

## 聚合支持向量机分类器的行人检测方法

甘 玲<sup>1</sup>, 杨 梦<sup>2</sup>

1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065

2. 重庆邮电大学 软件工程学院, 重庆 400065

**摘 要:**针对支持向量机分类器的行人检测方法采用欠采样方法, 存在正负行人比例不平衡造成的准确率不高问题, 结合欠采样和EasyEnsemble方法, 提出一种聚合支持向量机(Ensemble SVM)分类器的行人检测方法。随机选择负样本作为初始训练样本, 并将其划分为与正样本集均衡的多个子负样本集, 构建平衡子训练集, 线性组合成EasyEnsemble SVM分类器; 利用该分类器对负样本进行分类判断, 将误判样本作为难例样本, 重新划分构建新的平衡子训练集, 训练子分类器, 结合EasyEnsemble SVM分类器, 得到Ensemble SVM分类器行人检测方法。在INRIA行人数据集上的实验表明, 该方法在检测速度和检测率上都优于经典的SVM行人检测算法。

**关键词:**行人检测; 支持向量机(SVM); EasyEnsemble SVM分类器; 聚合支持向量机(Ensemble SVM)

**文献标志码:**A **中图分类号:**TP391 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1712-0256

甘玲, 杨梦. 聚合支持向量机分类器的行人检测方法. 计算机工程与应用, 2019, 55(7): 194-198.

GAN Ling, YANG Meng. Pedestrian detection method based on ensemble SVM classifier. Computer Engineering and Applications. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(7): 194-198.

### Pedestrian Detection Method Based on Ensemble SVM Classifier

GAN Ling<sup>1</sup>, YANG Meng<sup>2</sup>

1. School of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2. School of Software Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract:** Since the accuracy is low due to the imbalance of positive and negative pedestrians in SVM pedestrian detection method which adopt under-sampling method, this paper proposes an EnsembleSVM pedestrian detection method by combining under-sampling and EasyEnsemble. Firstly, selecting negative sample as initial training sample randomly that is divided into multiple sub-negative sample sets equalizing the positive sample set, building balanced sub-training sets and linear assembling EasyEnsemble SVM. Then negative sample is classified and judged by using EasyEnsemble SVM, making misjudged sample as hard sample, building balanced sub-training sets again and training sub-classifier, combining which with EasyEnsemble SVM to get the Ensemble SVM classifier. Experiments on INRIA pedestrian data show the approach is better than classical SVM pedestrian detection algorithm in both detection speed and accuracy rate.

**Key words:** pedestrian detection; Support Vector Machine(SVM); EasyEnsemble SVM classifier; Ensemble SVM

## 1 引言

行人检测是计算机视觉领域中的一个重要研究方向, 其目的是用来判断图像或视频序列中是否存在直立的行人并精确定位<sup>[1]</sup>。由于光照强度、行人姿态、背景复杂等因素, 对特征表征行人造成较大影响, 因此行人检

测现今成为一个极具挑战性的课题。

行人检测方法主要分为两大类: 一种是基于背景建模的方法; 另一种是基于统计学习的方法<sup>[2]</sup>。前者鲁棒性及抗干扰能力较差, 易受光照等因素影响<sup>[3]</sup>。因此, 常用统计学习的行人检测方法, 该方法通过对大量行人样

**基金项目:**国家自然科学基金(No.61272195)。

**作者简介:**甘玲(1966—), 女, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为计算机图形图像等, E-mail: 437325144@qq.com; 杨梦(1992—), 女, 硕士, 主要研究方向为数字图像处理、智能信息处理。

**收稿日期:**2017-12-18 **修回日期:**2018-06-01 **文章编号:**1002-8331(2019)07-0194-05

**CNKI网络出版:**2018-06-25, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20180622.1533.004.html>

本的学习来构建具有行人不同变化的行人分类器,具有较好的鲁棒性。

基于HOG+SVM的统计学习方法是准确率和效率综合性能比较平衡的一种行人检测方法<sup>[4]</sup>。在类与类分布平衡的前提下,SVM具有较高的分类精度,然而对于不平衡数据的分类,SVM的性能不甚理想。因此,针对行人检测数据集提供的正负行人样本数量不均衡,导致分类准确率不高的问题,本文提出一种Ensemble SVM分类器的行人检测方法。

## 2 基于欠采样SVM的行人检测

SVM<sup>[5]</sup>分类器的主要思想是在特征空间中找到一个最优分割超平面,最大可能地区分开行人特征和非行人特征。在行人检测数据集提供的正负样本的比例不平衡、负样本数量非常大的情况下,根据结构风险最小化原则<sup>[6]</sup>,支持向量机会忽略少数类的少量支持向量对结构风险的影响,而扩大决策边界,最终导致训练的实际超平面与最优超平面相差较大<sup>[7]</sup>。传统SVM采用欠采样方法解决此问题。

### 2.1 欠采样方法

欠采样<sup>[8]</sup>方法通过减少多数类样本来提高少数类的分类性能,最简单方法是随机地去掉一些多数类样本来减小多数类的规模,如公式(1)所示:

$$|S_{\text{maj-new}}| = |S_{\text{maj}}| - |E| \quad (1)$$

其中, $S_{\text{maj}}$ 表示多数类样本, $E$ 表示删除的多数类样本, $S_{\text{maj-new}}$ 表示欠采样过后的多数类样本。

SVM采用欠采样方法的模型<sup>[9]</sup>:先在多数类样本 $S_{\text{maj}}$ 中随机选取部分样本 $S_1$ ,与少数类样本组合,训练SVM分类器,得到一个分类超平面 $H$ ,然后用此SVM对多数类 $S_{\text{maj}}$ 做分类判断,将判断正确的样本作为容易区分的孤立样本 $E$ 删除,将判断错误的样本作为新的样本 $S_2$ 加入到 $S_1$ ,由 $S_1$ 与 $S_2$ 构成 $S_{\text{maj-new}}$ 。其采样模型如图1所示。

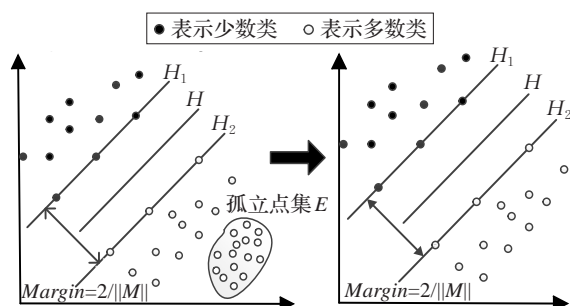


图1 SVM采用欠采样方法的采样模型

### 2.2 欠采样的SVM的行人检测训练过程

Dalal<sup>[2]</sup>采用基于窗口的行人检测方法,在其提供的INRIA数据集中负样本集处理过程图2所示。将初始负样本集(包含图像大小为320×240、640×480两种图像)

中的每幅图像按1.2的比例缩小直至图像大小为128×64;以128×64固定窗口,8个像素的步长,对缩小过程中不同尺度的图像进行划分,提取得到每幅图像的所有的负样本提取集 $N_{\text{each}}$ ,所有图像的负样本提取集为 $N_{\text{all}}$ 。

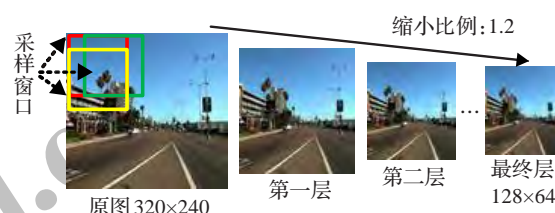


图2 每幅图像的负样本提取集 $N_{\text{each}}$ 的提取示意图

负样本集 $N_{\text{all}}$ 的样本数量非常大,导致行人检测的正负样本极度不平衡、检测时间开销大等问题;但是训练过程中使用更多的样本,能提高分类器的泛化能力<sup>[10]</sup>。为了提高检测效率,Dalal采用基于欠采样SVM的行人检测算法<sup>[11]</sup>,其采用两次训练机制:第一次随机采样训练分类器,利用第一次训练的分类器挑选难例样本,并加入到第一次产生的正负样本中构建训练样本集,第二次训练分类器。第一次训练的分类器是作为挑选负样本的一个标准,第二次才是最终的行人检测分类器。其流程如图3所示。

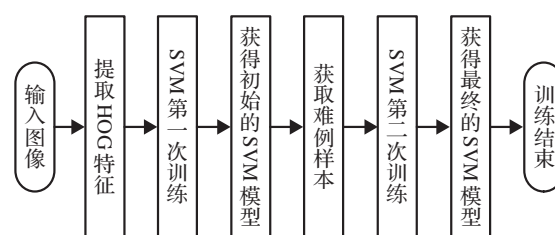


图3 基于SVM的行人检测分类器的训练流程图

SVM分类器的线性核函数结构简单,计算速度快,径向基核函数准确率高,时间开销大。考虑时间效率和分类准确率,行人检测的SVM分类器通常使用两种核函数结合的方式,其如公式(2)、(3)所示。

$$\text{线性核函数: } K(x, z) = x \cdot z \quad (2)$$

$$\text{径向基核函数: } K(x, z) = e^{-\gamma \|x - z\|^2} \quad (3)$$

基于欠采样SVM的行人检测算法的初始SVM分类器虽然删除了易于区分的样本,但其产生的难例样本加入到负样本中,增加了负样本数量,使得正负比例增大,导致训练的分类器实际超平面与最优超平面相差较大,造成分类不准确,而且加入难例样本会增加分类器的训练时间开销。

## 3 本文方法

针对欠采样方法存在正负行人比例不平衡造成的准确率不高问题,本文提出一种Ensemble SVM分类器的行人检测方法。该方法是欠采样方法和EasyEnsemble<sup>[12]</sup>

方法结合得到的,具有集成学习<sup>[13]</sup>方法的单分类器训练数据量小,多分类器投票表决具有较好泛化能力等优点。

### 3.1 EasyEnsemble SVM 分类器

EasyEnsemble SVM 分类器的分治策略<sup>[14]</sup>:从多数类的行人负样本中,有放回的随机采样  $k$  次,每次选取与少数类的行人正样本数目近似的样本,并分别与正样本组合构建  $k$  个子训练集,训练子 SVM 分类器,并组合得到 EasyEnsemble SVM 分类器,最后由 EasyEnsemble SVM 的子分类器投票表决分类判断的结果。其训练过程如图 4 所示。

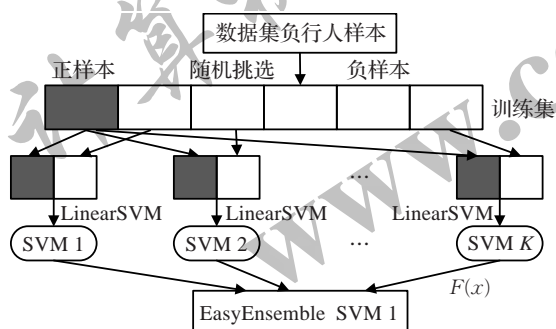


图4 EasyEnsemble SVM 分类器训练过程

EasyEnsemble SVM 随机采集负样本训练集,具有一定的随机性;采样数量相对于所有负样本是非常少的,不具有代表性;而且训练过程中使用更多的样本,能提高分类器的泛化能力。针对 SVM 的样本不平衡和 EasyEnsemble SVM 的忽略了有用负样本信息的问题,本文结合 EasyEnsemble 和欠采样两种方法,提出一种 Ensemble SVM 的行人检测方法。

### 3.2 Ensemble SVM 分类器

Ensemble SVM 分类器结合 SVM 的训练机制和 EasyEnsemble SVM 的划分数据集策略:将已训练的 EasyEnsemble SVM 作为欠采样的筛选标准,利用此分类器对全部的负样本进行分类,将正确分类的样本删除,保留错误分类的样本,记为难例样本;然后,将难例样本加入到已有的正负样本训练集中,训练新的 Ensemble SVM 分类器。

Ensemble SVM 处理难例样本的两种方式如图 5 所示:一种方式如图(a),根据前面划分的子训练集的个数  $k$ ,将难例样本划分成  $k$  个子集,分别加入到子训练集中,形成新的  $k$  个子训练集,训练新的集成分类器 Ensemble SVM1,此方法与欠采样中难例样本的处理方法类似;另一种方式如图(b),将难例样本划分成  $n$  个与正样本数目近似相等的子集,并分别与正样本集组合构建  $n$  个子训练集,训练  $n$  个 SVM 分类器,然后与前面训练的 EasyEnsemble SVM 分类器组合得到 Ensemble SVM 2。

考虑精度分类的 SVM 算法,处理难例样本的第二种方法更能满足类与类之间的数量平衡,因此本文采用第二种难例样本的处理方式。

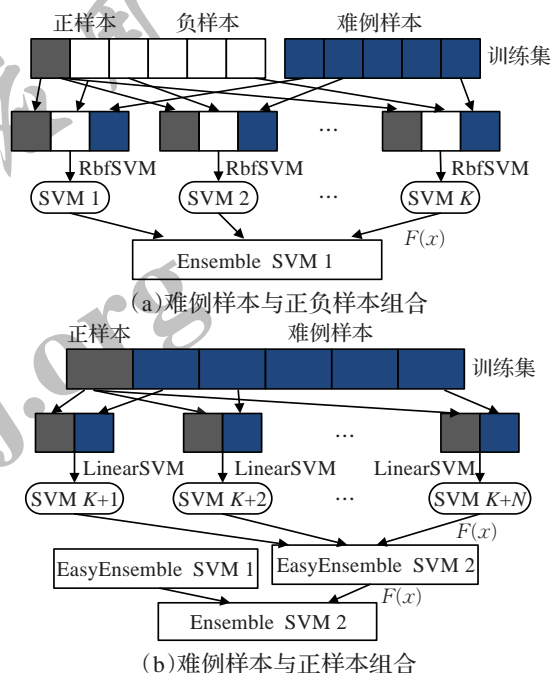


图5 Ensemble SVM 处理难例样本的两种方式

Ensemble SVM 将训练集划分成多个子训练集,保证初始挑选的正负训练样本比例平衡,这样训练得到的分类器能更好的筛选出有用的负样本,而且由训练得到的多个子 SVM 分类器投票决定检测结果是否包含行人,避免了 SVM 近似最优超平面的不稳定性的问题,提高分类器的分类判断的准确性;同时划分训练集能降低整个算法的时间复杂度,从而提高检测实时性。

### 3.3 Ensemble SVM 算法流程

本文算法具体流程如下:

- (1) 输入原始图像集,分别为  $Pos$ 、 $Neg$ 。
- (2) 提取训练样本集:用  $128 \times 64$  固定窗口对  $Pos$  提取得到正训练样本集  $P$ ;从  $N_{each}$  中随机挑选 10 张用做负训练样本集  $N$ 。
- (3) 构建训练子集,将负样本集  $N$  划分成 5 个子集  $\{N_1, N_2, \dots, N_5\}$ ,分别与正样本集  $P$  组合,构成子训练样本集  $\{T_1, T_2, \dots, T_5\}$ 。
- (4) 分别对 5 个子训练集训练 LinearSVM 分类器,并线性组合成集成分类器 EasyEnsemble SVM。
- (5) 利用 EasyEnsemble SVM 对  $N_{all}$  分类判断,保留错分类样本,记为难例样本  $H$ 。
- (6) 划分难例样本  $H$  为  $n$  个子集  $\{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ ,分别与正样本集  $P$  组合,构成新的训练子集。
- (7) 新训练子集训练 LinearSVM 分类器,并与 Easy-Ensemble SVM 组合构建最终 Ensemble SVM。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 分类器核函数的选择及数据准备

实验环境:处理器 Intel® core i5-4590 3.3 GHz,内



存 8 GB 的计算机,软件 Matlab R2012a,Microsoft Visual Studio 2010,采用 INRIA 数据集,正行人样本集包含光照、视角、行人姿态及复杂背景等各场景下的行人,部分图像如图 6 所示。

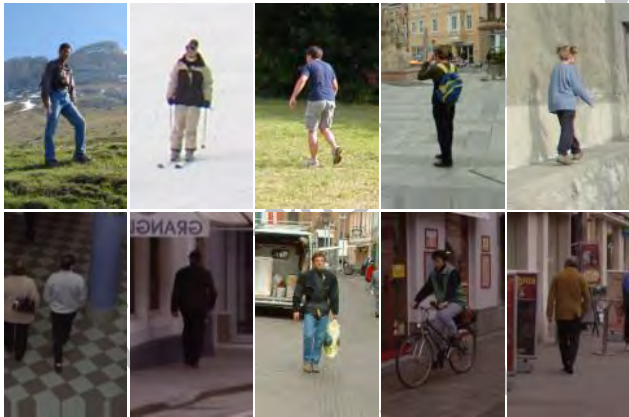


图6 INRIA 数据集的部分行人图像展示

实验对比 SVM 和 Ensemble SVM 分类器采用不同核函数的两次训练和测试所需时间,其结果如表 1 所示。线性核函数测试速度比径向基核函数快,由于需要利用第一次训练得到的分类器对数量非常大的负样本集  $N_{all}$  进行测试,考虑到时间效率,本文选用线性核的分类器作为第一次训练的分类器,用其挑选难例样本。其中测试数据采用下文提到的 TestData 数据。

表1 各分类器采用不同核函数的训练及测试时间

分类器	核函数	训练时间/s	测试时间/s
SVM(第一次)	Linear	197.45	26.96
	RBF	2 390.14	83.11
EasyEnsemble SVM (Ensemble SVM 第一次)	Linear	108.11	48.96
	RBF	2 434.92	228.14
SVM(第二次)	Linear	394.31	37.84
	RBF	3 337.73	69.55
Ensemble SVM 第二次	Linear	179.88	78.87
	RBF	927.73	307.53

行人检测包括训练和测试两部分,其中训练数据:对训练集提取行人训练样本集,分别训练 SVM、EasyEnsemble SVM 和 Ensemble SVM 三种分类器,三种分类器产生的训练样本集数据如表 2 所示。测试数据包含 TrainData 和 TestData 两个测试数据集,其中 TrainData 由训练过程中产生的正负样本组成,TestData 由测试集中的正负样本组成。

表2 各分类器产生的训练样本集数据

分类器	正样本	负样本	难例样本
SVM	2 416	12 180	3 485
EasyEnsemble SVM	2 416	2 436×5	—
Ensemble SVM	2 416	2 436×5	12 339

表 2 中 SVM 产生的难例样本数比较少的原因:其训练样本集的正负样本比例为 1:5,训练 SVM 得到的最

优超平面严重偏离,此分类器将正样本判断为负样本的概率较大,而负样本判断为正样本的概率较小,所以产生的难例样本较少。

4.2 实验结果及分析

第二次训练分类器采用检测效果好的径向基核函数,SVM、EasyEnsemble SVM 和 Ensemble SVM 三种分类器分别对训练过程中生成的训练数据 TrainData 数据集和测试过程中生成的测试数据 TestData 数据集进行测试,其检测准确率如表 3 所示。其中 Ensemble SVM 1 为采用第一种难例样本处理方式的分类器;Ensemble SVM 2 为采用第二种处理方式的分类器。考虑到线性核函数比径向基核函数更适合小样本的情况,Ensemble SVM 2 还采用了 Linear 核函数和 RBF 核函数做对比。

表3 三种分类器的行人检测方法的准确率

方法	正负比例	准确率/%	
		TrainData	TestData
SVM(RBF)	1:6.5	91.29	79.28
EasyEnsemble SVM(Linear)	1:1	98.20	97.95
Ensemble SVM1(RBF)	1:2	95.80	90.87
Ensemble SVM 2(RBF)	1:1	99.79	98.23
Ensemble SVM 2(Linear)	1:1	99.95	98.35

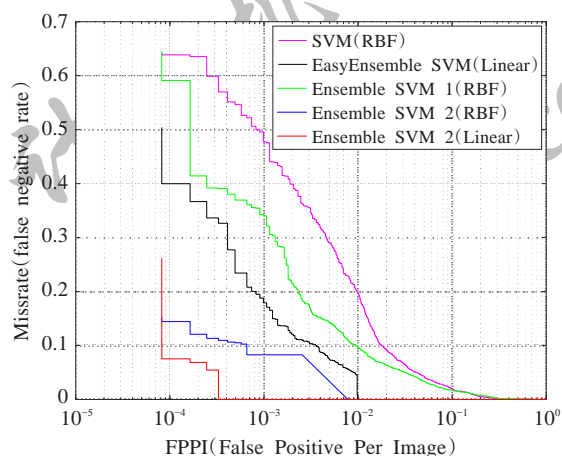
由表 2 中用于预测的 TrainData 组成数据可以看出,EasyEnsemble SVM 和 Ensemble SVM 的每个子分类器与 TrainData 只有 1/3 的数据是相同的,而用于 SVM 分类器训练的数据由 TrainData 与难例样本组成,即 SVM 分类器的训练数据完全包含了 TrainData。结合表 3 中的准确率可以看出,SVM 出现过拟合现象,它在训练数据上的预测较好,在未知数据上预测效果不好,而且出现误检的基本都是将正样本预测为了负样本;EasyEnsemble SVM 和 Ensemble SVM 在训练数据和测试数据上的预测都非常好,而且本文采用的 RBF 核的 Ensemble SVM 分类器在未知数据上分类准确率达到 98.23%,比 SVM 分类器的检测准确率提升了 18.05%。通过实验对比发现,Ensemble SVM 分类器采用 Linear 核函数比采用 RBF 核的实验效果更好。

对比 EasyEnsemble SVM (Linear) 和 Ensemble SVM 2(Linear)的准确率可以看出,增加了难例样本的分类模型的检测率有所提高,说明新增加了有用的样本信息;对比 EasyEnsemble SVM (Linear)、Ensemble SVM 1(RBF)和 Ensemble SVM 2(RBF)的分类器准确率可以看出,虽然增加了有用的难例样本信息,但是训练集的正负比例不平衡会降低预测的准确率,进一步说明平衡数据对提高分类的准确性是有帮助的。

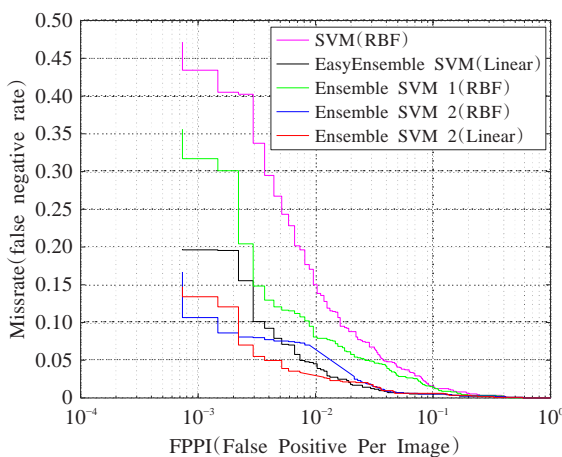
由表 1 可以看出,Ensemble SVM 的总训练时间少于 SVM 分类器训练的;Ensemble SVM 的总测试时间比 SVM 分类器的长。根据准确率的对比实验,本文选用第二种难例样本加入方式和 Linear 核函数训练分类器,

Ensemble SVM的训练、测试总时间少于RBF核的SVM,因此Ensemble SVM分类器相比于SVM分类器在时间效率上有较大的提升。若采用并行的训练、测试方式,Ensemble SVM分类器的整体速度将会提升5倍。

三种分类识别率DET曲线如图7(a)、(b)所示,图中不同颜色的曲线分别对应不同分类器采用不同核函数图的漏检率、误检率的综合情况,曲线下覆盖的面积越小越好,可以看出本文算法Ensemble SVM 2(Linear)的曲线要优于其他曲线。



(a)在TrainData数据集上的DET曲线



(b)在TestData数据集上的DET曲线

图7 三种分类器识别率DET曲线

## 5 结束语

本文针对欠量采样的SVM分类器行人检测方法准确率不高、时间复杂度较高的问题,采用聚合学习的思想,提出了基于Ensemble SVM分类器的行人检测方法。实验结果表明,通过划分数据集训练多个SVM分类器并组合成Ensemble SVM分类器,解决了正负样本不平衡对检测率的影响问题。同时,划分数据集后训练样本减少,使训练SVM时间显著缩短。但本文方法对

遮挡和复杂背景下的行人检测效果还有待改善,下一步将考虑利用融合其他特征信息来表征行人以提高行人检测的性能。

## 参考文献:

- [1] 许腾,黄铁军,田永鸿.车载视觉系统中的行人检测技术综述[J].中国图象图形学报,2013,18(4):359-367.
- [2] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, USA, 2005:886-893.
- [3] 杨涛,李静,潘泉.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.
- [4] 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.
- [5] Chen P H, Lin C J, Scholkopf B. A tutorial on v-support vector machines[J]. Applied Stochastic Models in Business & Industry, 2005, 21(2):111-136.
- [6] 张文兴,陈肖洁.基于核极化的特征选择在LSSVM的应用[J].计算机工程与应用,2017,53(19):164-167.
- [7] 叶志飞,文益民,吕宝粮.不平衡分类问题研究综述[J].智能系统学报,2009,4(2):148-156.
- [8] Ng W W, Hu J, Yeung D S. Diversified sensitivity-based undersampling for imbalance classification problems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 45(11):2402-2412.
- [9] Kang Q, Shi L, Zhou M C, et al. A distance-based weighted undersampling scheme for support vector machines and its application to imbalanced classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2017, 9(9):1-14.
- [10] 李昆仑,张妍.级联SVM和分类器融合的人脸性别识别方法[J].计算机工程与应用,2017,53(8):154-158.
- [11] Dalal N. Finding people in images and videos[D]. Grenoble, France: Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, 2006.
- [12] Yin Q Y, Zhang J S, Zhang C X, et al. A novel selective ensemble algorithm for imbalanced data classification based on exploratory undersampling[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014(1):1-14.
- [13] Huang F, Xie G, Xiao R. Research on ensemble learning[C]//Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, Shanghai, China, 2009:249-252.
- [14] 郝蓓,杨大利.基于改进KNN-SVM的车辆图像光照检测模型[J].计算机工程与应用,2017,53(24):207-212.