

基于HOG特征描述符和SVM分类器的血细胞目标检测

肖良寿 *

School of Computer Science, Beijing Institute of Technology

2022年12月15日

1 项目简介

目标检测是计算机视觉领域的一个重要任务。人脸检测和行人检测通常被认为是最早被研究的检测任务。随着现代信息技术的发展、计算机计算性能的提升、数据量的空前激增，研究者们对于一般物体的目标检测也作出了大量的研究，并且取得了十分可观的成果。

21世纪以来，人们普遍认为在图像中进行目标检测的流程大致可分为两步：在图像中找到一组合理的矩形区域，在矩形区域中运行分类器，得到目标所属的具体类别。

医学检测的重要参考指标。本项目的实验内容为：借助传统的数字图像处理，和机器学习方法完成血细胞的定位、检测与分类。整体结构上，实验将借助方向梯度直方图（HOG）特征描述符提取图像的特征，采用著名的有监督机器学习算法支持向量机（SVM）来完成检测与分类工作。

2 数据集简介与划分

本实验将采用BCCD作为实验数据集。其中包含有JEPG格式的，大小为 640×480 的图像、对应的以xml文件格式为载体的真值标注文件，同时数据集的提供方同时配备有用于进行简单处理的Python工具代码。

血细胞共有三类：红细胞RBC、白细胞WBC、血小板Platelets。为提取出训练数据，需对真值标注文件进行解析，从数据集中裁剪出各个类别下一定数量的只包含对应细胞类别的Patch，存入dataset中，并按照7:3的比例划分训练集与测试集。

3 图像HOG特征提取

HOG(全称为:Histogram of Oriented Gradients)由Navneet Dalal与Bill Triggs[1]于2005年提出，通过提取有用的信息并扔掉多余的信息来简化图像，在视觉目标检测方面更具鲁棒性，具有十分优越的性能。

*Email: xiaoliangshou.bit@gmail.com

HOG特征的提取可分为如下五个步骤:

(1) 图像预处理:最早提出的HOG特征在一张 64×128 的图像上计算得到, 预处理的操作要求图片保持1:2的横纵比。

(2) 计算梯度图: 首先计算图像的水平方向梯度 g_x 和竖直方向的梯度 g_y , 以如下公式来计算梯度的强度值 g 和梯度方向 θ :

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}, \quad \theta = \arctan \frac{g_x}{g_y}$$

同时梯度方向有如下的性质: $\theta \in [0, \pi]$ 。

(3) 计算梯度直方图:这一步中, 首先将图像分割成多个 8×8 的cell, 在这些cell中计算梯度直方图。(2)中计算的每个像素点的位置处包含了2个值: g 和 θ , 一个cell就保存了128个值, 单个像素的梯度信息往往包含了噪声, 采用 8×8 的图片块表示后能够是直方图对噪声不敏感。

由(2)的性质, 将0-180度分成9个区间: 0,20,40,...160, 之后统计每个像素点所在的区间——将这个区间命名为bin, 采取的原则是对每个像素点处的 g 值, 按 θ 的比例将 g 分配给相邻的bin。

(4) 对 16×16 大小的Block进行标准化: 标准化(Normalization)也称归一化, 即将每个向量的分量除以向量的模长。

(5) 计算HOG向量: 将(4)中计算的单个Block的向量连接起来得到整个图片块的最终的特征向量。

在具体实践中, HOG向量的计算可利用现有函数库封装的方法来提取。

4 图像二值化与边缘检测

前面提及, 目标检测任务中第一步需要在图像中寻找合理的矩形区域。为实现需选取目标的定位, 从而分割出待检测的区域, 实验中采用了数字图像处理常用的手段, 将图像二值化。这样做的好处在于利于通过边缘检测实现目标的定位。

实验尝试了两种图像二值化的方式: 滤波法和HSV空间阈值法, 并将得到的二值图像进行形态学开运算(腐蚀+膨胀), 去除不平滑的部分。两种方式实现的部分结果如下:

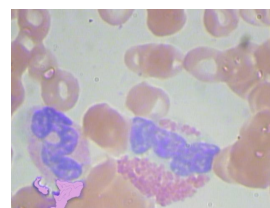


图 1: Origin image



图 2: Gaussian Filter image



图 3: HSV Threshold image

考虑到血细胞的颜色本身是一个很好的利于分辨的特征，且在实践中利用HSV空间阈值的定位效果优于滤波的方法，所以采用后者进行图像的二值化。

5 SVM分类器与测试集性能

作为经典实用的机器学习算法，支持向量机在早期众多的研究任务，尤其在样本较小的研究任务中得到了十分广泛的应用。

本实验中，将上述划分的数据集分别提取各自的HOG特征对SVM进行训练，得到分类模型。只在测试数据集上进行检测时，能得到接近100%的预测准确率。

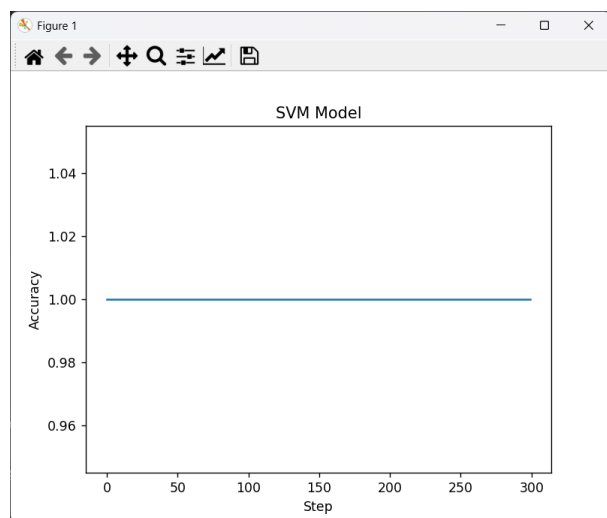


图 4: SVM测试集性能.

6 实验结果与分析

将图像作为输入，在经过二值化处理定位出

目标后，借助分类器对相应目标进行检测，部分的实验结果如下图：

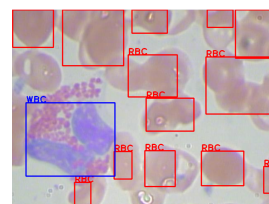


图 5: Result1

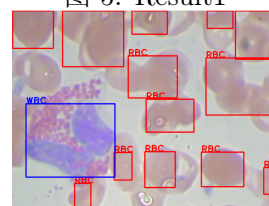


图 6: Result2

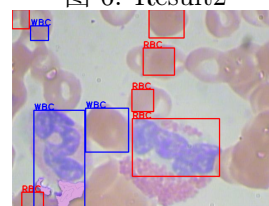


图 7: Result3

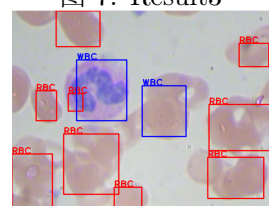


图 8: Result4

总的来说，算法对图像中细胞位置的定位较为准确，侧面印证了选用HSV空间阈值法进行二值化的准确性。然而却也有无法避免的缺陷：即分类的精度不高。粗略分析，可能的原因如下：

(1) **训练数据集缺乏负样本** 训练时输入模型的数据为从真值标注文件中剪切出的样本，其仅包含对应的一种细胞，数据很"Clean"。然而用于整幅图片时，往往会包含除待检测细胞之外的噪声，模型由于训练缺乏噪声，出现了精度下降ed问题。

(2) **图像分割阈值的设置有待探究** 实验时在参考HSV阈值表的基础上也对图片进行了试验，尽可能的调整阈值的区间。不可否认二值化与边缘检测时并不能够很好地将待检测细胞分割出来。阈值界限值得进一步探索。

(3) **分类器超参数尚有有调整空间** 尽管模型的超参数进行过多次尝试，但尚缺乏较为系统、全面的试验过程。

7 项目代码运行说明

项目代码整体分为三部分：数据处理的Common.py文件、图片特征以及阈值处理的Utils.py文件以及最终的分分类器构建于测试文件SVM_Classifier.py文件。请依次运行之，代码的实现原理与细节在每个模块的pydoc文档中有详细说明。同时，请确保BCCD数据集的文件与src位于同级目录下。

参考文献

- [1] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)*, vol. 1. Ieee, 2005, pp. 886–893. 3