

基于 HOG 特征的 SVM 及 LR 行人检测

自动化钱 001 李艺涵 2206123627

一. 背景及问题

在计算机视觉领域，HOG 特征是一种广泛应用的特征，而 LR 和 SVM 是两种经典的算法，被广泛应用于目标检测和分类任务中。HOG 特征是一种局部特征描述子，它能够有效地捕捉图像中的梯度信息，进而表示图像的纹理和形状特征。SVM 是一种二分类模型，通过找到最优的超平面将不同类别的样本分开，它在机器学习中具有重要的地位，因为它具有较高的准确率和泛化能力。LR 是一种基于概率模型的分类方法，它通过建立概率模型来估计输入数据属于不同类别的概率，从而实现分类的任务。本报告将介绍一种基于 HOG 特征的 SVM 和 LR 行人检测方法，该方法通过提取图像的 HOG 特征，然后使用 SVM 和 LR 对图像进行分类实现行人检测的任务，同时对 SVM 和 LR 两种算法的效果进行比对。

二. 工具及相关设置

本次作业使用的语言为 Python，主要使用的工具包为 sklearn，其中可视化部分使用 OpenCV 完成。使用 INRIAPerson 数据集进行训练。本次作业所使用代码已上传至 GitHub，可在以下链接中查看：

<https://github.com/YihanLi126/HOG-SVM-Pedestrian-Detection>

三. 训练过程

1. 裁剪数据集

从 INRIAPerson 数据集中裁剪大小为 64*128 的正、负训练集。

2. 数据读取及训练

读取正、负训练集中的图片并对其进行标记，提取 HOG 特征，并将提取到的数据及其标记送入 SVM 及 LR 进行训练。

3. 可视化样例

通过对图片的缩放，效果上利用不同大小的滑窗对测试样例中的图片进行检测，若检测到可以识别的与人有关的 HOG 特征，则用绿色矩形进行框选显示检测结果。

4. Missing Rate(Recall), FPR, ROC 及 AUC 评估

根据所训练好的模型对各个测试集数据的打分，从低到高进行排序，根据测试集数据的正负标记，利用 sklearn 工具算出每一步的混淆矩阵，可以计算出每一步的 Missing Rate(Recall), FPR, TPR，进而可以做出 Missing Rate-FPR 曲线、ROC 曲线，并根据 ROC 曲线计算出每个模型的 AUC，从而对模型的优劣进行评估。

四. 结果评估

1. 可视化检测

(1) 对于 Positive 测试集, 在场景不太复杂时, 可较准确检测到行人:



i) SVM 检测结果

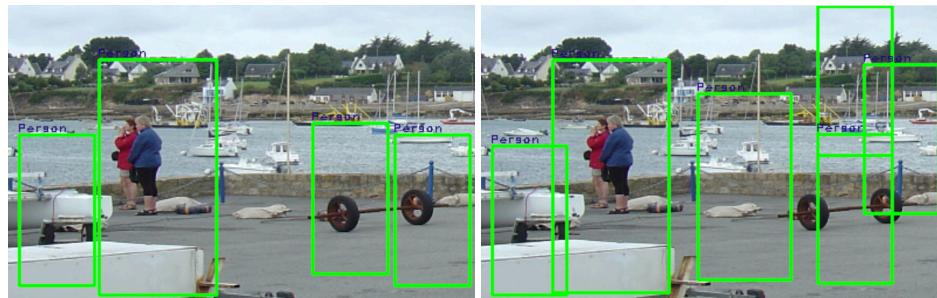
ii) LR 检测结果



iii) SVM 检测结果

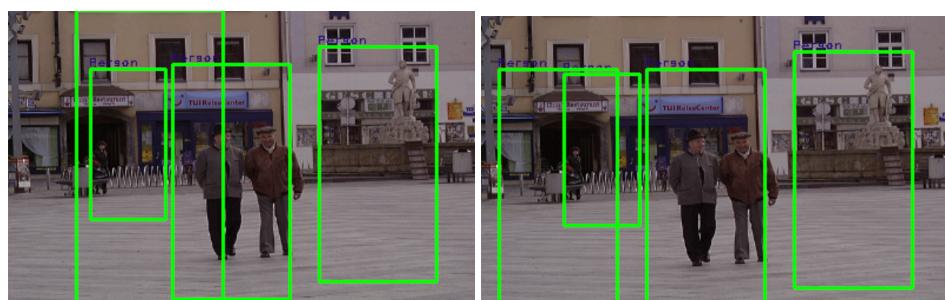
iv) LR 检测结果

但是对于行人出现在较为复杂的背景的条件下, 会出现将背景中的物品误检为行人的情况:



v) SVM 检测结果

vi) LR 检测结果

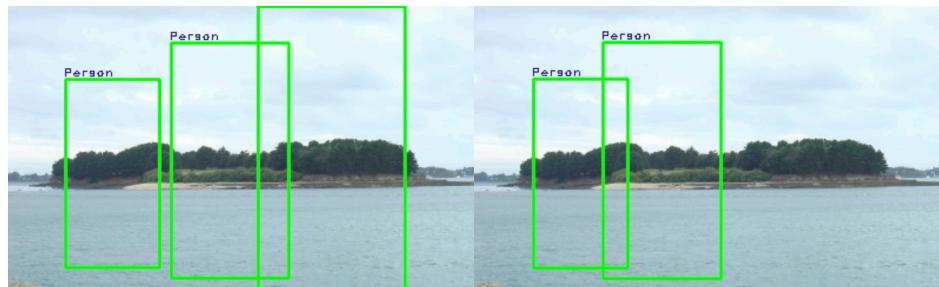


vii) SVM 检测结果

viii) LR 检测结果

分析可能由于数据集样本不够大，不能涵盖多样情况，以及选择的滑窗每次缩放比例不够精细造成。

(2) 对于 Negative 测试集：



i) SVM 检测结果

ii) LR 检测结果

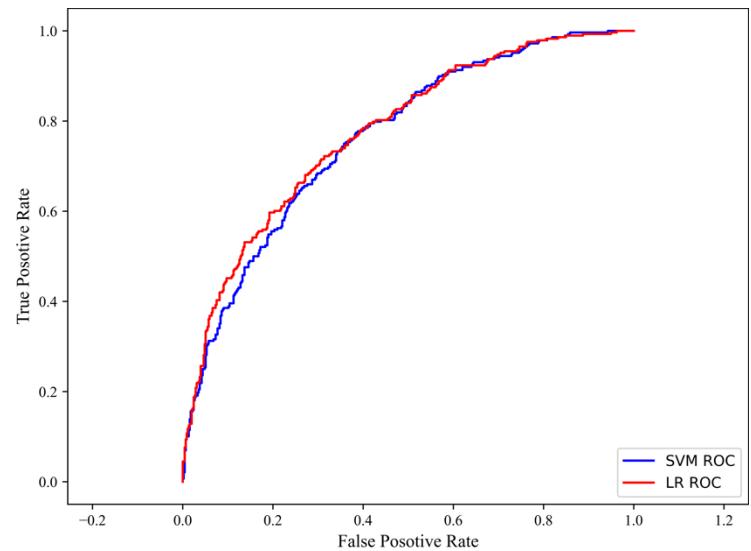
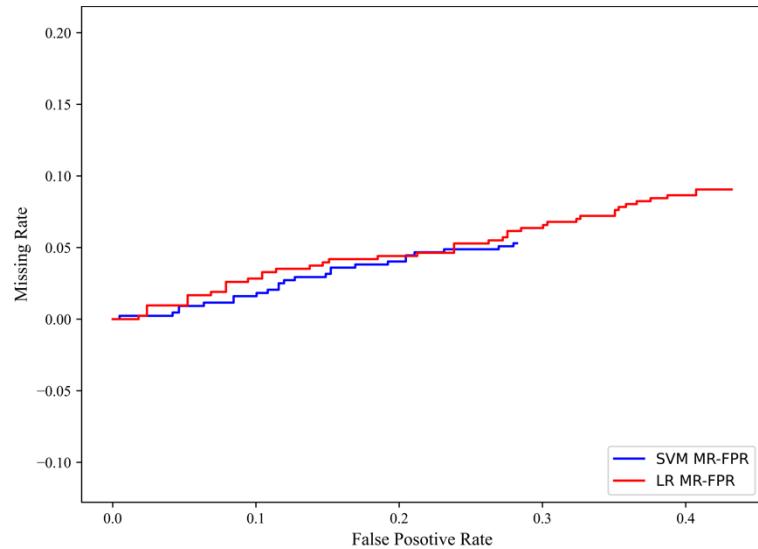


iii) SVM 检测结果

iv) LR 检测结果

由以上结果可见，依然存在将无行人场景中的物品误检测为行人的情况，分析可能由于数据集负样本不够多样造成。

2. MR, FPR, ROC 及 AUC 评估



AUC:

| | |
|-----|-------|
| SVM | 0.764 |
| LR | 0.776 |

从 Missing Rate-PFR 曲线来看，总体上 Missing Rate 皆随着 FPR 的上升而升高，SVM 方法的 FPR 分布范围比 LR 小，但查全率 Missing rate 也上升较慢；LR 方法的 FPR 分布范围较大，查全率也随之上升较快，总体上二者相差不大。

从 ROC 曲线来看，LR 模型的 ROC 曲线基本能包络住 SVM 模型的 ROC 曲线，其 AUC 略大于 SVM 模型的 AUC。由此，二者在这一指标上基本处于同水平，LR 稍优于 SVM。

五. 总结

本次作业我利用 SVM 以及 LR 方法基于 HOG 特征进行了行人检测，对于机器学习的基本方法有了一定的认知与基本的使用经验；同时，通过对两种方法的比较，我对于机器学习模型的评估方法和标准有了进一步的认知。