دوره آموزشی بینایی ماشین کاربردی

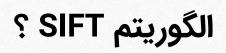
آکادمی ربوتک - آزمایشگاه تعامل انسان و ربات

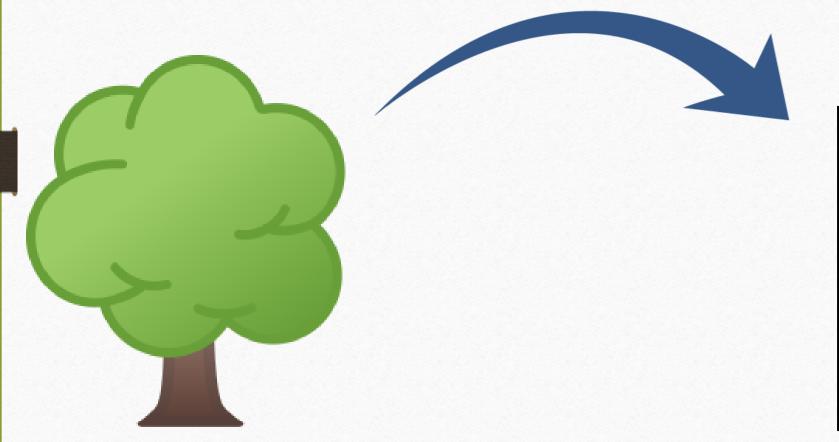
جلسه 5 – آشنایی با HOG و شروع بحث Classification



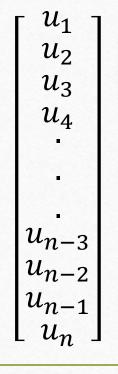






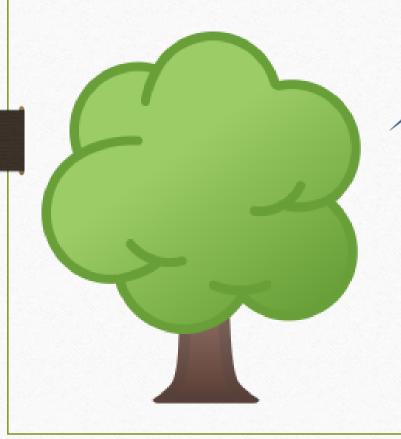


γ_{-}
x_3
x_4
•
•
•
x_{n-3}
x_{n-2}
x_{n-1}
$[x_n]$

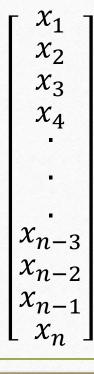


الگوریتم تشخیص ویژگی HOG

توصیف کل تصویر با یک بردار بزرگ



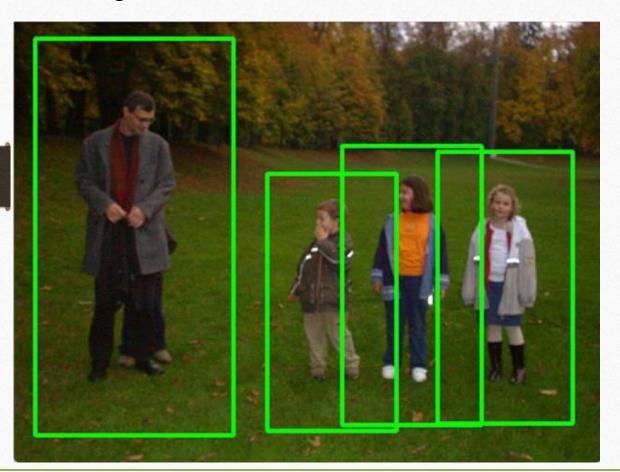
تفاوت با SIFT ?



تاریخچه HOG

➤ Histogram of Oriented Gradient for Human Detection - 2005

معرفی شده در مقاله :



❖ الهام گرفته از الگوریتم SIFT

با آن میتوان یک Custom Object با آن میتوان یک detector

❖ پیاده سازی شده در OpenCV

مراحل الگوريتم HOG

محاسبه گرادیان تصویر

نرماليزه كردن تصوير

1

نرماليزه كردن بلوكي

4

محاسبه هیستوگرام ویژگی

3

5 محاسبه بردار ویژگی تصویر

گام 1 : نرمالیزه کردن تصویر (اختیاری)

در این مرحله تلاش می شود تا با روش های مختلف مقدار عددی پیکسل ها کاهش یابد. چرا؟

Square root Normalization

ریشه دوم هر پیکسل محاسبه می شود.

$$p' = \sqrt{p}$$



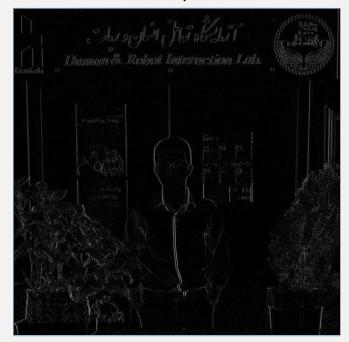
Logaritmic Normalization

لگاریتم هر پیکسل محاسبه می شود.

$$p' = log p$$

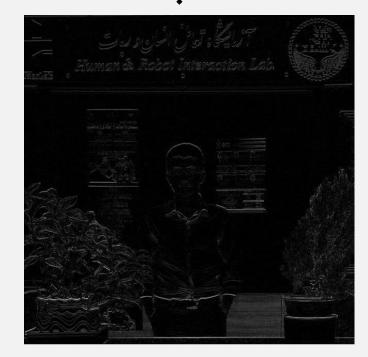
گام 2 : محاسبه گرادیان تصویر در جهات x و y

محاسبه Gy



كرنل: T.[1, 0, 1].T

محاسبه Gx



كرنل: [- 1, 0, 1-]

محاسبه اندازه و جهت گرادیان

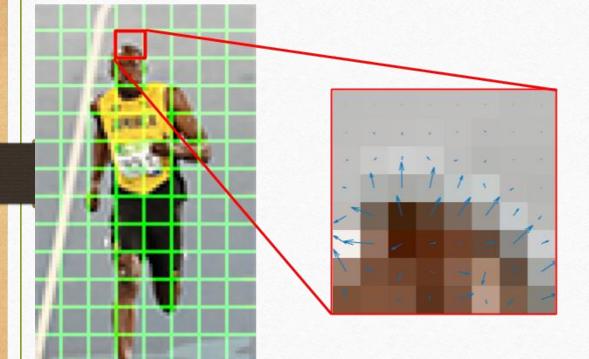
$$\theta = \operatorname{arctan2}(G_y, G_x)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

مقایسه بین کرنل ها

Mask Type	1-D centred	1-D uncentred	1-D cubic-corrected	2 × 2 diagonal	3 × 3 Sobel
Operator	[-1, 0, 1]	[-1, 1]	[1, -8, 0, 8, -1]	$\left[\begin{smallmatrix}0&1\\-1&0\end{smallmatrix}\right], \left[\begin{smallmatrix}-1&0\\0&1\end{smallmatrix}\right]$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Miss rate at 10 ⁻⁴ FPPW	11%	12.5%	12%	12.5%	14%

گام 3 : محاسبه هیستوگرام ویژگی



 2
 3
 4
 4
 3
 4
 2
 2

 5
 11
 17
 13
 7
 9
 3
 4

 11
 21
 23
 27
 22
 17
 4
 6

 23
 99
 165
 135
 85
 32
 26
 2

 91
 155
 133
 136
 144
 152
 57
 28

 98
 196
 76
 38
 26
 60
 170
 51

 165
 60
 60
 27
 77
 85
 43
 136

 71
 13
 34
 23
 108
 27
 48
 110

Gradient Magnitude

80 36 5 10 0 64 90 73 37 9 9 179 78 27 169 166 87 136 173 39 102 163 152 176 76 13 1 168 159 22 125 143 120 70 14 150 145 144 145 143 58 86 119 98 100 101 133 113 30 65 157 75 78 165 145 124 11 170 91 4 110 17 133 110

Gradient Direction

تصویر به سلول هایی 8 در 8 تبدیل می شود و برای هر کدام <mark>دو ماتریس اندازه</mark> و جهت معرفی می شوند.

جهت ها از 0 تا 180 درجه تقسیم بندی می شود. (به جای 0 تا 360 درجه)

ماتریس جهت ماتریس اندازه 9 179 78 27 169 166 11 2 23 27 22 17 4 6 87 136 173 39 102 163 152 176 23 99 165 135 85 32 26 2 76 13 1 168 159 22 125 143 91 155 133 136 144 152 57 28 120 70 14 150 145 144 145 143 98 196 76 38 26 60 170 51 58 86 119 98 100 101 133 113 165 60 60 27 77 85 43 136 30 65 157 75 78 165 145 124 71 13 34 23 108 27 48 110 11 170 91 4 110 17 133 110 20 40 80 100 120 140 160 0 60

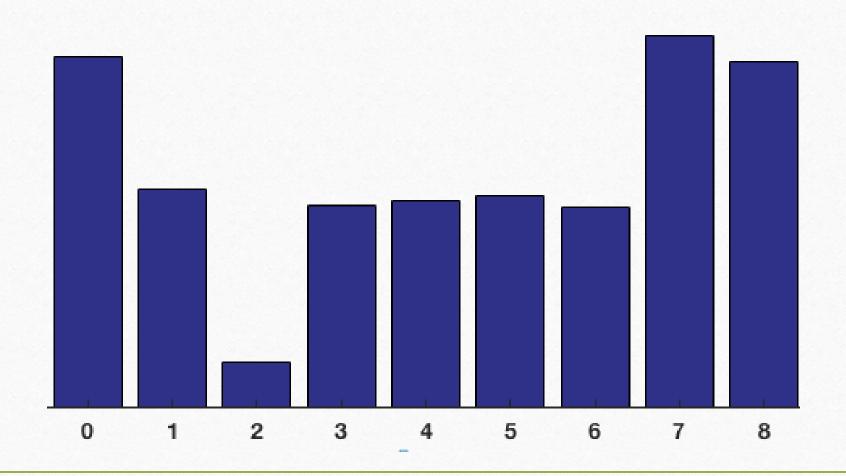
از 0 تا 180به <mark>9 بخش</mark> تقسیم می شود. 0 و 20 و ... و 160

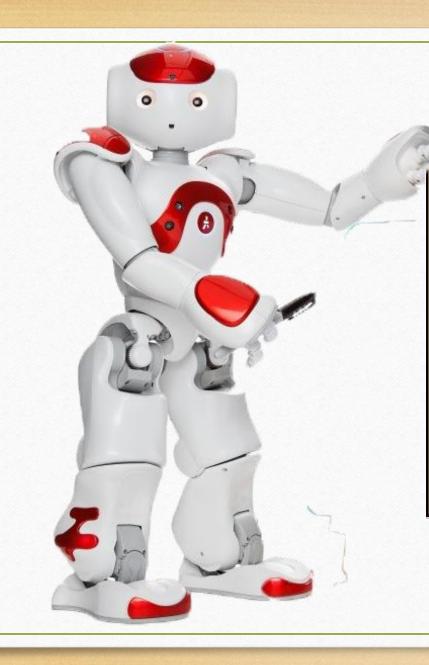
به کمک دو ماتریس مرحله قبل سعی میکنیم هیستوگرام را بسازیم.

فرمول محاسبه

 $\frac{\max_\lim-direction}{20}*magnitude$

در نهایت هیستوگرامی شبیه به شکل زیر ساخته می شود:





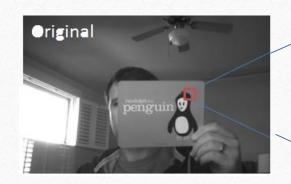
یادآوری

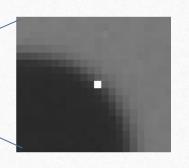
نرمالیزه کردن یک بردار ساده

$$v = [128, 64, 32]$$

$$||v|| = \sqrt{128^2 + 64^2 + 32^2}$$

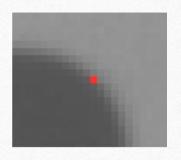
بردار نرمال شده
$$=rac{v}{\|v\|}=[0.87,0.43,0.22]$$



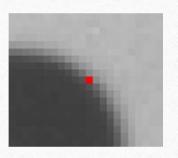


تصوير اصلي









تصویر اصلی × 1.5

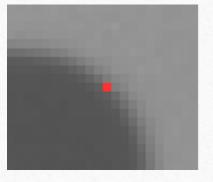
	93	
56		94
	55	

بردار نرمال شده

$$\nabla f = \begin{bmatrix} 38 \\ 38 \end{bmatrix}$$
$$|\nabla f| = \sqrt{(38)^2 + (38)^2} = 53.74$$



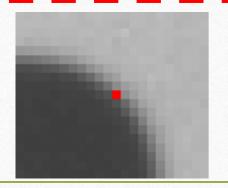
[0.71,0.71]



$$\nabla f = \begin{bmatrix} 38 \\ 38 \end{bmatrix}$$
 $|\nabla f| = \sqrt{(38)^2 + (38)^2} = 53.74$



[0.71, 0.71]



$$\nabla f = {57 \brack 57}$$
 $|\nabla f| = \sqrt{(57)^2 + (57)^2} = 80.61$



[0.71, 0.71]

گام 4: نرمالیزه کردن بلوکی

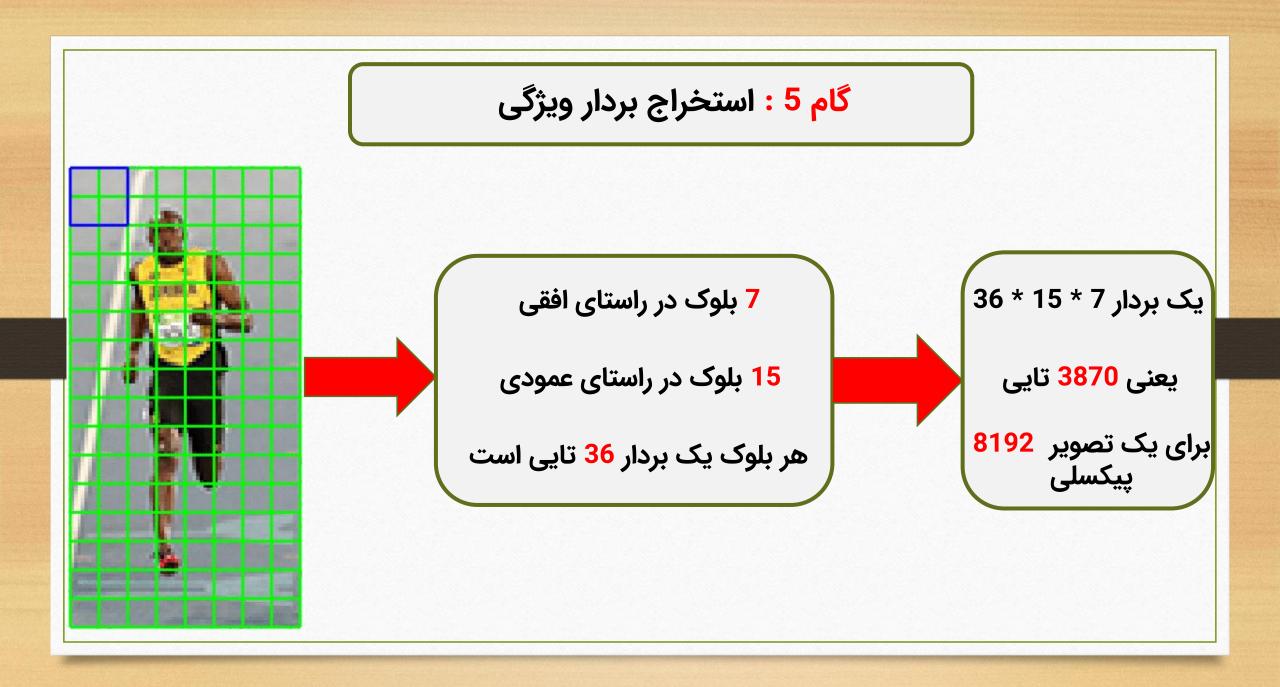
Block 1

Cell #1	Cell #2	Cell #3
Cell #4	Cell #5	Cell #6
Cell #7	Cell #8	Cell #8

مشابه بردارها میتوانیم هیستوگرام سلول ها را نیز نرمالیزه کنیم.

کار بهتر آن است که <mark>بلوک ها</mark> را نرمالیزه کنیم. (هر بلوک 4 سلول است)

بلوک ها می توانند با هم Overlap داشته باشند. به این ترتیب هر سلول چند بار در خروجی ظاهر می شود.



كدنويسي

در OpenCV الگوریتم HOG الگوریتم OpenCV پیاده سازی شده است ولی sikit-image کتابخانـــه HOG انعطـاف بـالاتری در HOG دارد.

Sikit-image یک کتابخانه در زمینه بینایی ماشین است که امکان کدنویسی به کمک پایتون را فراهم می کند.



دستور 32 : استفاده از HOG

تصویر gray ورودی تعداد بخش های هیستوگرام تعداد پیکسل های هر سلول تعداد سلول هر بلوک نرماليزه كردن مرحله اول روش نرمالیزه کردن بلوک ها قابلیت نمایش تصویر HOG

feature.hog

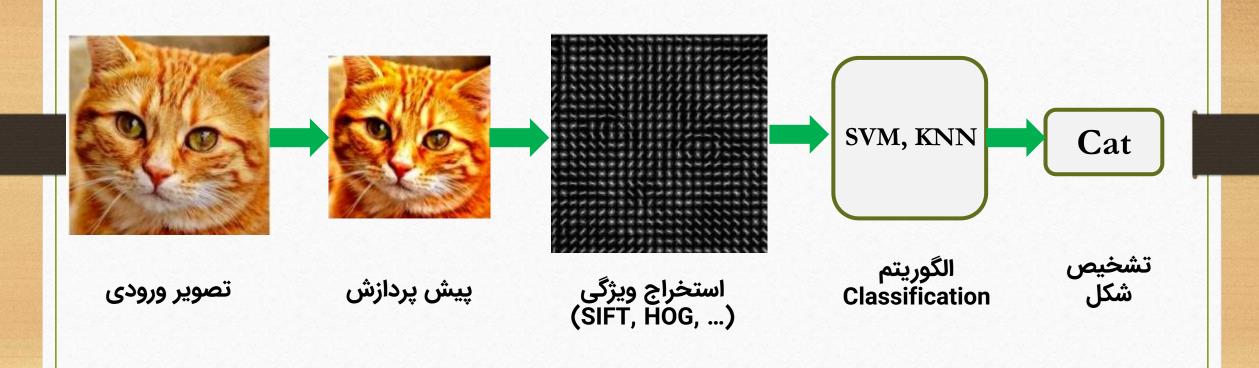
بردار ویژگی و تصویر HOG

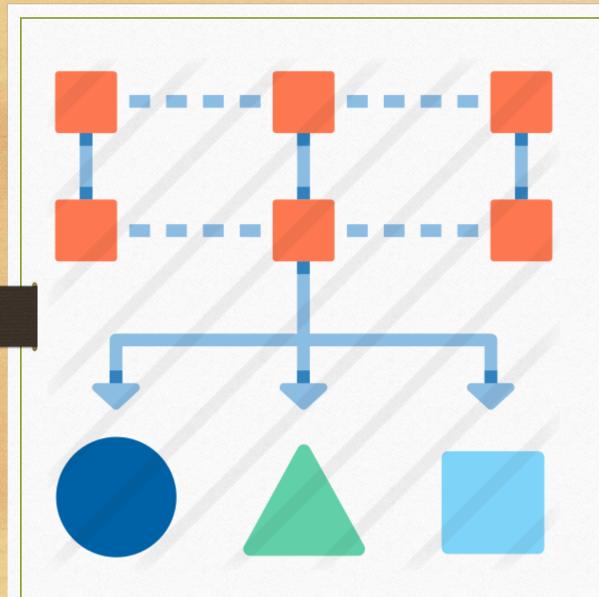
مثال:

from skimage import feature

(H, hogImage) = feature.hog(logo, orientations=9, pixels_per_cell=(10, 10),
cells_per_block=(2, 2), transform_sqrt=True, block_norm="L1", visualise=True

چگونه از الگوریتم های تشخیص ویژگی استفاده کنیم ؟





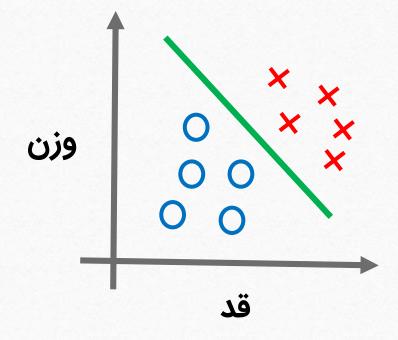
Classification یا طبقه بندی

افراز فضای ویژگی

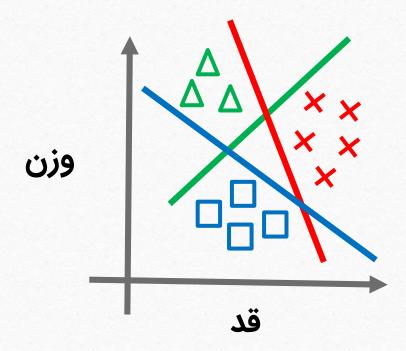
اکنون ما یک سری ویژگی روبرو هستیم که میخواهیم تشخیص دهیم این ویژگی های مربوط به چه تصویری است ؟

چرا Classification برای ما مهم است؟

مثال تشخیص آقا یا خانم به کمک قد و وزن آنها



Binary Classification



Multi class Classification



		داشتن خانه	تعداد فرزند	داشتن اتوموبیل	حقوق دریافتی	وام را پس داده است یا خیر
یک Sample	#1	1	2	1	800	بلی
1	#2	0	1	0	750	بلی
	#3	0	2	1	700	بلی
	#4	1	0	1	650	خیر
	#5	0	2	1	650	?
		•	•	•	•	
		•	•		•	
		•	•	•	•	•

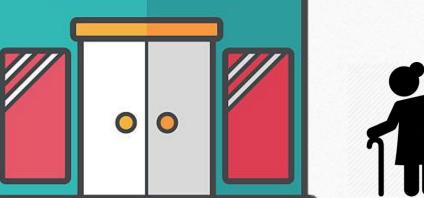
الگوريتم KNN

کمتر از 10 هزار تومان



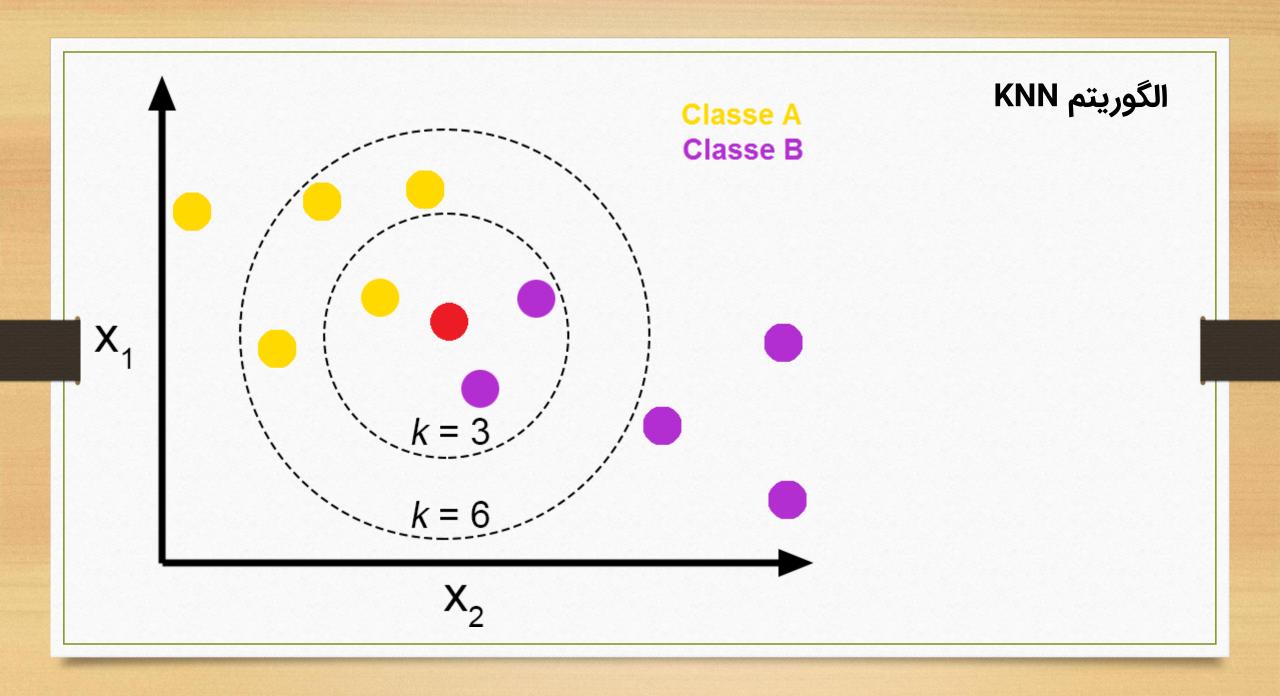
بالای 100 هزار تومان



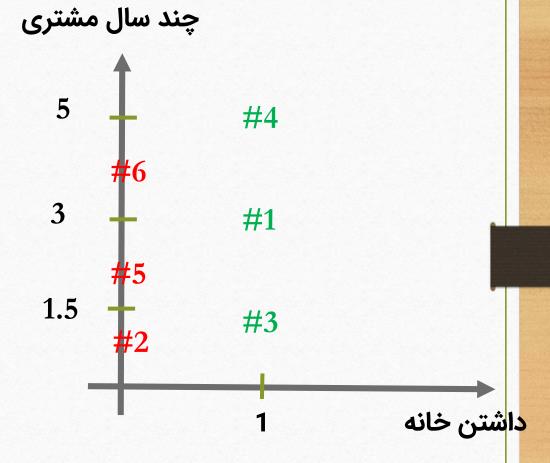








	داشتن خانه	چند سال مشتری	پس دادن وام
#1	1	3	بلی
#2	0	1	خیر
#3	1	1.5	بلی
#4	1	5	بلی
#5	0	2	خیر
#6	0	3.5	خیر
#7	1	2.5	?
#8	0	2	?



داده های Test و Train

داده های Test

داده هایی که برای بررسی عملکرد شبکه به کار می رود.





داده های Train

داده هایی که برای ساختن مدل به کار می رود.



حل مثال با کتابخانه sklearn

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier

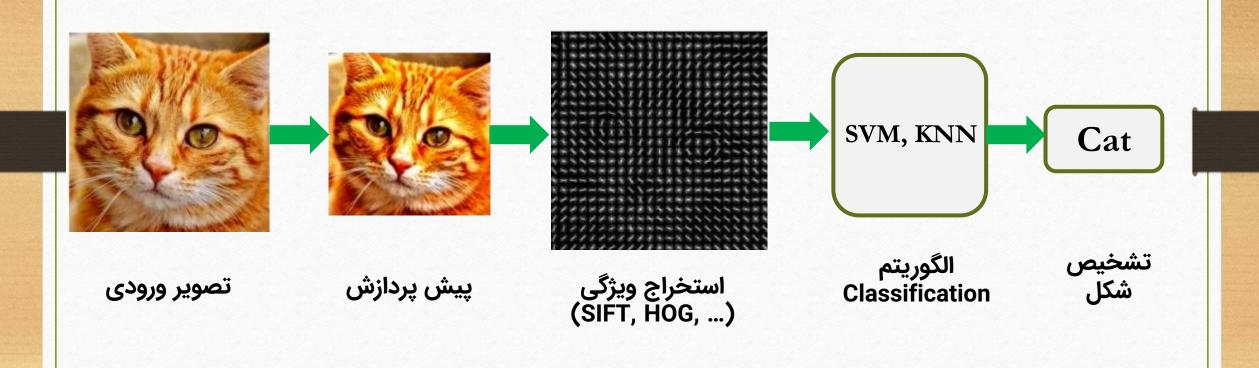
model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)

model.fit(data, label)

pred = model.predict(new_data)
```

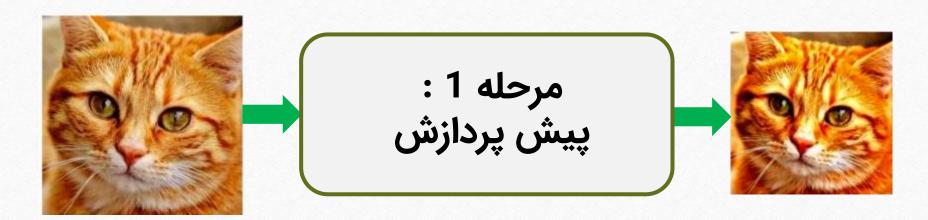


چگونه از الگوریتم های تشخیص ویژگی استفاده کنیم ؟



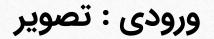
نحوه استفاده از الگوریتم های تشخیص ویژگی:

خروجی : تصویر





خروجی: ویژگی

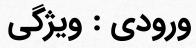




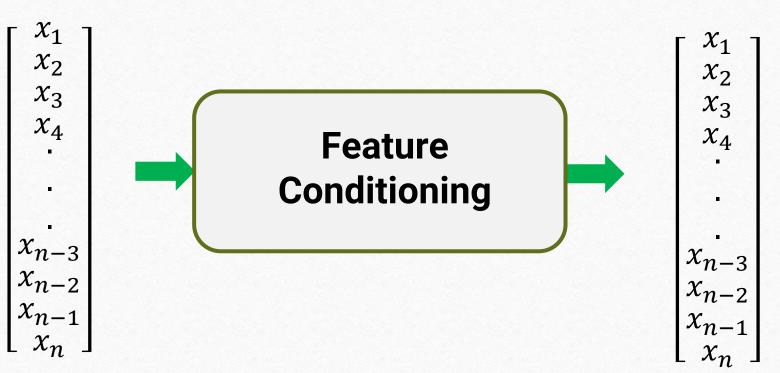
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_{n-3} \\ x_{n-2} \\ x_{n-1} \\ x_n \end{bmatrix}$$

مرحله 3:



خروجی : ویژگی



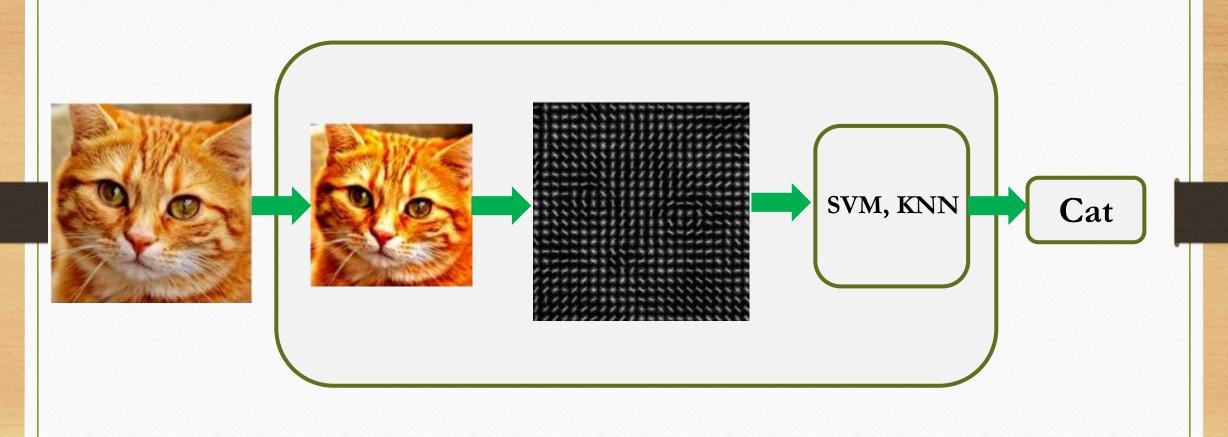
مرحله 4:

خروجی : طبقه

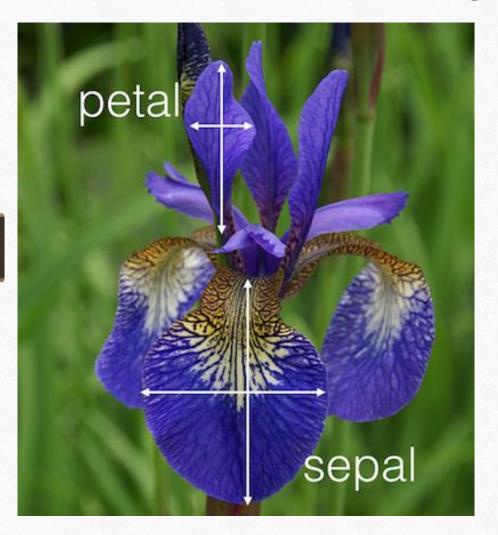




شبکه های عصبی ؟!



دیتاست گل های IRIS



سه کلاس از هر کلاس 50 عدد

داده ها (ویژگی ها) کلاس ها :

- ا طول گلبرگ د Iris Setosa اris Versicolour البرگ د اris Virginica د عرض گلبرگ د البرگ د البرگ

- عرض کاسبرگ

نمونه:

5.1,3.5,1.4,0.2, Iris-setosa

دیتاست MNIST (اعداد دست نویس)



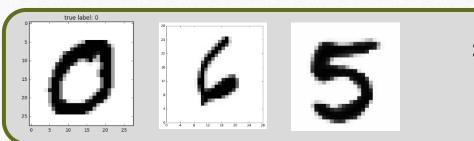
60 هزار داده Train و 10 هزار داده 60

کلاس ها:

داده ها

اعداد دست نویس 1 تا 10 تصاویر 28 در 28

تک کاناله



نمونه :

ديتاست Fashion MNIST (ديتاست لباس ها)



60 هزار داده Train و 10 هزار داده 60

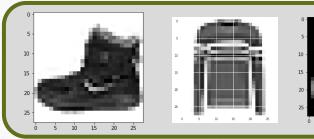
کلاس ها:

داده ها

10 دسته از انواع لباس ها

تصاویر 28 در 28

تک کاناله



نمونه :

ديتاست CIFAR 10

airplane automobile bird cat deer dog frog horse ship truck

50 هزار داده Train و 10 هزار داده 50

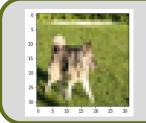
کلاس ها:

تصاویر 32 در 32 سه کاناله

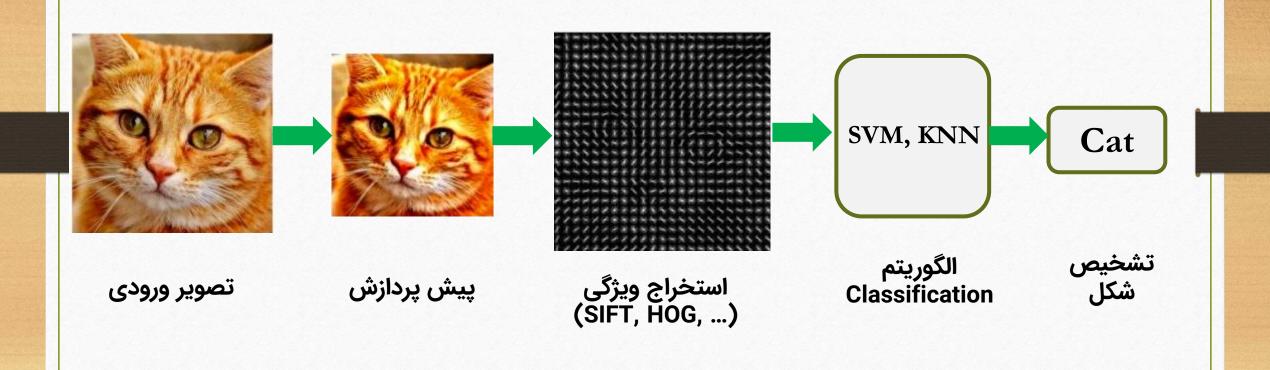
10 دسته از حیوانات و وسایل نقلیه

نمونه:

داده ها



مروری بر استفاده از الگوریتم های تشخیص ویژگی



حل یک مساله Classification ساده به کمک دیتاست IRIS



Setosa



Versicolor



Verginica