

一种级联差异支持向量机组合的行人检测算法

张 阳¹, 刘伟铭², 吴义虎³, 余 威²

(1 福建工程学院 交通运输系, 福建 福州 350108; 2 华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州 510640;

3 长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410004)

摘 要: 针对现有行人检测算法未考虑正负样本非均衡性及分类器间所需的差异性的不足, 提出一种同时考虑分类器多样性及正负样本非均衡性的行人检测算法. 首先, 在分类器中引入代价敏感的思想, 通过设置适宜的代价敏感参数值, 使分类器更加关注数量较少且更为重要的行人正样本; 进而, 通过动态调整对分类算法性能影响较大的核函数参数 σ 的选择, 形成一组相互间有差异且分类性能适度精确的一组分类器, 并对分类器之间的相似度进行对比, 剔除相似度高的分类器; 最后, 将剩余分类器级联组合. 实验证明, 和经典算法相比, 提出的算法有利于提高行人检测精度, 且虚警率更低.

关键词: 计算机视觉; 行人检测; 代价敏感; 核函数

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)02-0114-04

A Combination of Cascade Differences Support Vector Machines Algorithm for Pedestrian Detection

ZHANG Yang¹, LIU Wei-ming², WU Yi-hu³, YU Wei²

(1 Department of Transportation, Fujian University of Technology, Fuzhou 350108, China;

2 School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

3 School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: A pedestrian detection algorithm take the non-equilibrium between positive and negative samples and the differences of classifiers into account at the same time is proposed, for which the existing algorithm that does not consider. Firstly, introduce the idea of cost-sensitive into classifier by setting cost-sensitive parameter's value, and make the classifier pay more attention to positive samples which fewer and more important. Furthermore, dynamic adjustment the kernel function parameter σ which greater impacts on the performance of the classification algorithm, and make up a set of classifiers which mutual difference and moderately accurate. Then exclude the high similarity classifier by contrast. Finally, cascading and composing the remaining classifiers. Experiments show that compared with the classical algorithm, the proposed algorithm is conducive to improve pedestrian detection accuracy and has lower false alarm rate.

Key words: computer vision; pedestrian detection; cost-sensitive; kernel function

1 引言

视频行人检测技术广泛运用于智能监控及智能交通领域. 由于行人自身的非刚性和多姿态性, 学者

们尝试使用基于机器学习思想的视频行人检测方法提高和完善检测系统的识别能力^[1]. 机器学习通过从训练图像样本从中提取行人特征, 并结合相应的分类算法对视频图像信息进行分类, 提取具有行人

收稿日期: 2013-04-13; 修回日期: 2013-06-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(51278072); 广东省交通运输厅科技计划项目(科技 2012-02-084); 福建工程学院博士启动基金项目

特征的目标实现行人目标的准确检测. 因此, 如何对有效的行人特征进行快速准确的分类是决定行人检测系统成败的关键影响因素之一. 目前, 高效分类模型的搭建仍是行人检测领域的一个热点研究方向, 取得了较为丰硕的学术成果, 其中较为主流的方向是使用分类性能较好的若干分类器级联组合增强分类器的分类能力^[2]. 然而, 这些经典的分类算法较少考虑行人检测中存在的正负样本数量上非均衡(正样本的数量远少于负样本的数量)问题, 分类面会向样本数量少的方向移动, 导致分类器过分关注负样本, 降低了分类精度^[3]. 另外, 现有的级联分类器大多过分关注其中单个分类器的分类精度, 导致分类器之间的相似度很高, 分类器之间较高的相似度会直接导致强分类器整体分类性能下降^[4].

本文针对现有分类算法的上述不足, 提出一种改进的级联差异支持向量机组合行人检测分类算法.

2 CS-SVM 算法

为了解决行人检测中存在的正负样本非均衡问题, 在传统 SVM 算法的基础上引入代价敏感的思想. 该思想的本质是根据样本数量的不同, 设置不同样本的误分类代价值, 从而使分类器具备误分类代价敏感性, 用以处理分类样本数量间的非均衡问题^[5].

假设一个训练样本集 $\{(x_i, y_i), i = 1, \dots, n\}$ 由 n 个样本组成, $x_i \in R^d$ 为样本特征空间, $y_i \in \{1, -1\}$ 为类别标号, d 为空间维数. CS-SVM 的任务依然是找出最优分类的超平面, 故需要解决如下优化问题:

$$\min_{w, \xi, p} \frac{1}{2} \|w\|^2 - vp + \frac{\gamma}{N} \sum_{i \in I_+} \xi_i + \frac{1-\gamma}{N} \sum_{i \in I_-} \xi_i \quad (1)$$

$$\text{s. t. } y_i(\omega \cdot \varphi(x_i) + b) \geq p - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

$$\xi_i \geq 0, p \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中, ω 和 x_i 均为 d 维列向量, $\gamma \in [0, 1]$ 为代价敏感的误分类权重值, 该值的大小控制分类器的代价敏感性和误分类后的惩罚值, $v \in [0, 1]$ 为控制支持向量数量的参数, ξ_i 是松弛变量, $I_+ = \{i: y_i = +1\}$ 和 $I_- = \{i: y_i = -1\}$ 分别表示正负训练样本的数量.

上述优化问题依然可以通过引入 Lagrange 乘子将问题转化为其对偶形式予以解决:

$$\min_a \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) - \sum_i \alpha_i \quad (3)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1_{\{y_i < 0\}} + y_i \gamma}{N}, \forall i, \sum_i y_i \alpha_i = 0, \sum_i \alpha_i \geq v \quad (4)$$

式中, $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)$, $1_{\{A\}}$ 为指标函数, 当条件 A 成立时该函数取值为 1, 反之, 取值为 0.

可以通过选择最优的 $\alpha^*(\gamma) = (\alpha_1^*(\gamma), \alpha_2^*(\gamma), \dots, \alpha_N^*(\gamma))$ 解决式(3)的最小化问题, 则 CS-SVM 的判别函数可表示为

$$f(x) = \text{sign}(\sum_i \alpha_i^*(\gamma) y_i k(x, x_i) + b) \quad (5)$$

式中, $k(x, x_i)$ 为核函数, 本文选取径向基函数 $k(x, y) = \exp[-(|x - y|^2)/2\sigma^2]$ 为分类器的核函数.

3 多样的 CS-SVM 级联分类器

本文提出的 CS-SVM 算法采用径向基函数作为核函数, 径向基核函数模型参数(高斯带宽值 σ)的选择对分类器性能的影响比较大^[6]. 当 σ 值过大时, 分类器的分类能力减弱, 如果弱分类器的误分类率高于 50%, 则会导致强分类器分类无效; 当 σ 值过小时, 也会由于精度过高导致弱分类器过拟合现象^[5]. 故选择合适的 σ 值对构造一个高性能的分类器尤为重要. 但是选择一个最优的 σ 值并运用到所有分类器中又会导致分类器选择过于单一且相似度过高, 从而影响相应的强分类器的分类性能; 而且选择最优 σ 值的过程本身耗时较多, 也会影响系统的实时性^[7].

针对上述问题, 本文提出的分类算法首先确定能使弱分类器分类适度精确的合适 σ 值的取值范围, 在该范围的基础上由大到小调整 σ 的取值并分配到各个弱分类器中, 得到一系列适度精确的多样弱分类器, 在保证分类适度精确的同时提高弱分类器间的差异性. 所确定的 σ 值取值范围设为 $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$, 调整步长参数设为 σ_{step} . 算法的初始阶段, 选取 $\sigma_{\text{ini}} = \sigma_{\max}$ 得到一个分类性能相对较弱的 CS-SVM 弱分类器, 为了得到更多多样的更为精确的弱分类器, 每次迭代计算过程中, 在 σ_{ini} 的基础上减去一个 σ_{step} 值, 直到 σ 值的取值为 $\sigma_{\min}$ 为止.

通过上述方法, 通过调整 σ 值, 可以得到一系列相互间具有差异性的分类器, 但是, 其中仍存在相似度较高的弱分类器. 为了实现弱分类器整体分类效果最优, 需要剔除这些相似度较高的弱分类器. 本节提出一种测量弱分类器之间差异性的方法. 设 $h_t(x_i)$ 为样本 x_i 被某一弱分类器 t 分类的置信值,

$f(x_i)$ 为所有弱分类器对样本 x_i 分类的置信值, 则弱分类器 t 针对样本 x_i 的分类差异值可计算为

$$d_t(x_i) = \frac{\langle h_t(x_i), f(x_i) \rangle}{\|h_t(x_i)\|^2} \quad (6)$$

弱分类器包含 N 个样本, 则该弱分类器整体分类差异值为

$$D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_t(x_i) \quad (7)$$

设 D_{th} 为弱分类器差异性选择的阈值函数, 可计算为

$$D_{th} = \beta D_{max}^t \quad (8)$$

式中, β 为弹性系数, $\beta \in (0, 1)$, D_{max}^t 为以往迭代过程中出现的最大差异值。

将每个弱分类器整体分类差异值 D 与阈值 D_{th} 比较, 若 $D < D_{th}$ 则证明该分类器与其他分类器相似度过高, 应剔除; 反之, 则应保留。

4 实验结果及分析

为了验证多样的 CS-SVM 级联分类器算法的行人样本分类性能进行如下实验, 首先选择三个比较有挑战性的行人样本集数据库为实验样本库的主要来源, 然后验证了调整步长参数 σ_{step} 的选取对算法的影响, 比较 CS-SVM 与传统 SVM 分类器在行人检测中的效果, 最后讨论了分类器多样性对检测算法性能的影响。

4.1 样本集的选取及行人检测系统的搭建

本节正负的选取主要来源于世界上著名的三个开源行人样本集库, 分别为 INRIA 行人样本集数据库、MIT 和 Daimler 行人样本集数据库^[8]。本实验中共选取训练样本图片 12 358 副, 选取测试样本图片 4 358 副, 按正负样本约 1:3 的比例选取。测试样本集的正负样本主要用来得到测试结果的虚警率和漏检率这两个重要指标。

为了保持系统的高实时性, 在行人检测识别阶段, 对行人正负样本先进行离线训练, 利用离线训练结果进行在线行人检测和识别。这样可以避免在训练样本上费时, 且不影响系统的检测精度。离线训练部分主要利用事先采集的样本集和提取的行人特征集来训练正负样本和分类器, 具体的特征提取算法本文使用文献[10]提出的 HOG-LBP 特征提取方法, 分类器则使用本文提出的多样的 CS-SVM 级联分类器。

4.2 调整步长参数 σ_{step} 的选取对算法的影响

AGACS 算法通过对初始核函数参数 σ_{ini} 值进

行调整来获得多样的弱分类器。本节选取初始核函数参数 σ_{ini} 的值为样本空间中训练样本的分散半径; 选取两训练样本间的最小距离的平均值为 σ_{min} 。为了得到足够数量的弱分类器, 每轮调整的步长参数 σ_{step} 值不能过大, 本节选取的 σ_{step} 值范围为 $[2, 4]$ 。为了测试调整步长参数 σ_{step} 的选取对本章提出算法的影响, 分别选取不同的 σ_{step} 值 ($\sigma_{step} = 2, \sigma_{step} = 3, \sigma_{step} = 4$) 测试算法分类效果, 图 1 中给出检测结果。

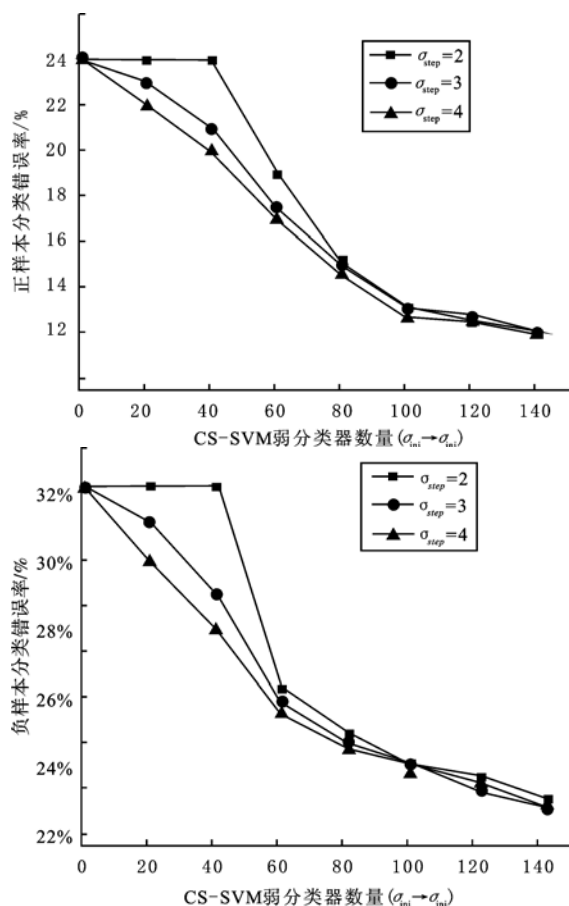


图 1 不同 σ_{step} 值下的分类结果

由图 1 可以看出, 当 σ_{step} 值较大时, 随着弱分类器数量的增加, 分类器性能提升较快, 但是当分类器数量的增加到一定数量, 不同 σ_{step} 值组成的分类器性能相差较小。故可以得出以下结论, 在合理的取值范围, 当 σ_{step} 取较大值时, 有利于分类器快速提高分类性能, 但是分类器最终的分类性能是一个相对比较稳定的值, 与 σ_{step} 取值关系不大, 故每轮调整的步长参数 σ_{step} 值适度即可, 这也增强了该算法的可操作性和泛化能力。

4.3 代价敏感思想对行人检测性能的影响

CS-SVM 算法在 SVM 算法的基础上引入代价敏感思想, 通过设置代价敏感参数使分类器更加关注数量较少且更为重要的行人正样本, 本文根据实

验训练样本的正负样本数量比例,设置代价敏感参数 γ 值为 0.7,按照 4.1 节中的行人检测框架搭建行人检测系统,分别使用 CS-SVM 算法和 SVM 算法对视频图像中的行人进行检测,检测结果表明.引入代价敏感思想后,系统的检测性能有所提高,CS-SVM 算法的行人样本分类能力优于 SVM 算法.

4.4 分类器多样性对检测算法性能的影响

本节实验主要检测分类器多样性对检测算法性能的影响,选取初始核函数参数 σ_{ini} 的值为样本空间中训练样本的分散半径;选取两训练样本间的最小距离的平均值为 σ_{min} ,调整步长参数 σ_{step} 值为 3,根据本文提出的算法可以得到一组相互间性能具有差异性的弱分类器,称该算法为算法 1.利用文献[7]的方法寻找最优 CS-SVM 参数构成级联分类器,则单个分类器分类性能较为优越,使用一组相同的最优 CS-SVM 分类器按照级联规则构成分类器组合,即可得到与算法 1 规则类似的分类算法,称之为算法 2.算法 2 与算法 1 的区别为前者使用一组分类性能相同的分类器,而后的分类器之间性能有差异且各分类器仅适度精确.表 2 给出两种算法之间的检测结果比较.

由表 1 可以看出,算法 1 最终的分类结果要优于算法 2.由此可见本文提出的考虑分类器适度精确性的同时考虑分类器之间的差异性有利于提高分类效果,从而提高系统的检测性能.

表 2 算法 1 与算法 2 的检测结果对比

检测算法	平均检测率/%	平均虚警率/%
算法 1	91.6	8.7
算法 2	89.8	9.3

5 结束语

本文提出一种同时考虑分类器多样性及正负样本非均衡性的行人检测算法.通过设置偏重于证样本的代价敏感参数解决行人与非行人样本数量间的非均衡问题;通过动态选择不同的 CS-SVM 核函数参数实现分类器间分类性能的多样性,并对 CS-SVM 分类器之间的相似度对比,剔除相似度高的分

类器;最后,将剩余分类器级联组合.实验结果表明,本文提出的分类算法性能较优,有利于提高系统的行人检测率,降低虚警率.

参考文献:

- [1] 苏松志,李绍滋,陈淑媛,等.行人检测技术综述[J].电子学报,2012,40(4):814-820.
- [2] Lie Guo, Ping-Shu Ge, Ming-Heng Zhang. Pedestrian detection for intelligent transportation systems combining AdaBoost algorithm and support vector machine [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(4): 4274-4286.
- [3] Tao Wanga, Zhenxing Qina, Shichao Zhangb. Cost-sensitive classification with inadequate labeled data [J]. Information Systems, 2012, 37(5):508-516.
- [4] Kuncheva L I, Whitaker C J. Linguistic cost-sensitive learning of genetic fuzzy classifiers for imprecise data [J]. Measures of diversity in classifier ensembles and their relationship with the ensemble accuracy, 2003, 21(2):181-207.
- [5] 谷琼,袁磊,熊启军,等.基于非均衡数据集的代价敏感学习算法比较研究[J].微电子学与计算机,2011,28(8):146-149.
- [6] Valentini G. An experimental bias-variance analysis of SVM ensembles based on resampling techniques [J]. Journal of IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2005, 35(6):1252-1271.
- [7] 杨涛,李静,潘泉,等.基于场景模型与统计学习的鲁棒行人检测算法[J].自动化学报,2010,36(4):499-508.
- [8] Enzweiler M, Gavrila D M. Monocular pedestrian detection: Survey and experiments [J]. Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12):2179-2195.

作者简介:

张 阳 男,(1983—),博士,讲师.研究方向为机器视觉、智能交通.

刘伟铭 男,(1963—),博士,教授.研究方向为机器视觉.

吴义虎 男,(1962—),博士,教授.研究方向为交通安全.

余 威 男,(1985—),硕士研究生.研究方向为智能交通.