

一、HOG 简介

HOG 是 Histogram of Oriented Gradient 的缩写，即方向梯度直方图特征，主要用于深度学习中的目标检测与识别，是用来描述物体检测的特征描述子。最早由法国研究人员 Dalal 在 2005 的 CVPR 上提出的，在该文中，作者利用 HOG 与 SVM 进行组合用来做行人检测的任务，后来被广泛应用。

二、HOG 的基本原理

首先说一说 HOG 代表的什么信息吧，我们所研究的图像中局部目标的表象和形状能够通过（梯度或边缘的方向密度分布）很好的表达，说白了就是图像的梯度信息，一般来说，梯度主要存在于边缘的地方。

接下来就是怎么获取方向梯度了，首先说的是大致的方向，我们把局部图像分成若干个小区域（细胞单元），然后统计各个区域中各个像素的梯度或边缘的方向直方图，最后将梯度信息统计在一起就是我们的特征描述器了。

接下来就是怎样将多个局部图像连成更大范围（我们习惯称 block）的图像特征，那么我们如果想要把更大范围的图像统一梯度方向直方图，那么我们首先需要 将他们进行归一化，我们前面提到的细胞单元应该就是我们统一归一化的对象，那么归一化的尺度就应该通过计算各个局部图像在总图像（block）的密度，然后根据这个密度在对各个

局部图像的细胞单元进行归一化，这样以来，实验表明能减少光照变化和阴影对图像特征的影响。

三、HOG 的应用

HOG 主要是用来进行行人检测的特征描述方法，一般来说该方法对图像的几何形变以及光照的变化都能保持不敏感性，在 HOG 的条件下，我们能检测出肢体进行轻微动作的直立行人，是目前比较流行的行人检测的特征描述方法。

四、算法实现细节

首先我们通过窗口获得一个检测目标我们称之 image：

- 1) 灰度化（将图像转化为单通道）；

- 2) 对图像惊醒颜色空间的标准化，来调节图想的对比度，降低图像降低图像局部的阴影和光照变化所造成的影响，同时可以抑制噪音的干扰；

- 3) 计算图像每个像素的梯度（包括大小和方向）；梯度大的地方一定处在边缘，图像比较平滑的地方梯度较小，所以我们能够很好的描述出边界轮廓。

- 4) 将局部图像分成若干小的连通区域（细胞单元）统计他们的梯度信息得到每个细胞单元的直方图，将多个局部图像连成 block，将一个 block 内部所有的细胞单元归一化组成该 block 的特征描述器。

5) 将图像内所有的 block 的 HOG 特征描述器连到一起得到该目标的整体 HOG 特征，即最后我们需要的特征向量。

其实说了这么多我们应该对 HOG 有了大致的了解，对于初学者来说我们能够会用，并且知道他所描述的特征应该就差不多了，具体的内部原理有兴趣的同学可以再查有关资料。