

融合局部二值模式和 Hu 矩特征的车型识别

李澄非 陈新华

五邑大学信息工程学院, 广东 江门 529020

摘要 提出融合局部二值模式(LBP)和 Hu 矩特征的车型识别算法。LBP 特征能够很好地对车辆局部纹理进行描述, Hu 矩属于全局特征, 反映了车辆的形状轮廓信息, 将这两种互补特征结合能更好地表达车型特征。设计了融合特征的提取方法, 并结合支持向量机分类器构建了车型识别系统。实验结果表明, 融合算法比单一的特征算法性能更优, 提高了车型识别率。

关键词 机器视觉; 车型识别; 特征融合; 融合局部二值模式; Hu 矩

中图分类号 TN247 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP53.101503

Vehicle Type Recognition Based on Combining Local Binary Pattern and Hu Matrix Feature

Li Chengfei Chen Xinhua

School of Information Engineering, Wuyi University, Jiangmen, Guangdong 529020, China

Abstract The vehicle type recognition algorithm which combines local binary pattern (LBP) and Hu matrix feature is proposed. LBP feature can describe the local texture of vehicle. Hu matrix features are global features, and can reflect the shape contour information of the vehicle. The recognition algorithm of the fusion of LBP and Hu matrix can describe the vehicle type characteristics. The vehicle recognition system is constructed by using the proposed fusion feature extraction method and the support vector machine classifier. The fusion algorithm achieves better performance than the single feature algorithm, and improves the vehicles recognition rate.

Key words machine vision; vehicle type recognition; feature fusion; local binary pattern; Hu matrix

OCIS codes 150.1135; 110.2970; 070.5010

1 引言

基于视频图像技术的车型识别是智能交通系统的一项关键技术, 已经受到众多专家学者的关注和研究。然而在实际状况下很多的不利因素都给识别过程带来了巨大的挑战, 比如说图像车辆种类繁多、外观复杂多样、图像背景复杂等, 因而在应用的过程中车型识别率一直比较低。

Lim 等^[1]提取车辆 Gabor 特征后采用匹配算法进行识别, 该方法可以满足工程实时性, 但是识别率却不高。Cui 等^[2]采用主成分分析(PCA)方法对原始数据进行降维, 然后结合支持向量机(SVM)对车型进行分类识别, 虽然识别率基本达到要求, 但是识别速度有待提高。Kazemi 等^[3]通过对车辆进行多种变换来提取车辆特征, 包括小波变化、傅里叶变换等。Iqbal 等^[4]提出了 Sobel 和尺度不变特征转换(SIFT)特征融合的算法, 但缺点是特征维数高、识别速度慢。Dallalzadeh 等^[5]通过提取车辆的一系列几何形状特征进行车型识别。Arróspide 等^[6]提取车辆的方向梯直方图(HoG)特征, 但是 HoG 算子对于车型识别来说, 运算复杂度大, 识别准确率不高。陈银等^[7]采用改进单高斯模型对运动目标进行检测, 但要求室外背景稳定。

收稿日期: 2016-05-30; **收到修改稿日期:** 2016-06-20; **网络出版日期:** 2016-09-23

基金项目: 广东省科技厅第一批产业技术研究与开发资金计划项目(2012B010100016)、广东省教育厅特色创新类项目(2015GXJK148)、广东省教育厅研究生示范课程(2015SFKC39)、江门市科技计划基础理论与科学研究专项

作者简介: 李澄非(1971—), 女, 博士, 副教授, 主要从事机器视觉、工业控制等方面的研究。

E-mail: carl234566@sina.com

针对现有算法的不足,本文提出一种融合全局和局部特征的车辆识别算法。其中,局部特征采用局部二值模式(LBP)纹理特征,全局特征采用 Hu 矩描述。利用融合特征对车辆进行描述之后,建立 SVM 分类器模型对车型进行识别,实验结果表明两种特征的融合能够提高车型识别准确率。

2 检测及特征提取

2.1 检测

系统是在视频图像中检测到汽车后再识别分类的,由于矩形特征的计算量过大,需要积分图技术这种快速的特征值计算方法。对于一个灰度图像 3×3 而言,其积分图也是一张图,该图上任意一点 3×3 的值表示这一点与图像左上角的像素点所包含的矩形范围内所有像素点的灰度值的和,其计算公式为

$$G(x, y) = \sum_{x' \leq x} \sum_{y' \leq y} I(x', y'). \quad (1)$$

那么在图像 I 中,以 $P(x, y)$ 为中心,大小为 $(2w + 1) \times (2w + 1)$ 的邻域窗口内所有像素的灰度值之和,用积分图可以表示为

$$\sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w I(x+i, y+j) = G(x+w, y+w) - G(x+w, y-w) - G(x-w, y+w) + G(x-w, y-w). \quad (2)$$

由(2)式可以看出,只需用积分图作几次算术运算就可以求出任何窗口内像素值的和,因此可以很快地求出矩形的特征值。

在待检测的图像窗口中类 Haar 矩形特征数量是非常巨大的,然而并不是所有的特征都是我们所需要的,因此必须选取那些对分类识别起关键作用的特征。AdaBoost 算法是选取这些关键特征的有效手段,可以使我们得到更好的、更能够体现车辆特征的矩阵特征组合。

Gentle AdaBoost 的弱分类器更符合目标检测的实际情况,不仅具有高效的分类性能,而且计算速度也是最快的,因此本文选用 Gentle AdaBoost 算法来训练强分类器。

单个的强分类器很难保证满意的检测率,将由 AdaBoost 算法训练而得到很多个强分类器串联起来,组合成准确率很高的级联分类器则可以更好地实现车辆检测。级联分类器如图 1 所示。级联强分类器将多个强分类器由简单到复杂排列,经过不断训练,降低强分类器的误检率,使每个强分类器都有较高检测率,使得检测效果达到满足现实需要的目的。

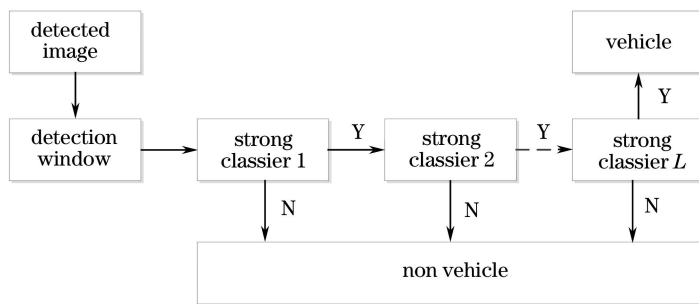


图 1 强分类器级联示意图

Fig. 1 Schematic diagram of strong classifier series connection

假如将级联分类器的层数设为 L ,检测率为 D ,误检率为 F ,第 i 层强分类器的检测率为 d_i ,第 i 层强分类器的误检率为 f_i ,每一层的最小检测率为 d_{\min} ,每一层的最大误检率为 f_{\max} 。则有 $F = \prod_i f_i$, $D = \prod_i d_i$ 。如果要训练一个级联分类器满足给定的 F 值和 D 值,只需要训练出每层的 d 值和 f 值。分类器在训练中会用训练得到的分类器对正负样本集中的每一个样本进行检测,在每一轮训练结束后都需要计算检测率及误检率,如果不满足给定的值,就应该对训练集上所设定的阈值进行调整,通过再一次的训练达到检测率标准。

表 1 测试结果比较

Table 1 Comparison of testing results

Detection Algorithm	Vedio 1			Vedio 2		
	Total number of detected vehicle	Rate of detection /%	Number of error detection	Total number of detected vehicle	Rate of detection /%	Number of error detection
Frame difference method	30	85.7	6	49	87.5	10
AdaBoost algorithm	35	100	5	53	94.6	6
Proposed algorithm	35	100	1	53	94.6	1

表 2 AdaBoost 算法与本文方法检测速度比较

Table 2 Comparison of the detection velocity using AdaBoost and proposed algorithm

Detection algorithm	Vedio 1 detection velocity / (ms/frame)	Vedio 2 detection velocity / (ms/frame)
AdaBoost algorithm	160	191
Proposed algorithm	71	86

基于运动区域与级联分类器结合的检测方法,能够很好地将每辆车单独检测出来,受车辆阴影及车辆粘连的影响小。但是当两辆车粘连程度很大,存在很大区域的遮挡时,还是无法检测到。

2.2 LBP 特征

LBP^[8]其突出的优点就是能够较好地描述车辆图像的局部纹理特性,并且具有旋转不变性与灰度不变性。LBP 的核心思想就是:以中心像素的灰度值作为参考值,与周围邻域像素点相比较得到相对应的二进制码来表示局部纹理特征。等价模式的基本思想是:当一个 LBP 算子对应的循环二进制数从 1 变到 0,或从 0 变到 1 最多只有两次的变动时,该 LBP 对应的二进制就被称为一个等价模式类。因此,在没有丢失信息的情况下,大大减少了二进制模式数量。本文选取具有等价模式的 LBP 特征算子,其具有 9 种等价模式,Cell 大小取 16。车辆图像 LBP 纹理特征向量的提取过程如下:

- 1) 首先把检测窗口划分为 $m \times m$ 的 Cell;
- 2) 遍历每个 Cell 中的所有像素,计算每个像素的 LBP 特征值;
- 3) 计算每个 Cell 的直方图,即统计 LBP 值出现的频率,再将直方图做归一化处理;
- 4) 将计算得出的所有 Cell 的直方图连接成一个特征向量,也就是图像的 LBP 特征向量。

图 2 所示为实验中车辆样本提取的小型车、中型车、大型车的 LBP 特征图。

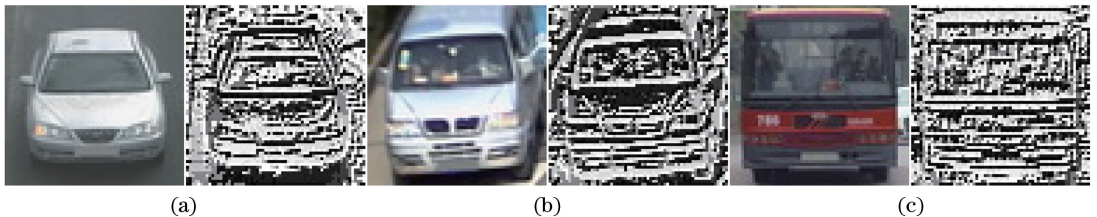


图 2 LBP 特征。(a)小型车;(b)中型车;(c)大型车

Fig. 2 LBP features. (a) Small vehicle; (b) medium vehicle; (c) large vehicle

2.3 Hu 矩特征

1962 年 Hu 构造了 7 个矩不变量,它们都由二阶和三阶的中心矩的线性组合而成,并且具有旋转、缩放和平移不变性,因此被称作 Hu 不变矩^[9]。LBP 特征是对车辆局部纹理的描述,而 Hu 矩是对图像全局特征的描述。在车型识别中车辆的轮廓信息是非常重要的分类特征,不变矩描述最大的优点就是能够全面的反映车辆的形状特点,因此本文采用 Hu 矩提取车辆图像的形状及轮廓特征,将这 7 个不变矩构成一组特征量。对图像灰度分布 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶规范化中心矩如下:

$(p+q)$ 规范化中心矩记作 η_{pq} , 定义为

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^r, \quad (3)$$

式中 $r = (p+q+2)/2$ 。

利用二阶和三阶归一化矩可以导出 7 个不变矩:

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \\ \varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2 \\ \varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \varphi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ \quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})] \\ \varphi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ \quad 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \varphi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ \quad (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{12} + \eta_{30})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{array} \right. \quad (4)$$

2.4 特征融合

假设提取的车辆图像 LBP 特征向量经过 PCA 方法进行降维后可以表示为 $\mathbf{F}_{LBP} = [F_{L1}, F_{L2}, \dots, F_{Lk}]_{1 \times k}$, Hu 矩向量表述为 $\mathbf{F}_{Hu} = [F_{H1}, F_{H2}, \dots, F_{H7}]_{1 \times 7}$ 。在对 LBP 特征和 Hu 特征融合前, 为了保持数据之间的相对关系及加快程序的收敛速度, 需要分别对其进行归一化处理。采用最大-最小的归一化方法, 分别将 \mathbf{F}_{LBP} 和 \mathbf{F}_{Hu} 特征向量归一化为 \mathbf{F}'_{LBP} 和 \mathbf{F}'_{Hu} 。计算方法为

$$\mathbf{F}'_{LBP} = \frac{\mathbf{F}_{LBP} - \min(\mathbf{F}_{LBP})}{\max(\mathbf{F}_{LBP}) - \min(\mathbf{F}_{LBP})}, \quad (5)$$

$$\mathbf{F}'_{Hu} = \frac{\mathbf{F}_{Hu} - \min(\mathbf{F}_{Hu})}{\max(\mathbf{F}_{Hu}) - \min(\mathbf{F}_{Hu})}. \quad (6)$$

由于 LBP 特征和 Hu 特征对车型识别率的重要程度不同, 因此需将归一化处理后的两种特征乘以相应的权值之后再行融合, 得到融合特征 \mathbf{F} , 融合特征的维数为 $k+7$ 维,

$$\mathbf{F} = [\omega_1 \mathbf{F}'_{LBP}, \omega_2 \mathbf{F}'_{Hu}], \quad (7)$$

式中 ω_1 和 ω_2 分别是 LBP 特征和 Hu 矩特征所对应的权值, 且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$, 权值的大小代表特征对分类结果的影响程度, 最优的权值组合可以通过实验训练得到, 融合后的特征 \mathbf{F} 被用来描述车辆特征。图 3 是从样本图像中提取的 Hu 矩阵特征。

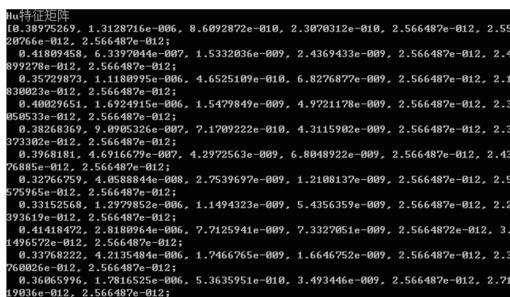


图 3 Hu 矩特征

Fig. 3 Hu matrix features

3 实验

3.1 实验测试

实验中选取 CDNET 数据库中的道路车辆视频 Vedio1 和拍摄于广东省深圳市罗湖区笋岗路的实际道路视频 Vedio2 为对象。对车型划分, 目前存在多种不同的车型划分标准, 因此在研究车型识别的过程中不同的学者按照不同标准进行研究。本文将车辆类型分为小型车(包括小轿车和吉普车)、中型车(包括普通面包车和越野车)和大型车(公共汽车和大货车)三类。假定把小型车、中型车、大型车分别叫做 A 类、B 类、C 类。车型训练样本 60 个, A、B、C 三类车型各 20 个。测试样本 210 个, 三类车型各 70 个。图 4 是部分训练样本图像。为了验证车型识别的改进性能, 进行了对比实验。在训练 SVM 分类器的过程中, 选用径向基函

数(RBF)作为核函数,为了获得 SVM 最优的参数,采用二分法分别对误差惩罚参数 C 和高斯核参数 Γ 测试准确率,得到最优参数 $C = 62.5$, Γ 为 5.6。实验开发环境为 Visual Studio 2012 以及 OPENCV2.4.11 图像处理库,运行环境为 Win7,运行内存为 2G。



图 4 训练样本图像。(a)A 类车;(b)B 类车;(c)C 类车

Fig. 4 Training sample images. (a) Class A vehicles; (b) class B vehicles; (c) class C vehicles

3.2 实验结果及分析

表 3 为取不同的融合权值组合下本文算法性能对比。 $\omega_1 + \omega_2 = 1$,其中 ω_1 为 LBP 特征权值, ω_2 为 Hu 特征权值,表 4 为三类车型识别率的比较。由表 3 可以得出,在大多数的融合权值组合下,两种特征融合的分类效果要优于单个的特征,证明本文方法切实有效。在 $\omega_1 = 0.3, \omega_2 = 0.7$ 的权值组合情况识别率最高为 78.6%。从表 4 中可以看出,B 类车的识别率比较低,而 A 类车和 B 类车的识别率相对更高一些。这是因为 B 类车的车型介于 A 类车和 C 类车之间,很容易造成误判。图 5 为在不同训练样本数量的情况下,各算法的识别性能比较。

表 3 不同融合权值组合下的算法性能

Table 3 Algorithm performance of different combinations of fusion weights

	$\omega_1 = 0.1$	$\omega_1 = 0.2$	$\omega_1 = 0.3$	$\omega_1 = 0.4$	$\omega_1 = 0.5$	$\omega_1 = 0.6$	$\omega_1 = 0.7$
Class A	56	57	62	58	54	52	51
Class B	27	39	45	37	31	20	16
Class C	46	47	58	49	47	40	35
Accuracy / %	61.4	68.1	78.6	68.6	62.8	53.3	48.6

表 4 三类车型的识别率

Table 4 Recognition rate of the three vehicle types

Vehicle type	Recognition rate / %
Class A	88.6
Class B	64.3
Class C	82.9

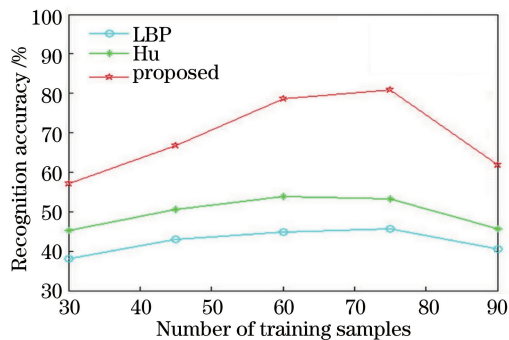


图 5 各算法性能比较

Fig. 5 Comparison of each algorithm performance

从图 5 中可以得出,本文算法在不同训练样本数不一样的情况下,比两种特征单独使用取得的分类效果更佳。同样还可以看出,随着训练样本数的增加,分类的性能不一样越好,因为信息的冗余可能会导致数据偏斜,从而降低分类准确率。各算法平均识别时间如表 5 所示,由于采用离线训练分类器的模式,识别时计算所需要的时间少,识别速度很快,3 种方法的识别时间相差不大。图 6 为实际道路场景视频的车型识别结

果示意图,图 6(a)中 A 类车和 C 类车被正确识别,图 6(b)中的 B 类车被错判为 C 类车。

表 5 各算法平均识别时间

Table 5 Average recognition time of each algorithm

Algorithm	Processing time /ms
LBP	4.7
Hu	4.9
LBP+Hu	9.9



图 6 车型识别结果。(a)正确识别;(b)错误识别

Fig. 6 Results of vehicle type recognition. (a) Correct recognition; (b) false recognition

4 结 论

提出了一种融合 LBP 与 Hu 矩特征的车型识别算法,将提取的车辆图像 LBP 特征通过权值组合法融合 Hu 矩特征,再把得到的融合特征向量输入 SVM 中进行训练,利用 SVM 分类器进行车型识别。实验结果表明,本文算法比单一特征算法更优,提高了车型识别率。本文车型识别方法主要是针对车辆的正面进行检测识别,下一步将考虑车辆各个侧面的情况,加入更多的车辆特征,进一步提高车型识别率。

参 考 文 献

- 1 Lim T R, Guntoro A T. Car recognition using Gabor filter feature extraction[C]. Circuits and Systems, Asia-Pacific Conference on IEEE, 2002, 2: 451-455.
- 2 Cui B, Xue T, Yang K. Vehicle recognition based on support vector machine[C]. Intelligent Information Technology Application Workshops, International Symposium on IEEE, 2008: 443-446.
- 3 Kazemi F M, Samadi S, Poorreza H R, *et al.* Vehicle recognition based on fourier, wavelet and curvelet transforms-a comparative study[C]. Information Technology, Fourth International Conference on IEEE, 2007: 939-940.
- 4 Iqbal U, Zamir S W, Shahid M H, *et al.* Image based vehicle type identification[C]. Information and Emerging Technologies (ICIET), 2010 International Conference on IEEE, 2010: 1-5.
- 5 Dallalzadeh E, Guru D S, Manjunath S, *et al.* Classification of moving vehicles in traffic videos [C]. International Conference on Computer Science and Information Technology, 2012: 211-221.
- 6 Arróspide J, Salgado L, Camplani M. Image-based on-road vehicle detection using cost-effective histograms of oriented gradients[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(7): 1182-1190.
- 7 Chen Yin, Ren Kan, Gu Guohua, *et al.* Moving object detection based on improved single Gaussian background model [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(11): 1109002.
陈 银, 任 侃, 顾国华, 等. 基于改进的单高斯背景模型运动目标检测算法[J]. 中国激光, 2014, 41(11): 1109002.
- 8 Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- 9 Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[C]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.