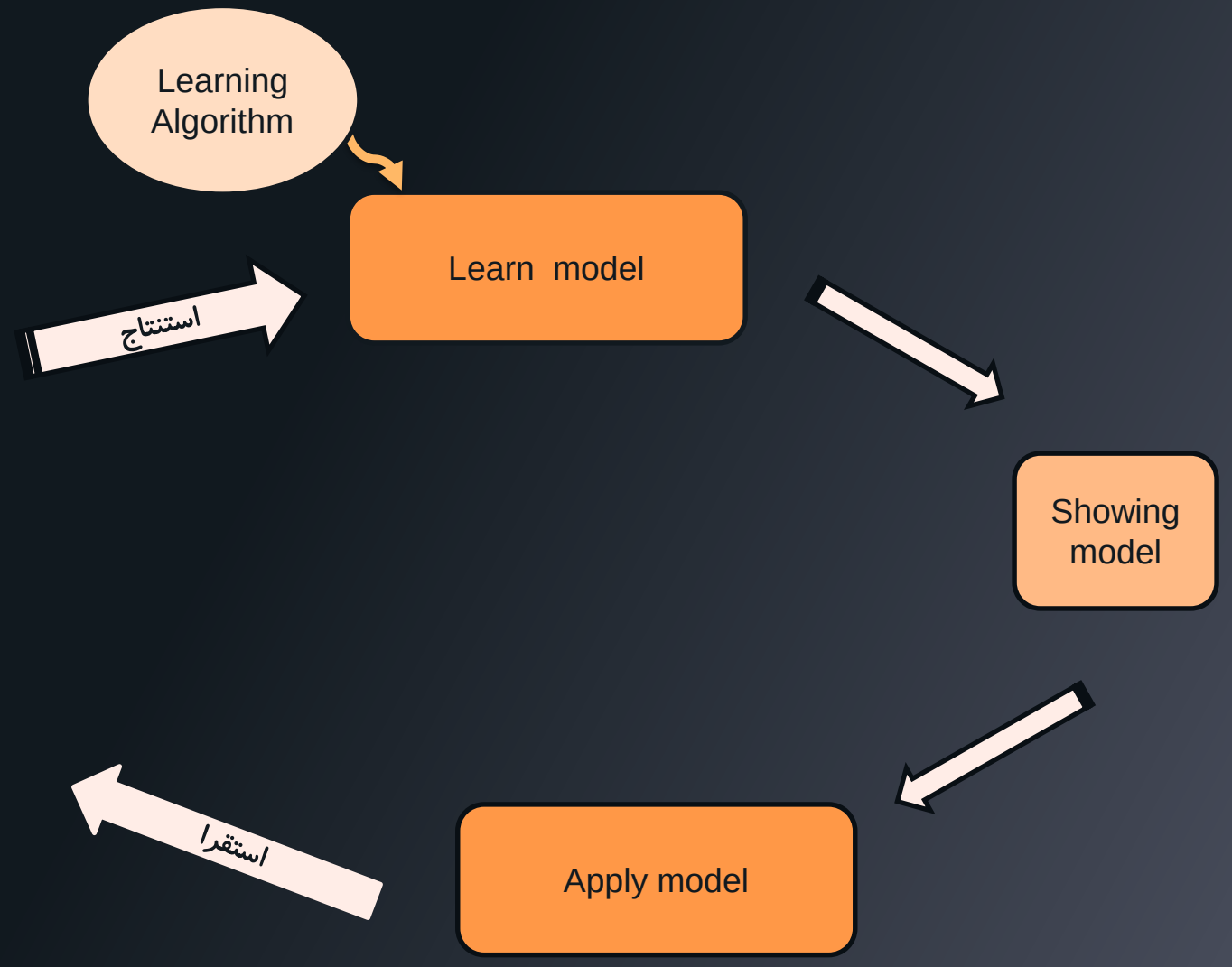
گام دوم : استفاده از مدل رده بندی ایجاد شده است . که در پایان این مرحله میتوان دقت و میزان واقعی بودن برچسب های ایجاد شده را اندازه گیری کرد . [1]

Training set

num	Atr 1	Atr 2	Atr3	class
1	.....	.....	.....	.....
2	.....	.....	.....	.....
3	.....	.....	.....	.....
4	.....	.....	.....	.....
5	....	.....	.....	.....

Test set

num	Atr 1	Atr 2	Atr3	class
6	.....	.....	.....	?
7	.....	.....	.....	?
8	.....	.....	.....	?
9	.....	.....	.....	?
10	....	.....	.....	?

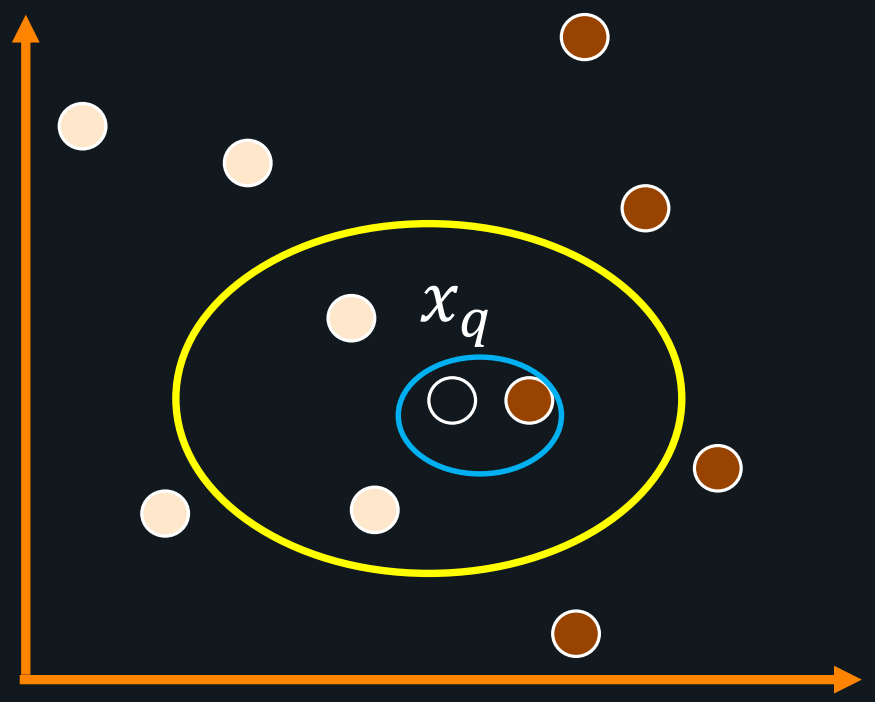


الگوریتم K-NN

الگوریتم K-NN

- الگوریتم K-Nearest Neighborنیز در شمار یکی از الگوریتم های کلاس بندی تحت نظارت قرار میگیرد . این الگوریتم به علت سرعت کند آن در کلاس بندی یک الگوریتم تنبل (lazy) قرار میگیرد . [1]
- شیوه ی کار در این الگوریتم به این صورت است که:
- 1) ابتدا میبایست داده های داده شده را به دو دسته ی داده تست و آموزش تقسیم کرد .
- 2) سپس باید K نزدیک ترین همسایه به نمونه را تعیین کرد.
- 3) و در نهایت انتساب تجمیعی از برچسب های همسایگان به نمونه داده شده .

مثالی از الگوریتم K-NN



- در این مثال به فرض اگر K برابر یک باشد نمونه ی x_q باید به دنبال تنها نزدیک ترین داده آموزشی به خودش باشد .
- اگر k=3 باشد ، برچسب داده ی تست داده شده دایره های کرم رنگ خواهد بود .

الگوریتم K-NN (ادامه)

- در این الگوریتم برای پیدا کردن فاصله میتوان از روش فاصله ی مهتن استفاده کرد ، به این گونه که اگر فرض شود به ازای داده ی آموزشی q با ویژگی های $q_1,\dots,q_n$ داده ی تست p وجود داشته باشد که دارای ویژگی های $p_1,\dots,p_n$ است ، آنگاه خواهیم داشت :
- $$d(p,q) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(p_i - q_i)^2}$$

در این روش تعیین مقدار K امر بسیار مهمی است و نقش زیادی در تعیین دقت کار دارد.

اگر این مقدار خیلی بزرگ باشد :

-حساسیت کم به وجود داده های نویزی

-احتمال تشخیص بهتر کلاس های گسسته [1]

الگوریتم K-NN (ادامه)

- و اگر مقدار k خیلی کوچک باشد :
- –حساسیت زیاد نسبت به وجود نویز در داده ها
- – نیاز به داده های آموزشی کمتر [1]

- پس نتیجه میگیریم بهتر است در مقدار k تعادل ایجاد شود و همچنین زمانی که داده آموزشی زیاد باشد و مقدار K نیز بزرگ باشد الگوریتم K-NN به روش بیزین نزدیک میشود .[1]

کد matlab الگوریتم K-NN

- در این کد از مجموعه داده ی معروفی به نام Iris dataset استفاده شده است . این مجموعه حاوی ۱۵۰ سطر از داده است . هر داده ۴ ویژگی دارد . و داده های این مجموعه به ۳ کلاس دسته بندی شده اند . [4]

attribute1	attribute2	attribute3	attribute4	class
…	……..	…	….	…..
….	……..	…	…	….
….	…..	….	…	….
…	…….	….	….	…
….	…..	….	….	….
….	….	…..	….	….
….	…	…..	….	…….

Iris dataset

کد matlab الگوریتم K-NN(ادامه)

- Normalization و یا هنجار سازی :
- نرمالیزه کردن داده های آموزشی به این هناست که هر یک از ویژگی های داده هایمان را به مقادیری بین 0,1 و یا هر مقدار دیگری برسانیم یکی از روش های مرسوم در این کار فرمول مقابل است :

$$\acute{x}_t = \frac{x_t - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

کد matlab الگوریتم K-NN(ادامه)

```
clc ;
clear all;
close all;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% normalization
load iris_data.txt;
dataset = iris_data;
for i=1:4
    Min = min(dataset(:,i));
    Max = max(dataset(:,i));
    dataset(:,i)=(dataset(:,i)-min)/(Max-Min);
end
```

در ابتدا باید مجموعه ی داده ای iris را در برنامه وارد کنیم . علاوه بر آن توسط حلقه for داده هارا نرمالایز میکنیم و مقادیر آنهارا بین 0,1 تنظیم میکنیم .

کد matlab الگوریتم K-NN(ادامه)

```
[row,col]=size(dataset);
number_of_class=3 ;
k=3;

train= zeros(floor(0.7*row),5); %%%%%105 dade
test = zeros(floor(0.3*row),5); %%%%%45 dade

```

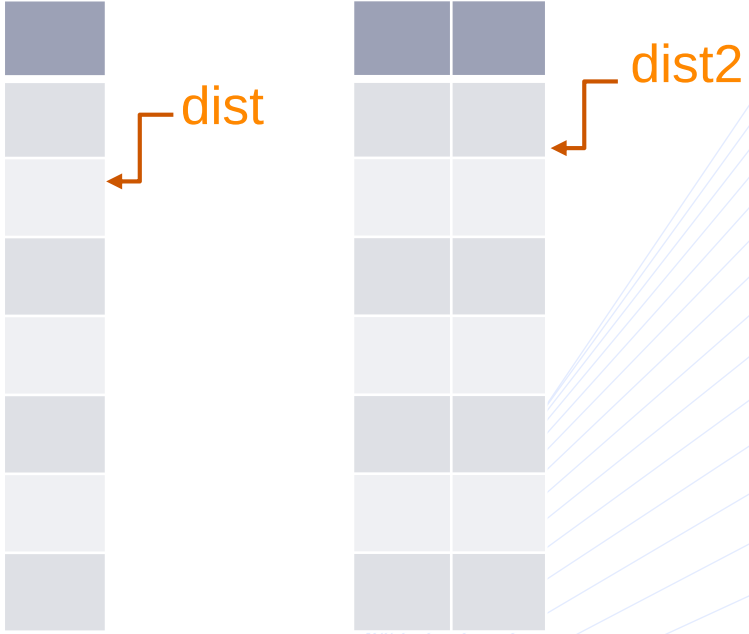
حال میخواهیم 70% داده هارا به عنوان داده ی آموزشی انتخاب کرده و 30% باقی مانده ی آن را به عنوان داده ی تست(ورودی) بگیریم .

کد matlab الگوریتم K-NN(ادامه) -

```
m2 =row;
for i=1:floor(0.7*row)
    r=(randi(m2-1)+1)
    train(i,:)=dataset(r,:);
    dataset(r,:)=[];
    m2=m2-1;
end

test =dataset;
```

حال میبایست برای قرار دادن 70%از داده های کل در مجموعه train به شکل رندوم از داده های دیتاست برداریم .

کد matlab الگوریتم K-NN(ادامه)



سپس در این قسمت میخواهیم فاصله ی هر یک از دیتا ها ی تست را با داده های مجموعه آموزشی بدست آوریم و در دو بردار dist ,dist2 قرار دهیم .
و در نهایت مجموعه ی distرا مرتب کنیم .

```
[TrainCnt,ee]=size(train);
[TestCnt,n]= size(test);
predictClass = zeros(TestCnt,1);

for i=1:TestCnt
    dist=zeros(TrainCnt,1);
    dis2=zeros(TrainCnt,2);
    for j=1:TrainCnt
        dist(j,1)=sqrt(((test(i,1)-train(j,1))^2)+((test(i,2)-train(j,2))^2) + ((test(i,3)-train(j,3))^2) +((test(i,4)-train(j,4))^2))
        dis2(j,1)= dist(j,1);
        dis2(j,2)=j;
    end
    dist=sort(dist);
    CntofClass = zeros(number_of_class,1);

```

Nclass1
Nclass2
Nclass3

CntofClass

کد matlab الگوریتم K-NN(ادامه)

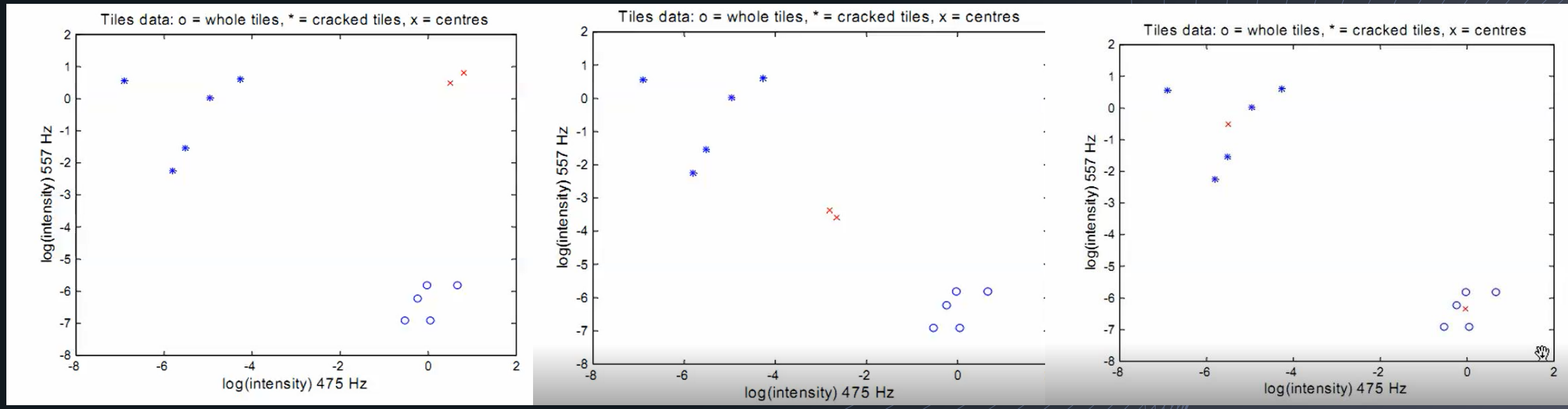
```
    dist=sort(dist);
    CntofClass = zeros(number_of_class,1);

    for z=1:k
        Nearest = find(dis2(:,1)==dist(Z));
        ClsN = train(Nearest,5);
        CntofClass(ClsN)=CntofClass(ClsN)+1;
    end

    class =find(CntofClass==max(CntofClass));
    predictClass(i)=class;
end
```

و در نهایت میبایست K نمونه ای را که کمترین فاصله را از داده ی تست وارد شده دارند را بررسی کرد و کلاس با تعداد نمونه ی بیشتر را به آن نسبت دهند .

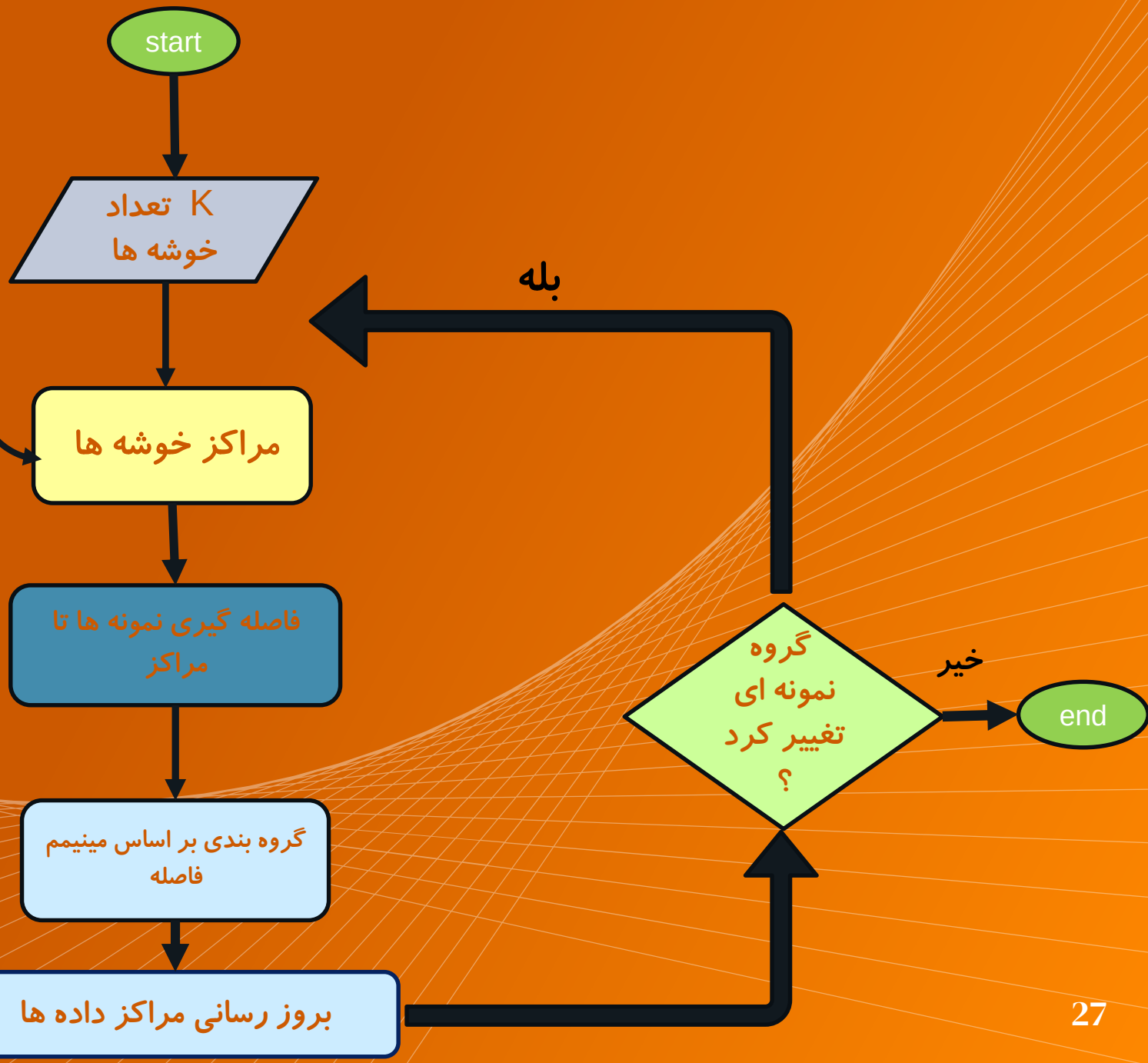
الگوریتم K-means

الگوریتم K-means

- ازجمله الگوریتم های حوزه خوشه یابی بر مبنای افراز داده الگوریتم Kmeans هست . این الگوریتم در گروه الگوریتم های بدون نظارت قرار میگیرد . مبنای این الگوریتم بر شباهت داده های یک دسته به یک دیگر است .



الگوریتم K-means (ادامه)



هریک از مراکز خوشه گویی نماینده ی یک دسته هستند .

مراکزخوشه هارا توسط میانگین گیری از تمامی ویژگی های اعضای یک خوشه بروز رسانی میکنیم.

کد متلب الگوریتم k-means

در این کد سعی داریم تقسیم بندی یک تصویر را با استفاده از الگوریتم k-means نشان دهیم :

```
clc;
clear all;
close all;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Definition Matrix %%%%%%%%
%%
x1=imread('2.jpg');

x=imresize(x1,[300,300]);

%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%random weight%%%%%%%%%%%%

imshow(x

x=double(x);
 [m,n]=size(x);
len=m;
```

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	5	97	232	232	235	238	238	239	24
2	7	138	247	243	244	245	247	250	25
3	10	142	248	247	251	252	251	253	25
4	10	147	253	249	253	253	253	254	25
5	12	145	253	250	252	254	254	254	25
6	13	144	255	250	253	254	252	253	25
7	14	146	255	249	252	252	251	253	25
8	12	144	255	250	249	248	250	253	25
9	14	143	253	249	250	248	251	253	25
10	13	145	254	250	252	251	252	254	25
11	12	145	253	249	249	250	251	252	25
12	13	143	250	247	248	249	248	250	24
13	12	147	250	244	245	247	249	251	24
14	15	146	251	245	248	248	251	251	25
15	13	147	250	246	250	252	251	251	25
16	9	149	251	246	249	250	251	252	25
17	14	150	249	245	248	249	250	251	25
18	12	152	249	245	247	249	249	251	25

متغیر X

کد متلب الگوریتم k-means (ادامه)

حال باید مراکز خوشه هارا را به شکل رندوم از داده های ورودی بدست آوریم .

متغیر M

	1	2
1	0	
2	0	

متغیر mm

	1	2	3
1	0	0	
2	0	0	

```
k=2;
m=zeros(k,1);
mm=zeros(k,2);


for i=1:k
    m(i,1)=x(randi(len-1),randi(len-1));
end

```

	1	2	3
1	49		
2	25		
3			

کد متلب الگوریتم k-means (ادامه)

```
x(:,:,3)=0;
x2=x;

temp=zeros(1,k);
s=0;
gamha=0;
```

temp

x | len | m | mm

1x2 double

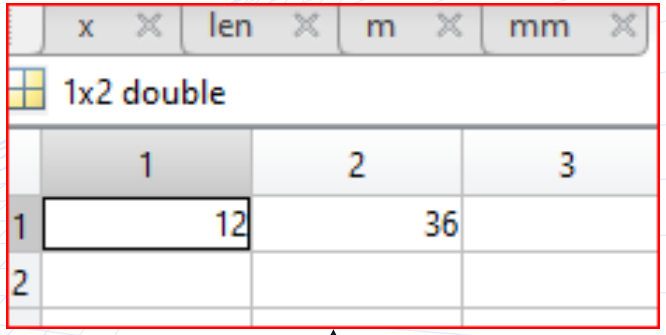
	1	2	3
1	0	0	
2			
3			

کد متلب الگوریتم k-means (ادامه)

```
while s==0
    gamha=gamha+1;
    for i=1 :len
        for i2=1 :len
        for j=1:k
            temp(j)=sqrt(abs(m(j,1)-x(i,i2))^2);
        end
        z1=find(temp==min(temp));
        x(i,i2,3)=z1(1);
        end
    end
```

در این قسمت سعی میکنیم فاصله ی هر یک از داده هارا تا دو مرکز خوشه به دست آوریم. در اینجا از شیوه فصله اقلیدسی استفاده شده است .

سپس توسط تابع find() کمترین فاصله را بدست می آوریم . و در نهایت بعد سوم متغیر X را با شماره ی کلاس پر میکنیم .



temp

کد متلب الگوریتم k-means (ادامه)

در این قسمت سعی داریم مراکز خوشه را توسط میانگین گیری آپدیت کنیم .

```
%%%%%%%%%%%%%%%%mohasebe jame har cluster va tedad an %%%%%%%%%%
for i=1:len
    for i2=1:len
        mm(x(i,i2,3),1)=mm(x(i,i2,3),1)+x(i,i2);
        %calculet the numeber of pixle in each cluster
        mm(x(i,i2,3),2)=mm(x(i,i2,3),2)+1;
    end
end
for l=1:k
    m(l,1)=mm(l,1)/mm(l,2);
end
```

mm

2x2 double

	1	2	3
1	1204489	34240	
2	7832662	55760	
3			
4			

mm m

2x1 double

	1	2	3
1	35.1778		
2	140.4710		
3			
4			
5			

کد متلب الگوریتم k-means (ادامه)

```
61
62      if(x==x2)
63          s=1;
64      else
65          x2=x;
66      end
67
68  end
```

حال باید چک کنیم ببینیم آیا حلقه به پایان رسسیده است یا نه ؟که این کار را با چک کردن x و x2 انجام میدهیم.

کد متلب الگوریتم k-means (ادامه)

```
for i=1:len
    for i2=1:len
        x2(i,i2)=x(i,i2,3)*50;
    end
end
x2(:,:,2:3)=[];
figure
imshow(uint8(x2));
```

در این قسمت مقادیر کلاس هارا مشخص میکنیم و همچنین عکس نهایی را چاپ میکنیم .

mm | m | x2

300x300x3 double

50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
100	100	50	50	50	100	100	100	50	50	50	50	50	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	50	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Command Window

قبل از دسته بندی

بعد از دسته بندی

مشکلات روش خوشه بندی

- علی رقم اینکه خاتمه پذیری الگوریتم بالا تضمین شده است ولی جواب نهایی آن واحد نبوده .
- جواب نهایی به انتخاب خوشه های اولیه بستگی دارد .
- روالی مشخص برای محاسبه ی اولیه ی مراکز خوشه ها وجود ندارد .
- در این روش فرض شده است که تعداد خوشه ها ازابتدا مشخص است ، اما معمولا در کاربرد های زیادی تعداد خوشه ها مشخص نیست .

تشخیص الگو

تشخیص الگو شاخه ای از مبحث یادگیری ماشینی است. میتوان گفت تشخیص الگو، دریافت داده های خام و تصمیم گیری بر اساس دسته بندی داده ها است. روشهای تشخیص الگو، الگوهای مورد نظر را از یک مجموعه داده ها با استفاده از دانش قبلی در مورد الگوها یا اطلاعات آماری داده ها، جداسازی میکند.[7]

تشخیص الگو

مرحله اول

در مورد نمایش داده های ورودی تصمیم میگیریم.

مرحله دوم

استخراج ویژگیها یا صفات خاصی از داده های ورودی دریافت شده و کاهش ابعاد بردارهای الگو که این مورد اغلب به عنوان مسئله ی پیش پردازش و استخراج ویژگی معرفی میشود.

مرحله سوم

تعیین رویه های تصمیم بهینه که در فرآیند شناسایی و دسته بندی مورد نیاز واقع میشود. پس از آنکه داده های مشاهده شده از الگوها جمع آوری شد و در فرم نقاط الگو یا بردارهای اندازه گیری در فضای الگو بیان شد، ما ماشینی را میخواهیم تا تصمیم بگیرد که این داده به کدام کلاس الگو تعلق دارد[7]

استخراج ویژگی

فرآیندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده ی آن مشخص می‌شود.

هدف استخراج ویژگی این است که داده‌های خام به شکل قابل استفاده‌تری برای پردازش‌های آماری بعدی درآیند.[7]

الگوها و کلاس‌های الگوها

یک کلاس الگو، یک دسته‌ی متمایز شده به‌وسیله‌ی برخی صفات و ویژگی‌های مشترک است. ویژگی‌های یک کلاس الگو، صفات نوعی هستند که بین همه الگوهای متعلق به آن کلاس مشترک هستند. ویژگی‌هایی که تفاوت‌های بین کلاس‌های الگو را بیان می‌کنند اغلب به‌عنوان ویژگی‌های اینتراست شناخته می‌شوند. یک الگو، توصیفی از یکی از اعضای دسته است که ارائه دهنده‌ی کلاس الگو می‌باشد.[7]

ویژگی‌های تصویر

[7]

ویژگی‌های عمومی یا سطح پایین

این ویژگی‌ها معرف کلیات تصویر هستند و توانایی توصیف اشیا یا مفاهیم موجود در تصویر را ندارند مانند رنگ و بافت.

ویژگی‌های معنایی یا سطح بالا

این ویژگی‌ها به بیان مفاهیم و اشیای موجود در تصویر می‌پردازند و غالبا از روش‌های قطعه‌بندی برای این منظور استفاده می‌کنند.

ویژگی‌های مختص کاربردهای خاص

نظیر ویژگی‌های توصیفی چهره در سیستم‌های بازیابی تصاویر مربوط به چهره

استخراج ویژگی‌های شکلی

شکل یک شی، مشخصه‌های پیکربندی سطح آن است که بوسیله‌ی مرز آن نمایش داده می‌شود. تشخیص شکل یکی از روش‌هایی است که به‌واسطه‌ی آن درک انسان از محیط انجام می‌گیرد. این امر در بازیابی تصاویر مبتنی بر محتوا بسیار مهم می‌باشد چرا که معادل ناحیه‌ی مورد نظر در تصاویر است.

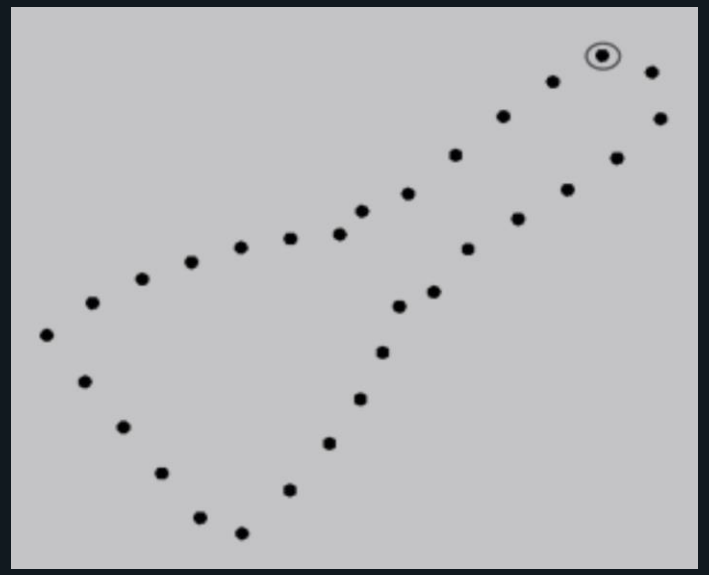
ویژگی‌های شکل بر طبق تکنیک‌های بکار رفته دسته‌بندی می‌شوند که مبتنی بر **مرز و ناحیه** هستند. تکنیک‌های مبتنی بر مرز، ناحیه‌ی شکل را با استفاده از بازنمایی مشخصه خارجی آن مرز توصیف می‌کنند، برای مثال پیکسل‌های در راستای مرز اشیا جزو این دسته از ویژگی‌ها هستند.[8]

استخراج ویژگی‌های شکلی...

بنابراین روش‌های مبتنی بر شکل به دو دسته تقسیم می‌شوند:

روش اول:

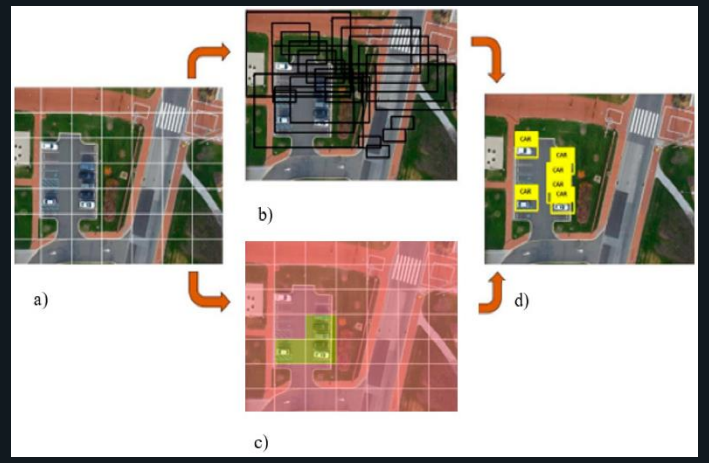
بر مبنای لبه



در روش‌هایی که بر مبنای لبه هستند تنها از جزئیات لبه و پیرامون اشیا استفاده می‌کنند و داخل شکل به‌طور کلی نادیده گرفته می‌شود[8]

روش دوم:

بر مبنای ناحیه



در روش‌هایی که بر مبنای ناحیه هستند به محتوای داخلی شکل اهمیت داده می‌شود [8]

آشکارساز لبه

مطلوبیت استفاده از لبه‌ها به دو علت است:

اولا حجم لبه‌های تصویر نسبت به حجم پیکسل‌های تصویر بسیار کم بوده بنابراین به‌علت کاهش اطلاعات تحت پردازش می‌توان سیستمی کارا با استفاده از لبه‌ها ساخت، ثانیا لبه‌ها به‌علت استفاده از همبستگی میان پیکسل ها حجم زیادی از اطلاعات تصویر را دربر دارند و همچنین از آنجایی که از دیدگاه درک انسانی نیز اشکال بواسطه‌ی لبه‌هایشان از یکدیگر تمییز داده می‌شوند پس می‌توان سیستمی دقیق با استفاده از لبه‌ها ساخت.[7]

هدف آشکارسازی لبه نشان‌گذاری نقاطی از یک تصویر است که در آنها شدت روشنایی به تندی تغییر می‌کند. تغییرات تند در خصوصیات تصویر معمولاً نماینده‌ی رویدادهای مهم و تغییرات در خصوصیات محیط هستند.

لبه‌ها ممکن است وابسته به دیدگاه باشند یعنی می‌توانند با تغییر نقطه‌ی دید تغییر کنند، و نوعاً هندسه‌ی صحنه‌ی اجسامی که جلوی همدیگر را گرفته‌اند و مانند آن را نشان می‌دهند یا ممکن است نابسته به دیدگاه باشند.

مشتق اول و دوم

لبه، مرز بین نواحی با خواص نسبتاً متفاوت سطح خاکستری است. نظریه‌ی پایه در بیشتر روش‌های آشکارسازی لبه، محاسبه یک عملگر مشتق محلی است. اگر یک لبه را به عنوان تغییر در شدت روشنایی که در طول چند پیکسل دیده می‌شود در نظر بگیریم، الگوریتم‌های آشکارسازی لبه به‌طور کلی مشتقی از این تغییر شدت روشنایی را محاسبه می‌کنند. [9]

مشتق اول مقطع سطح خاکستری در لبه‌ی جلویی گذر، مثبت است، در لبه‌ی عقبی آن منفی است و همان طور که مورد انتظار است، در نواحی با سطح خاکستری ثابت صفر است. مشتق دوم برای قسمتی از گذر که در طرف تیره‌ی لبه است، مثبت است، برای قسمت دیگر گذر که در طرف روشن لبه است، منفی است، و در نواحی با سطح خاکستری ثابت، صفر است. بنابراین، از بزرگی مشتق اول می‌توان برای تعیین این که آیا پیکسل در روی لبه قرار دارد، استفاده کرد. مشتق دوم در نقطه‌ی وسطی هر گذر سطح خاکستری یک عبور از صفر دارد. عبور از صفرها راهی قوی برای تعیین محل لبه‌های تصویر فراهم می‌آورند. [9]

عملگرهای آشکارسازی لبه

الگوریتم Sobel

این متد لبه‌ها را با استفاده از تخمین زدن مشتق پیدا می‌کند، که لبه‌ها را در آن نقاطی بر می‌گرداند که گرادیان تصویر I ، max است.

```
I=rgb2gray(i1);
Bw=edge(I,'sobel')
```

edge یک تصویر باینری یا intensity را به عنوان ورودی می‌گیرد و یک تصویر باینری bw به همان اندازه‌ی تصویر اولی برمی‌گرداند، که جاهایی که تابع لبه‌ها را در تصویر پیدا می‌کند، در تصویر خروجی ۱ می‌کند و جاهایی دیگر را ۰ قرار می‌دهد

```
Bw= edge(I,'sobel',thresh)
```

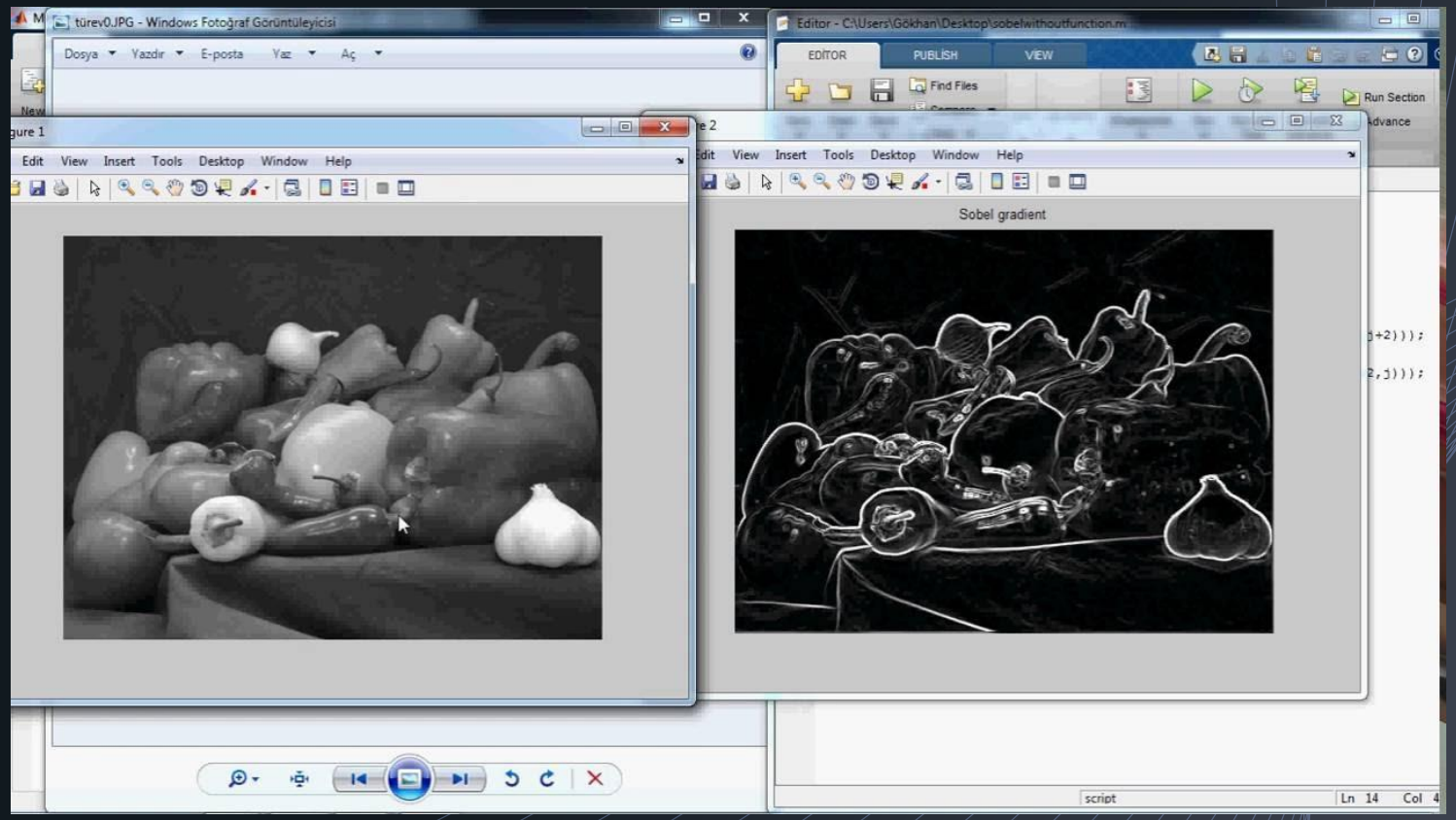
مقدار thresh یک میزان آستانه را برای این متد مشخص می‌کند.

این تابع (edge) را از همه‌ی لبه‌هایی که قوی‌تر (بیشتر) از thresh نیستند چشم پوشی می‌کند و اگر ما مقدار این thresh را مشخص نکنیم یا اگر thresh خالی باشد ، تابع edge خود به‌طور اتوماتیک مقداری را انتخاب می‌کند[10]

عملگرهای آشکارسازی لبه...

Bw=edge(I,’sobel’,thresh,direction)

direction جهت را مشخص می‌کند، یعنی رشته‌ای است که مشخص می‌کند که این تابع لبه‌های افقی یا عمودی و یا هر دو را جستجو کند که به‌طور پیش فرض هر دو را جستجو می‌کند.



مقدمه‌ای بر شبکه‌ی عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی یا Artificial Neural Networks الگوهایی برای پردازش اطلاعات هستند که با تقلید از شبکه ی عصبی مغزی انسان ساخته شده اند، سیستم پردازش اطلاعات در شبکه های عصبی مصنوعی دارای ساختاری جدید است. این شبکه ها از تعداد زیادی عناصر پردازنده ی متصل به هم تشکیل یافته اند، که به صورت هماهنگ با یکدیگر کار می کنند. درک بهتر چگونگی عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی نیازمند آشنایی با شبکه ی عصبی مغزی و عملکرد سلولهای آن است.

عصب چیست؟

بافت‌هایی که عصب نامیده می شوند، اجتماعی از نورون‌ها هستند که اطلاعات و پیام‌های الکتروشیمیایی را از یک قسمت بدن به قسمت دیگر منتقل می‌کنند.

پس از برانگیزش، نورون‌ها پیام‌هایی برای نورون‌های دیگر می‌فرستند، و خود را برای دریافت اطلاعات و پاسخ به اطلاعات دریافتی آماده می‌کنند. مغز قادر است برای شناسایی الگوها و تفکیک الگوهای ناقص، آموزش ببیند. به‌علاوه، شبکه‌ی مغز با از دست دادن برخی از نورون‌ها، عملکرد خود را از دست نخواهد داد.[7]

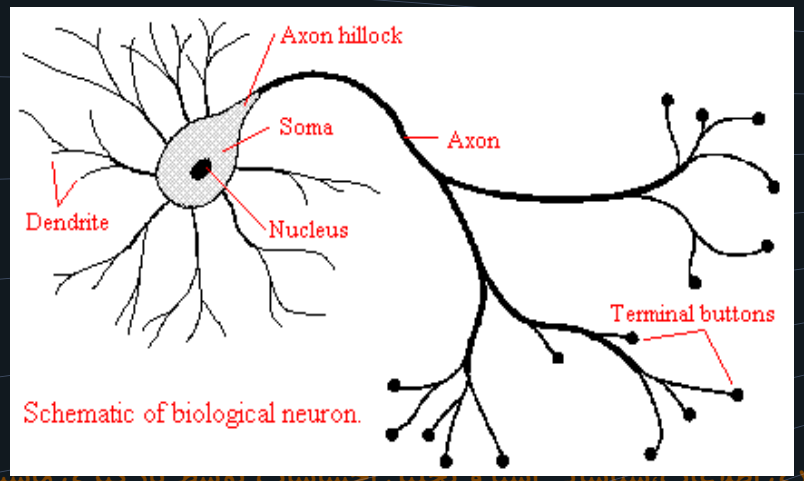
مقدمه‌ای بر شبکه‌ی عصبی

از دیدگاه کلاسیک، نورون یک واحد تخمین‌گر ساده است که سیگنال‌ها را از طریق راه‌های ورودی رشته‌ای شکل به‌نام دندریت دریافت و ترکیب می‌کند. مغز به‌عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات از صد میلیارد نورون به‌هم مرتبط با ده میلیون میلیارد ارتباط تشکیل شده‌است.

سیناپس چیست؟

سیناپس‌ها واحدهای ساختاری و عملیاتی هستند که ارتباط بین نرون‌ها را برقرار می‌سازند. سیناپس‌ها انواع مختلفی دارند که یکی از مهمترین آنها سیناپس شیمیایی است. در سیناپس‌ها آکسون یک سلول به دندریت سلول بعدی متصل نیست، ولی فاصله‌ی آنها آنقدر کم است که می‌توانند اطلاعاتی را مبادله کنند.

زمانی که یک پتانسیل تحریک به انتهای یک آکسون می‌رسد، موجب آزاد شدن یک ماده‌ی شیمیایی به‌نام پیام‌رسان نورونی از انتهای آکسون می‌شود، و پس از نفوذ در سیناپس‌ها، دندریت نرون دیگری را تحریک می‌کند. این ارتباط عامل اصلی پردازش اطلاعات در مغز انسان است.[7]



نمایی از یک نرون

شبکه‌ی عصبی

سه مشخصه‌ی مشترک میان شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های مغزی عبارتند از:

- ساختار پایه‌ای شبکه‌ی عصبی از تعداد زیادی واحد پردازنده به اسم نرون تشکیل شده‌است.
- این ساختارهای پردازنده به طول وسیعی به‌هم متصل می‌باشند.
- نرون‌ها به‌صورت دسته‌جمعی فعالیت می‌کنند.[7]

...شبکه‌ی عصبی

چرا از شبکه های عصبی استفاده می کنیم؟[7]

۱. **یادگیری تطبیقی:** توانایی یادگیری یعنی اینکه چگونه وظایف خود را بر اساس اطلاعات داده شده به آن و یا تجارب اولیه انجام دهد که در واقع آن‌را اصلاح شبکه گویند.

۲. **خودسازماندهی:** یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی بتواند به‌صورت خودکار سازماندهی و ارائه داده‌هایی که در طول آموزش دریافت کرده را انجام دهد. نورون‌ها با قاعده‌ی یادگیری سازگار شده و لذا پاسخ به ورودی تغییر می‌یابد.

۳. **عملگرهای بی‌درنگ:** محاسبات در شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌تواند به‌صورت موازی و به وسیله‌ی سخت‌افزارهای مخصوصی که طراحی و ساخت آن برای دریافت نتایج بهینه‌ی قابلیت‌های شبکه عصبی مصنوعی است، انجام شود.

۴. **تحمل خطا:** با ایجاد خرابی در شبکه مقداری از کارایی کاهش می‌یابد ولی برخی امکانات آن با وجود مشکلات بزرگ همچنان حفظ می‌شود.

۵. **دسته‌بندی:** شبکه‌های عصبی قادر به دسته‌بندی ورودی‌ها برای دریافت خروجی مناسب می‌باشند.

۶. **تعمیم‌دهی:** این خاصیت شبکه را قادر می‌سازد تا تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را به دست آورده، نتایج این آموخته‌ها را به موارد مشاهده از قبل نیز تعمیم دهد. توانایی‌ای که در صورت نبود آن سامانه باید بی‌نهایت واقعیت‌ها و روابط را به خاطر بسپارد.

۷. **پایداری- انعطاف پذیری:** یک شبکه‌ی عصبی هم به حد کافی پایدار است تا اطلاعات فراگرفته‌ی خود را حفظ کند و هم قابلیت انعطاف تواند موارد جدید را بپذیردو تطبیق را دارد و بدون از دست دادن اطلاعات قبلی می

پیاده‌سازی یک شبکه‌ی عصبی

نحوه‌ی تشخیص اشکال با استفاده از شبکه‌ی عصبی:

تشخیص اشکال (طبقه‌بندی اشکال) با روش‌های متفاوتی قابل انجام می‌باشد ولی در این ارائه از شبکه‌ی عصبی به‌خاطر برخورداری از مزایای بهتری که در ذیل آمده‌است استفاده گردیده‌است.

۱.طبقه بندی

آموزش یک سیستم به‌طوری که به کمک یک ناظر بتواند تعدادی ورودی را یاد بگیرد و بعد از آموزش، یک نمونه ورودی که قبلا به سیستم آموزش نداده شده را به‌عنوان ورودی به سیستم داده تا بتواند طبق آموزشی که دیده آن نمونه را در دسته‌ی مناسب قرار دهد.

۲.خوشه بندی

در این نمونه از سیستم‌ها هدف طراحی سیستمی است که بدون ناظر بتواند نمونه‌های ورودی را در تعدادی دسته قرار دهد. در این سیستم ما ناظر نداریم یعنی فاز آموزش ما بدون ناظر می‌باشد.

۳.رگرسیون

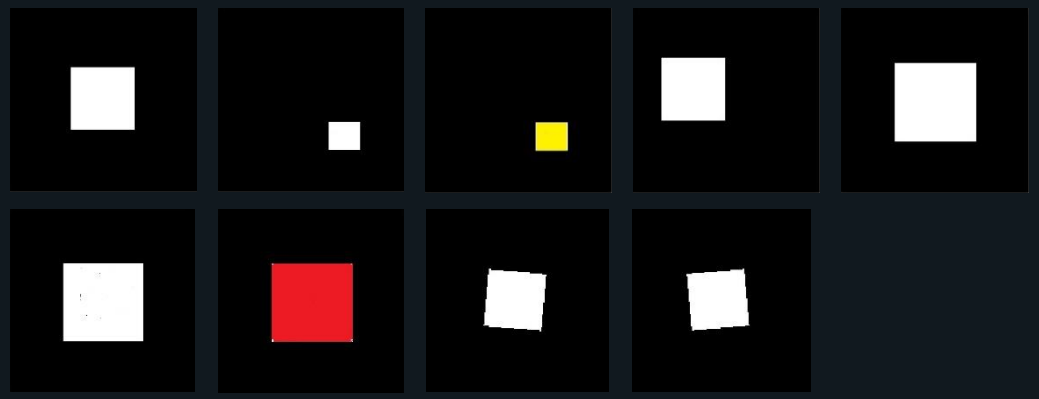
در این نوع از سیستم‌ها هدف محاسبه‌ی تخمین یک مسئله از روی داده‌های موجود می‌باشد یعنی با داشتن داده‌های موجود بتوانیم مسئله را برای داده‌های بعدی تخمین بزنیم.[7]

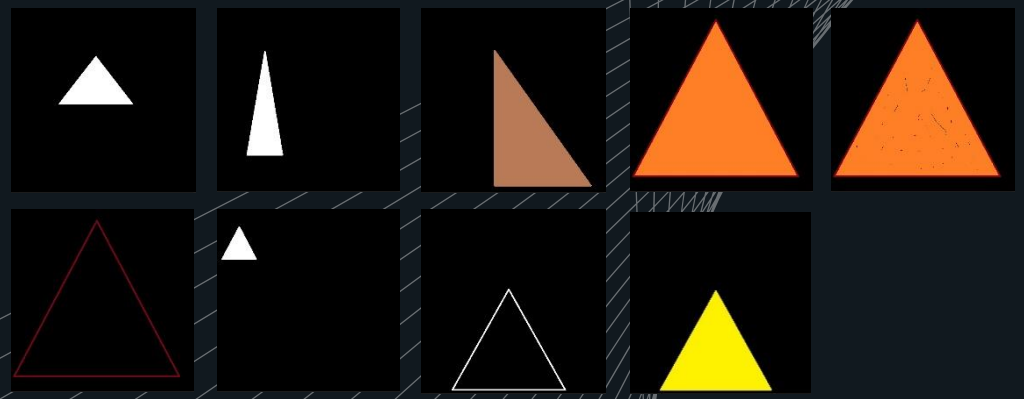
پیاده‌سازی یک شبکه‌ی عصبی...

همان‌طوری که قبلا اشاره شد، شبکه‌ی عصبی مصنوعی الهام گرفته از شبکه‌ی عصبی انسان می‌باشد. جهت بیان ساده‌ی مراحل یادگیری، آموزش مثالی را ارائه می‌نماییم:

فرض می‌کنیم برای شناساندن یک کتاب به یک کودک، ده مدل کتاب را در اندازه‌ها و رنگ جلدهای متفاوت را نشان داده و آموزش می‌دهیم و انتظار داریم که با نشان دادن یک کتابی دیگر که متفاوت اما برگرفته از کتاب‌هایی که کودک قبلا دیده بدور از در نظر گرفتن عنوان و محتوای کتاب، آن را نیز به عنوان کتاب تشخیص دهد.

هدف اصلی ما در این ارائه تشخیص اشکال هندسی می‌باشد و بدین منظور می‌بایستی دیتاستی متشکل از انواع اشکال هندسی در اندازه، رنگ و زوایای چرخشی متفاوت را آماده نماییم. لذا از محیط paint جهت آماده‌سازی دیتاست استفاده نمودیم که در زیر نمونه‌هایی از آن‌ها را مشاهده می‌نمایید.





تشخیص اشکال هندسی

در کل فرایند تشخیص اشکال در ۵ گام قابل انجام می باشد:

۱. پیش پردازش تصویر

حذف نویز
جدا سازی تصویر از پس زمینه
تبدیل تصویر به تصویر باینری
استانداردسازی ابعاد همه ی تصاویر

مراحل فوق توسط تابعی تحت عنوان getdata() انجام می‌گیرد. با استفاده از حلقه‌ی for عمل خواندن تصاویر به شرح ذیل صورت می‌گیرد:

```
for i2=1:20
    if i2==6 || i2==11 || i2==16
        j=1;
    end
        if i2<6
            i=imread(['trainPic\a',num2str(j),'.jpg']);

        elseif i2<11
            i=imread(['trainPic\b',num2str(j),'.jpg']);
        elseif i2<16
            i=imread(['trainPic\c',num2str(j),'.jpg']);
```

تشخیص اشکال هندسی

سپس تصاویر خوانده شده با استفاده از دستور زیر از حالت رنگی به حالت سیاه و سفید تبدیل می‌گردد پس عمل سیاه و سفید سازی تصاویر ورودی یک عمل استاندارد سازی در مرحله‌ی عمل پیش‌پردازش می‌باشد.

```
a=rgb2gray(i);
```

سپس با استفاده از تابع removeback تصویر یا ناحیه‌ی مفید را از تصویر پس‌زمینه جدا می‌کنیم یعنی نواحی غیرمفید حذف می‌گردد که این نیز یک عمل پیش‌پردازش به شرح ذیل می‌باشد.

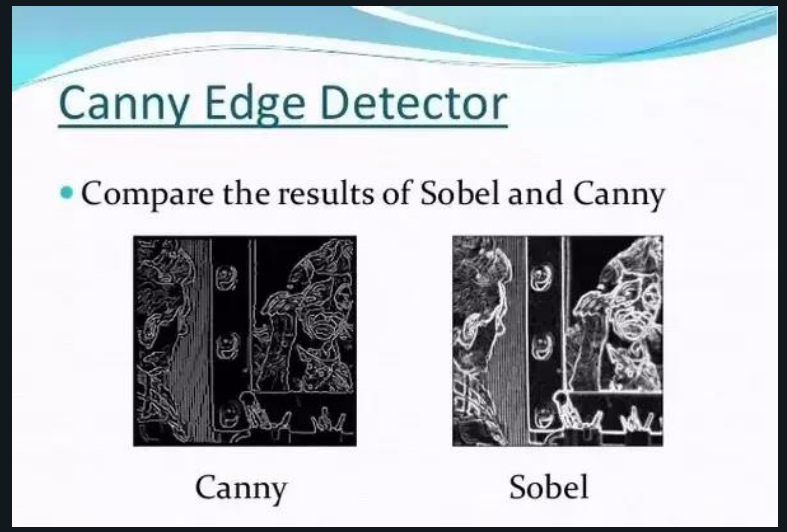
```
function [ x ] = removeBack( x )
x(:,1:5)=[];
x(:,end-5:end)=[];
x(1:5,:)=[];
x(end-5:end,:)=[];
while x(1,:)==0
   x(1,:)=[];
end
while x(:,1)==0
   x(:,1)=[];
end
while x(end,:)==0
   x(end,:)=[];
end
while x(:,end)==0
   x(:,end)=[];
end
x(:,1)=[];
x(:,end)=[];
x(1,:)=[];
x(end,:)=[]
```

تشخیص اشکال هندسی

۲. استخراج ویژگی‌ها

از پارامترهای مختلفی می‌توان برای استخراج ویژگی استفاده کرد. مثلا برای تشخیص مربع از مثلث با یک ویژگی ساده‌ی تعداد اضلاع و یا با استفاده از تعداد زاویه‌های شکل می‌توان این کار را انجام داد.

مربع ۴ ضلع دارد ولی مثلث ۳ ضلع ؛ برای زاویه نیز همین‌طور. اما برای تشخیص مربع از مستطیل دیگر این ویژگی‌ها مناسب نمی‌باشند و برای تفکیک این دو شکل (مربع و مستطیل) باید دنبال ویژگی‌های دیگری باشیم. پس باید دنباله‌ای از ویژگی‌ها را انتخاب کنیم تا با داشتن آن‌ها بتوانیم همه‌ی اشکال را از هم متمایز کینم.



ویژگی هایی که ما در این ارائه انتخاب کردیم به‌شرح ذیل می باشند:

- تعداد زاویه ها
- خروجی حاصل از الگوریتم لبه‌یابی
- تعداد اضلاع
- حجم تصویر نسبت به کل شکل

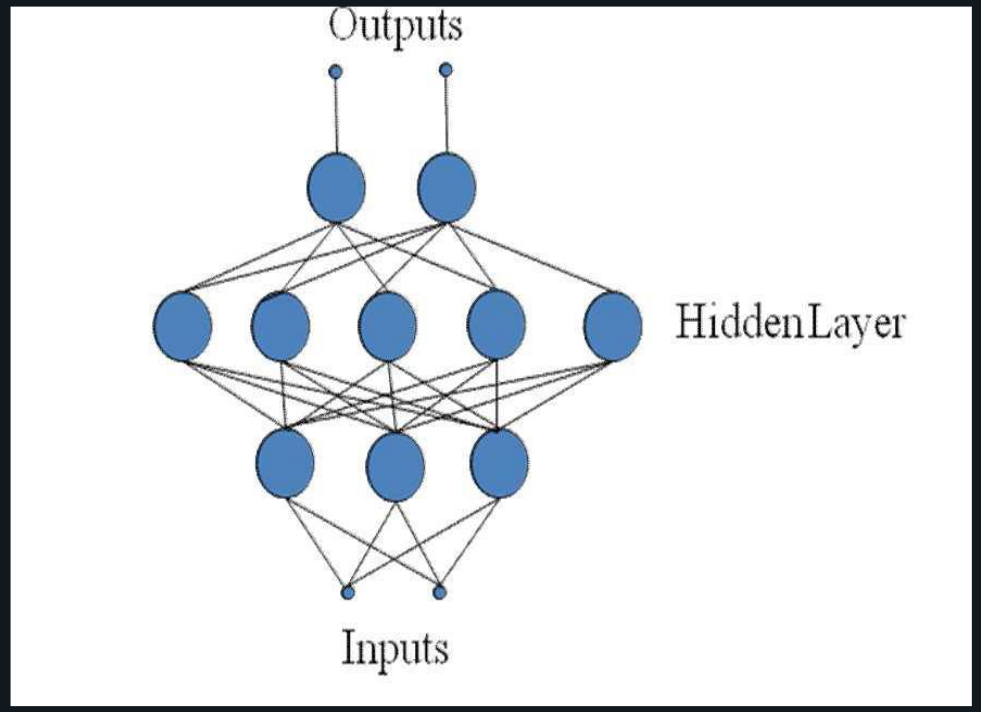
در مرحله‌ی بعدی با استفاده از تابع "canny" عمل لبه‌یابی صورت می‌گیرد که یکی از ویژگی‌های اشکال در شبکه‌ی عصبی می‌باشد.

تشخیص اشکال هندسی

۳. ساخت و آموزش شبکه‌ی عصبی

شبکه‌ی عصبی روشی برای محاسبه است که بر پایه‌ی اتصال به‌هم پیوسته‌ی چندین واحد پردازشی ساخته می‌شود. شبکه از تعداد دلخواهی سلول یا گره یا نورون تشکیل می‌شود که مجموعه‌ی ورودی را به خروجی ربط می‌دهند.

برای آموزش سیستم ما نیاز به یک شبکه‌ی عصبی پرسپترون داریم چون عمل Classification را به سادگی انجام می‌دهد. یک سیستم با تعدادی ورودی و تعدادی خروجی و تعدادی لایه‌ی مخفی است.



۴. تست شبکه‌ی عصبی

همان‌طوری که در کد متلب ذیل مشاهده می‌کنید ما برای مثال چهار نوع شکل را به سیستم آموزش داده و در نهایت برای تست الگوریتم، بایستی داشته باشیم:

اگر خروجی [1- 1- 1- 1] بود یعنی شکل ورودی مربع می باشد،

اگر خروجی [1- 1- 1 1-] بود یعنی شکل ورودی مثلث می باشد،

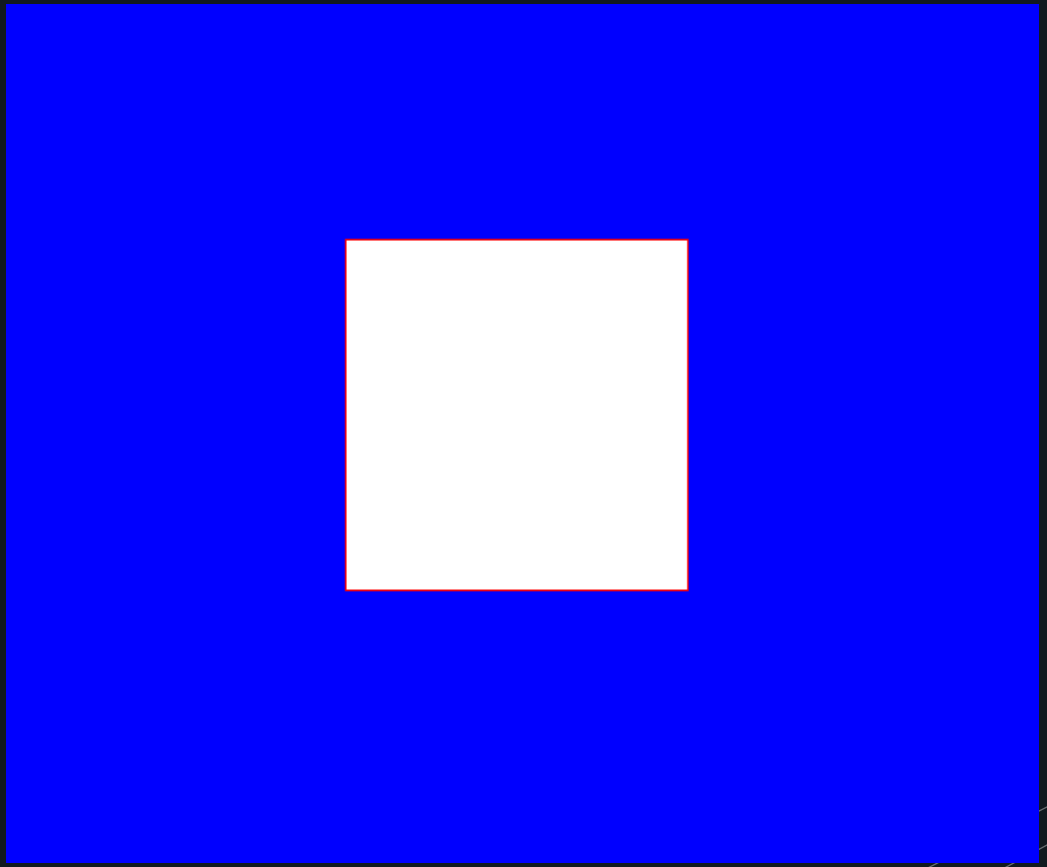
بود یعنی شکل [1 1- 1- 1-] بود دایره و اگر [1- 1 1- 1-]و اگر ورودی شش ضلعی می‌باشد در غیر این‌صورت شکل ارائه شده آسیب دیده یا نویزی تشخیص داده می‌شود.

تشخیص اشکال هندسی

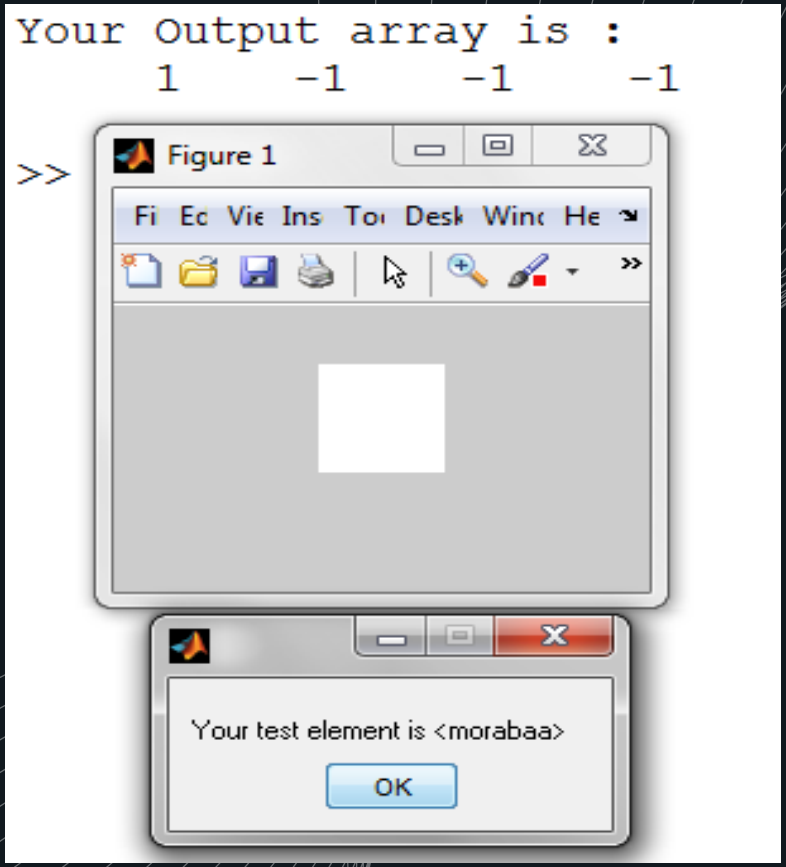
```
for k=1:4
for i=1:2500
    y=y+test(i)*w(i,k);
end
y=y+b(k);
if(y>=0)
    result(k)=1;
else
    result(k)=-1;
end
y=0;
end
```

```
disp(['Your Output array is : ']);
disp(result);
    if result== [ 1    -1    -1    -1    ]
        msgbox('Your test element is <morabaa>');
    elseif result== [ -1    1    -1    -1    ]
        msgbox('Your test element is <mosalas>');
    elseif result==[-1    -1   1    -1     ]
        msgbox('Your test element is <Circle>');
    elseif result==[ -1    -1    -1    1    ]
        msgbox('Your test element is <6 zelii>');
    else
        msgbox('Your test element is very Damaged');
    end
```

نتیجه نهایی تشخیص اشکال...

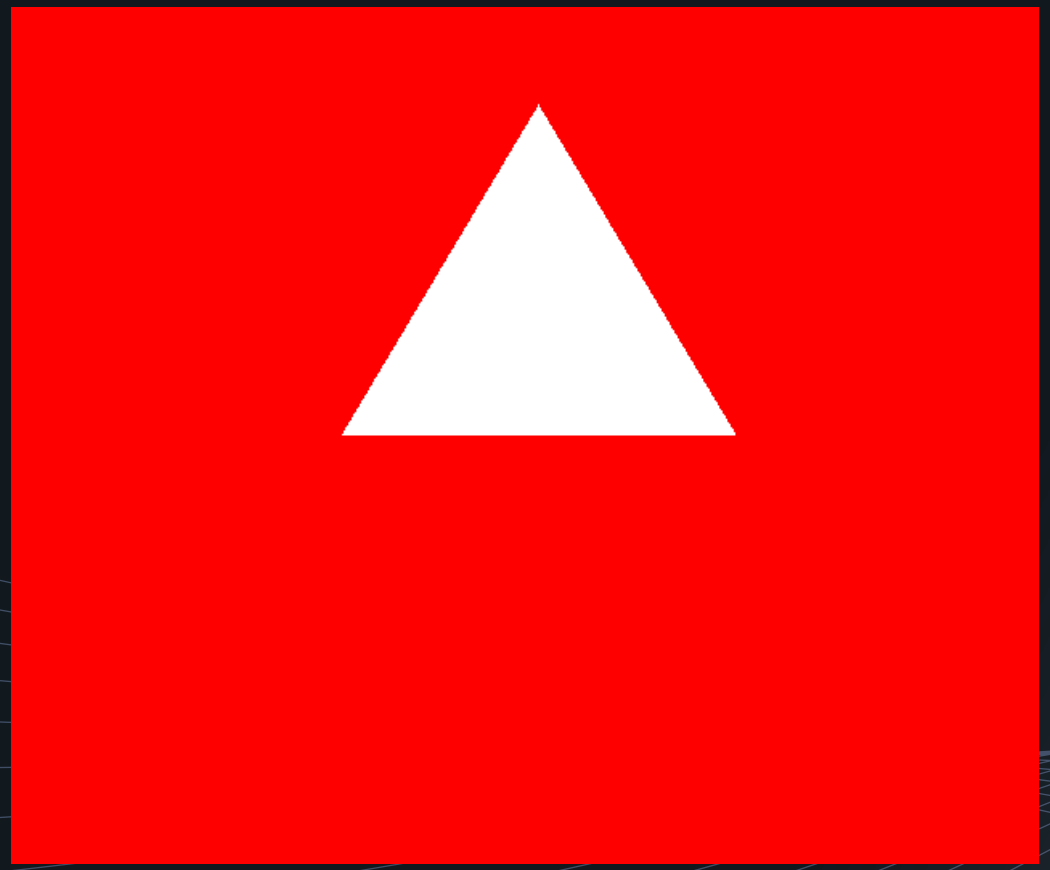


الف

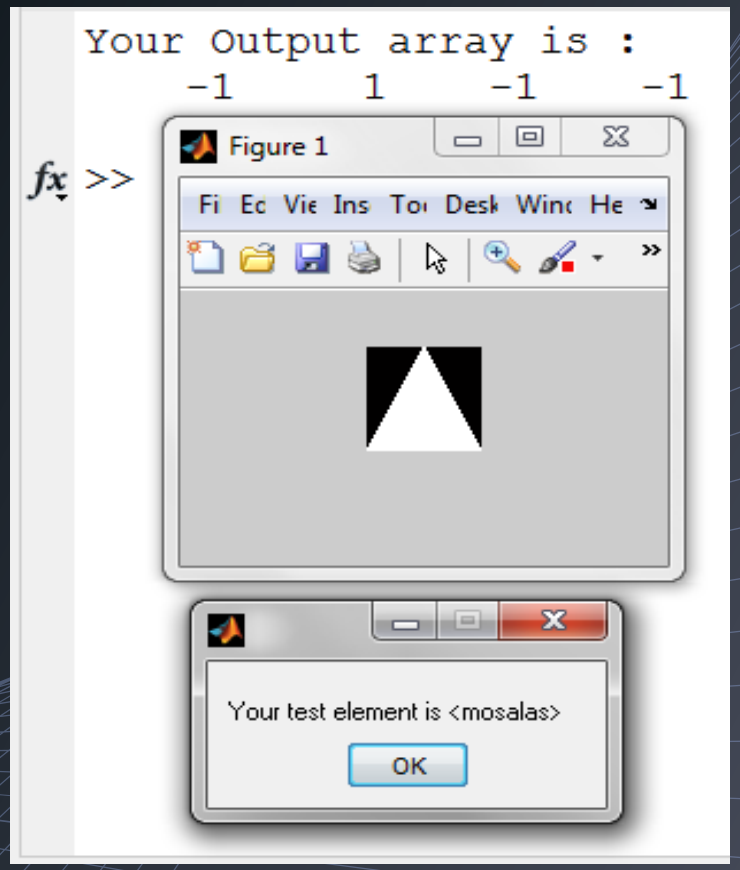


(الف) ورودی، (ب) خروجی

نتیجه نهایی تشخیص اشکال...

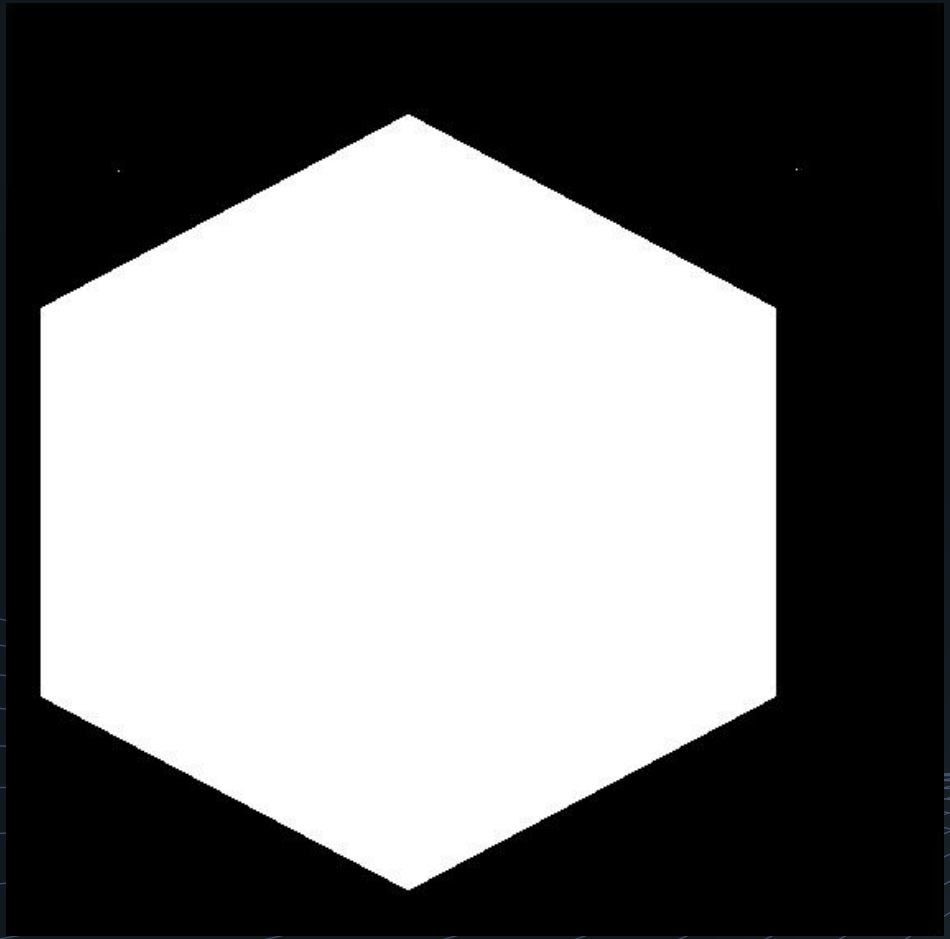


الف

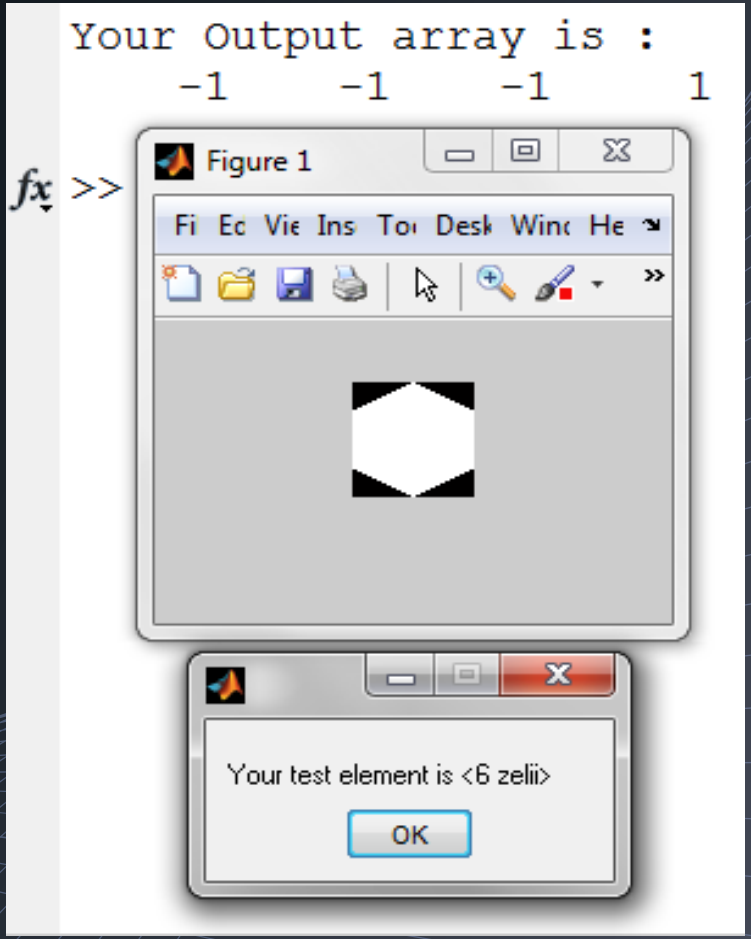


(الف) ورودی، (ب) خروجی

نتیجه نهایی تشخیص اشکال...

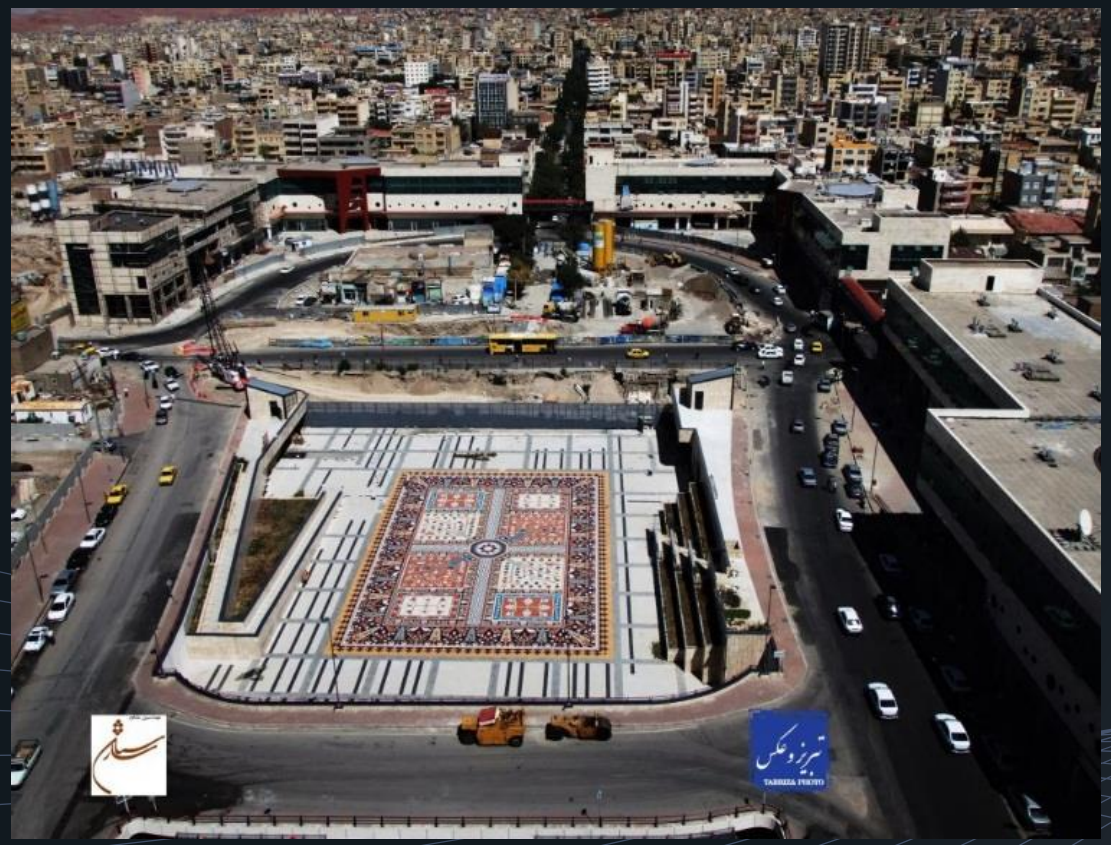


الف

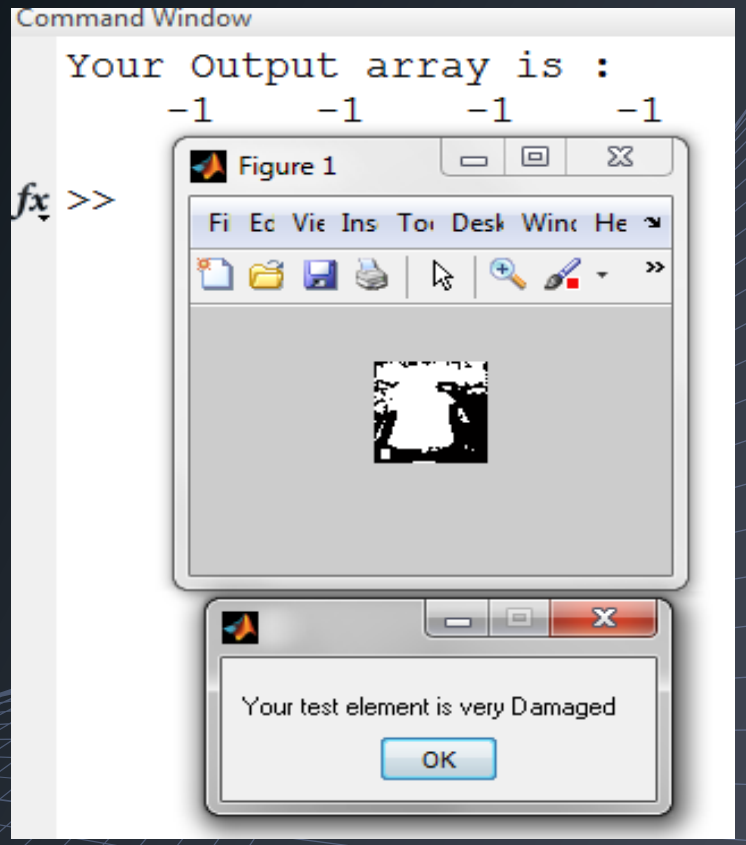


(الف) ورودی، (ب) خروجی

نتیجه نهایی تشخیص اشکال...



الف



(الف) ورودی، (ب) خروجی

“

طبقه بندی و تحلیل احساسات در متون با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین
(تشخیص ژانر فیلم ها با استفاده از زیرنویس)

مفاهیم پایه تحلیل احساسات:

- ۱) موجودیت
- ۲) احساس/نظر
- ۳) طبقه بندی احساسات [11] [12]

خلاصه ی مدل پیشنهادی:

۱)با استفاده از جمله بندی زیرنویس ها ، سپس برچسب گذاری ادات سخن و درنهایت انتخاب صفات، قیود و اسامی از میان ادات سخن ، ویژگی های ژانر مشخص میشوند

۲) با تعریف پارامتر حد آستانه ی شباهت ، کلمات یکتای هر ژانر مشخص گردیدند ، سپس پرتکرارترین کلمات انتخاب شده، به عنوان ویژگی های انتخابی هر ژانر مشخص میشوند

الگوریتمهای مطرح در یادگیری ماشین:

- ۱)درخت تصمیم(Decision tree):

ساختار درخت تصمیم در یادگیری ماشین، یک مدل پیشبینی کننده میباشد که از قدیمی ترین روش های دسته بندی است.

درختان تصمیم قادر به تولید توصیفات قابل درک برای انسان، از روابط موجود در یک مجموعه ی داده ای هستند و میتوانند برای وظایف دسته بندی و پیشبینی بکار روند. این فن به شکل گستردهای در زمینه های مختلف همچون تشخیص بیماری دسته بندی گیاهان و استراتژی های بازاریابی مشتری بکار رفته است. [15]

گره داخلی : نمایانگر یک تست روی یک ویژگی گره برگ : نمایانگر برچسب کلاس

اهداف اصلی درخت های تصمیم گیری:

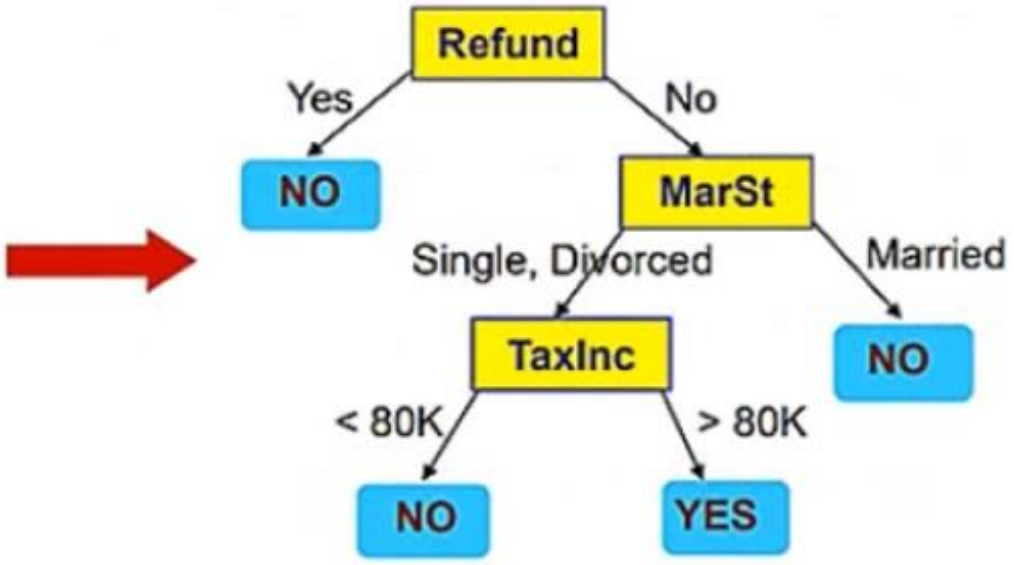
- داده های ورودی را تا حد ممکن درست دسته بندی کنند.
- دانش یادگیری شده از داده های آموزشی را به گونه ای عام سازی کنند که داده های دیده نشده را با بالاترین دقت ممکن دسته بندی کنند.
- در صورت اضافه شدن داده های آموزشی جدید، بتوان به راحتی درخت تصمیم گیری را گسترش داد(دارای خاصیت افزایشی باشند).
- ساختار درخت حاصل به ساده ترین شکل ممکن باشد.[14]

طرز کار درخت تصمیم:

درختان تصمیم، نمونه ها را با مرتب کردن آنها در درخت از گره ی ریشه به سمت گره های برگ دسته بندی میکنند. هر گره ی داخلی در درخت، صفتی از نمونه را آزمایش میکند و هر شاخه ای که از آن گره خارج میشود متناظر یک مقدار ممکن برای آن صفت میباشد. همچنین به هر گره ی برگ، یک دسته بندی منتسب میشود. هر نمونه، با شروع از گره ریشه - ی درخت و آزمایش صفت مشخص شده توسط این گره و حرکت در شاخهی متناظر با مقدار صفت داده شده در نمونه، دسته بندی میشود. این فرآیند برای هر زیردرختی که گرهی جدید ریشه ی آن میباشد تکرار میشود.[14]

برای مثال درخت تصمیم زیر متناظر با جدول رو به روی آن میباشد.[15]

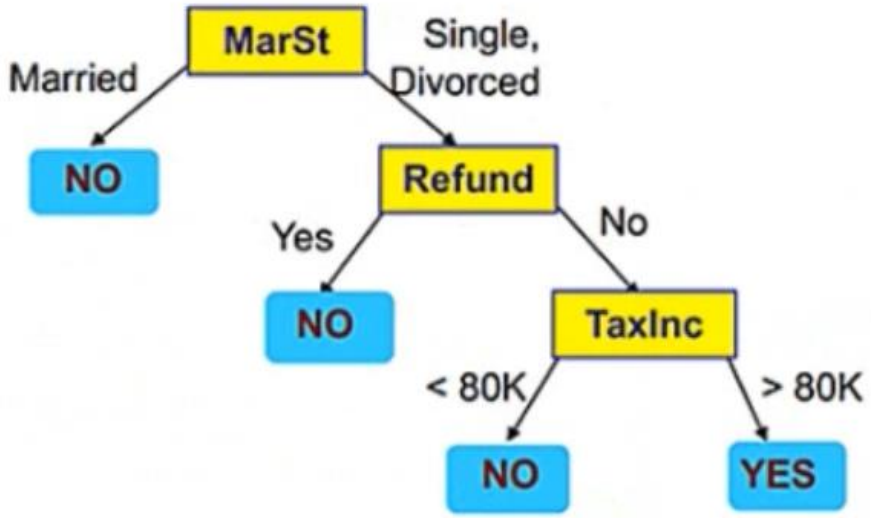
Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Class
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



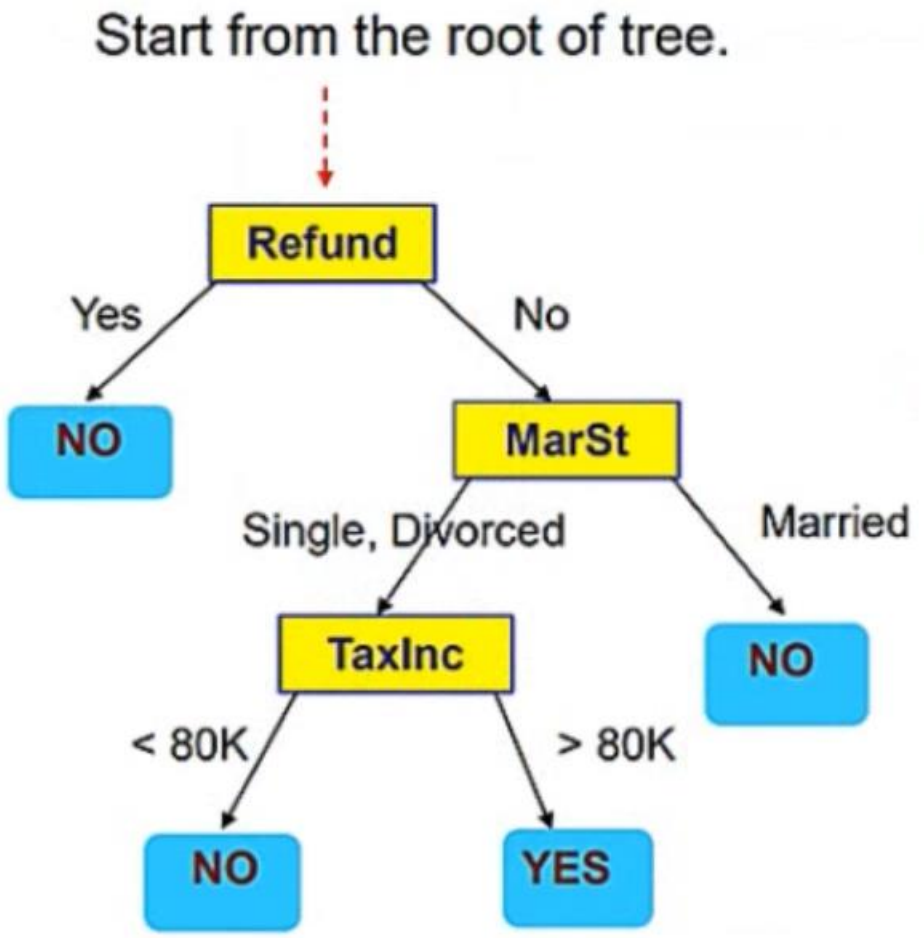
Model: Decision Tree

روشی دیگر برای رسم درخت تصمیم مثال قبل

Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Class
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



تست کردن درخت تصمیم

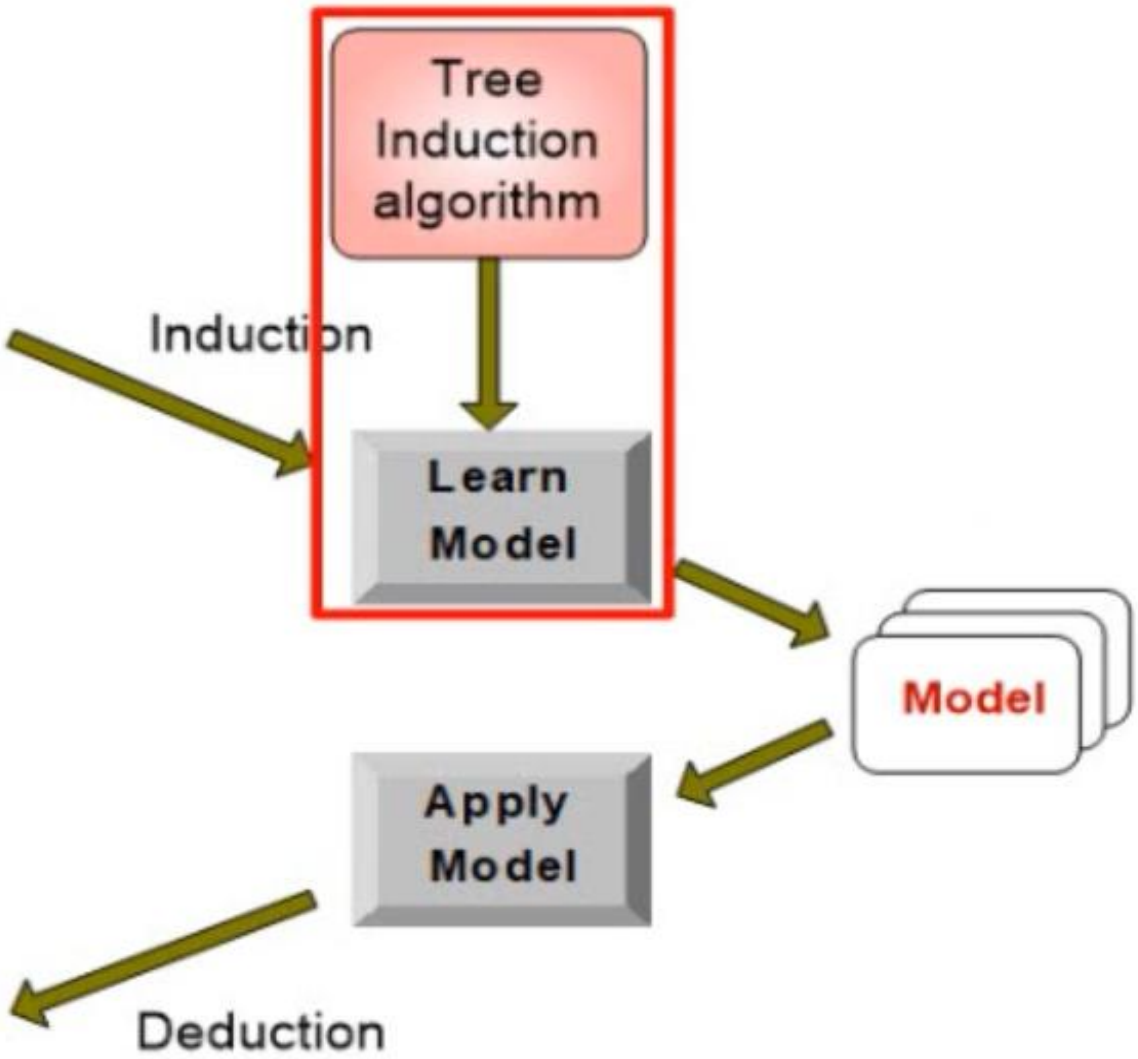


Test Data

Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

Training Set



Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
11	No	Small	55K	?
12	Yes	Medium	80K	?
13	Yes	Large	110K	?
14	No	Small	95K	?
15	No	Large	67K	?

Test Set

- ۲) ماشین بردار پشتیبان (SVM):

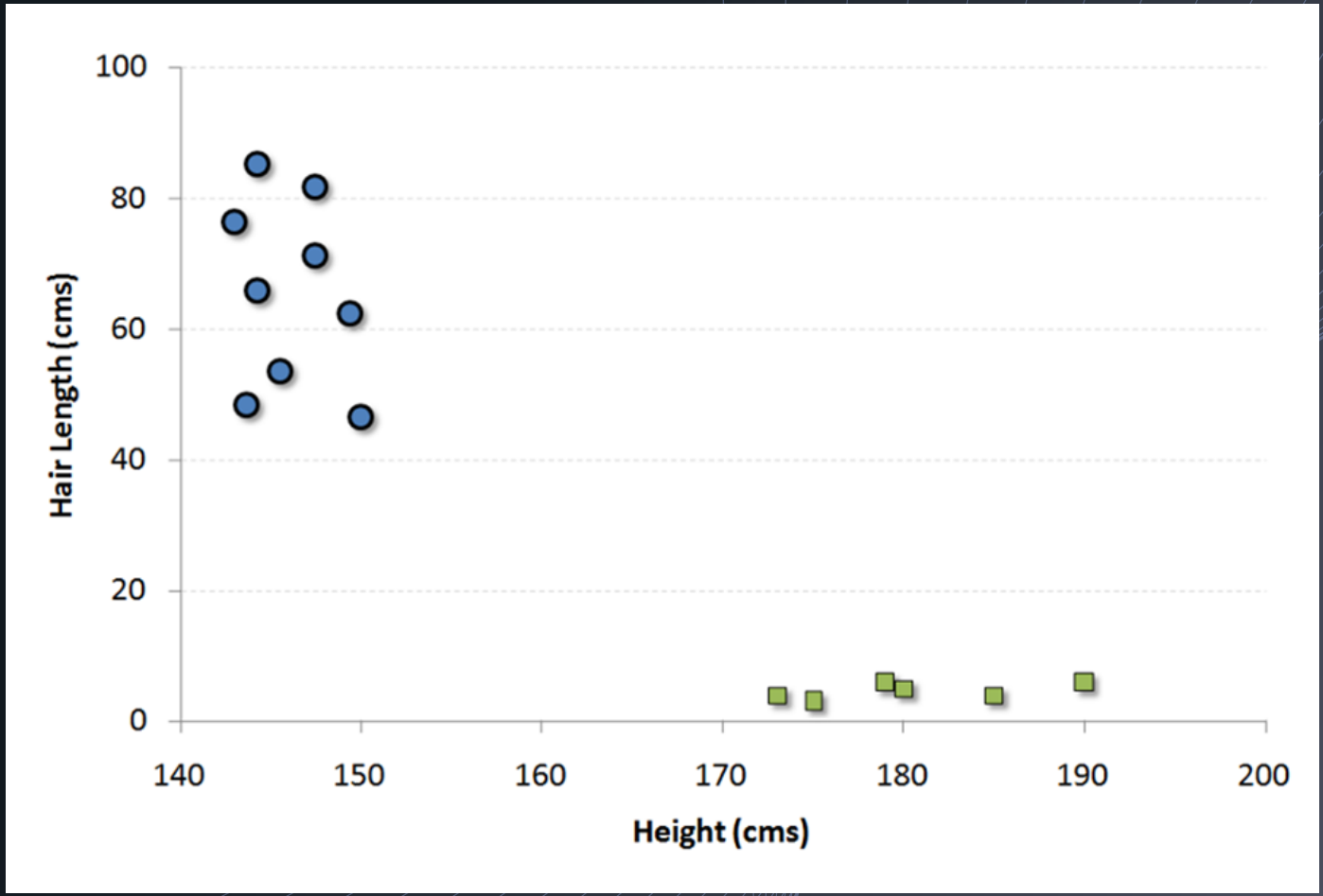
ماشین بردار پشتیبان یا SVM، یکی از روش های یادگیری باناظر است که از آن برای طبقه بندی استفاده میکنند.

SVM یک روش کلاس‌بندی است. در این الگوریتم آیتم داده‌ای به عنوان یک نقطه در فضای n-بعدی (nتعداد ویژگی‌هایی است که یک نمونه داده دارد) تعیین می‌شود و مقدار هر ویژگی همان مقدار مختصات مربوطه است.

یکی از مشکلات SVMپیچیدگی محاسباتی آن است. بااین حال این مشکل به طور قابل قبولی حل شده است. [14]

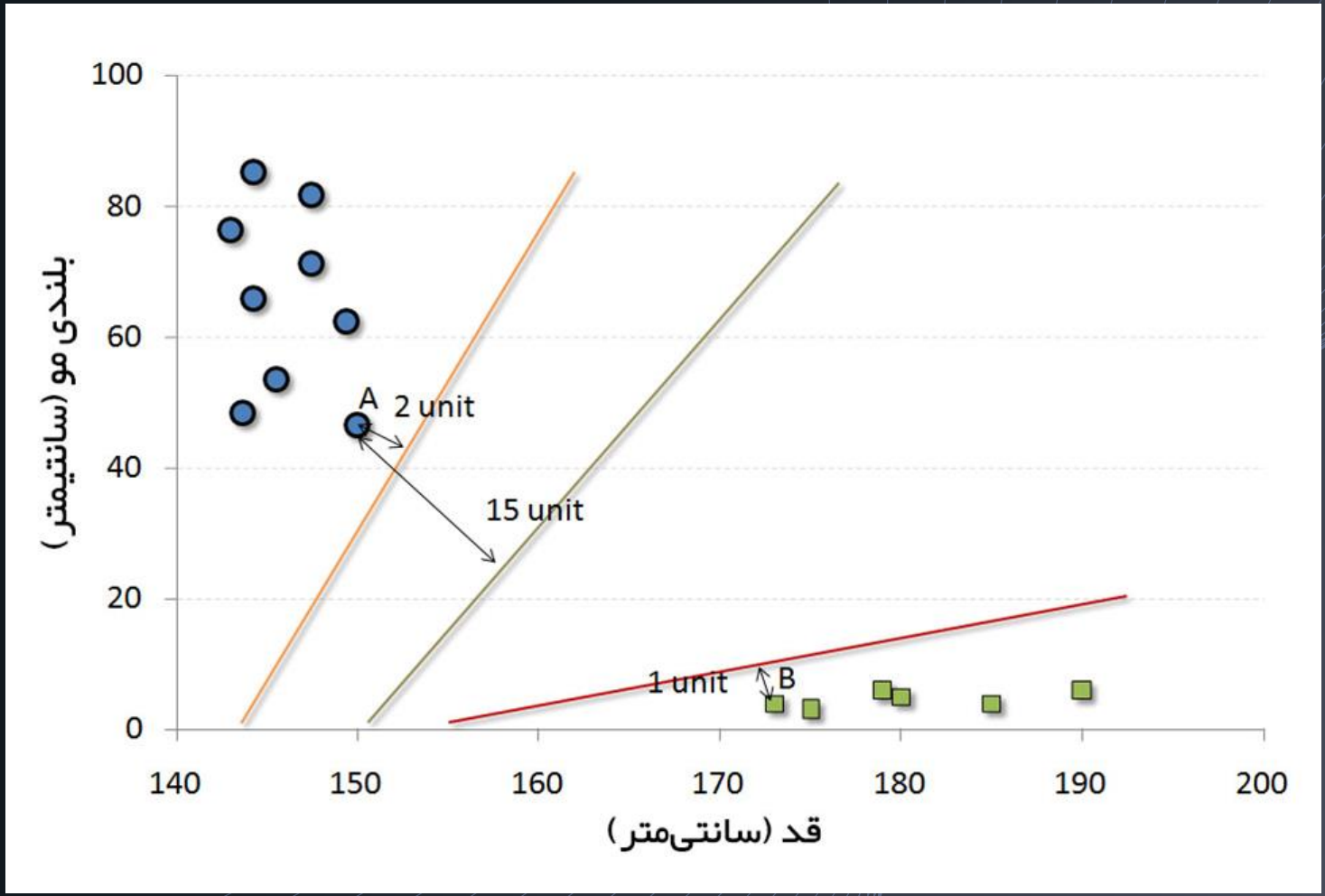
تحلیل طبقه‌بندی چیست؟

فرض می‌شود جمعیتی با ترکیب ٪۵۰ زن و ٪۵۰ مرد وجود دارد و مسئله آن است که با وضع مجموعه قواعدی یک دسته‌بندی روی نمونه‌های این جمعیت بر اساس جنسیت انجام شود. [16]



چگونه می‌توان ماشین بردار پشتیبان برای یک مسئله را یافت؟

در این شکل تعدادی از مرزهایی که می‌توان برای دسته‌بندی داده‌های مثال قبل استفاده کرد قابل مشاهده هستند.

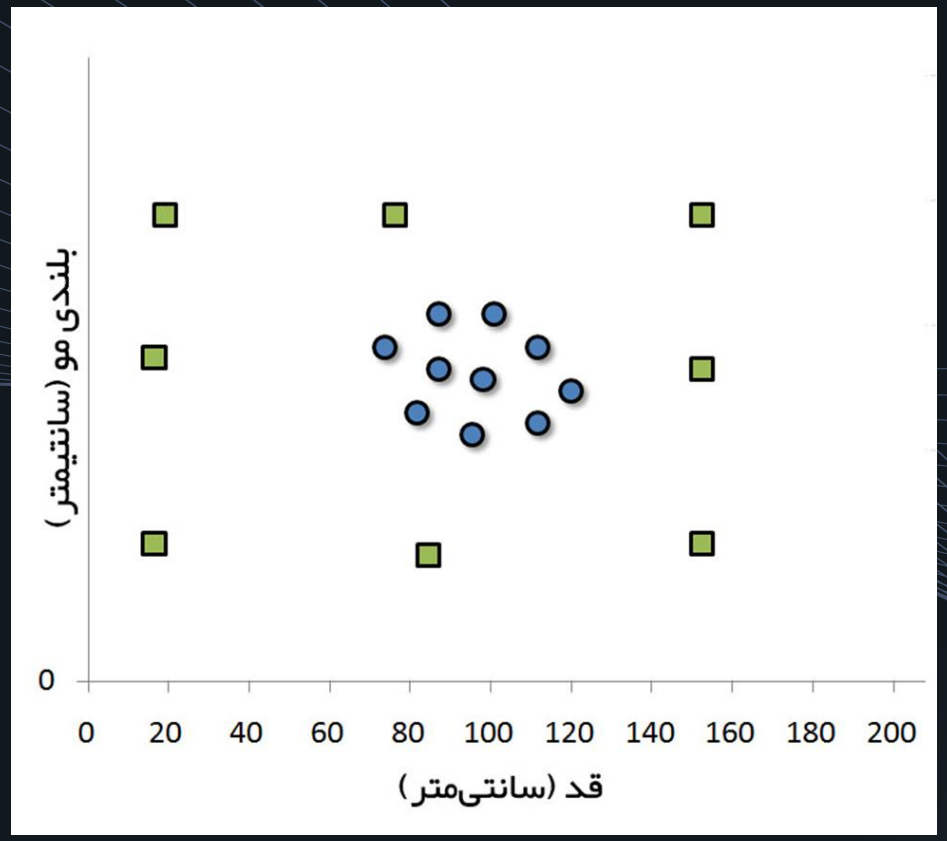


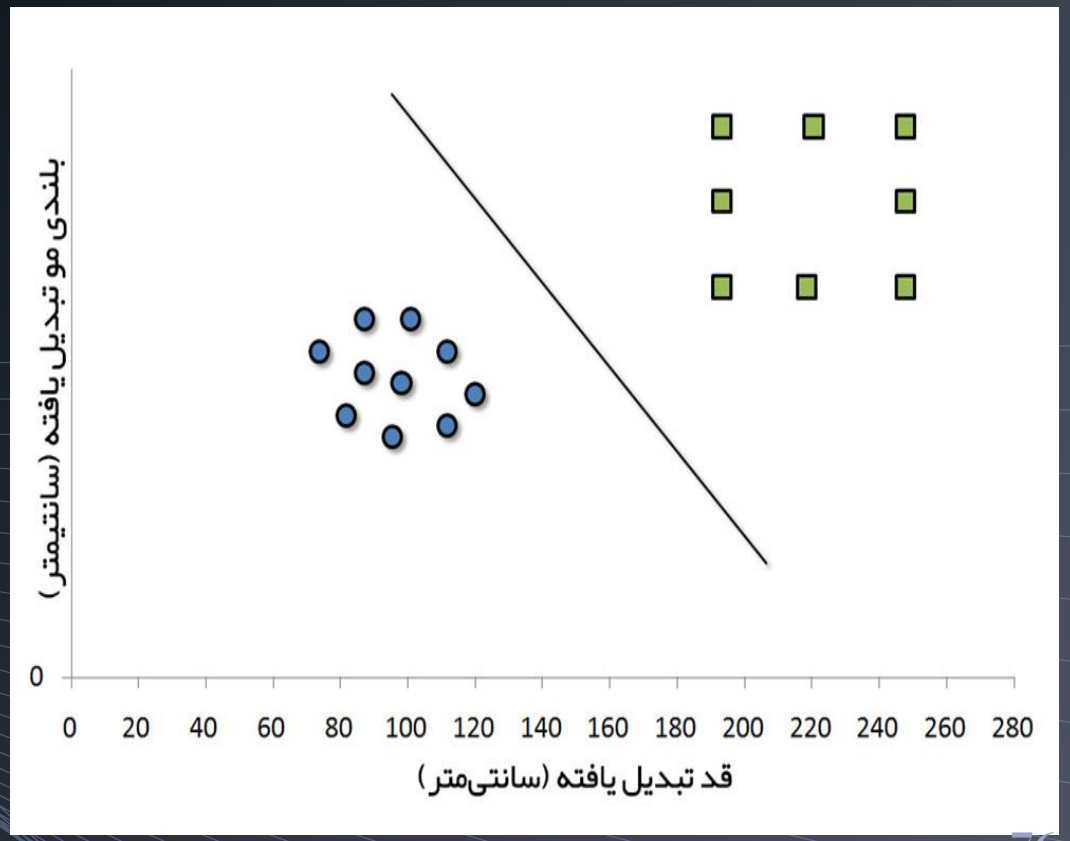
پرسشی که در اینجا مطرح می‌شود آن است که چگونه می‌توان تصمیم گرفت کدام مرز به بهترین شکل نمونه داده‌های موجود را دسته‌بندی می‌کند؟

در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، فاصله نزدیک‌ترین نمونه داده‌ها تا خط جداساز (مرز بین دسته‌ها) محاسبه می‌شود (این نمونه داده‌ها ممکن است به هر دسته‌ای تعلق داشته باشند).

پس از محاسبه این فاصله برای همه جداسازها، خطی انتخاب می‌شود که بیشترین فاصله را تا نزدیک‌ترین نقطه داده دارد. [16]

حال اگر توزیع داده‌ها مانند نمودار موجود در شکل سمت چپ باشد، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی داده‌ها چگونه عمل می‌کند؟





پارامترهای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان چگونه تنظیم می‌شوند؟

تنظیم پارامترها برای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به طور مؤثر باعث بهبود کارایی مدل می‌شود. در ادامه برخی از پارامترهای مهمی که تأثیر بیشتری بر کارایی مدل دارند، یعنی «کرنل»، «گاما» و «C» مورد بررسی قرار می‌گیرند.[16]

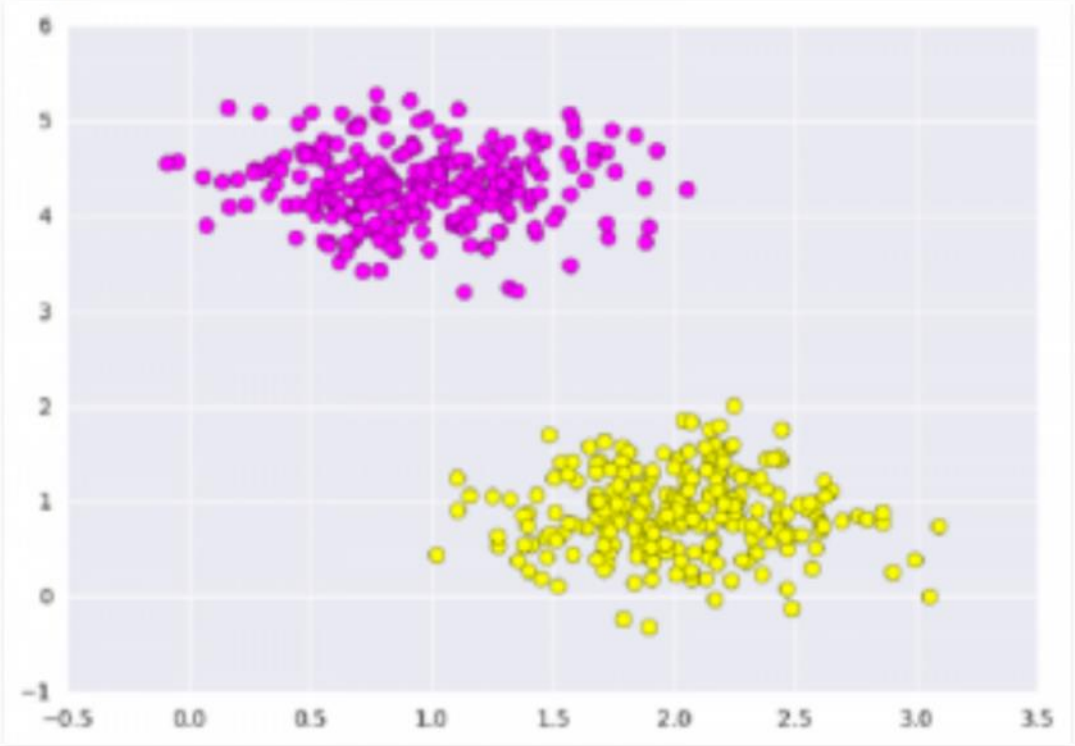
مثالی از کاربرد ماشین بردار پشتیبان در زبان برنامه‌نویسی پایتون

در این مثال میخواهیم سلول های سرطانی بدن یک بیمار را از سلول های سالم او جدا کنیم

```
# importing scikit learn with make_blobs
from sklearn.datasets.samples_generator import make_blobs

# creating datasets X containing n_samples
# Y containing two classes
X, Y = make_blobs(n_samples=500, centers=2,
                  random_state=0, cluster_std=0.40)
import matplotlib.pyplot as plt
# plotting scatters
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=Y, s=50, cmap='spring');
plt.show()
```

ابتدا باید دیتاست مورد نظر خود را بسازیم

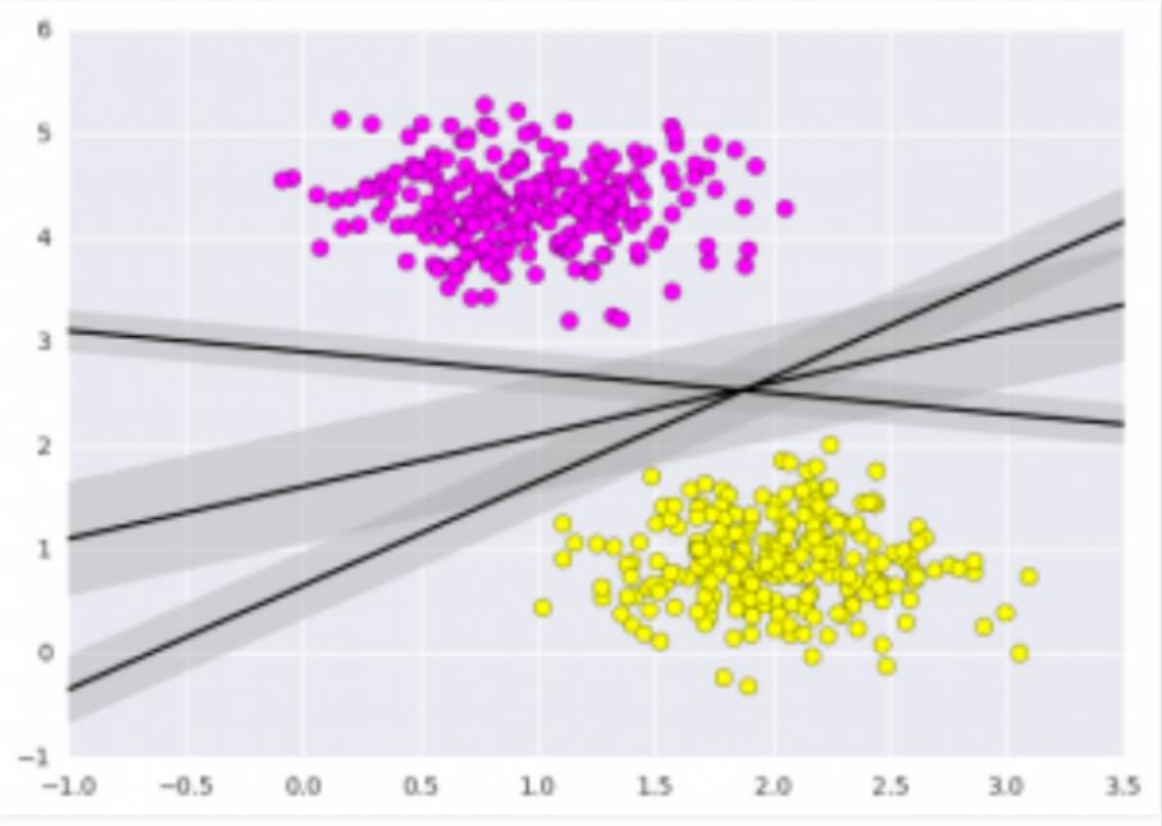
Output:



```python
# creating line space between -1 to 3.5
xfit = np.linspace(-1, 3.5)

# plotting scatter
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=Y, s=50, cmap='spring')

# plot a line between the different sets of data
for m, b, d in [(1, 0.65, 0.33), (0.5, 1.6, 0.55), (-0.2, 2.9, 0.2)]:
    yfit = m * xfit + b
    plt.plot(xfit, yfit, '-k')
    plt.fill_between(xfit, yfit - d, yfit + d, edgecolor='none',
    color='#AAAAAA', alpha=0.4)

plt.xlim(-1, 3.5);
plt.show()
```

کاری که svm انجام میدهد فقط رسم یک خط بین دو کلاس موجود نیست در واقع منطقه ای را نزدیک پهنای بردار، درنظر میگیرد

و خطی را بین مجموعه های مختلف داده ترسیم میکند



حالا میخواهیم داده ها را طبقه بندی کنیم

قبل از آن ، باید مجموعه داده های سرطانی را به عنوان فایل CSV وارد کنیم که در آن دو ویژگی را مشخص کنیم(خوش خیم یا بدخیم بودن سلول ها)

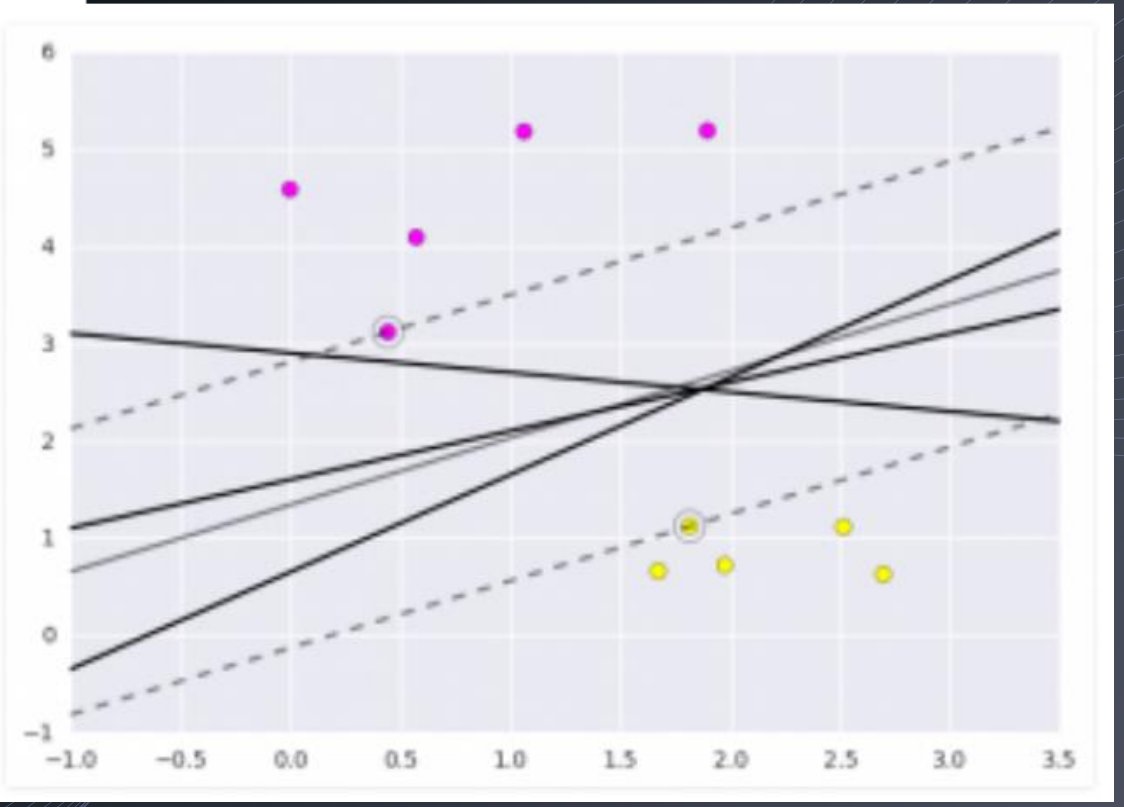
```python
# importing required libraries
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# reading csv file and extracting class column to y.
x = pd.read_csv("C:\...\cancer.csv")
a = np.array(x)
y  = a[:,30] # classes having 0 and 1

# extracting two features
x = np.column_stack((x.malignant,x.benign))
x.shape # 569 samples and 2 features

print (x),(y)
```

```
[[  122.8   1001.  ]
 [  132.9   1326.  ]
 [  130.    1203.  ]
 ...,
 [  108.3    858.1 ]
 [  140.1   1265.  ]
 [   47.92   181.  ]]

array([ 0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,
        0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  1.,  1.,  1.,  0.,  0.,  0.,  0.,
        0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  1.,  0.,
        0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  1.,  0.,  1.,  1.,  1.,  1.,
        1.,  0.,  0.,  1.,  0.,  0.,  1.,  1.,  1.,  1.,  0.,  1., ....,
        1.])
```

```python
# import support vector classifier
from sklearn.svm import SVC # "Support Vector Classifier"
clf = SVC(kernel='linear')

# fitting x samples and y classes
clf.fit(x, y)
```

اکنون طبقه بندی کننده الگوریتم svm
را در این داده ها قرار خواهیم داد.

```python
clf.predict([[120, 990]])

clf.predict([[85, 550]])
```



پس از fit کردن ، از این مدل می توان برای
پیش بینی مقادیر جدید استفاده کرد

مزایا و معایب الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

- مزایا

در فضاهای با ابعاد بالاتر کارایی بیشتری دارد.

در شرایطی که تعداد ابعاد بیش از تعداد نمونه‌ها باشد نیز کار می‌کند.

یک زیر مجموعه از نقاط تمرینی را در تابع تصمیم‌گیری استفاده می‌کند (که به آن‌ها بردارهای پشتیبان گفته می‌شود)، بنابراین در مصرف حافظه نیز به صورت بهینه عمل می‌کند.[16]

- معایب

هنگامی که مجموعه داده‌ها بسیار بزرگ باشد، عملکرد خوبی ندارد، زیرا نیازمند زمان آموزش بسیار زیاد است.

هنگامی که مجموعه داده نوفه (نویز) زیادی داشته باشد، عملکرد خوبی ندارد و کلاس‌های هدف دچار همپوشانی می‌شوند.[16]

استخراج ویژگی ها:

پس از آماده سازی مجموعه ی داده ، مهمترین بخش ، استخراج ویژگی های مناسب برای طبقه بندی زیرنویس فیلم ها میباشد. در اینجا، دو روش برای انتخاب ویژگی های مناسب از متن زیرنویس ارائه میگردد، که روش دوم تکامل یافته ی روش اول میباشد.

- روش اول استخراج ویژگی ها : در راستای کاهش ویژگی های مورد استفاده و تشخیص ویژگی های مناسب و با توجه به اینکه مهم ترین فاکتور در تشخیص ژانر یک فیلم، نوع احساساتی است که به بیننده منتقل مینماید. ادات سخن مناسب برای این موضوع، صفت، قید و اسم میباشد. بنابراین ابتدا اقدام به استخراج صفت ها، قیدها و اسم ها مینماییم. این کار توسط ابزار ارائه شده توسط دانشگاه استنفورد، انجام پذیرفت[13]

- **روش دوم استخراج ویژگی ها :** در راهکار بیان شده در روش اول استخراج ویژگی ها، ویژگی های انتخاب شده برای هر ژانر، دارای نرخ تکرار بالا هستند، اما ممکن است این کلمات در چندین ژانر دارای نرخ تکرار بالا باشند. درنتیجه بایستی نقطه ای به عنوان حد آستانه ی شباهت تعریف نمود. این آستانه، میزان شبیه بودن ژانرها با داشتن این کلمه را مشخص مینماید. به عبارت دیگر این معیار شرط قرار گرفتن یک کلمه در لیست ویژگی های کاندید یک ژانر میباشد. ویژگی هایی که وظیفه دارند تا حد امکان ژانرها را از لحاظ مفهومی از یکدیگر جدا سازند.[13]

نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ها:

در این مرحله، با در نظر گرفتن روش انتخاب ویژگی ها، الگوریتم ها بر روی داده ها اعمال می گردند. روش طبقه بندی، به این شکل بوده است که هر مرتبه، با ٪۹۰ از داده ها یادگیری انجام شده است و با ٪۱۰ از داده ها که به صورت تصادفی از مجموعه ی زیرنویس ها انتخاب میگردند، آزمایش انجام شده است. سپس داده های آزمایش دوباره به مجموعه بازگردانده میشوند. این روند ۱۰ مرتبه انجام میپذیرد.

سپس با استفاده از نتایج به دست آمده ژانر فیلم مورد نظر انتخاب میشود. [14]

کاربردهای تحلیل احساسات:

بیشترین کاربرد تحلیل احساسات در حوزه ی تحلیل دیدگاه های مشتریان یک محصول یا یک سرویس است. وبسایت های زیادی که خلاصه ای از دیدگاه های کاربران و ویژگی های متناسب محصولات را فراهم میکنند، موجود هستند. بیشترین کاربرد تحلیل احساسات در جهان، نظارت بر توجه و دیده شدن یک برند خاص در شبکه های اجتماعی مانند فیسبوک و توییتر است.

تحلیل احساسات میتواند ارزش قابل توجهی برای کاندیداهای انتخاباتی به همراه داشته باشد. تحلیل احساسات مدیران کمپین های انتخاباتی را قادر میسازد تا نظرات رأی دهندگان در مورد مسائل مختلف و سخنرانیهای کاندیداهای رقیب دنبال کنند.

یکی دیگر از کاربردهای مهم تحلیل احساسات تحلیل بازارهای مالی است. [14]

نتیجه گیری:

به طور خلاصه تا به اینجا متوجه شدیم که دسته بندی چه اثری میتواند در روند یادگیری ماشین بکند . چندین الگوریتم کلاس بند را با هم بررسی کردیم . اما باید توجه داشت که هیچ یک از الگوریتم ها به طور صد در صد برای شرایط های گوناگون مسئله ما کارا و مفید نخواهند بود و شاید ترکیب آنها بتواند کارایی و عملکرد بهتری را در مسائل به وجود آورد . در حال حاضر این موضوع همچنان توسط بسیاری از محققان حوزه ی علوم کامپیوتر در حال تحقیق و بررسی است و همچنان به دنبال الگوریتم هایی کارآمد تر و مفید تر جهت بهبود یادگیری ماشین ها هستند . در ادامه نگاهی به شبکه های عصبی انداختیم ؛ شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزاری توانمند و مبتنی بر شبکه های عصبی بیولوژیکی می‌باشند. قابلیت‌های مغز انسان مانند قابلیت یادگیری، تعمیم، خلاقیت، پردازش موازی و ... باعث شد که ساخت ماشینی که این قابلیت‌ها را داشته باشد هدف اصلی بسیاری از دانشمندان و محققان قرار گیرد. با وجود رشد گسترده‌ی توان محاسباتی دیجیتال پردازشگرهای همه منظوره، به‌دلیل قابلیت‌های فراوانی که شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از شبکه‌ی عصبی انسان دارند، برای کاربردهای خاص مثل پردازش تصویر،آنالیز صدا، شناسایی الگو و ... به کار می‌رود. همچنین به تحلیل احساسات پرداختیم که تمامی فعالیت های تحلیل احساسات، بسیار چالش برانگیز هستند. درک و دانش ما از این مسئله و راه حل های آن هنوز بسیار محدود میباشد. مهمترین دلیل آن این است که ریشه ی تمامی این مسائل، به مسئله ی پردازش زبان طبیعی بازمیگردد و پردازش زبان طبیعی، هیچ مسئله ی آسانی ندارد. به هرحال تلاش های مهمی در این حوزه صورت پذیرفته است. همچنین شبکه های اجتماعی و تجارت ها در حال ایجاد راهکارهایی برای تحلیل احساسات کاربران و مشتریان خویش هستند. این یک نیاز واقعی و عظیم در صنعت میباشد. به این دلیل که هرکمپانی تجاری، علاقه مند است که بداند مشتریان محصولاتش، چه نظرات و احساساتی نسبت به محصولات آنها و رقبایشان دارند.

با تشکر از توجه شما

ارتباط با ما:

shirinshoqli@gmail.com
hosseinzadeleyli.job@gmail.com
b.kaftani@gmail.com

منابع

[1] : Dr.amirhossein Keyhaniipoor(www.fardars.org) ,(n.d) , https://faradars.org/courses/fvml9505-machine-learning

[2] : P. Langley, W. Iba, and K. Thompson. An Analysis of Bayesian Classifiers. Proc. 10th Nat. Conf. on Artificial Intelligence, 223–228, AAAI Press and MIT Press, USA 1992

[3] : Dr.arman ribaad (www.faradars.org) ,(1398/2/8), https://blog.faradars.org/%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88%D8%B1%DB%8C%D8%AA%D9%85-%D8%A8%DB%8C%D8%B2-%D8%B3%D8%A7%D8%AF%D9%87-%D8%AF%D8%B1-%D9%BE%D8%A7%DB%8C%D8%AA%D9%88%D9%86/

برای قسمت کاربرد های بیز از مورد ۳ استفاده شده .

برای داده ها iris از مورد 4 استفاده شد .

[4] : (no.N), (n.d) , https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/iris

[5]:Tom M. Mitchell ,” Machine Learning” , McGraw-Hill Science/Engineering/Math , (march 1,1997) ,

منابع

[6] :Erfaan Ebrahim esfahani , (1396/8/20),

http://mediasoft.ir/%DB%8C%D8%A7%D8%AF%DA%AF%DB%8C%D8%B1%DB%8C-%D9%85%D8%A7%D8%B4%DB%8C%D9%86-machine-learning-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA-%DA%86%D9%87-%D9%85%D9%81%D8%A7%D9%87%DB%8C%D9%85%DB%8C-%D8%AF/

[7] Fundamentals of neural networks architectuees, algorithms and applications, by Laurene Fausett ,1994

[8] Imani, M.; Ghassemian, H. "Band Clustering-Based Feature Extraction for Classification of Hyperspectral Images Using Limited Training Samples" Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE Year: 2014, Volume: 11, Pages: 1325 – 1329.

[9] Wenlong Fu; Johnston, M.; Mengjie Zhang "Low-Level Feature Extraction for Edge Detection Using Genetic Programming" Cybernetics, IEEE Transactions on, Year: 2014, Volume: 44, Pages: 1459 – 1472.

منابع

[10] Najjar, M.A.; Karlapudi, S.; Bayoumi, M.A."Memory-Efficient Architecture for Hysteresis Thresholding and Object Feature Extraction" Image Processing, IEEE Transactions on, Year: 2011, Volume: 20, Pages: 3566 – 3579.

[11] L. Bing and L. Zhang, Minig text data, A survey of opinion mining and sentiment analysis. Chicago, IL: Springer Science, 2012.

[12] M. Taboada, J. Brooke, M. Tofiloski, K. Voll, and M. Stede, "Lexicon-based methods for sentiment analysis," Computational linguistics, 2011.

[13] S. Feng, R. Bose, and Y. Choi, "Learning general connotation of words using graph-based algorithms," in Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2011, pp. 1092-1103.

منابع

[14]Ali Samimi, “Tabaghe bandi va tahlil ehsasat ba estefade az alogoritm haye machine learning”, Zemestan 1396.

[15]Dr. Farshid Shirafkan (www.faradars.org)
https://faradars.org/courses/fvdm9406s08-decision-trees-in-machine-learning

[16]Elham Hesaraki, ordibehesht 1397 (www.faradars.org)
https://blog.faradars.org/understaing-support-vector-machine-example-code/
https://blog.faradars.org/support-vector-machine-simplified/