

基于优化核函数支持向量机在行人检测中的应用

杨萌^{1,2}, 张葆¹, 宋玉龙¹

¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 针对行人检测在实时和准确率方面的要求, 提出基于优化核函数支持向量机的行人检测方法, 以梯度方向直方图算法提取行人特征, 以支持向量机算法作为分类器。在传统算法的基础上, 提出以组合核函数作为分类器核函数, 并设置松弛变量, 引入惩罚因子, 结合遗传算法与 K 重交叉验证进行组合系数和参数的优化与选择, 根据优化后的参数构成最终分类器进行行人检测。其检测达到较好效果, 满足对实时性和准确性的要求。

关键词 图像处理; 行人检测; 支持向量机; 核函数; 惩罚因子; 参数优化

中图分类号 TP301.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.041001

Application of Support Vector Machine Based on Optimized Kernel Function in People Detection

Yang Meng^{1,2}, Zhang Bao¹, Song Yulong¹

¹Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract According to the requirements of real-time and accuracy of people detection, we propose the support vector machine based on optimized kernel function in people detection, which uses histogram of oriented gradients algorithm to extract the features of people and the support vector machine algorithm as the classifier. On the basis of the traditional algorithm, we propose the combined kernel function as the kernel function of the classifier. After setting the slack variable and introducing the penalty factor, we combine genetic algorithm and K -fold cross validation optimization to select and optimize the combination coefficients and parameters, and build the final classifier for people detection based on the optimize parameters. Results show that the proposed algorithm achieves better result, and can satisfy the requirement of real-time and accuracy in people detection.

Key words image processing; people detection; support vector machine; kernel function; penalty term; parameter optimization

OCIS codes 100.2000; 100.3005; 100.2960

1 引言

行人检测是利用计算机视觉技术判断图像或视频中是否存在行人, 并对其进行精准的定位, 必要时检测出目标的状态、姿势等。该技术已被广泛地应用于车辆辅助驾驶系统、智能视频监控、智能交通等领域, 成为机器学习的研究热点之一。

现代行人检测的方法主要分为两大类: 1) 基于

背景建模的方法。先分割图像, 然后提取目标, 提取特征, 最后进行分类, 这种方法对于环境的变化, 如光照和天气, 都比较敏感。2) 较为常用的基于统计学习的方法, 根据大量的学习样本构建分类器, 例如目前使用较广泛的行人检测传统算法是基于梯度方向直方图(HOG)+支持向量机(SVM)的方法, 以HOG算法提取行人特征, SVM作为分类器, HOG特征主要用于捕捉局部的轮廓信息, 将图像中像素

收稿日期: 2017-09-29; 收到修改稿日期: 2017-10-10

作者简介: 杨萌(1992—), 女, 硕士研究生, 主要从事图像处理方面的研究。E-mail: 1287852866@qq.com

导师简介: 张葆(1966—), 男, 博士, 研究员, 主要从事航空光电成像与测量技术方面的研究。E-mail: zhangb@ciomp.ac.cn

的梯度方向直方图作为特征^[1-5]。该特征可以很好地描述出图像边缘,且对光照变化不敏感,是目前使用广泛的行人特征描述算法。SVM 是一种建立在统计学习理论(SLT)中 VC 维理论和结构风险最小化(SRM)原则上的机器学习方法,是一种寻求最优分类超平面的分类算法。该方法是行人检测的传统方法。行人检测对于实时性和准确性的要求很高,且不同的环境也会对行人检测的效果造成影响。

Papageorgiou 等^[6]提出 Haar 小波的概念并将该方法应用于行人检测,为行人检测技术的发展奠定了基础。Chen 等^[7]提出由两部分组成的韦伯局部特征(WLD),充分利用人类视觉机制韦伯定理,降低了行人检测中明暗变化对检测结果的干扰,但缺点是不适用于复杂背景。Wu 等^[8]提出了中心变换直方图(CENTRIST)理论,较好地实现了光照变化较大、背景杂乱环境下的行人检测,但在实时性方面有所欠缺。目前的行人检测算法是提取行人 Haar-like 特征,以 Adaboost-SVM 为分类器,该算法实时性较好,但准确率不够高^[9]。

本文在传统算法基础上对分类器进行改进,并针对分类器参数进行优化。以 HOG 算法作为特征提取算法,并采用主成分分析(PCA)算法对特征向量进行降维。本文提出一种组合核函数,作为 SVM 分类器的核函数以提高识别率,引入松弛变量与惩罚因子 C ,结合遗传算法(GA)与 K 重交叉验证(K-CV)对参数进行优化,根据优化结果得到最终分类器。

2 SVM 算法简介

SVM 是一种分类算法,分类函数为 $f(x) = \omega \cdot x + b$,其中 ω 与空间维度有关,在 n 维空间中, ω_n 是一个 n 维向量。对于样本点 $D_i = (x_i, y_i)$,样本点到分类平面的距离为

$$\delta_i = y_i (\omega \cdot x_i + b)。 \quad (1)$$

将(1)式中 ω 和 b 进行归一化,即用 $\omega / \|\omega_n\|$ 和 $b / \|\omega_n\|$ 分别代替原来的 ω 和 b ,得到几何间隔为

$$\delta_{gm} = \frac{1}{\|\omega_n\|} |f(x)|。 \quad (2)$$

求最大几何间隔等价于求 $\min\left(\frac{1}{2}\right) \|\omega_n\|^2$,即

$$\min \frac{1}{2} \|\omega_n\|^2$$

$$\text{s.t. } y_i [(\omega \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l), \quad (3)$$

令 $\omega = a_1 x_1 y_1 + a_2 x_2 y_2 + \dots + a_m x_m y_m = \sum_{i=1}^m a_i x_i y_i$, m 为总样本数,则将最优分类超平面的求取转化为对内积的求解^[10-17]。

$$f(x) = \left\langle \sum_{i=1}^m (a_i x_i y_i), x \right\rangle + b = \sum_{i=1}^m a_i y_i \langle x_i, x \rangle + b。 \quad (4)$$

对于线性不可分的分类问题,如图 1 所示,根据模式识别理论,低维空间线性不可分问题通过非线性映射到高维特征空间则可实现线性可分,如图 2 所示,而随着维数的增加,对内积的求解复杂度也会上升。以核函数代替内积运算解决了多维数问题^[18-20]。

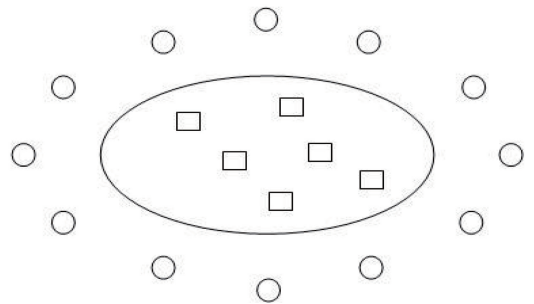


图 1 线性不可分问题

Fig. 1 Schematic of linear inseparable problem

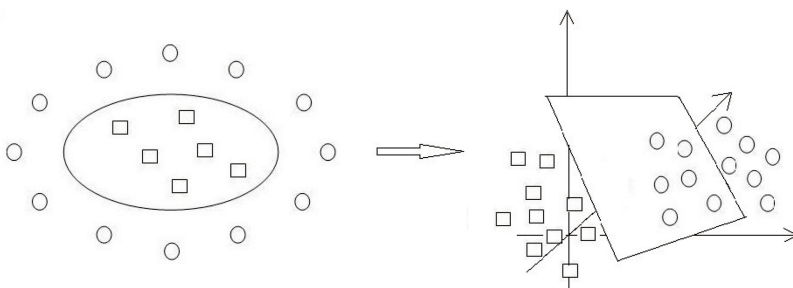


图 2 原空间映射到高维特征空间

Fig. 2 Schematic of original space to high-dimensional feature space

面对大多数线性不可分问题,通过核函数转化到高维空间仍有可能出现如图 3 所示的近线性可分情况。如果直接放弃这样的样本点或按照要求分类,可能会降低准确率。

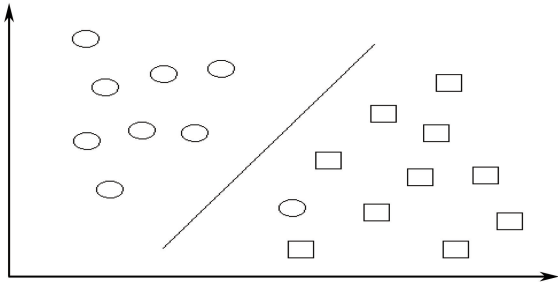


图 3 近线性可分问题

Fig. 3 Schematic of near linear separable problem

故而加入松弛变量与惩罚因子,优化问题变为

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|\omega_n\|^2 + C \sum_{i=1}^l \zeta_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \zeta_i \quad (i=1, 2, \dots, l) \\ & \text{s.t.} \quad \zeta_i \geq 0, \end{aligned} \quad (5)$$

式中 ζ_i 为松弛变量, C 为惩罚因子。对于图 3 的离群点, ζ_i 的引入允许放弃对这种点的精确分类,使得分类面不必向这些点移动,因而可以得到更大的几何间隔。 ζ_i 的引入常常是为了便于在更大的可行域内求解。若为 0, 则收敛到原有状态; 若大于 0, 则约束松弛。对线性规划问题的研究是基于标准型进行的。因此对于给定的非标准型线性规划问题的数学模型, 则需要将其转化为标准型。一般地, 对于不同形式的线性规划模型, 可以采用一些方法将其转化为标准型。 C 用于调节最大几何间隔和最小松弛变量之间的平衡, 表示对离群点的重视程度, C 越大表示越不能够容忍错误出现, 同时也会增加分类器的复杂度, C 值减小会降低分类器的复杂度, 也会导致经验风险值增大, C 值的选择直接影响着分类器的应用能力, 只有选择适合核函数的惩罚因子才能得到泛化能力更好的分类器^[21]。

3 实验与分析

训练分类器的正样本为 $64 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 的人体图片, 样本数目为 2400, 负样本是从不包含人体的图片中随机裁取的, 大小同样是 $64 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$, 样本数目为 12000。测试集为 500 幅行人图片, 分为 5 组进行测试, 结果取 5 组的平均值。

3.1 特征提取

以 HOG 算法作为特征提取算法, 如图 4 所示。

首先对图像进行灰度化处理, 以避免颜色对图像信息的干扰, 图 4(a) 为行人灰度化图, 进行伽马校正对输入的图像进行颜色空间的标准化, 有效地降低图像的光照变化和局部的阴影, 图 4(b) 为伽马校正图, 计算每个像素的梯度, 包括大小和方向, 以捕获目标的阴影、轮廓和一些纹理信息, 图 4(c) 为梯度图, 将图像划分成小 cells, 将每几个 cells 组成一个 block, 最后将图像内的所有 blocks 的 HOG 特征描述子串联起来可得到检测图片的 HOG 特征描述子。鉴于 HOG 特征维度较大, 且为保持特征的完整, block 的选取存在重叠, 导致数据存在重复, 重叠区域像素需要重复计算, 影响分类检测的速度, 因此本文采用 PCA 降维^[22-26]的方法来减少时间的消耗。PCA 降维后在不损害特征的完整性的前提下, 特征向量的维度大大减少, 减少了时间消耗, 提高了分类器的实时性。



图 4 特征提取图。(a) 灰度化图; (b) 伽马校正图; (c) 梯度图

Fig. 4 Feature extraction diagram. Results of (a) gray processing, (b) Gamma correction, and (c) gradient image

3.2 SVM 检测方案

3.2.1 核函数

SVM 的非线性变换是通过核函数完成的, 核函数的选取决定了分类器映射的空间, 只要满足 Mercer 条件^[26]的函数都可以做核函数, 满足 Mercer 条件的函数进行线性组合也满足 Mercer 条件。

SVM 核函数分为全局核函数和局部核函数。图 5 为核函数曲线图。多项式核函数 $K(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^d$ 为典型的全局核函数, d 分别取 1, 2, 3, 4, 观察多项式核函数曲线图, 如图 5(a) 所示, 由图可知, 多项式核函数具有较好的泛化能力。以多项式核函数作为分类器的核函数, 改变 d 值, 进行行人检测并比较检测结果, 如表 1 所示, 结果显示了 $d=1$ 时检测效果最好, 识别率达到 97.50%, 且随着 d 的增加识别率降低^[27]。

局部核函数例如高斯核函数 $K(x, x_i) = \exp[-\|x - x_i\|^2 / (2\sigma^2)]$, 参数 σ 决定了高斯核函数的影响范围, 本文以 0 为核函数中心, σ 分别取

0.1,0.2,0.3,0.4,观察高斯核函数曲线验证其局部性,如图5(b)所示,高斯核函数影响范围仅在测试点周围的小范围内,且 σ 越大作用范围越小,说明高斯核函数善于提取样本的局部特性。以高斯核函数

作为分类器核函数,改变 σ 取值,进行行人检测并比较检测结果,结果如表2所示。结果显示 $\sigma=0.1$ 时检测效果最好,识别率达到97.63%,且随着 σ 的增加识别率缓慢降低^[28]。

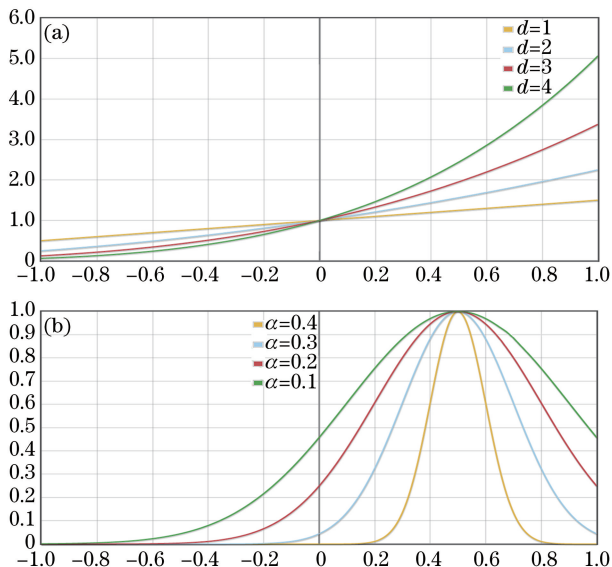


图5 核函数曲线图。(a)多项式核函数曲线图;(b)高斯核函数曲线

Fig. 5 Graph of kernel function. (a) Polynomial kernel function curve; (b) Gaussian kernel function curve

表1 识别率随d的变化

Table 1 Change of recognition rate with d

d	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Recognition rate /%	97.50	96.73	95.99	95.20	94.43	93.60	92.80	92.00	91.54

表2 识别率随sigma的变化

Table 2 Change of recognition rate with sigma

sigma	0.1	0.2	0.5	0.7	1.0	1.5	2.0	3.0	4.0
Recognition rate /%	96.63	97.20	96.84	96.00	95.72	95.40	95.00	94.64	94.12

由图5可知,多项式核函数具有较好的外推能力,而高斯核函数插值能力较强。为了综合两个核函数各自的优点,本文以组合核函数作为核函数:

$$K = \alpha_1 K_{local} + \alpha_2 K_{global}, \quad (6)$$

式中 α_1, α_2 为两个核函数各自所占比例, $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$ 且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。图6为 α_1 取0.1~0.9时,对应的组合核函数的曲线图,由图6可知,混合核函数结合了局部核函数与全局核函数的特点,既对附近的数据有影响,又可以作用到远离测试点的数据。

由图6可知,当组合系数采用不同组合时,会影响核函数的性质。在此用K-CV算法的思想验证参数 α_1 和 α_2 对核函数及分类器的影响^[29],K取10。

将样本分为10组,记为 $A_0 \sim A_9$,每一组分别做一次测试集,其余9组做训练集,最终结果取10组

的平均值。 α_1 取不同的值得到的识别率如图7所示,10组的平均值如表3所示。通过图表的对比可知,就行人检测而言, α_1 取0.9时,检测效果最好。

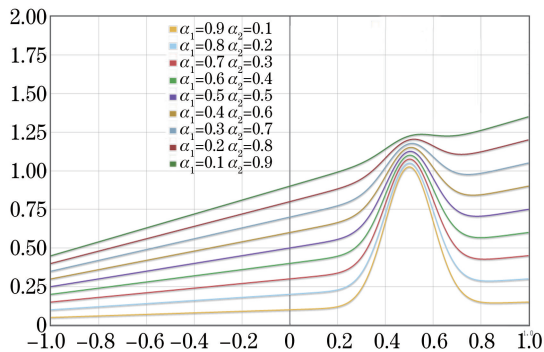


图6 组合核函数曲线图

Fig. 6 Graph of combined kernel function

表 3 识别率随 α_1 的变化Table 3 Change of recognition rate with α_1

α_1	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Recognition rate / %	96.24	96.76	97.34	97.22	97.84	97.95	97.92	98.25	98.50

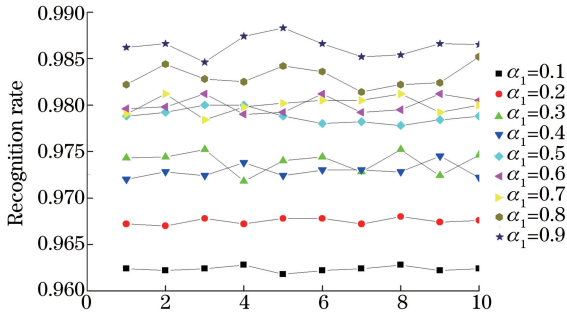
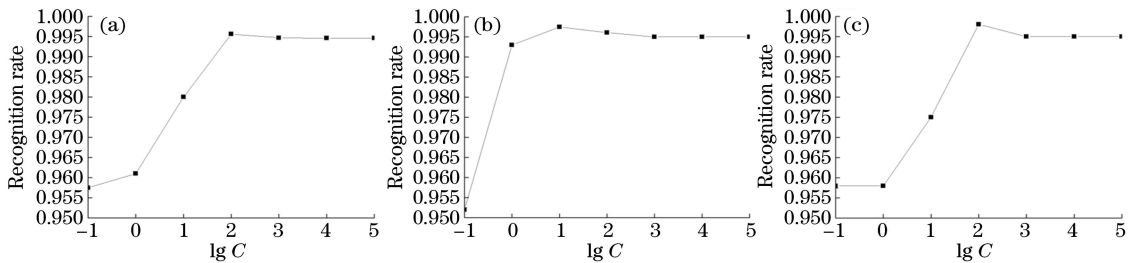


图 7 识别率对比图

Fig. 7 Comparison of recognition rate

图 8 识别率随 C 变化折线图。(a)多项式核函数;(b)高斯核函数;(c)组合核函数Fig. 8 Line chart of the change of recognition rate with C . (a) Polynomial kernel function;

(b) Gaussian kernel function; (c) combined kernel function

3.2.3 参数优化

组合核函数包含多项式核函数参数 d 、高斯核函数参数 σ 、组合核函数参数 α_1 和 α_2 ，以及惩罚因子 C ，其各自决定了核函数不同的性质。 σ 和 d 影响函数映射的特征空间， C 调节置信空间和经验风险的比例， α_1 和 α_2 决定了组合核函数的全局性与局部性，这使得同时优化具有重要意义。

常用的方法包括 GA、粒子群(PSO)算法，以及交叉验证(CV)算法等。其中 GA^[30-33] 拥有很强的并行全局搜索能力，不易出现陷入局部极值点的情况，且可以与其他算法混合交叉使用，可扩展性极强。GA 也是计算机科学人工智能领域中用于解决最优化的一种搜索启发式算法，是进化算法的一种。这种启发式通常用来生成有用的解决方案来优化和搜索问题。进化算法最初是借鉴了进化生物学中的一些现象而发展起来的，这些现象包括遗传、突变、自然选择，以及杂交等。GA 在适应度函数选择不当的情况下有可能收敛于局部最优，而不能达到全局最优。GA 的基本运算过程如下：

1) 初始化。设置进化代数计数器 $t=0$ ，设置最大进化代数 T ，随机生成 M 个个体作为初始

3.2.2 松弛变量与惩罚因子

本文 C 取 0.1, 1, 10, 100, 1000, 10000, 100000, 进行对比实验, 验证惩罚因子 C 对分类器识别率的影响。图 8 是分别以多项式核函数、高斯核函数及组合核函数为核函数时, 识别率随 C 取值变化曲线图, 横坐标为 $\lg C$, 纵坐标为识别率, 由图 8 可知, 随着 C 值的增大, 识别率逐渐上升并到达峰值, 但 C 值继续增加, 识别率不再改变或略有下降并逐渐趋于平缓, 并且不同的核函数最优 C 值是不一样的。

群体 $P(0)$ 。

2) 个体评价。计算群体 $P(t)$ 中各个个体的适应度。

3) 选择运算。将选择算子作用于群体。选择的目的是把优化的个体直接遗传到下一代或通过配对交叉产生新的个体再遗传到下一代。选择操作是建立在群体中个体的适应度评估基础上的。

4) 交叉运算。将交叉算子作用于群体, GA 中起核心作用的就是交叉算子。

5) 变异运算。将变异算子作用于群体, 即对群体中的个体串的某些基因座上的基因值作变动。群体 $P(t)$ 经过选择、交叉, 以及变异运算后得到下一代群体 $P(t+1)$ 。

6) 终止条件判断。若 $t=T$, 则以进化过程中所得到的具有最大适应度个体作为最优解输出, 终止计算。

交叉算法简单易实施, 运行时间短, 局部性较强。其中 K 重交叉验证是交叉算法的一种, 运行成本低且节约时间。2 种算法结合使用, 即达到了全局性的要求, 又达到了对局部点的要求, 且节约时间, 降低成本。本文结合 GA 与交叉验证, 进行核函

数参数优化。

对参数二进制编码,初始种群数量 $M=50$,最大迭代次数 $T=10$,以 10 重交叉验证的分类准确度值作为适应性函数。优化的结果为 $d=2, \sigma=0.5, \alpha_1=0.9, \alpha_2=0.1, C=100$ 。

4 结果与讨论

根据优化结果取 $d=2, \sigma=0.5, \alpha_1=0.9, \alpha_2=0.1, C=100$, 构成分类器。训练后对测试集进行检测,最终结果取 5 组平均值。图 9 为本文算法与传统算法和 Adaboost-SVM 算法的识别率对比图,传统算法识别率为 95.50%, Adaboost-SVM 算法识别率为 97.25%, 本文算法识别率达到 99.60%, 高于传统算法与 Adaboost-SVM 算法,耗

时仅为 0.26 s, 满足行人检测对时效性的要求。图 10 为行人检测效果图。

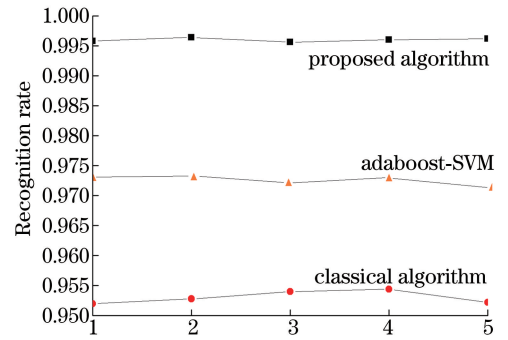


图 9 本文算法与传统算法识别率对比

Fig. 9 Comparison of the recognition rate between proposed algorithm and traditional algorithms

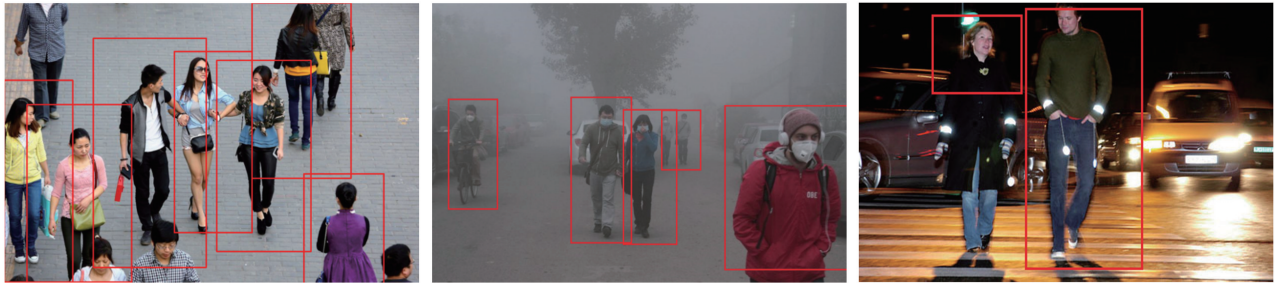


图 10 行人检测效果图

Fig. 10 Results of people detection

5 结论

为了达到行人检测对实时性的要求,采用 HOG 算法提取目标特征,PCA 算法降低特征向量维度以缩短时间消耗。以 SVM 作为分类器,在传统算法的基础上,以组合核函数代替单一核函数,按比例组合高斯核函数与多项式核函数,结合 K-CV 与 GA 进行组合系数和参数的优化与选择,既突出了测试点附近的局部信息,又保留了测试点较远处全局信息,并且得到了针对核函数的惩罚因子 C 。本文算法相比传统算法,其识别率有所提高,识别时间满足行人检测的要求,对行人检测可以达到较好的效果。

参 考 文 献

- [1] Wang B, Liu Y, Tang S, *et al.* Pedestrian detection with fusion of multi-models and intra-frame information[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(3): 444-449.
王斌, 刘洋, 唐胜, 等. 融合多模型和帧间信息的行

人检测算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(3): 444-449.

- [2] Xiong B W, Liu Y. Comparison of HOG+SVM and C4 pedestrian detection technology [J]. *Software Guide*, 2017, 16(2): 22-25.
熊帮伟, 刘勇. HOG+SVM 与 C4 两种行人检测技术比较[J]. *软件导刊*, 2017, 16(2): 22-25.
- [3] Zhou X Y, Liu J, Lu X, *et al.* A method for pedestrian detection by combining textual and visual information[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(1): 140-146.
周炫余, 刘娟, 卢笑, 等. 一种联合文本和图像信息的行人检测方法[J]. *电子学报*, 2017, 45(1): 140-146.
- [4] Yue X. Research on pedestrian detection based on HOG feature and SVM classifier[J]. *Innovation and Application of Science and Technology*, 2016(5): 62-63.
岳鑫. 基于 HOG 特征和 SVM 分类器的行人检测研究[J]. *科技创新与应用*, 2016(5): 62-63.
- [5] Xu Y, Xu X L, Li C N, *et al.* Pedestrian detection combining with SVM classifier and HOG feature

- extraction[J]. *Computer Engineering*, 2016, 42(1): 56-60, 65.
- 徐渊, 许晓亮, 李才年, 等. 结合 SVM 分类器与 HOG 特征提取的行人检测[J]. *计算机工程*, 2016, 42(1): 56-60, 65.
- [6] Papageorgiou C, Poggio T. A trainable system for object detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 38(1): 15-33.
- [7] Chen J, Shan S G, He C, *et al.* WLD: a robust local image descriptor [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32 (9): 1705-1720.
- [8] Wu J X, Rehg J M. Centrist: a visual descriptor for scene categorization [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33 (8): 1489-1501.
- [9] Osuna E, Freund R, Girosi F. Training support vector machines: an application to face detection [C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997: 130-136.
- [10] Lou Y. Studies on algorithm of support vector machine [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2007.
- 娄钰. 支持向量机算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2007.
- [11] Zhang L. A pedestrian detection method based on SVM-AdaBoost algorithm [J]. *Industrial Instrumentation & Automation*, 2016(4): 117-120.
- 张莉. 基于 SVM-AdaBoost 算法的行人检测方法[J]. *工业仪表与自动化装置*, 2016(4): 117-120.
- [12] Shao F B, Dong Y L, Hu Y H. An overview of the theory development and applications of support vector machine[J]. *Journal of Taishan University*, 2013, 35 (6): 78-81.
- 邵福波, 董玉林, 胡运红. 支持向量机理论发展与应用综述[J]. *泰山学院学报*, 2013, 35(6): 78-81.
- [13] Li Y J. Application of support vector machine in the field of pattern recognition [D]. Qingdao: Qingdao University, 2008.
- 李玉景. 支持向量机在模式识别领域中的应用研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2008.
- [14] Chen Q S, Zhao J W, Zhang H D, *et al.* Identification of authenticity of tea with near infrared spectroscopy based on support vector machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, 26(6): 933-937.
- 陈全胜, 赵杰文, 张海东, 等. 基于支持向量机的近红外光谱鉴别茶叶的真伪[J]. *光学学报*, 2006, 26 (6): 933-937.
- [15] Li J, Xue L, Liu M H, *et al.* Classification of pesticide contamination on fruit surface by using support vector machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(s2): 159-161.
- 黎静, 薛龙, 刘木华, 等. 基于支持向量机方法的水果表面农药污染分类研究[J]. *光学学报*, 2009, 29 (s2): 159-161.
- [16] Fei L R, Jiang P P, Yan G Z. Research on fall detection system based on support vector machine [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(1): 182-187.
- 裴利然, 姜萍萍, 颜国正. 基于支持向量机的跌倒检测算法研究[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(1): 182-187.
- [17] Long S Y, Zhang B, Song C, *et al.* Object detection based on improved speeded-up robust features [J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(6): 719-725.
- 龙思源, 张葆, 宋策, 等. 基于改进的加速鲁棒特征的目标识别[J]. *中国光学*, 2017, 10(6): 719-725.
- [18] Duan H C. Research on super parameter effective range of support vector classifier based on Gauss kernel function [D]. Jinan: Shandong Normal University, 2012.
- 段会川. 高斯核函数支持向量分类机超参数有效范围研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2012.
- [19] Li H Y. Research of kernels in support vector classifying machine [D]. Chongqing: Chongqing University, 2009.
- 李红英. 支持向量分类机的核函数研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2009.
- [20] Wang H Z, Yu J S. Study on the kernel-based methods and its model selection [J]. *Journal of Jiangnan University (Natural Science Edition)*, 2006, 5(4): 500-504.
- 王华忠, 俞金寿. 核函数方法及其模型选择[J]. *江南大学学报(自然科学版)*, 2006, 5(4): 500-504.
- [21] Cao L. Analysis and identification of pulmonary nodule images [D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2009.
- 曹蕾. 肺结节图像的分析与识别[D]. 广州: 南方医科大学, 2009.
- [22] Guo J Z. Research on the method of pedestrian detection in video images [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2012.
- 郭劲智. 视频图像行人检测方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2012.
- [23] Xu Y, Wei Z Y. Traffic sign recognition based on

- improved PCA and ELM [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 021001.
- 徐岩, 韦镇余. 基于改进 PCA 和 ELM 的交通标志图像识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(2): 021001.
- [24] Wang D, Si Y J, Liu T, *et al.* Heart beat classification based on feature fusion by principle component analysis [J]. *Optical and Precision Engineering*. 2015, 23(10z): 453-458.
- [25] Yuan W Q, Qu X F, Ke L, *et al.* PCA reconstruction error palmprint recognition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(10): 1903-1909.
- 苑玮琦, 曲晓峰, 柯丽, 等. 主成分分析重建误差掌纹识别方法[J]. *光学学报*, 2008, 28(10): 1903-1909.
- [26] Mercer J. Functions of positive and negative type, and their connection with the theory of integral equations[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 1909, 209: 415-446.
- [27] Zuo S, Guo X S, Wan J, *et al.* Fast classification algorithm for polynomial kernel support vector machines[J]. *Computer Engineering*, 2007, 33(6): 27-29.
- 左森, 郭晓松, 万敬, 等. 多项式核函数 SVM 快速分类算法[J]. *计算机工程*, 2007, 33(6): 27-29.
- [28] Zhang X Y, Liu Y C. Performance analysis of support vector machines with Gauss kernel [J]. *Computer Engineering*, 2003, 29(8): 22-25.
- 张小云, 刘允才. 高斯核支撑向量机的性能分析[J]. *计算机工程*, 2003, 29(8): 22-25.
- [29] Kohavi R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection [C]// *Proceedings of the 14th international joint conference on Artificial intelligence 1995*, 2: 1137-1143.
- [30] Liu Q J, Chen G M, Liu X F, *et al.* Genetic algorithm based SVM parameter composition optimization [J]. *Computer Applications and Software*, 2012, 29(4): 94-96.
- 刘靖洁, 陈桂明, 刘小方, 等. 基于遗传算法的 SVM 参数组合优化[J]. *计算机应用与软件*, 2012, 29(4): 94-96.
- [31] Larranaga P, Bielza C. Genetic Algorithm(GA)[M]. [S. l.]: *Dictionary of Bioinformatics and Computational Biology*, 2004.
- [32] Gao H, Xue L Y. Back propagation neural network based on improved genetic algorithm fitting LED spectral model [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(7): 072302.
- 高航, 薛凌云. 基于改进遗传算法的反向传播神经网络拟合 LED 光谱模型[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(7): 072302.
- [33] Shao M S, Li W. Image sharpening research based on improved quantum genetic algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(1): 011101.
- 邵明省, 李伟. 基于改进量子遗传算法的图像锐化研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(1): 011101.