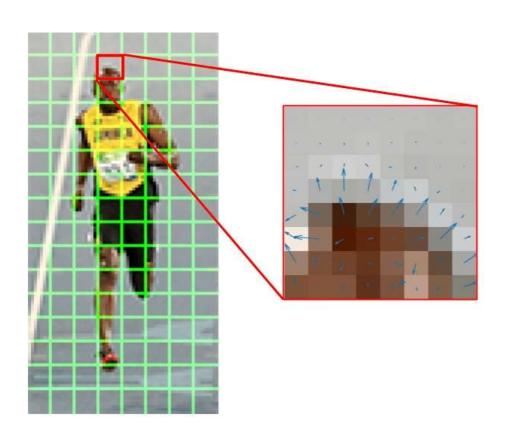
youtube: https://www.youtube.com/@mohammadkahkeshani

مدرس محمد کهکشانی (مدرس رسمی دانشگاه هاروارد)

الگوریتم HoG یا Histogram of Oriented Gradients یکی از روشهای کلاسیک و بسیار پرکاربرد در بینایی ماشین برای تشخیص اشیاء (بهویژه انسان) است. ایده ی اصلی این الگوریتم بر پایه ی استخراج ویژگیهای محلی از تصویر است؛ یعنی به جای نگاه کردن به شدت روشنایی پیکسلها، تمرکز روی جهت و شدت لبهها قرار می گیرد. دلیل این کار آن است که ساختار و شکل اجسام (مثل بدن انسان) بیشتر با لبهها و تغییرات شدت نور مشخص می شود تا با خود رنگ یا روشنایی.

فرآیند کار HOG به این صورت است: ابتدا تصویر به بخشهای کوچکتر (cell) تقسیم میشود. سپس در هرادیان شدت روشنایی برای هر پیکسل محاسبه می گردد. این گرادیانها نشان میدهند که در آن نقطه تغییرات تصویر به چه سمتی است (مثلاً لبهی عمودی یا افقی). بعد از محاسبه گرادیانها، یک هیستوگرام از جهتها ساخته میشود که نشان میدهد در آن cell کدام جهت لبهها غالب است. برای مقاومتر کردن ویژگیها در برابر تغییر نور، چند cell در قالب یک block نرمال سازی میشوند تا اثر شدت نور کمتر شود.



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

در نهایت، همهی این هیستوگرامهای محلی کنار هم قرار گرفته و یک توصیفگر (descriptor) بلند برای کل تصویر یا ناحیهی موردنظر ساخته میشود. این توصیفگر میتواند به یک طبقهبند مثلاً SVM داده شود تا تشخیص دهد آیا در تصویر یک شیء خاص (مثلاً انسان) وجود دارد یا خیر. یکی از مزایای HOG این است که نسبت به تغییرات جزئی نور و موقعیت مقاوم است ویژگیهای قوی و کمخطایی ارائه میدهد.

youtube: https://www.youtube.com/@mohammadkahkeshani

مدرس محمد کهکشانی (مدرس رسمی دانشگاه هاروارد)

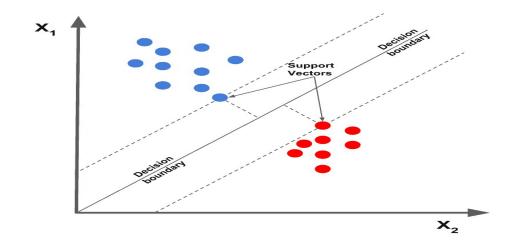
الگوریتم HOG در بسیاری از کاربردها استفاده شده است، اما معروفترین کاربرد آن تشخیص عابر پیاده در تصاویر ویدیویی یا سیستمهای رانندگی خودکار است. با این حال، به دلیل پیشرفت یادگیری عمیق، امروزه اغلب جای خود را به شبکههای عصبی داده است؛ با این وجود هنوز هم به عنوان یک الگوریتم ساده، سریع و قابل فهم در بینایی ماشین ارزش بالایی دارد.

: SVM

الگوریتم SVM یا Support Vector Machine یکی از روشهای قدرتمند یادگیری ماشین برای طبقهبندی (Classification) و گاهی رگرسیون (Regression) است. ایده ی اصلی آن بر این اساس است که دادهها را در یک فضای اسبعدی تصور کرده و سپس یک مرز تصمیم گیری (Decision Boundary) پیدا کند که بتواند دستههای مختلف دادهها را از هم جدا کند. این مرز در حالت دوبعدی یک خط، در حالت سهبعدی یک صفحه و در حالتهای بالاتر یک ابرصفحه (Hyperplane)است.

ویژگی کلیدی SVM در این است که بهترین مرز را طوری انتخاب می کند که بیشترین فاصله ممکن از نزدیک ترین نقاط هر دسته داشته باشد. این نقاط خاص که مرز دقیقاً با آنها تعیین می شود، Support Vectorsنام دارند. به عبارت دیگر، الگوریتم سعی می کند خط یا صفحه ای را پیدا کند که نه تنها داده ها را جدا کند، بلکه با حاشیه ی (Margin) بیشترین فاصله، جداسازی را انجام دهد. این خاصیت باعث می شود SVM در برابر داده های جدید مقاومت بیشتری داشته باشد و تعمیم بهتری بدهد.

الگوریتم SVM در بسیاری از زمینه ها استفاده شده است؛ مانند تشخیص چهره، دستهبندی متن، تشخیص سرطان بر اساس داده های پزشکی و حتی در بینایی ماشین همراه با ویژگیهایی مثل HOG برای شناسایی عابر پیاده. هرچند امروزه شبکههای عصبی عمیق در بسیاری از مسائل جایگزین آن شدهاند، اما به دلیل سادگی، دقت بالا در داده های کوچک و توانایی خوب در مسائل با ابعاد زیاد، SVMهمچنان یکی از روشهای پایهای و مهم در یادگیری ماشین محسوب می شود.



youtube: https://www.youtube.com/@mohammadkahkeshani

• مدرس محمد کهکشانی (مدرس رسمی دانشگاه هاروارد)

کد تشخیص عابر پیاده:

```
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
# Create a HOGDescriptor object
hog = cv2.HOGDescriptor()
# Initialize the People Detector
hog.setSVMDetector(cv2.HOGDescriptor_getDefaultPeopleDetector())
# Load an image
image = cv2.imread('images/pedestrian.jpg')
(bounding_boxes, weights) = hog.detectMultiScale(image,
                                                winStride=(4, 4),
                                                scale=1.05)
# Draw bounding boxes on the image
for (x, y, w, h) in bounding_boxes:
    cv2.rectangle(image,
                  (x, y),
                  (x + w, y + h),
                  (0, 255, 255),
                   4)
plt.imshow(image[...,::-1])
```

در این کد:

hog = cv2.HOGDescriptor()

یک شیء HOGDescriptorایجاد می شود که قابلیت استخراج ویژگیهای HOGDescriptorایجاد می شود که قابلیت استخراج ویژگیهای است می کند که برای شناسایی اشیاء مانند انسان محلی لبهها و جهتهای گرادیان تصویر را محاسبه می کند که برای شناسایی اشیاء مانند انسان مناسب است.

```
hog.setSVMDetector(cv2.HOGDescriptor_getDefaultPeopleDetector())
```

در این مرحله یک طبقهبند SVM پیش آموزش دیده برای افراد به HOG متصل می شود. این طبقهبند قادر است با استفاده از ویژگیهای HOG نقاطی را که احتمالاً انسان هستند، شناسایی کند.

youtube: https://www.youtube.com/@mohammadkahkeshani

• مدرس محمد کهکشانی (مدرس رسمی دانشگاه هاروارد)

- ●تصویر ورودی خوانده میشود.
- •تابع detectMultiScale برای جستجوی چندمقیاسی افراد روی تصویر استفاده می شود.
- winStride=(4,4) مشخص مي كند كه پنجره لغزان (Sliding Window) با چه فاصلهاي حركت كند.
- scale=1.05 مشخص می کند اندازه پنجره در هر مرحله چند درصد کوچک یا بزرگ شود تا افراد در اندازههای مختلف شناسایی شوند.

●خروجی:

- bounding_boxes مختصات مستطيلهاي اطراف افراد شناسايي شده.
 - Weights درجه اطمینان هر شناسایی.

پارامترهای winStride و scale در تابع hog.detectMultiScale نقش مهمی در دقت و سرعت تشخیص افراد دارند:

winStride

- تعریف: فاصلهای که پنجرهی لغزان (Sliding Window) در طول تصویر حرکت میکند.
- مثال (4,4) =winStride :یعنی پنجره در هر حرکت ۴ پیکسل افقی و ۴ پیکسل عمودی جابجا می شود.
 - تأثير بر دقت:
- مقدار کوچکتر (مثلاً \rightarrow (2,2)) پنجره با گامهای کوچکتر حرکت میکند و تصویر دقیق تر اسکن می شود \rightarrow شانس شناسایی افراد کوچک یا نزدیک لبهها بیشتر می شود.
- مقدار بزرگتر (مثلاً (8,8) یا \rightarrow (16,16)) پنجره با گام بزرگتر حرکت میکند \rightarrow احتمال از دست دادن بعضی افراد افزایش مییابد.

• تأثير بر سرعت:

- . مقدار کوچکتر \leftarrow تعداد پنجرههای بررسی شده بیشتر \leftarrow پردازش کندتر.
 - مقدار بزرگ تر \leftarrow تعداد پنجرهها کمتر \leftarrow پردازش سریع تر. \circ

scale

• تعریف: میزان تغییر اندازه پنجره در هر مرحله چندمقیاسی (Multi-scale) تشخیص.

youtube: https://www.youtube.com/@mohammadkahkeshani

• مدرس محمد کهکشانی (مدرس رسمی دانشگاه هاروارد)

• مثال scale=1.05 :یعنی در هر مرحله پنجره حدود ۵٪ کوچکتر میشود تا افراد با اندازههای متفاوت شناسایی شوند.

• تأثير بر دقت:

- مقدار کوچکتر (مثلاً ۱.۰۵ یا ۱.۰۲) \leftarrow الگوریتم پنجرهها را با تغییر اندازههای ریز بررسی میکند \leftarrow دقت در شناسایی افراد کوچک و بزرگ بیشتر میشود.
 - مقدار بزرگتر (مثلاً 0.1) \leftarrow بررسی تغییر اندازهها با گامهای بزرگتر \leftarrow بعضی افراد با اندازههای متفاوت ممکن است شناسایی نشوند.

• تأثير بر سرعت:

- \rightarrow مقدار کوچکتر \leftarrow تعداد اندازههای بررسی شده بیشتر \leftarrow پردازش کندتر.
 - مقدار بزرگتر \leftarrow تعداد اندازهها کمتر \leftarrow پردازش سریعتر. \circ